Analyse de la valeur des composantes de la chaîne de prévision hydrologique en contexte de gestion de réservoirs hydroélectriques

par

Jonathan DAVIDSON-CHAPUT

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

MONTRÉAL, LE 19 MAI 2022

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

Jonathan Davidson-Chaput, 2022

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

PRÉSENTATION DU JURY

CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

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

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

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

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

LE 26 AVRIL 2022

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je voudrais remercier tous ceux qui m'ont supporté ou qui ont été ne serait-ce que patient durant la dernière année, autant dans mon parcours académique que dans les autres sphères de ma vie, qui a été pour le moins rocambolesque. La liste serait trop longue pour tous vous citer (littéralement), mais je pense particulièrement à Richard, mon directeur de maîtrise, et surtout Andréanne, ma partenaire de vie.

Je voudrais aussi remercier ceux qui m'ont supporté financièrement durant mes études au cycles supérieurs, soit le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG), les Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT), l'École de technologie supérieure (ÉTS), ainsi que Rio Tinto.

Merci beaucoup!

ANALYSE DE LA VALEUR DES COMPOSANTES DE LA CHAÎNE DE PRÉVISION HYDROLOGIQUE EN CONTEXTE DE GESTION DE RÉSERVOIRS HYDROÉLECTRIQUES

Jonathan DAVIDSON-CHAPUT

RÉSUMÉ

Les prévisions hydrologiques sont des outils devenus indispensables au domaine de la gestion de la ressource en eau, entre autres en contexte de gestion de réservoirs hydroélectriques. Au fil du temps, les prévisions hydrologiques sont passées de prévisions déterministes (la meilleure prévision que possible), à probabilistes (estimation d'une gamme de débits possibles) afin de tenir compte de l'incertitude présente au sein des divers éléments composant la chaîne de prévision. Cependant, malgré l'importance économique et sociale de la gestion de la ressource en eau, et les efforts déployés afin d'en améliorer la performance, la valeur des différents éléments de la chaîne hydrologique les uns par rapport aux autres n'est pas bien définie. Ce manque de connaissances quant à la valeur relative de ces éléments ne permet pas aux chercheurs et gestionnaires de systèmes hydriques de bien axer leurs efforts et ressources afin d'améliorer de façon efficace la valeur globale de la chaîne de prévision hydrologique.

La présente étude vise à établir la valeur relative de cinq éléments de la chaîne de prévision hydrologique en contexte de gestion de réservoirs hydroélectriques, soit le modèle hydrologique, le jeu de données hydrométéorologiques, la fonction-objectif pour la calibration du modèle, le score de calibration ainsi que le biais et la dispersion présent dans les membres de l'ensemble. Afin d'y parvenir, un plan factoriel complet a été développé, dans lequel des ensembles de prévisions hydrologiques sont générés en modifiant un à un ces éléments de la chaîne. Ces ensembles sont par la suite transmis à un banc d'essai ayant été fourni par le partenaire industriel, Rio Tinto, qui simule une version simplifiée du réservoir du Lac-Saint-Jean et de la centrale hydroélectrique de l'Isle-Maligne, au Québec, Canada. Le banc d'essai est muni d'un algorithme d'optimisation prenant des décisions quant à la gestion du réservoir hydroélectrique basée sur des règles de gestion réalistes.

Afin de déterminer la valeur relative des différents éléments étudiés, les profits générés moyens sont regroupés selon l'élément analysé (ou la combinaison d'éléments), et la variance attribuable aux différents éléments est comparée. Afin de déterminer si les résultats obtenus peuvent être généralisés à d'autres systèmes, l'exercice est répété en modifiant certains paramètres du banc d'essai tels que le coût d'achat de l'énergie, le volume du réservoir, et la présence ou non d'une charge d'exploitation minimale. Les résultats ont démontré que pour le système analysé, les éléments pris individuellement ont sensiblement la même valeur et que l'interaction entre ceux-ci est responsable de la plupart de la variance dans les résultats. Afin d'améliorer la performance globale du système, plusieurs des éléments étudiés devront être améliorés. En effet, les interactions entre trois et quatre éléments représentent 71.2% de la variance, tandis que les effets principaux (sans interactions) ont un impact marginal. Par ailleurs, les résultats de la présente étude montrent que le biais et la dispersion ont un impact presque nul sur la variance des profits générés moyens. Cependant, trois éléments permettent

d'expliquer près du tiers de la variance, soit le score de calibration, le jeu de données hydrométéorologiques et la fonction-objectif.

Au-delà des résultats obtenus, la présente étude propose une structure de projet de recherche qui permettra de déterminer de manière exhaustive la valeur des différents éléments de la chaîne de prévisions hydrologiques, et même de la chaîne de gestion de réservoir hydroélectrique, et ce pour des systèmes hydriques dont les propriétés et la complexité varient.

Mots-clés : valeur, chaîne de prévisions hydrologiques, prévisions hydrologiques d'ensemble, gestion de réservoir hydroélectrique, modèle hydrologique, jeu de données hydrométéorologiques, fonction-objectif, score de calibration, biais, dispersion.

ANALYSIS OF THE VALUE OF ELEMENTS COMPOSING THE HYDROLOGICAL MODELING CHAIN IN A CONTEXT OF HYDROPOWER RESERVOIR MANAGEMENT

Jonathan DAVIDSON-CHAPUT

ABSTRACT

Hydrological forecasting has become an essential tool for water management, and amongst other things in a context of hydropower reservoir management. Through time, hydrological forecasting went from deterministic (the best possible forecast) to probabilistic (estimates of a range of possible outflows) to account for uncertainty present in the various elements composing the hydrological forecasting chain. However, despite the economical and social importance of water management and the efforts and resources spent to improve its performance, the relative value of the various elements composing the hydrological forecasting chain is not well defined. This gap in the knowledge base concerning the value of these elements, when compared to one another, does not allow for researchers and hydropower managers to allocate time and resources optimally to improve the overall value of the hydrological forecasting chain.

This study aims to establish the relative value of five elements of the hydrological forecasting chain in a context of hydropower reservoir management, namely the hydrological model, the hydrometeorological input dataset, the objective function for model calibration, the calibration score, and the bias and dispersion present in the members of the ensemble. To achieve this goal, a full factorial experiment design has been developed, in which various ensemble streamflow predictions are being generated by changing the elements of the hydrological forecasting chain one by one. These ensembles are then passed on to a test bench that was provided by our industrial partner, Rio Tinto, that simulates a simplified version of the Lac-Saint-Jean reservoir and the Isle-Maligne hydropower station, in Québec, Canada. The test bench includes a decision-making optimization algorithm that manages the hydropower reservoir based on the management rules similar to those used by the industrial partner.

To determine the relative value of the studied elements, the average generated profits are regrouped by elements (or combination of elements), and their variance is compared. To assess if the results can be generalized to other systems, the exercise has been repeated and the test bench's parameters, such as the buyout cost of energy, the storage capacity of the reservoir, and the presence or absence of a minimal energy production, have been modified. Results of the current study have shown that for this system, the studied elements have similar values and that the interactions between them explain most of the variance. To improve the overall performance of the system, multiple elements must be improved at once. In fact, interactions between three and four elements represent 71.2% of the total variance, while the main effects (without interactions) have a marginal impact. Also, the results of this study show that the impact of bias and dispersion on the average generated profit's variance is almost zero. However, a third of the variance can be explained by three elements, namely the calibration score, the hydrometeorological dataset and the objective function.

Beyond the actual results, this study proposes a framework that will allow doing an exhaustive analysis of the value of the elements of the hydrological forecasting chain, and also of the whole hydropower reservoir management chain, for systems of varying properties and complexity.

Keywords: value, hydrological forecasting chain, ensemble streamflow predictions, hydropower reservoir management, hydrological model, hydrometeorological dataset, objective function, calibration score, bias, dispersion.

TABLE DES MATIÈRES

Page

INTRODUCTION 1

CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE 3
1.1 Généralités 3
1.2 Modélisation hydrologique 3
1.2.1 Modèles hydrologiques 3
1.2.2 Jeux de données hydrométéorologiques 5
1.2.3 Fonctions-objectifs pour la calibration des modèles 7
1.2.4 Assimilation de données 9
1.3 Prévisions hydrologiques 11
1.3.1 Prévisions hydrologiques déterministes 11
1.3.2 Prévisions hydrologiques probabilistes 12
1.3.3 Caractérisation des prévisions hydrologiques 13
1.3.4 Biais et dispersion dans les prévisions d'ensemble 15
1.4 Algorithme d'optimisation pour la gestion du réservoir 16
1.5 Valeur des éléments de la chaîne de prévision hydrologique 17
1.6 Objectif de recherche 18

CHAPITRE 2 VALUE OF VARIOUS ELEMENTS OF THE HYDROLOGICAL FORECASTING CHAIN: IS THERE A SUCCESSFUL PATHWAY FOR IMPROVING THE OVERALL PERFORMANCE? 21
2.1 Abstract 21
2.2 Introduction 22
2.3 Method 25
2.3.1 Overview 25
2.3.2 Hydrological forecasting chain variations 27
2.3.3 Test bench 33
2.3.4 Analyzed metrics 34
2.4 Results and discussion 35
2.4.1 Variance in the average profit 36
2.4.2 Average profit by sources of variance 39
2.4.3 Further investigations into the value of the bias and dispersion factor 41
2.4.4 Limitations 42
2.5 Conclusion 44
2.6 Acknowledgements 45

CHAPITRE 3 DISCUSSION 47
3.1 Variance du profit moyen 47
3.1.1 Effet principal 47

3.1.2 Changements apportés au coût d'achat de l'énergie 48
3.1.3 Interactions et sources d'ordres supérieurs 49
3.1.4 Somme de la variance relative des sources contenant les différents facteurs 51
3.1.5 Changements aux caractéristiques du système hydroélectrique 51
3.2 Profit moyen selon la source de variance 53
3.3 Examen plus approfondi de la valeur du facteur biais/dispersion 55
3.3.1 Méthode de génération du biais/dispersion..... 55
3.3.2 Temps de concentration et algorithme de prise de décisions..... 56
3.3.3 Études antérieures 57
3.4 Limitations 59
3.4.1 Portée de l'étude 59
3.4.2 Bassins versants et systèmes hydriques 61
3.4.3 Contexte opérationnel réel 62

CONCLUSION 63

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....65

LISTE DES TABLEAUX

Page

Table 2.1 The Lac-Saint-Jean watershed properties. 27

Table 2.2 Reservoir properties. 27

Tableau 3.1 Superficie des bassins versants du système hydrique du Saguenay-Lac-Saint-Jean.....59

LISTE DES FIGURES

Page

Figure 1.1 Représentation schématique de la méthode de génération d'ESP à partir des données hydrométéorologiques historiques. Tiré de Cassagnole (2020).....13

Figure 2.1 The Lac-Saint-Jean (LSJ) watershed used in the test bench.....26

Figure 2.2 Hydropower modelling flowchart.....28

Figure 2.3 Relative sum of squares on average profit generated by each source at multiple energy buyout cost.....37

Figure 2.4 Comparison of average profit when maintaining one element constant in each factor. 39

Figure 2.5 Results of the Kruskal-Wallis tests comparing the average profit generated by the elements composing the factors.....41

Figure 3.1 Variance relative des facteurs individuels selon le coût d'achat de l'énergie. 49

Figure 3.2 Variance relative du profit moyen attribuée aux sources de deuxième et troisième ordre ne contenant pas le biais/dispersion (X5). 50

Figure 3.3 Variance relative selon la source et le volume du réservoir, et distribution des changements lors de la modification du volume.....52

Figure 3.4 Changements à la variance relative selon la source et le BC de l'énergie par rapport aux valeurs obtenues avec la première méthode de génération du biais, distribution des changements lors de la modification, et changements à la variance relative selon la source. 56

Figure 3.5 Prévision d'ensemble pour la combinaison CEQUEAU-ERA5-KGE-100-NoBias. 57

Figure 3.6 Illustration des hydrogrammes synthétiques ayant été générés. Tiré, traduit et adapté de Cassagnole et al. (2021).....58

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ANOVA	Analysis of Variance (Analyse de la variance)
BC	Buyout cost (Coût d'achat)
CMADS	China Meteorological Assimilation Driving Datasets (Données de pilotage d'assimilation météorologique de la Chine)
CMA-ES	Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (Stratégie d'évolution avec adaptation de matrice de covariance)
DA	Data Assimilation (Assimilation de données)
ECMWF	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme)
ESP	Ensemble Streamflow Prediction (Prévision hydrologique d'ensemble)
GIS	Geographic Information System (Système d'information géographique)
HOOPLA	Hydrological Prediction Laboratory (Laboratoire de prévision hydrologique)
IEA	International Energy Agency (Agence internationale de l'énergie)
KGE	Kling-Gupta Efficiency (Critère de Kling-Gupta)
lnNSE	log-normal transformed Nash-Sutcliffe Efficiency (Critère de Nash-Sutcliffe à partir des débits ayant subi une transformation log-normale)
lnRMSE	log-normal transformed Root Mean Square Error (Racine de l'erreur quadratique sur des débits ayant subi une transformation log-normale)
LP	Linear Programming (Programmation linéaire)
MAE	Mean absolute error (Erreur absolue moyenne)
MSE	Mean squared error (Erreur quadratique moyenne)
NRCan	National Ressources Canada (Ressources Naturelles Canada)
NSE	Nash-Sutcliffe Efficiency (Critère de Nash-Sutcliffe)
PET	Potention EvapoTranspiration (Évapotranspiration potentielle)

RMSE	Root Mean Square Error (Racine de l'erreur quadratique)
SA	Snow Accounting (Compatabilisation de la neige)
SS	Sum of Squares (Somme des carrés)
SWE	Snow Water Equivalent (Équivalent en eau de la neige)
TMPA	Multi-satellite Precipitation Analysis (Analyse de précipitation multi-satellite)

INTRODUCTION

La production hydroélectrique est un secteur stratégique et économique de taille et est appelée à prendre encore plus d'importance dans le cadre de la lutte aux changements climatiques et aux efforts de réduction des gaz à effet de serre. Selon l'Agence Internationale de l'Énergie (IEA), la filière hydroélectrique représentait 2,5% de la production énergétique mondiale en 2020 (IEA, 2020), et selon cette même agence, la croissance annuelle de la capacité totale de production de 3% observée en 2020 devrait se maintenir au cours de la prochaine décennie (IEA, 2021).

La gestion des ressources hydriques repose en grande partie sur la prévision hydrologique, qui consiste en l'estimation des débits à venir à partir de diverses méthodes, dont principalement la modélisation hydrologique. Originalement, ces modélisations reposaient sur la meilleure prévision météorologique disponible, conduisant à des prévisions dites déterministes. Par contre, afin de mieux tenir compte des différentes sources d'incertitude liées à la modélisation hydrologique, diverses approches probabilistes ont vu le jour afin de tenir compte de diverses sources d'incertitude. En contexte opérationnel, ces prévisions sont fournies à un algorithme d'optimisation qui renseigne les gestionnaires de réservoir sur les décisions optimales à prendre.

La présente étude vise à déterminer la valeur de certains éléments de la chaîne de prévision hydrologique, notamment le modèle hydrologique, le jeu des données hydrométéorologiques employé afin d'alimenter le modèle, le choix du critère servant à sa calibration, sa capacité à simuler fidèlement les débits en rivière (score de calibration), ou le biais et la dispersion des différents scénarios possibles formant l'ensemble probabiliste. Pour y parvenir, des prévisions hydrologiques probabilistes de diverses qualités seront générées en modifiant un à un les éléments de la chaîne de prévision hydrologique mentionnés précédemment, et ces prévisions hydrologiques probabilistes seront passées à un banc d'essai simulant le réservoir du Lac-Saint-Jean au Québec, ainsi que la centrale hydroélectrique y étant associée, la centrale de l'Isle-Maligne. Le concept de qualité d'une prévision hydrologique sera aussi défini à la

section 1.3.3. Le banc d'essai, fourni par notre partenaire industriel, Rio Tinto, est muni d'un algorithme d'optimisation répondant aux contraintes opérationnelles réelles, et simulera une gestion réelle du réservoir. Cette gestion simulée permettra de calculer le profit généré par les différentes prévisions hydrologiques probabilistes, et il sera alors possible de comparer les résultats et d'estimer quel élément de la chaîne hydrologique induit la plus grande variance dans les profits générés. Cette information indiquera aux gestionnaires de réservoirs hydroélectriques et chercheurs œuvrant dans le domaine quel élément il serait préférable d'améliorer, et permettra de mieux allouer temps et ressources.

Le présent mémoire est constitué de quatre chapitres. Une revue de littérature est présentée au chapitre 1, le chapitre 2 contient l'article issu de la présente étude, le chapitre 3 présente une discussion qui approfondit celle de l'article, et finalement la conclusion de l'étude sera présentée.

Il est à noter que par souci d'uniformité avec l'article qui est en anglais, les sigles et abréviations seront en anglais tout au long du présent document.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Généralités

Le présent chapitre a pour but de présenter la littérature sur laquelle cette étude s'appuie et comment elle s'intègre dans le corps de cette littérature. La section 1.2 portera sur la modélisation hydrologique. Plus en détail, cette section abordera différents éléments de la chaîne de prévision hydrologique, dont les modèles hydrologiques et routines associées, les jeux de données hydrométéorologiques, les fonctions-objectifs pour la calibration des modèles, et l'assimilation de données.

La section 1.3 portera sur la prévision hydrologique. Plus en détail, cette section portera sur les prévisions déterministes, puis probabilistes, la caractérisation des prévisions hydrologiques, et sur le biais et la dispersion que peuvent contenir les prévisions hydrologiques d'ensemble (ESP).

La section 1.4 portera sur l'algorithme d'optimisation présent dans le banc d'essai et servant à la gestion du réservoir hydroélectrique.

La section 1.5 portera sur la valeur des éléments de la chaîne de prévision hydrologique.

Finalement, la section 1.6 portera sur les objectifs de recherche de la présente étude.

1.2 Modélisation hydrologique

1.2.1 Modèles hydrologiques

La modélisation hydrologique est un procédé couramment utilisé afin d'estimer les débits en rivière ainsi que les apports hydriques aux réservoirs en fonction des données météorologiques.

Plusieurs types de modèles hydrologiques sont disponibles selon les besoins, l'information disponible afin de les renseigner, et le temps de calcul disponible à la calibration et à l'exécution. Les modèles hydrologiques sont développés autour de deux grands axes, soit la distribution spatiale et les phénomènes physiques y étant représentés.

La représentativité des phénomènes physiques du modèle est principalement dépendante des données disponibles afin de le renseigner. Les modèles conceptuels reposent sur la simplification des phénomènes physiques en les remplaçant par une série de relations empiriques observées ou présumées (Liu, Wang, Xu, & Duan, 2017). Pour leur part, les modèles à base physique sont basés sur la résolution d'équations différentielles représentant les phénomènes physiques (Liu et al., 2017), et requirent une plus grande quantité d'intrants en plus de ceux nécessaires aux modèles étant plus conceptuels, comme par exemple le type de sol, et l'occupation et la pente de celui-ci.

L'autre grand axe définissant le modèle hydrologique est la distribution spatiale. Les modèles dits distribués ont la capacité d'estimer les débits générés pour chaque parcelle du territoire à l'étude, découpé en tuiles ou en sous-bassins. Ces tuiles agissent en tant que modèles individuels en soi, où chacune d'elles doivent être renseignée et génèrent leurs propres débits en fonction des intrants hydrométéorologiques, et ces modèles sont munis de modules de routage permettant de prendre compte du l'aspect temporel du transport de l'eau en rivière. Pour leur part, les modèles dits globaux n'estiment que le débit en un seul point, soit à l'exutoire du bassin versant à l'étude (dos Santos, de Oliveira, & Mauad, 2018).

Afin de modéliser les phénomènes d'évapotranspiration potentielle (PET) et d'accumulation et de fonte de neige (SA), certains modèles hydrologiques intègrent des routines à même leur structure, tandis que d'autres font appel à des modules externes. Les routines de PET permettent de modéliser ce phénomène, alors que les routines de SA permettent de gérer l'aspect temporel lié à l'accumulation de précipitations solides durant la saison froide, puis au ruissellement dû à la fonte lors de redoux hivernaux ou au printemps.. Pour y parvenir, les

routines de SA simulent des réservoirs d'eau sous forme solide lorsque les conditions sont propices, et en les rendant disponibles pour le ruissellement quand les conditions sont réunies.

Troin, Martel, Arsenault, & Brissette (2022) ont analysé l'impact de diverses structures de modèles hydrologiques sur l'incertitude lors de simulation de débits. Pour y parvenir, ils ont modélisé les débits de 698 bassins versants Nord-Américains à l'aide de 180 modèles hydrologiques différents (en variant les modules composant les modèles hydrologiques). Bien que le but premier ne fût pas d'évaluer la performance des différents modules, les résultats ont démontré que la routine de SA CemaNeige (Valéry, Andréassian, & Perrin, 2014) offrait généralement une meilleure performance que les autres ayant été analysées. Les intrants nécessaires au modèle sont 1) l'élévation moyenne de chaque quintile de la superficie du bassin versant, 2) les températures minimales et maximales de l'air à chaque pas de temps, 3) les précipitations totales à chaque pas de temps, 4) la valeur du paramètre de l'inertie thermique de la neige et 5) la valeur du paramètre du facteur de fonte de la neige en fonction des degrés-jours. Les résultats de l'étude de Troin et al. (2022) ont aussi démontré que l'influence sur la variance de la routine de PET était semblable d'une routine à l'autre. Cette étude démontre aussi que le niveau de complexité des différents modules des modèles hydrologiques n'a pas de lien direct sur la performance globale.

1.2.2 Jeux de données hydrométéorologiques

Divers produits de données hydrométéorologiques, soit les données météorologiques nécessaires afin de renseigner les modèles hydrologiques, sont disponibles. Ces produits sont regroupés en quatre grandes familles, soit des données ponctuelles, recueillies par des stations météorologiques, des données spatialisées sur grille, des données de réanalyse et des données satellites.

Les données recueillies par les stations météorologiques sont celles qui sont à la base des données spatialisées sur grille, qui seront abordées dans la présente section. Les stations sont soit manuelles, où un technicien (ou un citoyen) doit prendre des relevés aux moments

déterminés, ou automatisées. Les données recueillies généralement utilisées en hydrologie sont la température de l'air et les précipitations, mais certaines stations enregistrent aussi d'autres données telles que la pression atmosphérique, la vitesse du vent ou les radiations solaires. Les stations fournissent des données généralement fiables, mais peuvent faire l'objet de données manquantes en cas de défectuosité. Par ailleurs, le réseau de stations, ne mesurant les données qu'en un seul point, est très peu dense dans certaines régions. Cette situation fait en sorte que les données hydrométéorologiques peuvent difficilement être généralisées à l'ensemble d'un grand bassin versant.

À partir des données ponctuelles recueillies par les stations météorologiques, des produits dits grillés sont développés par interpolation, ce qui permet d'avoir une estimation locale des données hydrométéorologiques dans des régions qui ne sont pas couvertes par des stations. Le ministère des Ressources Naturelles du Canada (NRCan) a développé une grille de données hydrométéorologiques couvrant son territoire jusqu'au 84°N à une résolution de ~10 km x 10 km pour la période de 1915-2015. Ce jeu de données contient les températures journalières minimales, maximales ainsi que les précipitations journalières totales (Hutchinson et al., 2009; Hopkinson et al., 2011; McKenney et al., 2011). Les données sur grille offrent un produit interpolé qui ne contient aucune donnée manquante, mais la qualité des données est entièrement tributaire de la qualité des données des stations sous-jacentes. Pour les régions où les stations sont éloignées les unes des autres, l'interpolation doit donc se faire sur une très longue distance, ce qui peut mettre en doute la qualité de ces données.

Les réanalyses sont aussi des produits grillés, dont les données sont reconstituées à partir de modèles météorologiques globaux qui utilisent des méthodes d'assimilation de données (qui seront abordées à la section 1.2.4) et un large éventail de données pour y parvenir, dont entre autres celles de stations météorologiques, satellites, avions, navires et radars. Le jeu de données de réanalyse employé dans la présente étude se nomme ERA5, et a été développé par le European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF), couvre la période 1979-présent, et offre une résolution spatiale de 0,25° x 0,25°. Ce produit rend disponible une vaste gamme de données météorologiques telles que, par exemple, la pression atmosphérique, la

vitesse du vent, la température de l'air ainsi que les précipitations totales, et ce à un pas de temps horaire pour diverses élévations de l'atmosphère (ECMWF, 2022a; Arsenault et al., 2020; ECMWF, 2022b). Les réanalyses ont les mêmes avantages que les données interpolées sur grille, mais ajoutent des sources d'informations spatialisées ainsi qu'un modèle physique permettant d'estimer la meilleure valeur possible à chaque endroit, indépendamment de l'emplacement et de la qualité des données des stations météorologiques.

Finalement, la quatrième famille des produits hydrométéorologiques regroupe les données produites à partir de satellites, telles que les précipitations, les températures de surface ou les type d'occupation des sols. Cependant, comme l'ont démontré Behrangi et al. (2011) en simulant les débits de la rivière Illinois aux États-Unis à partir des précipitations de cinq produits satellites, les débits sont généralement significativement surestimés durant la période chaude, tandis que l'inverse a été observé pour les périodes froides. Dans le domaine de l'hydrologie, l'utilité de ces produits est donc limitée.

Essou, Brissette, & Lucas-Picher (2017) ont pour leur part comparé la performance de données grillées à celles de données de réanalyse en modélisant les débits de 316 bassins versants canadiens. Les débits ont été simulés à partir d'un produit grillé, soit celui de NRCan, et trois produits de réanalyses, soit ERA-Interim (Dee et al., 2011), CFSR (Wang et al., 2011) et MERRA (Rienecker et al., 2008), et les débits simulés ont par la suite été comparés aux débits observés. Les résultats ont démontré que les performances étaient sensiblement les mêmes pour NRCan et CFSR, peu importe la densité de stations à partir desquelles les données de NRCan ont été extrapolées. Par contre, ERA-Interim et MERRA ont offert de meilleures performances dans les régions où la densité des stations météorologiques était plus faible que 1 par 1 000 km².

1.2.3 Fonctions-objectifs pour la calibration des modèles

Les modèles hydrologiques, étant des simplifications des phénomènes physiques réels, doivent être calibrés afin de produire des estimations des débits fidèles à la réalité. Pour ce faire, le

modélisateur a généralement recours à un algorithme d'optimisation qui, par itérations et différentes stratégies, génère un jeu de paramètres de calibration et compare les débits simulés aux débits observés.

Afin d'obtenir un jeu de paramètres de qualité, l'algorithme tente d'optimiser une fonction-objectif, qui est un score calculé entre les débits observés et simulés. Les travaux de Jie, Chen, Xu, Zeng, & Tao (2015) n'ont pas permis d'identifier de fonction-objectif unique permettant de calibrer les modèles de manière à ce que ceux-ci réagissent de façon convenable à chaque type d'événement, et mentionnent que le choix de la fonction objectif doit faire l'objet de compromis selon l'objectif de la modélisation (comme par exemple si ce sont les pics de crue printaniers ou la période d'étiage que le modélisateur tente de représenter).

Tel que mentionné par Gupta, Kling, Yilmaz, & Martinez (2009), le Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) (Nash & Sutcliffe, 1970) est l'une des fonctions-objectifs les plus couramment employées en hydrologie. L'équation 1.1 présente le calcul du score de NSE, où *t* représente le pas de temps, *n* le nombre de pas de temps, *x* le débit, les indices *s* et *0* les débits simulés et observés respectivement, tandis que μ_0 représente la moyenne des débits observés.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n}\left(x_{0,t} - x_{s,t}\right)^2}{\sum_{t=1}^{n}\left(x_{0,t} - \mu_0\right)^2} \tag{1.1}$$

Tel que mentionné par Gupta et al. (2009), le NSE est en fait un dérivé de l'erreur quadratique moyenne (MSE), car le numérateur de l'équation 1.1 représente l'équation de ce score. Une autre variation du MSE, la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), est elle aussi couramment utilisée en hydrologie. L'équation 1.2 présente le RMSE, où *t* représente le pas de temps, *n* le nombre de pas de temps total, *x* le débit, les indices *s* et *0* les débits simulés et observés respectivement.

$$RMSE = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left(x_{s,t} - x_{0,t}\right)^2}{n} \tag{1.2}$$

Afin de pallier le fait que le point de référence du NSE soit en fonction du débit moyen, ce qui peut avoir tendance à surestimer la capacité du modèle à prévoir les débits pour les bassins étant caractérisés par une forte saisonnalité, Gupta et al. (2009) ont proposé l'approche novatrice du Kling-Gupta Efficiency (KGE). L'équation 1.3 montre le KGE, où *r* représente la corrélation linéaire entre les débits observés et simulés, α le ratio des écarts-types et β le biais.

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

Tel qu'exprimé par Knoben, Freer, & Woods (2019), l'équation du KGE peut être développée tel que démontré à l'équation 1.4, où *r* représente la corrélation linéaire entre les débits observés et simulés, σ l'écart-type, μ la moyenne et les indices *s* et *0* les débits simulés et observés, respectivement.

$$KGE = 1 - \sqrt{(r-1)^2 + \left(\frac{\sigma_s}{\sigma_o} - 1\right)^2 + \left(\frac{\mu_s}{\mu_0} - 1\right)^2} \tag{1.4}$$

Tel que mentionné par Santos, Thirel, & Perrin (2018), une transformation logarithmique peut être appliquée aux débits avant de calculer le score de calibration afin de réduire la variabilité des débits et calibrer le modèle afin qu'il représente mieux les périodes de faible débit.

1.2.4 Assimilation de données

L'assimilation de données est une méthode de post-traitement qui consiste à mettre à jour les variables d'état d'un modèle hydrologique à chaque pas de temps, permettant à celles-ci d'être cohérentes par rapport aux débits observés du dernier pas de temps. Cette méthode, mise en œuvre manuellement ou grâce à un algorithme, permet ainsi au modèle de simuler des débits qui sont plus représentatifs de la réalité (Mai, Arsenault, Tolson, Latraverse, & Demeester, 2020).

Troin, Arsenault, Wood, Brissette, & Martel (2021) ont établi une liste non exhaustive des méthodes d'assimilation de données (DA) populaires au sein de la communauté de l'hydrologie. Les auteurs ont regroupé les méthodes en quatre grands groupes, soit 1) l'assimilation de données variationnelle, 2) les filtres particulaires et leurs variants, 3) les filtres de Kalman et leurs variants, et 4) les autres méthodes. Parmi les méthodes présentées, les auteurs n'en ont identifié qu'une seule servant à la fois pour la DA des débits, de la teneur en eau du sol et l'équivalent en eau de la neige (SWE), soit la méthode des filtres de Kalman d'ensemble (EnKF). Selon Liu et al. (2012), la méthode du EnKF s'est démarquée et est devenue la méthode la plus fréquemment utilisée en hydrologie, principalement grâce à sa simplicité de mise en œuvre ainsi que sa robustesse pour résoudre la plupart des problèmes rencontrés par cette discipline. Cette méthode consiste à générer un ensemble de variables d'état possibles à l'intérieur des limites de l'incertitude inhérente aux débits observés et aux intrants hydrométéorologiques du modèle (Evensen, 2003). Dans un contexte de modélisation hydrologique, les valeurs moyennes des ensembles générés à chaque pas de temps sont retenues afin de mettre à jour les variables d'état des modèles hydrologiques.

Cependant, bien que la méthode du EnKF soit plus simple à mettre en œuvre que les autres méthodes, Thiboult & Anctil (2015) ont démontré qu'il s'agit d'un outil puissant afin de réaliser des prévisions à court terme, mais que celui-ci requiert une paramétrisation plus minutieuse que celle généralement recommandée. Cette étude a été réalisée en simulant les débits générés par 38 bassins versants du Québec, à partir de 20 modèles hydrologiques conceptuels et globaux. En augmentant la variabilité des données hydrométéorologiques et des débits observés (les hyperparamètres du EnFK), la consistance et le biais des prévisions générées ont pu être évalués. Il a alors été observé que les performances variaient grandement d'une combinaison d'hyperparamètres, de bassin versant et modèle hydrologique à l'autre. Ce constat confirme le fait que les hyperparamètres doivent être déterminés en fonction des deux autres éléments, et qu'il n'existe pas de valeurs universellement optimales. Cependant, les auteurs mentionnent que malgré un jeu d'hyperparamètres non optimal, la méthode des EnFK offre des performances supérieures à des prévisions réalisées sans cette méthode.

1.3 Prévisions hydrologiques

Les prévisions hydrologiques sont un outil essentiel de la gestion des ressources hydriques, entre autres en contexte de gestion de réservoir hydroélectrique, permettant de prévoir les volumes et débits qui transiteront dans un tronçon de rivière. Cette approche permet d'agir de façon proactive dans la gestion de systèmes parfois complexes et souvent névralgiques au bon fonctionnement des sociétés modernes, qu'il s'agisse de production hydroélectrique, d'irrigation de terres agricoles ou de prévention des inondations (Troin et al., 2021).

1.3.1 Prévisions hydrologiques déterministes

Initialement, les prévisions hydrologiques étaient de type déterministe, consistant à émettre une seule prévision de la meilleure qualité possible. Dans son plaidoyer pour des prévisions hydrologiques probabilistes, Krzysztofowicz (2001) mentionne que la prévision déterministe force le prévisionniste à mettre de côté de l'information importante quant à la variabilité des processus hydrologiques, et donne à l'utilisateur de la prévision une illusion de certitude. Pour appuyer son point, il mentionne l'exemple d'une inondation lors de la crue de 1997 dans le Dakota du Nord, où les citoyens s'étaient préparés à un niveau de crue prévue par le National Weather Service, qui s'est avéré être 5 pieds (1,5 mètre) plus élevé. À la suite de ce manque de préparation, un conseiller d'une municipalité touchée a fait valoir le point que s'ils avaient su que cette prévision n'était pas une science exacte, ils se seraient préparés autrement. L'auteur mentionne aussi que les prévisions probabilistes offrent quatre avantages potentiels par rapport aux prévisions déterministes, soit 1) elles sont scientifiquement honnêtes, exprimant les incertitudes et par le fait même le degré de certitude, 2) elles permettent aux autorités d'établir des critères basés sur le risque, 3) elles transmettent implicitement à l'utilisateur l'incertitude, et 4) elles offrent un potentiel économique additionnel pour les décideurs.

1.3.2 Prévisions hydrologiques probabilistes

Afin de répondre à l'incertitude inhérente aux processus hydrologiques tels que la variabilité climatique, les modèles hydrologiques imparfaits, ou les intrants incomplets et parfois erronés (Pagano et al., 2014), le concept de prévisions probabiliste a été développé.

Dans le cadre de leur revue de littérature, Troin et al. (2021) ont catégorisé les prévisions hydrologiques probabilistes en trois catégories. En ordre de complexité croissante (relative à l'incertitude), celles-ci sont 1) les systèmes de prévisions hydrologiques à base statistiques, qui n'emploient pas de données hydrométéorologiques, mais plutôt les débits observés et les statistiques climatiques historiques, 2) les ESP, qui emploient des modèles hydrologiques alimentés par des données hydrométéorologiques observées ou pseudo-observées (réanalyse), et 3) les systèmes de prévisions d'ensemble, qui emploient un ou des modèles hydrologiques, cette fois jumelés à une ou des prévisions météorologiques (N.B.: La combinaison d'un modèle hydrologique et une prévision météorologique constitue une prévision déterministe, tandis que les trois autres combinaisons, des prévisions probabilistes).

La méthode des ESP vise à émettre une série de prévisions distinctes et possibles en un moment donné, appelé jour prévisionnel (Day, 1985). Les différentes prévisions, appelées membres de l'ensemble, sont générées en fournissant à un modèle hydrologique les données hydrométéorologiques historiques, permettant ainsi de générer un membre par année de données disponibles. La figure 1.1 montre une représentation schématique de la méthode des ESP. À titre d'exemple, pour une prévision d'un horizon de 7 jours en date du 1er février 2022 dont les 10 dernières années de donnée hydrométéorologiques sont disponibles, 10 membres pourraient être générés en fournissant de façon itérative à un modèle hydrologique les données observées entre le 1er et le 7 février des années 2012 à 2021. Dans le cadre d'une étude en rétrospective visant à comparer les performances d'un système, tel que la présente étude vise à le faire, il en va de soi que les données de l'année en cours ne peuvent être utilisées dans la génération d'un membre, sans quoi les débits simulés correspondraient, à quelques différences près, aux débits observés, ce qui constitue une prévision dite parfaite.

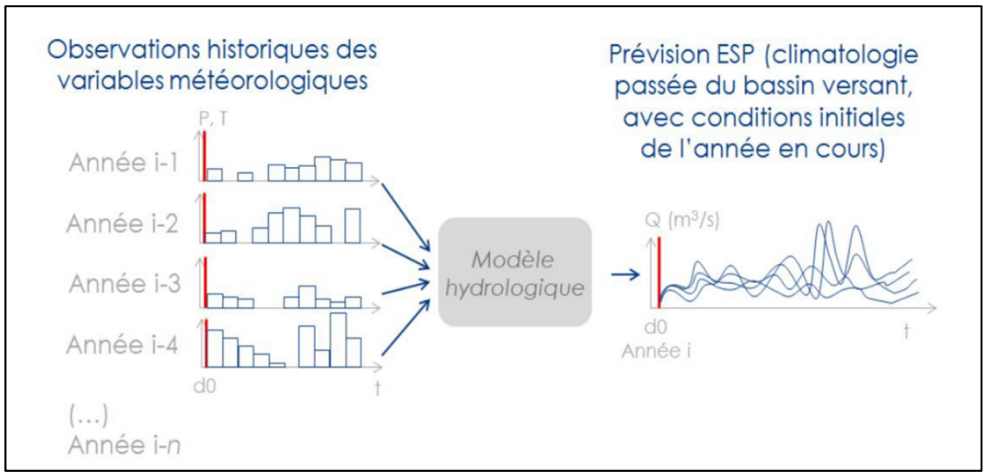

Figure 1.1: Représentation schématique de la méthode de génération d'ESP à partir des données hydrométéorologiques historiques. Tiré de Cassagnole (2020).

Boucher, Anctil, Perreault, & Tremblay (2011) ont analysé la valeur du post-traitement des ESP par rapport à une prévision déterministe de haute qualité. Pour y parvenir, les auteurs ont effectué l'étude de cas d'une crue ayant causé des problèmes de gestion du réservoir Baskatong, au Québec, et y ont comparé la performance des deux types de prévisions en appliquant les mêmes règles de gestion. Les ESP ont été générées à partir de prévisions météorologiques d'ensemble à basse résolution, tandis que la prévision déterministe l'a été à partir de prévision météorologique déterministe à haute résolution. Les résultats de cette étude ont indiqué que malgré un post-traitement rudimentaire et des ensembles météo de faible résolution, les ESP ont offert des performances supérieures aux prévisions hydrologiques générées à partir des prévisions météorologiques déterministes à haute résolution.

1.3.3 Caractérisation des prévisions hydrologiques

Afin de déterminer si une prévision est bonne ou non, Murphy (1993) proposait les définitions suivantes pour trois éléments ayant été identifiés, soit 1) *la consistance*, qui est la correspondance entre le jugement du prévisionniste et les prévisions, 2) *la qualité*, qui est la

correspondance entre les prévisions et les phénomènes réels, et 3) *la valeur*, qui sont les bénéfices financiers (ou autres) découlant de la prise de décision basée sur les prévisions.

Des recherches ont été menées afin de connaître l'impact qu'ont certains éléments de la chaîne de prévisions hydrologique à l'étude sur le fait qu'une prévision soit bonne. En effet, Butts, Payne, Kristensen, & Madsen (2004) ont évalué la qualité de diverses structures de modèles hydrologiques en quantifiant systématiquement l'incertitude liée à différentes structures, telles que la méthode de routage de l'eau ou la capacité d'infiltration des sols. Les principaux constats de leur étude sont les suivants: 1) différentes combinaisons de structures de modèles ont différentes performances quant aux débits simulés, 2) l'une des structures de modèle ayant le mieux performé est la structure la plus simple étudiée, et plus largement, un niveau de complexité plus élevé ne se traduit pas nécessairement en meilleures performances, ce qui corrobore les observations de Troin et al. (2022), 3) les données hydrométéorologiques distribuées ainsi que les méthodes de routage distribuées améliorent grandement la performance des modèles à base physique, 4) la combinaison de différentes structures de modèles offre d'aussi bonnes performances, sinon meilleures, que les modèles originaux.

Quant à eux, Guo et al. (2018) ont évalué la qualité de prévisions hydrologiques en comparant les résultats de modélisations issues de trois jeux de données hydrométéorologiques distincts, soit 1) les données grillées du China Meteorological Assimilation Driving Dataset (CMADS), 2) les données satellites du Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA) TMPA-3B2V7, ainsi que 3) les données interpolées à partir de stations météorologiques. Les résultats de cette étude de cas portant sur le bassin versant de la rivière Lijiang, en Chine, montrent que les modèles hydrologiques alimentés par le CMADS performent mieux que ceux alimentés par les deux autres produits. Pour leur part, le TMPA-3B2V7 et les stations météo ont offert une performance semblable. Comme la densité des stations météorologiques environnantes au bassin à l'étude est faible, ces résultats montrent que les modèles hydrologiques alimentés par des données grillées offrent une meilleure performance dans de telles circonstances, conformément aux conclusions de Essou et al. (2017).

Jie et al. (2015) ont aussi évalué la qualité de prévisions hydrologiques en fonction de la fonction-objectif employée pour la calibration du modèle, en comparant les résultats obtenus à partir de 7 fonctions-objectif différentes, soit le RMSE, l'erreur sur le volume de crue, l'erreur sur le débit de crue, ainsi que toutes les combinaisons possibles de ces trois fonctions objectifs (calibrations multi-objectifs). Les résultats de cette étude de cas portant sur le bassin versant de la rivière Chongyang, en Chine, montrent que l'utilisation de chaque fonction-objectif doit faire l'objet de compromis. Parmi les fonctions-objectif étudiées, le RMSE est la fonction-objectif nécessitant le moins de compromis entre les volumes, les débits et le moment de la crue, mais en général la performance de la fonction-objectif est liée au phénomène à reproduire.

Les recherches lors de la rédaction du présent mémoire n'ont permis de trouver aucune étude démontrant qu'un meilleur score de calibration mène nécessairement à de meilleures prévisions, bien que cette pratique soit tenue pour acquise par les prévisionnistes.

1.3.4 Biais et dispersion dans les prévisions d'ensemble

Les prévisions hydrologiques stochastiques, telles que les ESP, peuvent contenir des biais et des problèmes de dispersion qui affectent la qualité des prévisions en entrainant la prise décision sous-optimale (Roulin & Vannitsem, 2015; Crochemore, Ramos, & Pappenberger, 2016).

Il existe deux types de biais pouvant affecter les ESP, soit le biais positif (sur estimation des débits projetés, ou biais humide) et le biais négatif (sous-estimation des débits projetés, ou biais sec). Un biais positif signifie que les volumes de l'hydrogramme observé sont plus faibles que celui de la plupart des membres de l'ESP, ce qui peut mener, en contexte de gestion de réservoir, à déverser trop d'eau afin d'accueillir des volumes d'eau qui ne se matérialiseront pas. À l'inverse, un biais négatif signifie que les volumes de l'hydrogramme observé sont plus élevés que celui de la plupart des membres de l'ESP, ce qui peut mener encore une fois à déverser de l'eau si un volume suffisant n'a pas été préparé pour l'arrivée d'eau réelle, eau qui aurait pu servir à générer de l'énergie si son arrivée avait été prévue.

Pour sa part, la dispersion des membres de l'ESP peut aussi prendre deux formes, soit la sous-dispersion et la surdispersion. La première situation représente des ESP dont l'enveloppe n'est pas assez large pour représenter l'éventail des débits possibles, ce qui fait que les débits réels auront tendance à être surestimés ou sous-estimés, menant aux problèmes de gestion du réservoir mentionnés précédemment. La deuxième situation représente des ESP caractérisées par une enveloppe trop grande, qui aura pour effet d'informer les gestionnaires du réservoir sur des scénarios extrêmes qui ont peu de probabilités de se produire.

Afin de déterminer l'impact du biais et de la dispersion sur les prévisions hydrologiques, Zalachori, Ramos, Garçon, Mathevet, & Gailhard (2012) ont comparé des méthodes de correction de biais. L'étude visait à comparer la qualité d'ESP générées à partir de prévisions hydrologiques 1) n'ayant pas fait l'objet de correction du biais, 2) dont le biais des prévisions météorologiques a été corrigé (prétraitement), 3) dont le biais des prévisions hydrologiques a été corrigé (post-traitement), et 4) dont les deux sources de biais mentionnées précédemment ont été corrigées (pré et post-traitement). Les résultats indiquent que le prétraitement a peu d'impact sur le biais de l'ESP, autant lorsqu'il est appliqué seul ou en combinaison avec le post-traitement. Ce constat indique que l'incertitude due à la structure du modèle hydrologique est celle qui influence majoritairement la qualité des prévisions dans le cas d'ESP générées à partir de prévisions météorologiques.

1.4 Algorithme d'optimisation pour la gestion du réservoir

Le banc d'essai simulant le réservoir hydroélectrique est doté d'un algorithme d'optimisation effectuant la prise de décision quant à la gestion de celui-ci. Tel que mentionné à la section 2.2, Cassagnole et al. (2021) ont déterminé trois catégories principales d'algorithmes d'optimisation pour la résolution de problèmes propres au contexte de gestion de réservoir hydroélectrique, soient (traductions libres) 1) la programmation linéaire (LP) et la programmation non-linéaire, 2) la programmation déterministe ou dynamique, qui comprend la programmation déterministe dynamique, la programmation stochastique dynamique, la

programmation stochastique échantillonnée, et la programmation stochastique dynamique double, et 3) la programmation heuristique.

Le choix du type d'algorithme d'optimisation à mettre en place afin de résoudre un problème dépend de plusieurs facteurs, dont la puissance et le temps de calcul disponibles pour trouver une solution, la nature du problème à résoudre, la nature de l'élément devant être optimisé, ainsi que l'information disponible afin de renseigner le modèle. En contexte de gestion de réservoir hydroélectrique, l'optimisation se fait sur la base de différentes contraintes soit le niveau du réservoir, la valeur attendue à moyen et long terme de l'eau emmagasinée dans le réservoir, ou les contraintes minimales d'exploitation afin de répondre aux obligations de production en énergie. L'algorithme devra aussi tenir compte des prix de vente ainsi que d'achat de l'énergie, particulièrement si de l'énergie peut être achetée afin de rencontrer les obligations de production.

1.5 Valeur des éléments de la chaîne de prévision hydrologique

Bien que la valeur des prévisions hydrologiques en contexte de gestion de réservoir hydroélectrique ait été étudiée, très peu d'études se sont penchées sur la valeur des éléments composant la chaîne. Velázquez, Anctil, Ramos, & Perrin (2011) ont pour leur part observé que des méthodes de génération des ESP menant à des ensembles contenant un plus grand nombre de membres offraient de meilleures performances. Pour ce faire, ils ont comparé la performance de trois combinaisons de méthodes de génération d'ESP, soit 1) un seul modèle hydrologique, alimenté par des ensembles météorologiques, 2) plusieurs modèles hydrologiques, alimentés par une seule prévision météorologique, et 3) plusieurs modèles hydrologiques alimentés par des ensembles météorologiques. L'étude, portant sur 29 bassins versants français, et employant 16 modèles hydrologiques alimentés par les données hydrométéorologiques de l'ECMWF, a démontré que la modélisation hydrologique multimodèle jumelée aux ensembles météorologiques offrait la meilleure performance.

Pour leur part, tel que mentionné à la section 2.2, Cassagnole et al. (2021) ont simulé des réservoirs gérés par des algorithmes de LP afin d'évaluer l'influence du biais sur la valeur des prévisions hydrologiques en contexte opérationnel. Pour y parvenir, ils ont généré des ESP synthétiques d'un horizon de 7 jours en introduisant divers degrés de biais aux séries temporelles de débits observés. Par la suite, les ESP ont été fournies aux bancs d'essai simulant des réservoirs hydroélectriques. Une diminution de 1 à 3% du profit a été observée en comparant les résultats des ESP contenant un biais aux prévisions parfaites (les débits observés ont été fournis au banc d'essai en tant que prévisions). Les ESP dont le biais était positif (surestimation des débits) ont entraîné les plus fortes diminutions du profit. Arsenault & Côté (2019) ont aussi évalué l'influence du biais sur la production en simulant le système hydroélectrique du Saguenay-Lac-Saint-Jean au Québec. Des ESP d'un horizon de 120 jours ont été générées à partir des données hydrométéorologiques historiques, et des biais ont été induits en multipliant les débits par différents facteurs. Ces ESP ont ensuite été fournies à un banc d'essai simulant le système hydrique, et trois différents algorithmes de LP ont été analysés. Les résultats ont pour leur part démontré qu'un biais positif de 5% (en multipliant tous les débits par 1,05, donc en surestimant les débits) a mené à la plus grande production d'énergie.

1.6 Objectif de recherche

L'objectif de la présente étude est de déterminer lequel des éléments de la chaîne de modélisation hydrologique analysés a le plus d'impact sur la variance du profit moyen généré par un système simple de production hydroélectrique. Cinq éléments sont analysés, soient 1) le modèle hydrologique, 2) le jeu de données hydrométéorologiques, 3) le choix de la fonction-objectif pour la calibration du modèle hydrologique, 4) le score de calibration du modèle hydrologique, et 5) l'impact du biais et la dispersion des membres de l'ESP.

Bien que la valeur opérationnelle de certains de ces éléments ait été analysée, d'autres éléments n'ont pas été ou ont très peu été l'objet d'études, et aucune étude ne compare la valeur de ces différents éléments de la chaîne de modélisation hydrologique entre eux. La présente étude

vise donc à combler ce vide, et l'information recueillie quant à l'impact de la variance sur le profit moyen de ces différents éléments permettra de connaître l'importance relative de chacun d'eux. Il sera alors possible pour les chercheurs et gestionnaires de réservoirs hydroélectriques de mieux cibler les efforts et ressources dédiés à la recherche afin d'en améliorer le rendement.

CHAPITRE 2

VALUE OF VARIOUS ELEMENTS OF THE HYDROLOGICAL FORECASTING CHAIN: IS THERE A SUCCESSFUL PATHWAY FOR IMPROVING THE OVERALL PERFORMANCE?

Jonathan Davidson-Chaput[a], Richard Arsenault[a], Jean-Luc Martel[a], Magali Troin [a, b]

[a]Hydrology, Climate and Climate Change Laboratory, École de technologie supérieure, Université du Québec, 1 100 Notre-Dame Street West, Montreal, Quebec, Canada H3C 1K3

[b]HydroClimat| TVT, Maison du Numérique et de l'Innovation, place Georges Pompidou, 83 000, Toulon, France

This paper has been submitted for publication
in the *Journal of Hydrology*,
April 2022

2.1 Abstract

Water resources management heavily relies on hydrological forecasting, and continuous improvements are made to better manage hydropower reservoirs and improve profitability. The significance of hydrological forecasting has been extensively studied over the last years, but not the relative value of the various elements composing a forecasting system, making it hard to pinpoint which element to focus research on to improve the overall performance of the systems. This paper investigates if one of the following five elements of the hydrological forecasting chain has more impact on the variance in profit generation in an operational context, namely 1) the hydrological model, 2) the hydrometeorological dataset, 3) the objective function, 4) the calibration score, and 5) the bias/dispersion in the ensemble streamflow prediction (ESP) system. The value of these elements is assessed by making a full factorial design experiment. Each element is changed one at a time to generate various ESPs, feeding a

test bench which simulates a single hydropower generating reservoir. A linear programming algorithm is then used to optimize decisions. The value of the analyzed elements of the forecasting chain is evaluated by comparing the variance in the average profit generated by the ESPs, grouped by combination for each element. For the studied system, results show that the elements taken independently have little impact on the average profit variance, while more interactions between the elements lead to a larger impact. However, bias/dispersion and its interactions with other elements show no significant impact on the profit variance which does not corroborate previous research findings. Overall, none of the studied elements alone allow to improve the overall performance of the forecasting system. Results show that multiple elements need to be simultaneously improved to achieve this goal.

2.2 Introduction

Hydropower is a major source of energy worldwide and its contribution to the global energy offer could be growing in the coming years as energy production is transitioning towards renewable sources. Hydrological forecasting is relied upon to manage near-term evolution of water resources although they are inherently uncertain (Georgakakos, Yao, Mullusky, & Georgakakos, 1998). To address forecast uncertainty, hydrological ensemble forecasting systems and approaches have been developed with the aim of increasing more confidences in the hydrological forecasts, specifically for their operational use in water management (Troin et al., 2022). One of the commonly used is the Ensemble Streamflow Prediction (ESP) system, which is a stochastic approach where each year of the historical hydrometeorological data is used as input into a hydrological model over the watershed of interest, providing the user with a range of probable streamflows.

In the operational context of hydropower reservoir management, the ESPs are passed on to an optimization algorithm to optimize the profit from energy production based on the probable inflows. There are various optimization algorithms; Cassagnole et al. (2021) identify three main classes of algorithms: non-linear and linear programming (LP), dynamic programming and stochastic variants, and heuristic programming. The best optimization algorithm is

dependent on many factors, such as the computing power and available time to converge to a solution, the nature of the problem, and the available information. In a hydropower reservoir management context, the optimization is based on various constraints such as reservoir levels, expected long-term value of the water stock, and minimum load constraint (MLC). The MLC is the minimal amount of energy that the system must provide at each time step to meet its obligations, either through production or purchase.

Assessing forecast quality involves examining three distinct aspects (or attributes) of the forecasts, as quoted from Murphy (1993): consistency (the correspondence between [the] forecasters' judgments and their forecasts), accuracy (the correspondence between the forecasts and the matching observations), and value (the incremental economic and/or other benefits realized by decision makers through the use of the forecasts). The quality of a hydrological forecast is affected by the different elements composing the forecasting chain, such as the hydrological model structure (Butts et al., 2004), the hydrometeorological input dataset (Guo et al., 2018; Schreiner-McGraw & Ajami, 2020), the objective function for model calibration (Jie et al., 2015), and the bias/dispersion in the forecasting ensembles (Zalachori et al., 2012). No study has demonstrated that a better model calibration score leads to better hydrological forecasts, even if this practice is widely accepted in the forecasting community.

Only a few studies have analyzed the issue of the value of each element composing the hydrological forecasting chain in an operational context. For instance, the value of post-processing is assessed by Boucher et al. (2011) by comparing post-processed ESPs generated from low resolution meteorological forecasts to a high-resolution deterministic forecast in a case study of a flood that caused management difficulties of the Baskatong Reservoir in Quebec, Canada. They show that, even with a basic post-processing method, the ESPs perform better than the high-resolution deterministic forecast. Cassagnole et al. (2021) evaluated the influence of bias, an element of the forecasting chain, on the value of hydrological forecasting in an operational context by using a LP algorithm. They generated synthetic 7-day ESPs from the observed outflows of ten watersheds in France by adding various degrees of bias before feeding them to a test bench for simulating their corresponding reservoirs. When compared to

the perfect forecast (i.e., the observed outflow), they found that biases diminish the generated profits by 1% to 3%, where positive biases (overestimating the outflows) being the one diminishing profit the most. Arsenault & Côté (2019) also evaluated the influence of bias on energy production for the Saguenay-Lac-Saint-Jean hydropower system in Quebec, Canada. They generated 120-day ESPs by feeding historical hydrometeorological data to a hydrological model. Introduction of biases was done by multiplying the outflows by a ratio, thus generating an ensemble of systematically biased ESPs. The forecasts were then passed to a test bench for simulating the system and optimizing decisions through three linear programming algorithms. They showed that a 5% positive bias (overestimating the outflows) led to a more efficient forecasting system.

However, no study to date has evaluated the operational value of the set of the elements composing the forecasting chain, as well as the interactions between elements, making it hard to pinpoint which element would provide the largest improvement in profitability of the hydropower system.

This study aims at assessing which element of the forecasting chain has the most impact on the optimization of hydropower production and profit. More specifically, hydrological ensemble forecasts are generated by using an ESP system and the test bench is conducted over the Lac-Saint-Jean watershed in Quebec, Canada. This watershed is exploited for hydropower generation, which raises some implications regarding the elements of the system that could be improved for increasing the profitability of the operational forecasting system. Section 2.3 provides a description of the study region, the test bench and the methods used to generate the various ESPs fed into the optimization model. Results are presented and discussed in section 2.4. Concluding remarks are provided in section 2.5.

2.3 Method

2.3.1 Overview

This study uses a test bench that simulates the Lac Saint-Jean (LSJ) reservoir, in Quebec, Canada, and its snowmelt-dominated unregulated watershed. The land use on the watershed is predominantly boreal forest (virgin or logged), with some agriculture and urban areas around the reservoir. Figure 2.1 presents the watershed and reservoir, while tables 2.1 and 2.2 depict the properties of the watershed and the reservoir, respectively. The complex, cascading hydrological system of the Lac Saint-Jean is simplified to reduce the amount of computational power required for the study. A single, unregulated watershed and the most downstream reservoir is modeled.

The test bench, provided by the project's industrial partner Rio Tinto, manages the virtual reservoir by operating a hydropower station and its spillway. The management rules are the same as the ones used to manage the real-world reservoir, and the LP algorithm optimizes the production and spills according to ESPs. The decisions are based on horizons ranging from short-term (next time steps; three days in the current study to save on computing power) to long-term (15 months ahead in the current study). As in real-world operations, the test bench balances energy production, optimal operating head, and spilled water from floods (either planned or not). To manage the reservoir, the test bench uses ESPs to evaluate the probabilities of inflows into the reservoir and generates power or spills water accordingly. Since Rio Tinto's aluminum smelters are powered by the hydropower station, it is constrained by a MLC which is considered as the default setting of the test bench; the algorithm evaluates if it is more profitable to generate power or buy some on the markets to compensate insufficient production. There are four inputs to the test bench: (1) the ESPs, (2) the weight of each member of the ESP, (3) the observed inflows into the reservoir, and (4) the length of the time step. The test bench has nine hyperparameters : (1) selling price of excess energy, (2) buyout price of energy, (3) cost of not meeting the MLC, (4) MLC (in MW), (5) penalties for operating above the maximum operating level of the reservoir (MOL), (6) penalties for buying more energy than agreed by contract, (7) maximum reservoir outflow (in m^3/s), 8) maximum quantity of energy

available for buyout at each time step (in MW), and (9) initial (and maximum) capacity of the reservoir. In this study, changes will be made to the hyperparameters number (2), (4) and (9) to assess their potential impact on the system's behaviour. To protect strategic business information from the industrial partner, all prices and penalties are a multiplier of the unitary sales prices and are therefore unitless.

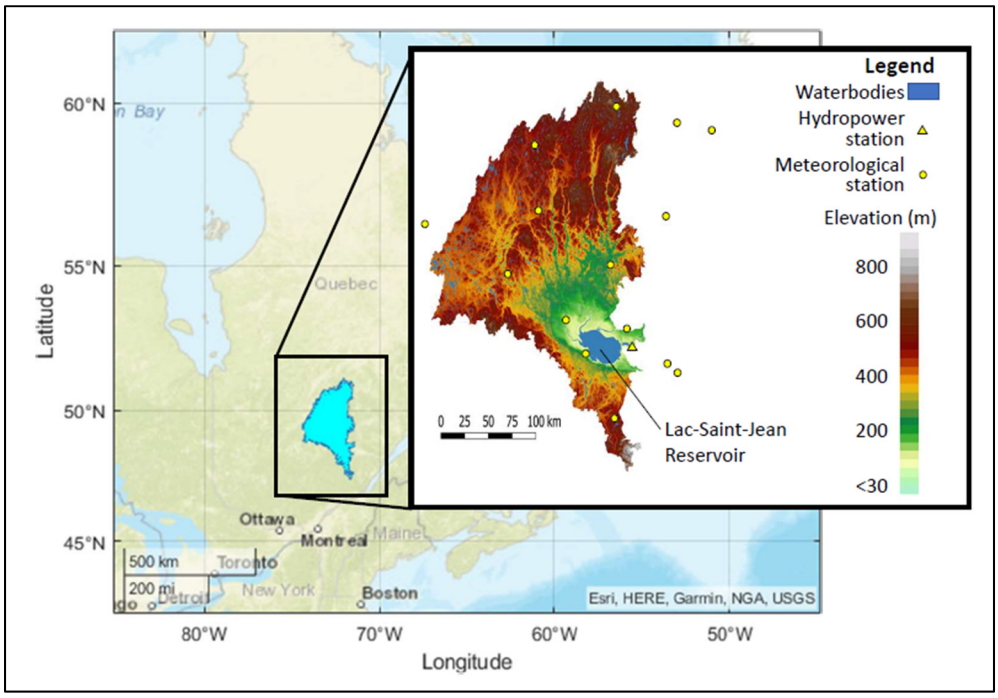

Figure 2.1: The Lac-Saint-Jean (LSJ) watershed used in the test bench.

Table 2.1: The Lac-Saint-Jean watershed properties.

Watershed name	Lac-Saint-Jean (LSJ)
Drainage area [km²]	45 362
Centroid coordinates (Latitude/Longitude) [°]	49.504°N, 72.696°W
Average streamflow [m³/s]	865
Average maximum annual streamflow [m³/s]	4 010
Average elevation [m above average sea level]	200
Average total annual precipitations [mm]	930
Average total annual snowfall [cm]	215
Average annual temperatures [°C]	1.6

Table 2.2: Reservoir properties.

Reservoir name	Lac-Saint-Jean (LSJ)
Surface area [km²]	1 041
Storage capacity [hm³]	4 550
Water level fluctuation [m]	7.9
Maximum flow rate before spillage [m³/s]	1 600
Hydropower station name	Isle-Maligne
Installed capacity [MW]	454

2.3.2 Hydrological forecasting chain variations

Figure 2.2 shows the considered elements of the hydrological forecasting chain and hydropower modelling to create a total of 900 sets of ESPs. In this figure, the number in the bottom-right corner of each box represents the number of changes applied to the element to generate different ESPs, such as changing the hydrological model or the hydrometeorological input dataset. The considered elements are the following: (1) the hydrological model, (2) the hydrometeorological input dataset, (3) the objective function for model calibration, (4) the calibration score and (5) the bias/dispersion in the ESP. Changes are made to one element at a time to generate new ESPs which are then provided as input into the test bench. Each element

of the hydrological forecasting chain as well as the process to generate the ESPs are described hereafter.

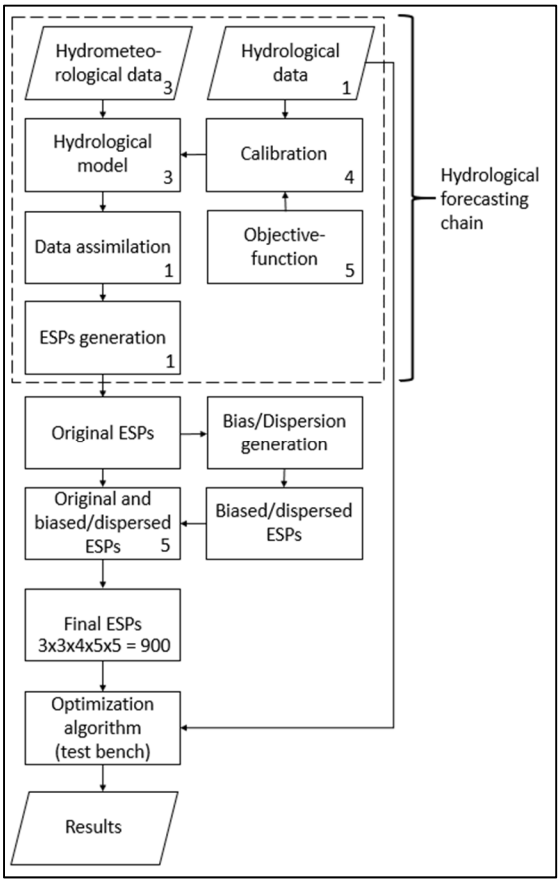

Figure 2.2: Hydropower modelling flowchart.

2.3.2.1 Hydrological models

Three lumped hydrological models are used to generate inflows into the reservoir and are part of the Hydrological Prediction Laboratory (HOOPLA) framework (Thiboult, Seiller, Poncelet, & Anctil, 2019). This framework regroups different tools for hydrological modelling and forecasting such as models, calibration algorithms, data assimilation modules and ESP generation capabilities. Each hydrological model in the HOOPLA framework was adapted in such a way that they only use minimum, maximum and mean daily temperature, and total precipitation as inputs. They can be run at the daily or 3-hour time step, but the daily timestep

was used in this study to accommodate the available meteorological inputs temporal resolution. In this framework, snow accounting (SA) and potential evapotranspiration (PET) routines are processed outside of the hydrological model, allowing the use of the same routine for all hydrological models. This allows to control for confounding factors by standardizing the processes. The SA and PET routines are not changed to reduce computation time (each change doubling the number of ESPs generated). The SA and PET routines used are CemaNeige (Valéry et al., 2014) and Oudin (Oudin et al., 2005), respectively. This selection is supported by the fact that these two routines provide good objective function values for large-sample studies of uncertainty (Troin et al., 2022).

The three hydrological models used in the present study are adapted from (a) CEQUEAU (Girard, Morin, & Charbonneau, 1972), (b) GR4H (Mathevet, 2005), and (c) TOPMODEL (Beven, Kirkby, Schofield, & Tagg, 1984). To become lumped hydrological models that run at the daily time step with the same inputs, CEQUEAU and GR4H were slightly modified, while TOPMODEL was substantially modified (Thiboult et al., 2019).

2.3.2.2 Hydrometeorological data

The meteorological input data required for the three hydrological models are the minimum (tasmin), mean (tas) and maximum (tasmax) daily air temperature, and the total daily precipitation (pr). The data come from meteorological stations provided by the industrial partner Rio Tinto, the NRCan gridded observational database (Hutchinson et al., 2009; Hopkinson et al., 2011; McKenney et al., 2011) and the ERA5 reanalysis database from the Copernicus Data Store (Hersbach et al., 2018). The uncertainty associated to the three datasets introduces variability as complexity varies between products: observational stations (reading errors, missing data, and basic averaging), gridded observational data (station-based with complex interpolation methods), and reanalysis (best physical evaluation of the atmosphere state). One dataset of each type of product is retained to limit the required computing time.

The observed streamflow timeseries for the watershed are obtained by mass balance and provided by the industrial partner. The data are used for the calibration of the three hydrological models and provided to the test bench as the observed reservoir inflows.

All the data are available over a 31-year period (from 1980-01-01 to 2010-12-31) which is used as the study period.

2.3.2.3 Objective functions used in model calibration

Jie et al. (2015) shows that no objective function performs well for simulating all hydrological situations. The objective function must be chosen according to the phenomenon to be modelled, for example, spring floods or summer low flows, which can affect the overall performance of the system or hydrological model.

The five objective functions used to calibrate the hydrological models are: (1) the Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) (Nash & Sutcliffe, 1970), (2) the Kling-Gupta Efficiency (KGE) (Gupta et al., 2009), (3) the root mean squared error (RMSE), and both the NSE and the RMSE applied to the natural logarithmic transformation (ln) of the observed and simulated outflows, (4) lnNSE, and (5) lnRMSE. As explained by Gupta et al. (2009), the widely used NSE (and RMSE to some extent) objective function tends to poorly model the low flow periods in watersheds with a large range of flows. The KGE addresses this issue by balancing the variance, bias, and correlation aspects into the calculations to make it more versatile. By applying the natural logarithmic transform to the outflows reduces the range between low and high flows, lnNSE and lnRMSE thus tend to have better results at modelling low flow periods (Santos et al., 2018).

2.3.2.4 Calibration scores

Calibration scores influence the quality of the hydrological modelling, and its value is also analyzed. Since every objective function has different score targets and scales, direct comparison between scores of different objective functions is not trivial. To work around this

problem and to be able to compare the value of ESPs generated from models calibrated with different objective functions, the following scheme is developed and used to introduce variability in the calibration scores: (1) the hydrological model is calibrated with the best possible score given the budgeted 10 000 evaluations (this score is named 100 in the current study), (2) the difference between the calibration score named 100 and the target score is calculated and degraded by 10%, 20%, and 30% to create new degraded calibration score targets (named 090, 080, and 070, as percentages of the best obtained value, respectively), and (3) models are calibrated to obtain sets of calibration variables corresponding to the degraded calibration scores, which constitute changes in the forecasting chain. This method therefore deliberately stops calibration convergence once the target objective function value is obtained for each desired level.

2.3.2.5 Data assimilation

Data assimilation consists in updating the state variables of the hydrological model at each timestep, providing initial conditions consistent with the last generated output and the current inputs, thus improving hydrological forecasts. In an operational setting, these manipulations are either done manually or using algorithms (Mai et al., 2020). The data assimilation scheme is implemented to keep the models from going astray and to be more representative of operational settings. This allows to generate ESPs characterized by simulated outflows on the first timestep of every provisional day that are in relation with the observed outflow of the previous timestep.

The Ensemble Kalman Filter (EnKF) scheme Evensen (2003) is used as a data assimilation method. EnKF generates ensembles of probable state variables within the uncertainty inherent to the observed streamflow and hydrometeorological inputs of the model. The various initial conditions generated for each timestep by the data assimilation are averaged to be returned to the hydrological model. The best estimate of the actual initial state is therefore obtained without adding a layer of complexity linked to the initial state uncertainty.

2.3.2.6 ESP generation

ESPs are generated for each day of the study period with a horizon of 15 months. The forecasting horizon is chosen to deal with the terminal water value issue (Côté & Leconte, 2016), which forces the optimization algorithm to maximize the profit over a long period rather than emptying the reservoir to generate a larger profit at the first occasion.

To reduce the computational time required to run the test bench, the daily timestep of both the ESPs and the observed outflows are aggregated at coarser temporal resolution. The ESPs are aggregated for two periods: (1) the first three months are aggregated at the 3-day scale, and (2) the remaining twelve months are aggregated at the monthly scale; observed outflows are aggregated at the 3-day scale only. The selection of the periods is based on the fact that the hydrometeorological information in the short- and (medium-terms) (i.e., the first three months) have more impact in decision-making compared to the long-term information. For instance, considering that the hydropower reservoir is filled during the spring flood and before winter, all subsequent information will have a low impact on decision-making. This information is added uniquely to deal with the issue of terminal water value.

The hydrological models and data assimilation scheme are first run over the entire study period to generate state variables for each day. Then, to generate the ESPs, 15-month simulations using each of the assimilated days are conducted by using the three hydrometeorological datasets. Even though the state variables are processed with the data assimilation scheme, there is still a spin up time to ensure that method converges. Thus, the first year of data is considered as a spin up period which does not contribute to the ESPs generation.

When working in hindcast with ESPs generated from historical hydrometeorological data, the hydrometeorological data for the current year cannot be considered as a member, because they represent a forecast for which the actual weather to come is perfectly known. The data for the last two years of the 15-month forecast period cannot be used as members either as the end of

the forecast period would extend beyond the range of available data. Thus, each ESP has a total of 28 possible members (corresponding to the remaining years).

2.3.2.7 Bias and dispersion

Bias and dispersion are applied to the ESPs by removing members to create new ensembles, generating the ESPs as follows: (1) a negative bias (dry bias with an underestimation of outflows) by removing the four members with the largest total water volume, (2) a positive bias (wet bias with an overestimation of outflows) by removing the four members with the smallest total volume, (3) an overdispersion by removing the four members closer to the median total volume (OD bias; two members on both sides), (4) an underdispersion by removing the four members furthest from the median volume (UD; two members on both sides), and (5) the original ESPs. The choice of removing four members is made to keep a balance between creating a bias and dispersion and not losing information compared to the original ESPs. Each new ESP is composed of a 24-member ensemble, while the unbiased ESP is composed of 28 members.

2.3.3 Test bench

The test bench used in this study simulates a hydropower station running from a single reservoir. It runs a simplified one-reservoir version of the LP optimization algorithm, which is used by the industrial partner for the Lac-Saint-Jean reservoir management.

To further assess the impacts on profits from changes in the hydrological forecasting chain, the following test bench's parameters are modified: (1) with or without a MLC which imposes a minimal production or buyout of energy for each timestep to the optimization algorithm, thus reducing the decision possibilities due to extra constraints, (2) raising the cost of energy buyout to various values, and (3) the volume of the reservoir with and without MLC.

Each generated ESP by the various combinations of the forecasting chain's elements (See figure 2.2) are provided as inputs to the test bench. A total of 900 sets of ESPs are generated over a 15-month forecasting horizon.

The observed streamflow from the watershed (which is the reservoir's inflow) is considered as an input to the test bench. This allows the test bench to update both the water volume of the reservoir and the hydraulic head at which the hydropower station operates, while computing the electricity generation.

2.3.4 Analyzed metrics

Various metrics are used to assess the impacts of the changes in the hydrological forecasting chain on the profit generated by the hydropower station. To protect strategic business information from the industrial partner, prices and penalties are a multiplier of the unitary sales prices and are therefore unitless. Equation 2.1 shows how the profit is computed:

$$P^i = \frac{\sum_{t=1}^{n}\left(G_t^i \cdot SP - \left(B_t^i \cdot BC + O_t^i \cdot OP + BP\right)\right)}{n} \tag{2.1}$$

where P is the average profit generated; G is the energy generated; B is the energy bought; SP is the selling price (which has a unitary value of 1); BC is the buyout cost of energy; O is the number of overtopping events; OP is the overtopping penalty; BP is the buying penalty when buying more energy than available by contract; the subscripts t and i are the time step and the combination index, respectively; and n is the total number of time steps. All energy production, sales and buyouts are in MW, the buyout cost (BC) is a unitless multiplier of the sale price per MW, while the penalties are a unitless multiplier of the sale price.

The sum of squares (SS) in the average profit of the various combinations Pi, presented as a percentage of the total SS (the relative SS), is the main metric used to assess the impacts from changes in the hydrological forecasting chain. The nomenclature to describe the interactions is

that of a variance analysis (ANOVA). ANOVA allows to analyze the impact of various elements on the variations in results as follows:

- Factor: elements of the hydrological forecasting chain being changed.
- Source: the factor or combination of factors being analyzed for its contribution to the variance.
- Main effect: source comprised of a single element.
- Orders: sources comprised of multiple elements (the first order interactions are comprised of two factors).

For instance, the combination of the hydrological model and hydrometeorological dataset is a first order source, combining two factors, and the hydrological model factor is composed of three elements (CEQUEAU, GR4H, and TOPMODEL).

To evaluate the overall contribution of a factor to the variability in the generated profits, the relative SS of the profit from each source containing the factor is summed up. The ranked-based nonparametric Kruskall-Wallis test is performed (at a significance level of $\alpha = 0.05$) to determine if the average profit attributed to a particular element within a factor (i.e., a particular model against others) is statistically different from the others.

2.4 Results and discussion

In this section, average profit generated by the various combinations of elements composing the factors are presented and analyzed. In the first subsection, the relative variances attributed to each factor are compared to identify which factor has the most impact on the overall variance. The relative variance attributable to the higher orders and the cumulative variance of each factor are also investigated. The second subsection breaks down and sorts the factors into the elements and assesses whether the various results are significantly different between each other; this is an evaluation of the performance of the elements composing the factor. Finally,

the third subsection goes inside the analyses of overall variance (or lack thereof) attributable to the bias/dispersion factor.

2.4.1 Variance in the average profit

The relative variance of the average profit, as defined by Eq. 2.1, is presented in figure 2.3 in the form of heatmaps for each source and for different energy buyout prices (BC). In this figure, each factor is named from X1 to X5: hydrological model (X1), hydrometeorological dataset (X2), objective function for calibration (X3), calibration score (X4), and bias/dispersion (X5). Figure 2.3.a shows the individual factors, while 2.3.b the main effects, and 2.3.c for every source in which the factor is included. Figures 2.3.a and 2.3.b show that, when taken individually, each factor has a relatively small contribution to the total variance in the average generated profit (under 5.1%). The bias/dispersion is the factor with the smallest impact (maximum of 0.1%), and any source that has the bias/dispersion involved leads to a negligible impact (under 0.1%). These results do not corroborate the previous findings of Arsenault & Côté (2019) and Cassagnole et al. (2021); this is further discussed in section 2.4.3.

Results indicate that the BC of energy has little influence on the relative SS in the average profit of each individual source (figures 2.3.a and 2.3.b); also, the higher order sources and the summation remain stable as it changes (figures 2.3.a and 2.3.c). The main effect with the most change in variance as BC changes are the hydrological model (X1) and the hydrometeorological dataset (X2); they vary from 1.7% to 0.2% and from 4.9% to 3.1%, respectively. Changes of similar amplitudes are observed for some higher order sources. The third order source which excludes bias/dispersion varies from 26.2% to 23.6% at most. As the BC goes from 1.01 to 1.40, the variance of average generated profit remains relatively steady (the changes are below 2.6%). This shows that the findings of this study could be generalized to the fluctuating BC of energy.

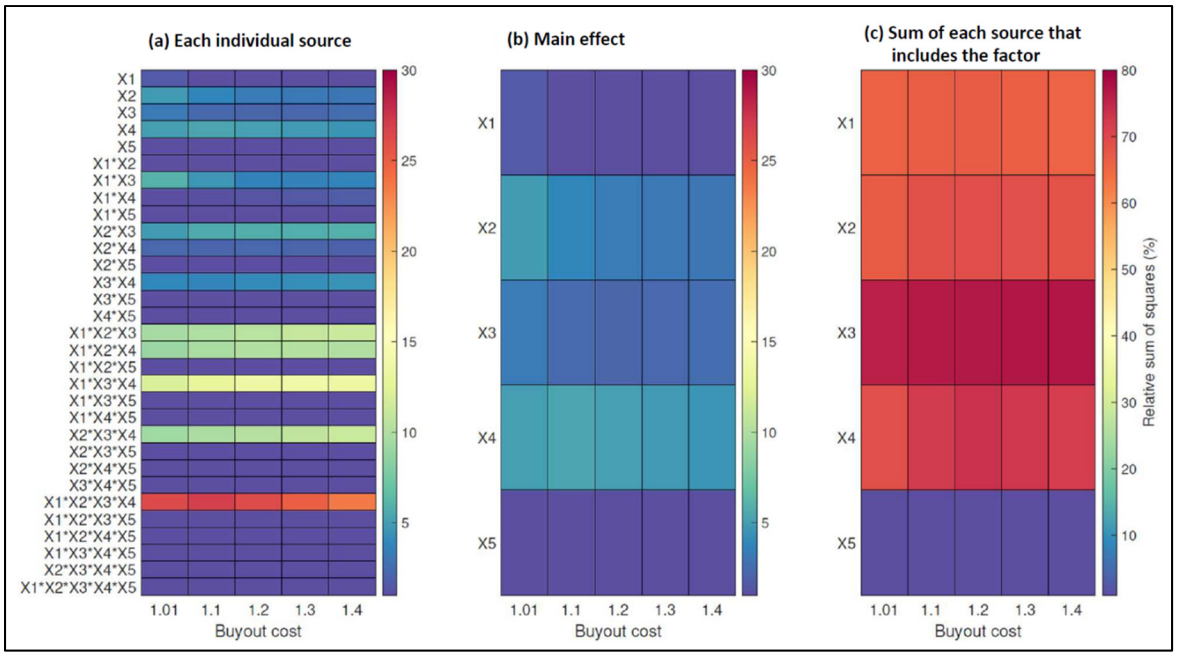

Figure 2.3: Relative sum of squares on average profit generated by each source at multiple energy buyout cost.

Figure 2.3.a indicates that, in general, a higher order (the more interactions there are among the factors) leads to a larger percentage of relative variance in average profit. The highest order (the third order without bias/dispersion) accounts for 26.2%, while the second and third orders account for 71.2% of the variance in average profit. Overall, interactions between the hydrological model, the hydrometeorological dataset, the objective function, and the calibration score explain a large part of the total variance in the average profit. Considering that the sources of the main effect and first order have little impact (below 6.0%), this suggests that the various elements of the hydrological forecasting chain are intricately intertwined; the improvements of the forecasting chain cannot target a single element. It is worth noting that while their individual impact on variance is relatively low, when summed up, the three factors with the most impact (in decreasing order: the calibration score (5.1%), the hydrometeorological dataset (3.3%) and the objective function (2.2%)), explain more than one tenth (10.6%) of the total variance. When considering the first and second order sources in which the three factors are involved, they explain a third (33.1%) of the total variance in the

average profit. This suggests possible improvements of the hydrological forecasting chain when focusing on these three factors together.

The previous results can be further investigated by looking at the sum of the relative variance for each factor (i.e., each combination with the same element). As shown in figure 2.3.c, when summing up the variance from each source in which the individual factors are involved, bias/dispersion has a marginal influence (0.6%), while the objective function plays a slightly larger role (76.9%) than the calibration score (73.5%), the hydrometeorological dataset (69.2%), and the hydrological model (66.7%). This supports the findings from figure 2.3.a and 2.3.b. It is noted that the sum is larger than 100% because the same interactions end up being accounted multiple times.

To investigate if other characteristics of the hydropower system have an impact on the value of the elements of the hydrological forecasting chain, the volume of the reservoir is modified (results not shown). When decreasing the reservoir size by 50%, the relative SS remains almost the same as with the original volume (varying between -1.3% and 1.4% per source with an interquartile range (IQR) of 0.4%); when the reservoir size is increased by 50%, the changes are slightly more important (varying between -3.3% and 3.2% per source with and IQR or 0.7). The small changes to the value of the elements of the hydrological forecasting chain when modifying the volume of the reservoir suggest that the findings would still hold for reservoirs of diverse sizes.

The impact of an MLC is assessed by removing this constraint. We show that the variance contribution of each source remains the same whatever the BC of energy. This behaviour is expected since the optimization algorithm does not have to buy any energy to meet a demand when there is no MLC; the management of the reservoir remains the same as the changes are made. Without the MLC, the value of each source is close to a BC of 1.01 with MLC (varying between -0.14% and 0.10% per source with an IQR of 0.01). Results without an MLC match the results of a BC of 1.01 with an MLC, a situation in which the optimization algorithm can

buy and sell energy freely to meet the demand. This suggests that the degree of freedom of the algorithm is a factor in the value of the elements of the hydrological modelling chain.

2.4.2 Average profit by sources of variance

Average profit by factors is presented in figure 2.4, in which each factors are shown: the hydrological model (blue), the hydrometeorological dataset (orange), the objective function (green), the calibration score (red), and the bias/dispersion (purple). For example, the first blue boxplot, CEQUEAU, shows the average profit of the 300 combinations (1 hydrological model x 3 hydrometeorological datasets x 5 objective functions x 4 calibration scores x 5 biases/dispersions). The boxplots for the bias/dispersion (purple) show marginal variability between the five elements when comparing the size of the IQR. Results sorted by calibration score (red) show the most variability. The hydrological model (blue), the hydrometeorological dataset (orange) and the objective function (green) show variability of the similar range. This supports previous results (figure 2.3).

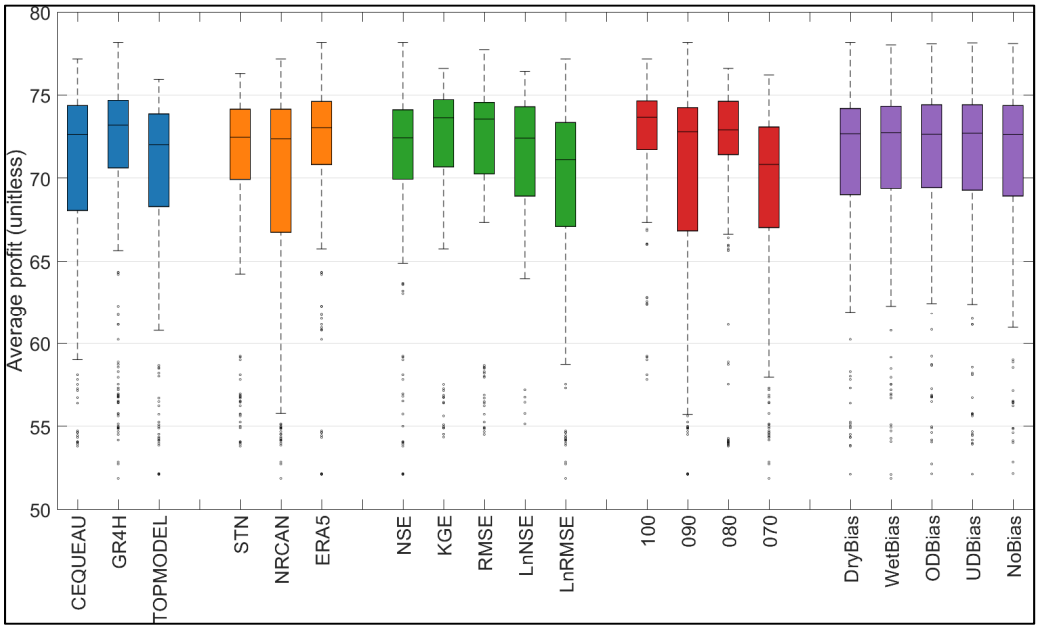

Figure 2.4: Comparison of average profit when maintaining one element constant in each factor.

The Kruskal-Wallis statistical test is performed on the average profit generated by elements composing the factors. Results are shown in figure 2.5, in which they are grouped by factors: (a) the hydrological model, (b) the hydrometeorological dataset, (c) the objective function, (d) the calibration score factor, and (e) the bias/dispersion factor. Acceptance of the null hypothesis indicating no significant difference is shown in green. For the elements composing the hydrological model factor (figure 2.5.a), only the average profit generated by GR4H is significantly different from TOPMODEL. This suggests that the first hydrological model generates hydrographs that the optimization algorithm handles better than the second, leading to more average profit. TOPMODEL is the only hydrological model that generates significantly fewer average profits. The ERA5 reanalysis dataset generates a slightly higher median average profit with a smaller spread than the other two datasets (figure 2.5.b). The elements composing the hydrometeorological ERA5 reanalysis dataset factor are significantly different, suggesting that more profit can be generated if the algorithm optimizing is fed by the ESPs generated from the ERA5 dataset. Most results are not significantly different from the others regarding the elements composing the objective function factor (figure 2.5.c), except for the KGE. The KGE was devised to show and solve inherent problems in the interactions between elements composing the NSE (Gupta et al., 2009), which might explain why it stands-out from the other objective functions. The elements composing the bias/dispersion factor are not significantly different between themselves (figure 2.5.e), which supports the results of figures 2.3 and 2.4.

As for the calibration score factor, it is expected that the higher the score, the more generated profits. While the best scores (100) do perform better, the median average profit of the second best (090) is close to the third best (080), however, with a wider spread and a negative bias (figure 2.4). This can be explained by the concept of equifinality. When calibrating a non-parsimonious hydrological model with an optimization algorithm, different parameter sets can yield similar performance for a given objective function (Beven, 2006; Foulon & Rousseau, 2018). Equifinality in the calibration score might not translate in the same way for another metric, such as average profit as illustrated in figure 2.5.e. Two parameters set with the same calibration score can lead to different average profit, because the models are calibrated to

represent flows and not average profits. Some processes can have more impact on profits once passed through the entire forecast generation and decision-making chain.

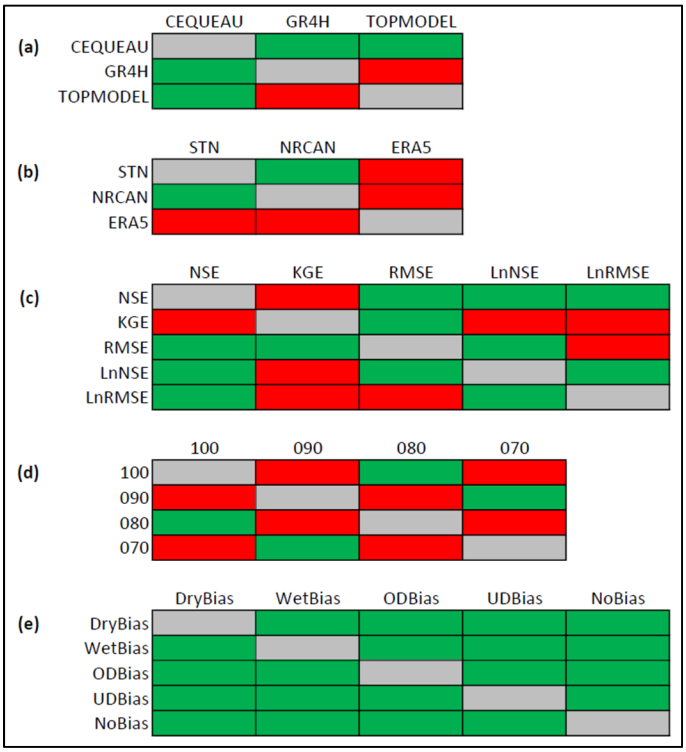

Figure 2.5: Results of the Kruskal-Wallis tests comparing the average profit generated by the elements composing the factors.

2.4.3 Further investigations into the value of the bias and dispersion factor

Previous results suggest that the bias and dispersion factor have a marginal impact on the average profit. This is not in agreement with Cassagnole et al. (2021) and Arsenault & Côté (2019). A second set of ESPs with an alternative method of bias generation is created to investigate if the lack of variance in the bias/dispersion factor can be attributed to the methodology used in this study. This new ESP is generated by giving more weight to the volumes of streamflows for the first two weeks (50% of the weight on the first two weeks), which leads to a change in which members are selected to be removed from the ESP ensemble. We obtain the highest increase in the relative SS for the hydrological model (7.6%) and the

largest decrease for the third order source (-4.8%), which excludes the bias/dispersion; the IQR for all changes is about 0.5% (results not shown). Although the new bias/dispersion generation method changed the ranks in the value of the main effects on variance, the overall findings are close to those obtained with the initial ESPs.

The low variance of the bias/dispersion factor could be explained by the watershed's properties and the optimization algorithm decision-making process. The LSJ is a large and relatively flat watershed characterized by a multi-day concentration time. Because of the lag between precipitation/snowmelt and the observed outflows, the ESPs generated for a watershed with a concentration time longer than the modelling time step tend to be composed of similar inflow members for the first few time steps (most generated ESP members have similar flows for the first two or three time steps); this makes the bias/dispersion irrelevant if the decisions are made on those time steps. To generate biased ESPs, Cassagnole et al. (2021) add noise into the observed inflow data at every timestep, thus creating ESPs with diverging members on the first timestep. Arsenault & Côté (2019) use the whole LSJ hydropower system, which includes four smaller size watersheds (1 297 km² to 11 528 km²). In this case, the effect of bias on energy generation comes from the upstream power stations (not modelled in the present study) which are fed by watersheds with shorter concentration time. Further investigations are required to validate if the lack of spread between the ESP members in the first few time steps is responsible for the low impact of the bias/dispersion factor on variance. One possible pathway at exploring is the optimization algorithms' information weighting strategy in a context of reservoir management.

2.4.4 Limitations

The main limitation of the study is the fact that only the hydrological modelling chain is examined. Since the optimization algorithm can have a large impact on the profit-generating capacity of a hydropower system, future studies should encompass the whole hydropower reservoir management chain including the decision-making algorithm.

Other limitations come from the test bench which is based on a simplified single watershed and a hydropower station system. Having a simplified system makes it difficult to generalize the findings to more complex, interdependent systems where the value of the various elements of the forecasting chain could be different. For instance, variance in average profit due to the bias/dispersion factor is found to be very small in the present study which is not in agreement with the results of Arsenault & Côté (2019), and Cassagnole et al. (2021); the latter modelling single reservoir systems but with various sizes.

In this study, data assimilation is used to prevent the hydrological model's state variables from going astray. This is not representative of real-world operations since typically hydrologists manually update model states using their expertise and knowledge of the watershed flow characteristics. The value of data assimilation into the modelling chain might be evaluated by using different data assimilation schemes.

Model calibration equifinality is a well-known problem in hydrological modelling that is partly addressed in the present work using calibration score degradation. To better assess the value of the calibration score by taking the equifinality principle into account, multiple calibration parameter sets yielding the same target score could be generated as well as the ESPs. However, this would have multiplied the required computing power by as many times as there would have been different sets.

The computing power required to run distributed models has limited the framework of this study to lumped hydrological models. The variance of distributed models could be investigated if computing power is available. Also, sub-daily time steps are not investigated, which could have an impact on hydropower systems fed by small and highly reactive watersheds. Different SA and PET routines are expected to have similar influence on the variance of generated profit; nevertheless, this can also be investigated in future studies. Finally, the findings of this study relate to a large-size watershed with a multi-day concentration time. The ESP members take multiple time steps to diverge, making the bias/dispersion irrelevant if the algorithm puts too

much weight on the first timestep when decision-making. Further investigations are necessary to validate if our findings can be generalized to smaller watersheds.

2.5 Conclusion

This study assesses the value of different elements of the hydrological forecasting chain through an analysis of the variance of the elements in profit generation. To do so, ESPs are generated by modifying five elements of the forecasting chain: the hydrological model, the hydrometeorological dataset, the objective function for model calibration, the calibration score, and the bias/dispersion. The ESPs are used as inputs to a test bench simulating the Lac-Saint-Jean Reservoir, a single energy generation system optimizing decisions with a linear programming algorithm.

The variance between the average profit generated by the 900 sets of ESPs from the various combinations are analyzed to identify which potential element allows the overall profit to be improved. The results show that the complex and interconnected hydrological forecasting chain can be marginally improved by individual factors (up to 5.1% of the overall variance came from the calibration score factor); most variance comes from the interactions of higher orders (26.2% of the relative variance is attributable to the only third order source that does not include the bias/dispersion factor). Contrary to the findings of Cassagnole et al. (2021) and Arsenault & Côté (2019), there is almost no variance in average profit caused by the changes in bias and dispersion, both at the individual level and higher orders of interactions. The variance of every source containing the bias and dispersion is low, including the highest order (five interactions). The analyzed factors do not lead to a significant improvement of the overall value of the hydrological modelling chain.

We show that the average profit generated by the combinations containing ERA5 as the hydrometeorological dataset yield better performance in terms of average profit compared to the other datasets; the combinations containing the KGE objective function also performed the best.

The modification of the reservoir capacity by ±50% gives similar results in terms of relative variance from the diverse sources; the same findings are obtained when comparing results with and without a minimum load constraint. This suggests that the results can be generalized to systems with different reservoir sizes and energy production obligations. However, only one type of optimization algorithm is analyzed; and the lack of variance of the bias and dispersion on the average profit partly depends on the watershed size. Therefore, the results cannot be generalized to all optimization algorithms or sizes of watershed.

We recommend further investigations into the various elements composing the hydrological forecasting chain to determine, to which extent, the present results can be generalized. From the findings of this study, most elements of the hydrological forecasting chain need to be improved to increase the overall profits as no single element can achieve this on its own.

2.6 Acknowledgements

Jonathan Davidson-Chaput was supported financially by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) as well as the Fonds de Recherche du Québec – Nature et Technologies (FRQNT). This project was also partially funded by the NSERC grant number CRDPJ-522126-17. The authors would like to thank Rio Tinto for access to their datasets used in the present study.

CHAPITRE 3

DISCUSSION

La présente section reprend les sujets abordés à la section 2.4 du chapitre 2, en y ajoutant des analyses et figures supplémentaires. Afin de simplifier la lecture du présent document, une seule valeur de variance relative est donnée, bien que celles-ci puissent changer alors que des changements sont apportés au BC de l'énergie. À moins d'indications contraires, les valeurs de variance relative indiquées au chapitre 3 font référence à un BC de l'énergie de 1,2 fois le prix de vente.

3.1 Variance du profit moyen

3.1.1 Effet principal

La variance relative du profit généré moyen, tel que défini par l'équation 2.1, a été analysée et est présentée à la figure 2.3 sous forme de cartes thermiques. Les figures 2.3.a et 2.3.b montrent que pris individuellement, les facteurs (l'effet principal) exercent une influence relativement faible sur la variance totale. En effet, si chacune des 31 sources avaient un poids égal dans la variance, celui-ci serait de 3,2%. Cependant, il n'y a qu'un seul facteur dont la variance relative est supérieure à la valeur moyenne (le score de calibration, avec 5,1%) et un seul dont la part est du même ordre de grandeur que la moyenne (le jeu de données hydrométéorologiques, avec 3,3%). Le facteur ayant l'impact le plus faible sur la variance est non seulement le biais/dispersion (maximum de 0,1%), mais toutes les sources où celui-ci est inclus, de l'effet principal au quatrième ordre, représentent une part négligeable de la variance (sous 0,1%).

Ces résultats sont en contradiction avec ceux obtenus par Arsenault & Côté (2019) ainsi que Cassagnole et al. (2021), qui avaient analysé la valeur du biais et avaient identifié des valeurs positives et négatives, respectivement. Ces différences entre les résultats des études antérieures et de la présente étude seront discutées plus en détail à la section 3.3.

3.1.2 Changements apportés au coût d'achat de l'énergie

Afin d'évaluer l'impact du BC de l'énergie sur la variance du profit moyen, celui-ci fut modifié et les résultats ont été analysés. Les figures 2.3.a et 2.3.b montrent que la part de la variance attribuée aux différentes sources reste généralement constante alors que le BC change. À l'exception de la source de troisième ordre ne contenant pas le biais/dispersion, ce sont des facteurs individuels qui ont subi la plus grande variation. En effet, le modèle hydrologique (X1) et le jeu de données hydrométéorologique (X2) varient de 1,7% à 0,2% et 4,9% à 3,1% respectivement, tandis que la source ayant été la plus affectée est celle de troisième ordre ne contenant pas le biais/dispersion, qui est passée de 26,2% à 23,6%. Somme toute, l'ordre de grandeur des variations est le même pour toutes les sources dont la part de la variance n'est pas restée constante (maximum 2,6%). Ces observations tendent à démontrer que les résultats de la présente étude pourraient être généralisés à des systèmes dont l'écart entre le BC et le prix de vente de l'énergie est différent ou que celui-ci fluctue.

Cependant, le changement dans la variance relative n'est pas linéaire. À titre d'exemple, la figure 3.1 montre les changements de la variance relative des cinq facteurs alors que le BC augmente. Sur cette figure, chaque facteur est nommé de X1 à X5: le modèle hydrologique (X1), le jeu de données hydrométéorologiques (X2), la fonction-objectif pour la calibration (X3), le score de calibration (X4) et le biais/dispersion (X5). Cette non-linéarité peut aussi être observée pour la plupart des autres sources, et peut s'expliquer par l'interdépendance complexe entre les différents éléments de la chaîne de prévision hydrologique.

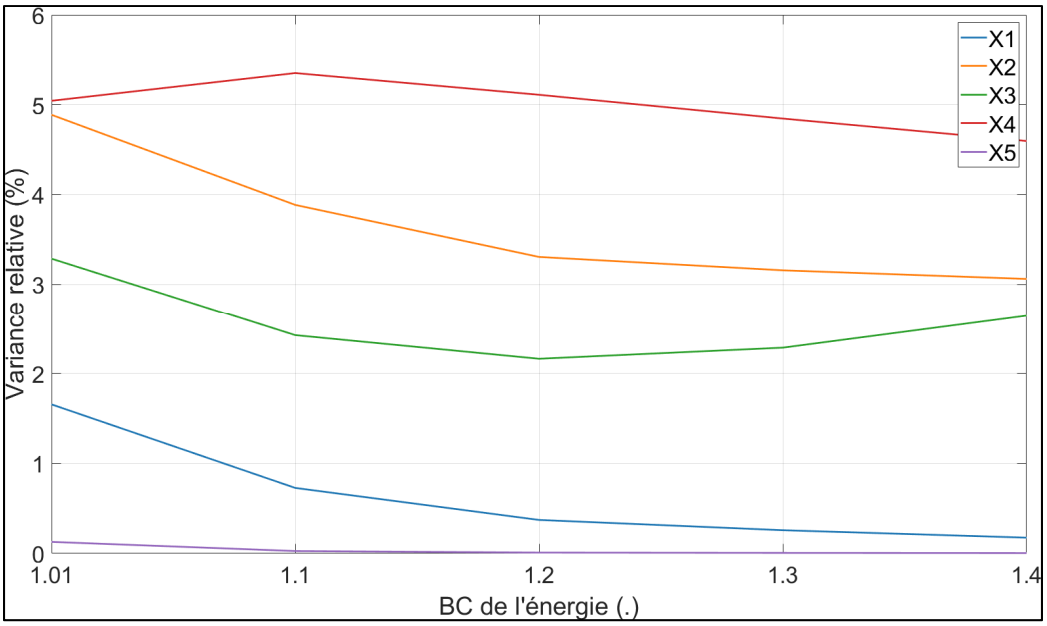

Figure 3.1: Variance relative des facteurs individuels selon le coût d'achat de l'énergie.

3.1.3 Interactions et sources d'ordres supérieurs

Les résultats montrés à la figure 2.3.a indiquent qu'à l'exception notable des sources contenant le biais/dispersion, la variance relative est corrélée avec le nombre d'interactions entre les facteurs. En effet, la source à laquelle est attribuée la plus grande part de la variance relative du profit moyen est la plus élevée ne contenant pas le biais/dispersion, soit une source de troisième ordre, représentant à elle seule plus du quart de la variance (26,2%). Par ailleurs, les deuxièmes et troisièmes ordres représentent à eux seuls près des trois quarts de la variance totale, soit 71,2%.

Dans l'ensemble, une part significative de la variance totale peut être attribuée aux interactions entre au moins trois des quatre variables suivantes, soit 1) le modèle hydrologique, 2) le jeu de données hydrométéorologique, 3) la fonction-objectif, et 4) le score de validation. La figure 3.2 montre la variance relative attribuable aux sources de deuxièmes et troisièmes ordre ne contenant pas le biais/dispersion. Sur cette figure, les facteurs présentés sont nommés de X1 à X4: le modèle hydrologique (X1), le jeu de données hydrométéorologiques (X2), la fonction-

objectif pour la calibration (X3), et le score de calibration (X4). Il est possible d'observer que ces sources du deuxième ordre représentent entre 10,2% et 13,7% de la variance totale, tandis que la source du troisième ordre représente 26,2%.

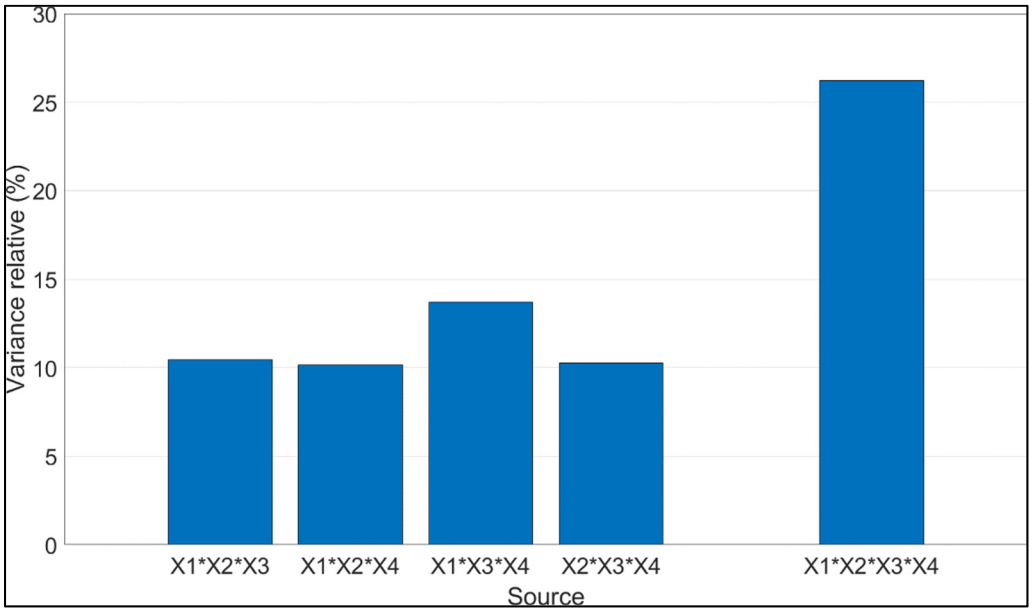

Figure 3.2: Variance relative du profit moyen attribuée aux sources de deuxième et troisième ordre ne contenant pas le biais/dispersion (X5).

Le fait que les effets principaux et sources de premier ordre aient un faible impact sur la variance totale (moins de 6%) suggère que les différents éléments de la chaîne de prévision hydrologique analysés sont intrinsèquement liés, et que l'amélioration de la valeur globale de la chaîne ne sera possible qu'en améliorant plusieurs éléments à la fois. Malgré que l'impact des effets principaux soit relativement faible lorsque celles-ci sont prises individuellement, l'addition des trois facteurs ayant le plus d'impact représente plus d'un dixième de la variance totale (10,6%). En ordre décroissant, ces facteurs sont: 1) le score de calibration (5,1%), 2) le jeu de données hydrométéorologiques (3,3%), ainsi que 3) la fonction-objectif (2,2%). Par ailleurs, lorsque l'on additionne les sources des effets principaux et des deux premiers ordres ne contenant que ces facteurs, ces sources représentent 33,1% de la variance totale, suggérant qu'il serait possible d'améliorer la valeur globale de la chaîne de prévision hydrologique en se concentrant sur ces trois facteurs.

3.1.4 Somme de la variance relative des sources contenant les différents facteurs

L'analyse peut être approfondie en additionnant la variance des sources auxquelles appartiennent les différents facteurs. Tel qu'il peut être observé à la figure 2.3.c, l'influence du biais/dispersion sur la variance est négligeable, représentant moins de 0,6% une fois que la variance relative des sources contenant ce facteur ait été additionnée. Il peut aussi être observé que l'influence des quatre autres facteurs est comparable entre elles, mais que la fonction-objectif a légèrement plus d'influence (76,9%) que le score de calibration (73,5%), le jeu de données hydrométéorologiques (69,2%) et que le modèle hydrologique (66,7%). Ces résultats corroborent ceux discutés précédemment et montrés aux figure 2.3.a et 2.3.b. N.B. : la somme des différentes sommes excède 100% étant donné que les mêmes interactions sont calculées plusieurs fois (par exemple, la source du premier ordre contenant le modèle hydrologique et le jeu de données hydrométéorologique sera calculée dans la somme de la variance des deux facteurs).

3.1.5 Changements aux caractéristiques du système hydroélectrique

Le volume du réservoir a été modifié afin de connaître son impact sur la valeur des éléments de la chaîne de prévision hydrologique à l'étude. À la figure 3.3, chaque facteur est nommé de X1 à X5: le modèle hydrologique (X1), le jeu de données hydrométéorologiques (X2), la fonction-objectif pour la calibration (X3), le score de calibration (X4) et le biais/dispersion (X5). La figure 3.3a montre la variance relative selon la source et le volume du réservoir, qui a été réduit ou augmenté de 50%, tandis que la figure 3.3.b montre la distribution des changements à la variance relative des différentes sources lors de la diminution du volume de 50%, et la figure 3.3.c montre la distribution des changements à la variance relative des différentes sources lors de l'augmentation du volume de 50%. Il est possible d'observer à la figure 3.3.a que l'impact des différentes sources sur la variance reste relativement constant alors que le volume du réservoir varie. À la figure 3.3.b, qui montre la distribution des changements aux différentes sources alors que le volume du réservoir est réduit de 50%, et il est possible d'observer que plus de la moitié ont subi des changements mineurs (entre -0,2%

et 0,2%), et que ceux-ci varient entre -1,3% et 1,4%. À la figure 3.3.c, qui montre quant à elle la distribution des changements aux différentes sources alors que le volume du réservoir est augmenté de 50%, et il est possible d'observer que plus de la moitié ont subi des changements mineurs, entre -0,5% et 0,5%, et que ceux-ci varient entre -3,3% et 3,2%. Bien que les changements soient environ deux fois plus importants lorsque le volume grandit, ces changements sont faibles et les constats généraux demeurent les mêmes, ce qui laisse croire que ceux-ci peuvent être généralisés à plusieurs volumes de réservoirs.

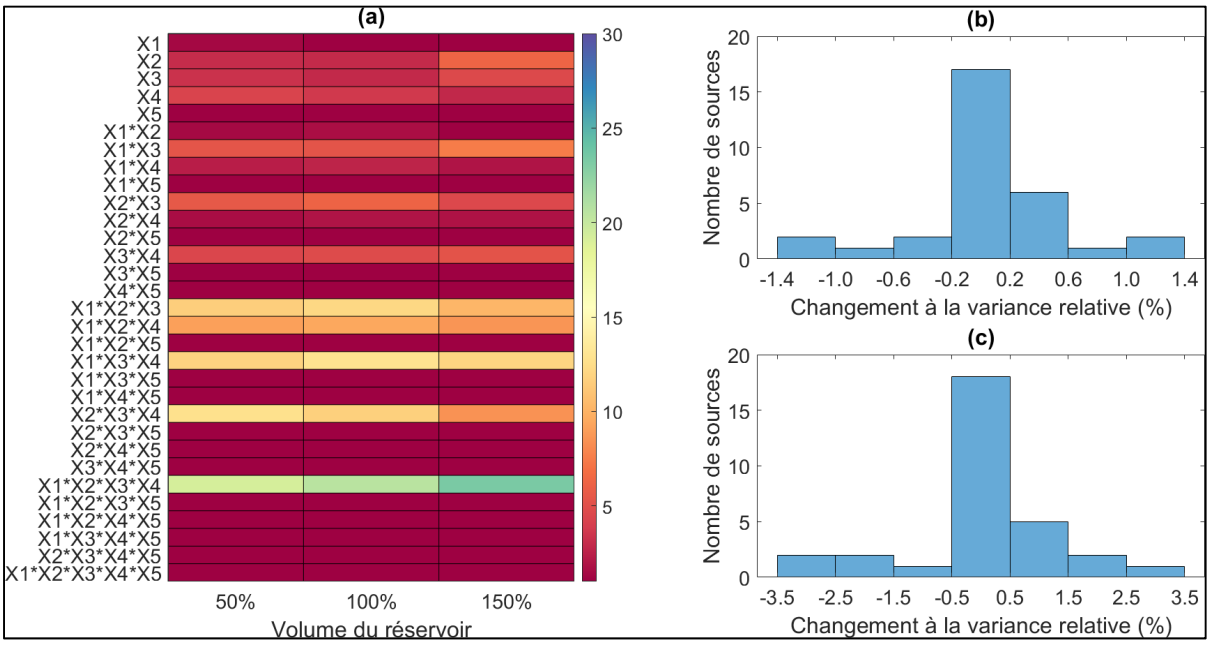

Figure 3.3: Variance relative selon la source et le volume du réservoir, et distribution des changements lors de la modification du volume.

La MLC a aussi été modifiée afin d'observer l'impact sur la variance du profit moyen avec ou sans celle-ci, et il a été observé que la variance liée aux diverses sources ne change pas alors que le BC est modifié. Ce comportement était à prévoir étant donné que sans MLC, le système n'a pas à acheter d'énergie, et la gestion de l'algorithme d'optimisation ne changera donc pas avec le BC. Sans MLC, la variance attribuable aux différentes sources est presque identique à celle attribuable à un BC de 1,01 alors que la MLC est présente (variant de -0,14% à 0,10%, avec un IQR de 0,01%). Dans deux situations différentes, mais offrant un degré de liberté élevé, la variance due aux différentes sources est sensiblement la même, ce qui suggère que la

valeur des différents éléments analysés est influencée par le degré de liberté quant à la gestion du réservoir.

3.2 Profit moyen selon la source de variance

Le profit moyen selon les éléments composant les facteurs a été analysé et ceux-ci ont été classés selon la source de variance, tel que présenté à la figure 2.4. Chaque combinaison y est présentée, et à titre d'exemple, la première boîte à moustache (CEQUEAU) montre le profit moyen des 300 combinaisons comprenant ce modèle hydrologique (1 modèle hydrologique x 3 jeux de données hydrométéorologiques x 5 fonctions-objectif x 4 scores de calibration x 5 biais/dispersion = 300 combinaisons). L'analyse des profits moyens médians ainsi que le IQR montre que le biais/dispersion (en mauve) démontre très peu de variabilité entre les différents éléments composant ce facteur. Quant à eux, les différents éléments composant le score de calibration (en rouge) ont démontré le plus de variabilité, suivi du jeu de données hydrométéorologique (en orange) et de la fonction objectif (en vert), qui ont sensiblement le même impact sur la variabilité. Finalement, il peut être observé que le modèle hydrologique (en bleu) offre peu de variabilité. Les résultats présentés à la figure 2.4 sont similaires et corroborent ceux pouvant être observés à la figure 2.3.

Afin de déterminer si ces différences étaient significativement différentes, le test statistique non paramétrique de Kruskal-Wallis a été appliqué aux résultats classés selon les éléments composant les différents facteurs, et les résultats sont présentés à la figure 2.5. Lorsque les résultats sont regroupés selon les éléments composant le biais/dispersion (figure 2.5.e), il est possible d'observer que ceux-ci ne sont pas significativement différents l'un de l'autre, corroborant encore une fois les figures 2.3 et 2.4. Lorsque regroupés selon les éléments composant le modèle hydrologique (figure 2.5.a), il n'y a que GR4H qui soit significativement différent de TOPMODEL, ce qui suggère que GR4H génère des ESP composées d'hydrogrammes qui sont interprétés de façon plus favorable par l'algorithme d'optimisation du banc d'essai, générant ainsi en moyenne plus de profits. TOPMODEL est donc le seul modèle ayant généré des profits moyens significativement moins élevés. Une fois regroupés

selon les éléments composant le jeu de données hydrométéorologiques (figure 2.5.b), il est possible d'observer que les ESP générées à partir de la réanalyse ERA5 ont généré un profit moyen médian légèrement plus élevé que les autres jeux de données, et que les résultats sont plus groupés autour de la médiane. Étant le seul jeu de données dont les résultats sont significativement différents des autres, ces résultats suggèrent que la profitabilité du système pourrait être augmentée en générant des ESP à partir des données de réanalyse ERA5. Pour leur part, une fois avoir regroupé les données selon les éléments composants la fonction-objectif (figure 2.5.c), il est possible d'observer que les résultats de la plupart des fonctions-objectifs ne sont pas significativement différents l'un de l'autre. Une exception peut être observée dans le cas du KGE, dont les résultats sont significativement différents de trois des quatre autres fonctions-objectif. Le KGE a été conçu afin de mettre en évidence et démontrer les problèmes inhérents à l'interaction entre les différents éléments composant le NSE, principalement le fait que la moyenne des débits observés soit employée comme référentiel. Cette particularité peut mener à la surestimation de la qualité de la calibration pour les bassins versants dont le cycle hydrologique est dominé par la fonte de la neige (Gupta et al., 2009). Bien que les auteurs mentionnent que le but n'était pas d'offrir une alternative au NSE, largement employé en hydrologie, leur nouvelle fonction-objectif a tout de même résolu certains de ces problèmes, ce qui pourrait expliquer pourquoi celle-ci se démarque des autres. Finalement, lorsque regroupés selon les éléments composant le score de calibration, le résultat auquel il aurait été normal de s'attendre serait que plus le score de validation est élevé, plus le profit moyen généré le sera aussi. Par contre, tel qu'il peut être observé sur la figure 2.4 (en rouge), ce n'est pas tout à fait le cas. Tel qu'attendu, les ESP générées à partir de modèles hydrologiques ayant obtenu le meilleur score de calibration (100) ont généré le plus de profits moyens. Par contre, le profit moyen médian des ESP générées à partir des deux catégories suivantes (soit 090 et 080) sont sensiblement les mêmes, mais l'écart de la deuxième catégorie (090) est beaucoup plus grand et l'asymétrie vers les profits inférieurs fait que la moyenne est inférieure. Cette situation peut s'expliquer par le concept de l'équifinalité (Foulon & Rousseau, 2018; Beven, 2006). Alors qu'un modèle hydrologique non parcimonieux est calibré à partir d'un algorithme d'optimisation, plusieurs jeux de paramètres différents peuvent mener à des scores de calibration semblables. Ceci étant dit, une équifinalité par rapport à un indicateur de

performance ne se traduit pas nécessairement de la même façon pour un autre, tel que le profit généré moyen. Ce phénomène peut donc s'expliquer par le fait que bien que le score de 090 soit plus élevé que le score de 080 par rapport à la fonction-objectif, le jeu de paramètres lié au score de 090 peut avoir plus de difficulté à représenter les phénomènes qui sont cruciaux à la prise de décision par l'algorithme d'optimisation du banc d'essai.

3.3 Examen plus approfondi de la valeur du facteur biais/dispersion

3.3.1 Méthode de génération du biais/dispersion

Les résultats discutés aux sections 3.1 et 3.2 suggèrent que le facteur du biais/dispersion n'a qu'un impact marginal sur le profit généré moyen. Cependant, ces résultats contredisent ceux des études antérieures de Cassagnole et al. (2021) et Arsenault & Côté (2019), qui avaient trouvé que le biais dans les ESP menait à des profits moyens moins élevés et plus élevés, respectivement. Afin de vérifier si la méthode de génération des ESP employée dans la présente étude est en cause pour cette disparité, un deuxième jeu a été généré. Comme la gestion d'un réservoir hydroélectrique est principalement une opération à court et moyen terme, le deuxième jeu d'ESP a été généré de manière à mettre l'accent sur le biais/dispersion présent dans les deux premières semaines, plutôt que sur l'horizon complet de 15 mois. Pour y parvenir, les volumes servant à déterminer quel membre retirer ont été pondérés à 50% sur les 14 premiers jours, et à 50% sur les 14 mois et demi restants, ce qui a mené au retrait de membres différents dans certaines situations (les changements n'ont pas été analysés de façon exhaustive). À la figure 3.4, chaque facteur est nommé de X1 à X5: le modèle hydrologique (X1), le jeu de données hydrométéorologiques (X2), la fonction-objectif pour la calibration (X3), le score de calibration (X4) et le biais/dispersion (X5). La figure 3.4.a montre les changements à la variance relative pour chaque source selon le BC de l'énergie par rapport à la méthode originale de génération des biais/dispersion dans les ESP, la figure 3.4.b montre la distribution des changements aux différentes sources alors que la méthode varie, et la figure 3.4.c montre les changements de la variance relative des cinq facteurs par rapport à la méthode originale, alors que le BC augmente. Sur la figure 3.4.a, il peut être observé que dans les cas où les changements sont plus prononcés, ceux-ci sont de -4,8% et 7,6%. Par contre, tel qu'il peut être

observé à la figure 3.4.b, plus du deux tiers (105) des changements sont de l'ordre de -1% à 1%. À la figure 3.4.c, et il peut être observé que la part de la variance attribuable à ce facteur (en mauve) est demeurée inchangée, et ce peu importe le BC de l'énergie. Ces résultats tendent à montrer que la méthode de génération a un léger impact sur la valeur de certains éléments de la chaîne de prévision hydrologique. Cependant, le facteur d'intérêt, soit le biais/dispersion, n'est pas influencé par cette méthode, et le peu d'influence de celui sur la variance relative n'est pas dû à cette méthode. Il est aussi pertinent de noter que les observations générales ayant été faites précédemment demeurent inchangées lorsque la méthode est modifiée.

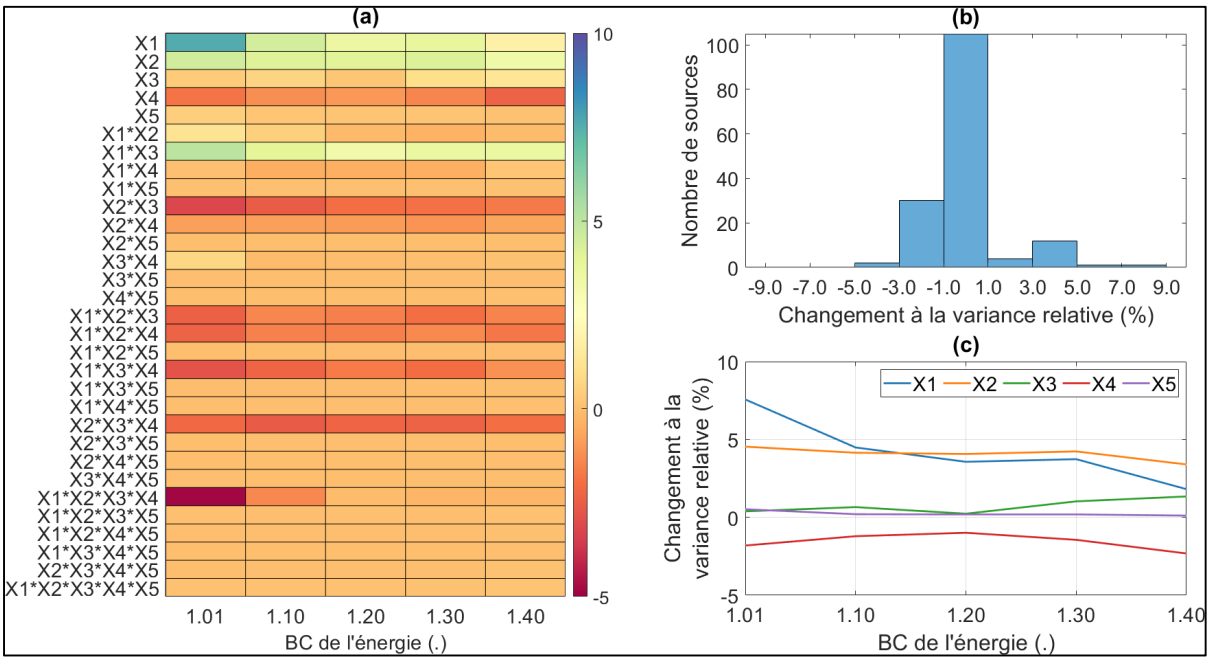

Figure 3.4: Changements à la variance relative selon la source et le BC de l'énergie par rapport aux valeurs obtenues avec la première méthode de génération du biais, distribution des changements lors de la modification, et changements à la variance relative selon la source.

3.3.2 Temps de concentration et algorithme de prise de décisions

Le faible impact du biais/dispersion sur la variance pourrait s'expliquer par les propriétés du bassin versant et de l'algorithme de prise de décision. En effet, le bassin versant LSJ étant très vaste et relativement plat, ces caractéristiques font en sorte que le temps de concentration est

de plusieurs jours, ce qui cause un décalage entre les épisodes de précipitation/fonte et la variation du débit à l'exutoire. Étant donné que tous les membres de l'ensemble ont les mêmes conditions initiales au début du jour prévisionnel, ce temps de réponse du bassin versant fait en sorte que tous les membres de l'ESP auront le même débit durant plusieurs jours (et plusieurs pas de temps agrégés). Ce phénomène peut être observé à la figure 3.5, qui montre à titre d'exemple l'ESP pour le 5 001e jour prévisionnel (a), ainsi que l'ESP aux pas de temps agrégés de trois jours pour la même période (b). Si l'algorithme de prise de décision du banc d'essai accorde plus d'importance aux premiers pas de temps, cette période de plusieurs pas de temps dont tous les membres de l'ESP ont le même débit pourrait expliquer pourquoi l'impact du biais/dispersion sur la variance est si faible, le rendant sans importance dans le processus de prise de décisions.

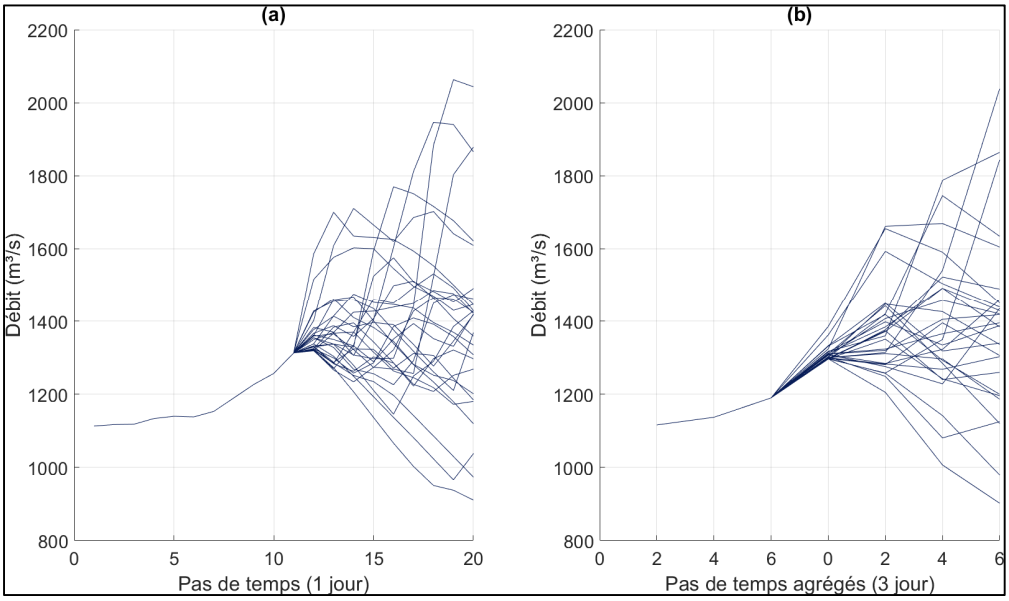

Figure 3.5: Prévision d'ensemble pour la combinaison CEQUEAU-ERA5-KGE-100-NoBias.

3.3.3 Études antérieures

Contrairement aux résultats obtenus dans le cadre de la présente étude, les études précédentes portant sur la valeur du biais en contexte opérationnel ont démontré que celui-ci pouvait être

soit positif, soit négatif, mais dans les deux cas cette valeur était non-nulle. En effet, Cassagnole et al. (2021) ont démontré qu'un biais dans les ESP avait entraîné une diminution du profit généré, et cette différence peut s'expliquer par la méthode de génération du biais employée dans le cadre de cette étude. La figure 3.6, tirée de cet article, montre les ESP synthétiques ayant été générées en bruitant l'hydrogramme observé, multipliant les débits de celui-ci par différents facteurs pour chaque membre de l'ensemble, faisant en sorte que le biais était apparent dès les premiers pas de temps. La figure 3.6a montre les prévisions fiables et sans biais (UnB), 3.6b les prévisions surestimant les débits (OvE), 3.6.c les prévisions sous-estimant les débits (UnE), et 3.6.d les prévisions sous-dispersées (UnD).

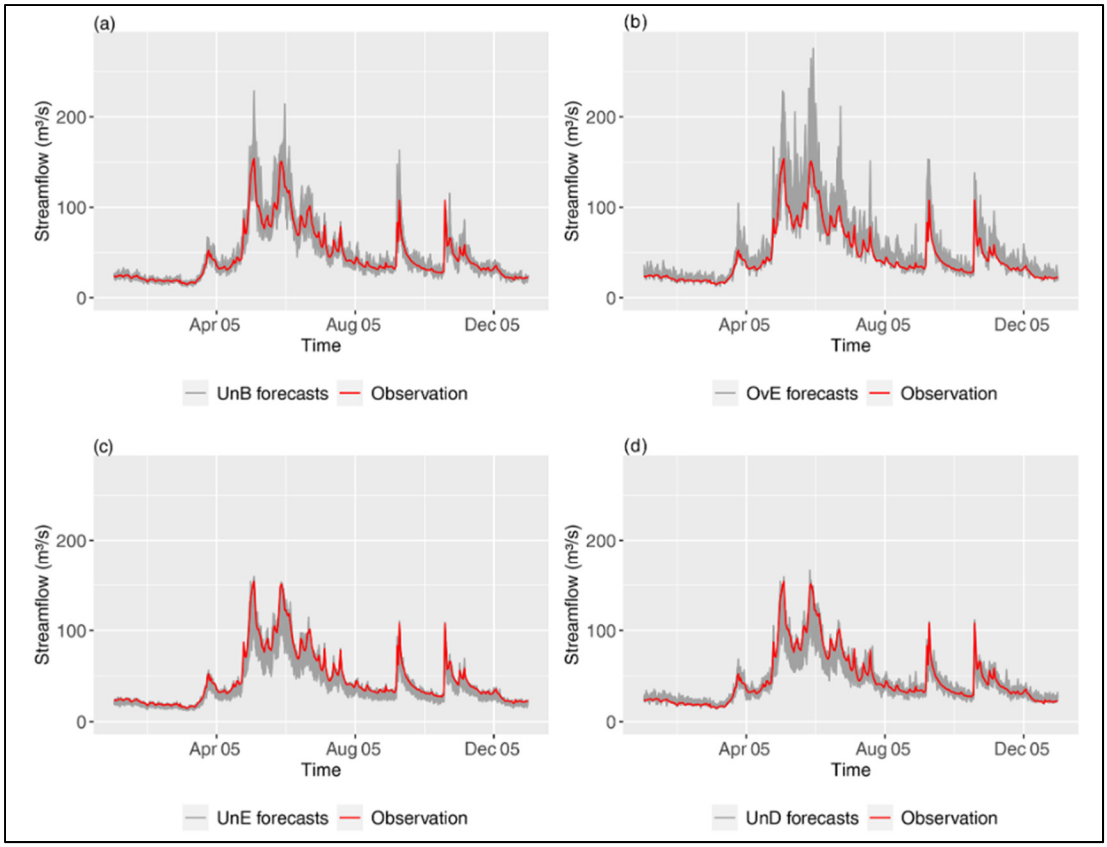

Figure 3.6: Illustration des hydrogrammes synthétiques ayant été générés.
Tiré, traduit et adapté de Cassagnole et al. (2021).

Pour leur part, Arsenault & Côté (2019) ont démontré l'effet contraire du biais sur la production hydroélectrique, obtenant des résultats qui montrent une valeur positive à celui-ci. Dans le

cadre de cette étude, les chercheurs ont modélisé le système hydrique du Saguenay-Lac-Saint-Jean dans son ensemble, totalisant cinq bassins versants intégrés dans un système en cascade comprenant cinq centrales hydroélectriques (soit quatre bassins versants et quatre stations en plus du bassin versant LSJ et de la centrale Isle-Maligne). Tel que montré au tableau 31, qui montre la superficie des bassins versants composant le système hydrique du Saguenay-Lac-Saint-Jean, celui-ci est constitué de bassins versants dont la superficie est beaucoup plus petite que celle de LSJ. Le temps de concentration étant beaucoup plus court pour ces bassins versants, le biais peut être apparent rapidement et pris en compte par l'algorithme d'optimisation dans la gestion de ces réservoirs.

Tableau 3.1: Superficie des bassins versants du système hydrique du Saguenay-Lac-Saint-Jean.

Bassin versant	**Superficie (km²)**
LSJ	45 362
Passes-Dangereuses	11 528
Chutes-du-Diable	9 735
Lac-Manouane	4 899
Chute-à-la-Savane	1 297

Afin de valider si le groupement des membres des ESP lors des premiers pas de temps est responsable de la faible importance du biais/dispersion sur la variance des profits générés moyens, une étude plus en profondeur quant à la stratégie de pondération de l'algorithme d'optimisation serait nécessaire.

3.4 Limitations

3.4.1 Portée de l'étude

La limitation principale de la présente étude est sa portée, qui pour des raisons de temps et de puissance de calcul disponible, a dû être limitée. En effet, en se limitant à la chaîne de

modélisation hydrologique, la présente étude exclut la valeur de l'algorithme d'optimisation et de prise de décision, et des études subséquentes pourraient inclurent toute la chaîne de gestion de réservoirs hydroélectriques. En effet, Arsenault & Côté (2019) ont aussi démontré, en comparant plusieurs méthodes de prise de décisions, que celles-ci ont un impact sur la production hydroélectrique.

Une autre limitation de la présente étude est le fait que certains éléments de la chaîne de prévision hydrologique n'ont pas été modifiés, et que leur impact sur la variance du profit généré moyen n'a donc pas pu être évalué. Comme pour les modèles hydrologiques, une multitude de routines de PET et de SA sont disponibles et employées dans le domaine de la modélisation hydrologique, et le choix de celles-ci pourrait avoir un impact similaire au choix du modèle.

Un autre élément n'ayant pas été sujet à changement dans le cadre de la présente étude est la méthode de DA. Celle-ci a été ajoutée à la méthodologie afin de répondre à la problématique des variables d'état des modèles hydrologiques qui ne représentaient plus les conditions réelles après un certain temps, elle n'a donc pas été incluse aux éléments de la chaîne de prévision analysés. Tel que rapporté par Troin et al. (2021), une multitude de méthodes sont disponibles, et comme l'ont démontré Thiboult & Anctil (2015) en étudiant la méthode du EnKF, la paramétrisation de la DA peut avoir un impact considérable sur la modélisation.

Aussi, la présente étude analyse l'impact du score de calibration sur la variance du profit généré moyen, mais la portée pourrait être étendue afin de tenir compte de l'équifinalité. Afin de mieux prendre en compte l'impact de ce problème bien connu, plusieurs jeux de paramètres pour un même score de calibration pourraient être générés lors de la calibration, et la variance attribuée à ceux-ci pourrait être analysée. Cette avenue n'a pas été approfondie dans la présente étude afin de limiter la puissance et le temps de calcul nécessaires, étant donné que chaque nouveau jeu de paramètre multiplie par le même nombre le temps de calcul.

Finalement, la puissance et le temps de calcul nécessaires à l'emploi de modèles hydrologiques distribués les ont rendus prohibitifs. Les études subséquentes pourraient inclure ce type de modèle et analyser l'impact de ceux-ci sur la variance si la puissance de calcul nécessaire est disponible. Il en va de même pour des pas de temps plus fins, qui pourraient avoir un impact considérable sur la production hydroélectrique des petits bassins versants hautement réactifs.

3.4.2 Bassins versants et systèmes hydriques

Une autre limitation à la présente étude sont les caractéristiques du bassin versant et du système hydrique étudié. En effet, le fait d'avoir employé un système hydrique simplifié ne contenant qu'un seul bassin versant et un seul réservoir limite la capacité de généraliser les conclusions de la présente étude à des systèmes plus complexes et interdépendants, où la valeur des éléments de la chaîne hydrologique pourrait différer. Un exemple probant de cette observation est le fait que dans le cadre de la présente étude, le biais/dispersion n'a démontré qu'une faible influence sur la variance, tandis que Arsenault & Côté (2019) aient démontré un impact considérable. Une des principales différences entre les deux études est la complexité du système étudié, composé de bassins versants de superficies variables, allant de 1 297 à 45 362 km². Cassagnole et al. (2021) ont aussi obtenu des résultats différents de ceux de la présente étude, montrant que le biais et la dispersion ont un impact sur la profitabilité du système hydrique. Dans le cadre de leur étude, ces chercheurs ont aussi modélisé des systèmes hydriques simples à un seul réservoir, mais en ont modélisé dix ayant des superficies variables. En effet, le bassin versant étudié dans la présente étude étant caractérisé par un temps de concentration de plusieurs jours, les membres de l'ensemble présentent très peu de différence entre eux lors de premiers pas de temps, ce qui peut faire en sorte que l'algorithme de prise de décision n'y accorde que très peu d'importance si celui-ci met l'accent sur les premiers pas de temps. La complexité du système hydrique ainsi que les caractéristiques des bassins versants le composant pourraient faire l'objet d'études plus approfondies afin de déterminer si les conclusions de la présente étude sont applicables à divers systèmes.

3.4.3 Contexte opérationnel réel

Certains éléments de la présente étude ne représentent pas fidèlement les pratiques en contexte opérationnel réel. En effet, en contexte réel, les variables d'état ne sont pas actualisées lors du jour prévisionnel à l'aide de DA, mais par les hydrologues qui s'appuient sur leur expérience ainsi que divers outils tels que les mesures de neige et les images satellites. Par contre, étant donné la quantité de jours prévisionnels nécessaires à la présente étude, la mise à jour manuelle ne serait pas possible. Par ailleurs, en contexte opérationnel réel, l'algorithme de prise de décision ne sert que de guide aux gestionnaires de réservoirs, qui prennent eux-mêmes les décisions quant aux opérations.

CONCLUSION

Pour conclure, l'objectif principal de la présente étude fut de déterminer la valeur de différents éléments de la chaîne de prévision hydrologique par rapport aux autres et d'identifier lequel a le plus de valeur, si l'un d'entre eux se démarque. Pour y parvenir, des prévisions d'ensemble ont été générées en modifiant un à un les éléments étudiés, et les différents ensembles ont été fournis à un banc d'essai simulant une version simplifiée du système hydrique du Saguenay-Lac-Saint-Jean, composé d'un seul bassin versant et un seul réservoir, et étant muni d'un algorithme d'optimisation de programmation linéaire.

Afin de déterminer si un des éléments analysés avait un plus grand potentiel d'augmenter la profitabilité du système, la variance du profit généré moyen de chacun des 900 ensembles a alors été analysée. Les résultats ont démontré que, étant hautement complexe et interreliée, la chaîne de prévision hydrologique ne peut que marginalement être améliorée en augmentant la valeur d'un élément individuel (les éléments pris individuellement ne valant que jusqu'à 5,1% de la variance totale), et que la plupart de la variance provient de l'interaction entre ces éléments (26,2% de la variance relative est attribuable à la seule source de troisième ordre ne comprenant pas le biais/dispersion). Les résultats de la présente étude suggèrent donc que parmi les éléments étudiés, il ne serait pas possible d'augmenter la valeur de la chaîne de modélisation hydrologique de manière significative en améliorant un seul élément la composant.

Par ailleurs, contrairement aux constats réalisés par Arsenault & Côté (2019) et Cassagnole et al. (2021), la présente étude n'a trouvé qu'une influence marginale (voire presque nulle) du biais/dispersion sur les profits générés moyens. Ce faible impact a été observé autant au niveau individuel que lors d'interaction avec les autres éléments analysés, et ce jusqu'au quatrième et dernier ordre, qui incluait chacun des cinq éléments analysés.

Les facteurs individuels ont été décomposés et les résultats triés selon les éléments les composant, et il fut observé que les combinaisons contenant le jeu de données

hydrométéorologiques ERA5 ont généré un profit moyen légèrement plus élevé, et que ces résultats étaient significativement différents selon le test de Kruskal-Wallis. Il a aussi été observé que les combinaisons contenant la fonction-objectif du KGE ont en moyenne généré plus de profit que les autres qui ont été analysées, et que cette différence est aussi significative.

Lors de la modification de la taille du réservoir de ±50% et du retrait de la charge minimale que le système devait fournir, il a été observé que la variance relative attribuable aux diverses sources n'a que très peu varié, suggérant que les conclusions de la présente étude peuvent être généralisées à des systèmes dont les dimensions du réservoir et les contraintes d'exploitation sont différentes. Par contre, un seul algorithme d'optimisation et une seule taille de bassin versant ont été analysés, et plus d'études seraient nécessaires afin de savoir si les conclusions de la présente étude peuvent être appliquées à des systèmes dont ces propriétés sont différentes.

Selon les résultats présentés dans cette étude, plusieurs éléments de la chaîne de prévision hydrologique doivent être améliorés de façon simultanée afin d'augmenter de manière significative les profits générés. Il serait aussi recommandé de procéder a plus d'études dont la portée serait élargie afin de déterminer quelles conclusions peuvent être généralisées à divers types de systèmes.

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Arsenault, R., & Côté, P. (2019). Analysis of the effects of biases in ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts on electricity production in hydropower reservoir management. *Hydrology and Earth System Sciences, 23*(6), 2735-2750. Repéré à https://hess.copernicus.org/articles/23/2735/2019/

Arsenault, R., Brissette, F., Martel, J.-L., Troin, M., Lévesque, G., Davidson-Chaput, J., … Poulin, A. (2020). A comprehensive, multisource database for hydrometeorological modeling of 14,425 North American watersheds. *Scientific Data, 7*(1), 243. Repéré à https://www.nature.com/articles/s41597-020-00583-2

Behrangi, A., Khakbaz, B., Jaw, T., AghaKouchak, A., Hsu, K., & Sorooshian, S. (2011). Hydrologic evaluation of satellite precipitation products over a mid-size basin. *Journal of Hydrology, 397*(3), 225-237. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169410007390

Beven, K. (2006). A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology, 320*(1), 18-36. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002216940500332X

Beven, K., Kirkby, M., Schofield, N., & Tagg, A. (1984). Testing a physically-based flood forecasting model (TOPMODEL) for three U.K. catchments. *Journal of Hydrology, 69*(1), 119-143. Repéré à http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0022169484901598

Boucher, M.-A., Anctil, F., Perreault, L., & Tremblay, D. (2011). A comparison between ensemble and deterministic hydrological forecasts in an operational context. *Advances in Geosciences, 29*, 85-94. Repéré à https://www.adv-geosci.net/29/85/2011/

Butts, M., Payne, J., Kristensen, M., & Madsen, H. (2004). An evaluation of the impact of model structure on hydrological modelling uncertainty for streamflow simulation. *Journal of Hydrology, 298*(1), 242-266. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169404002471

Cassagnole, M. (2020). *Analyse du lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique pour le secteur hydroélectrique.* (Thèse de doctorat, AgroParisTech, Paris, France). Repéré à https://www.theses.fr/2020AGPT0001

Cassagnole, M., Ramos, M.-H., Zalachori, I., Thirel, G., Garçon, R., Gailhard, J., & Ouillon, T. (2021). Impact of the quality of hydrological forecasts on the management and revenue of hydroelectric reservoirs – a conceptual approach. *Hydrology and Earth System Sciences, 25*(2), 1033-1052. Repéré à https://hess.copernicus.org/articles/25/1033/2021/

Côté, P., & Leconte, R. (2016). Comparison of Stochastic Optimization Algorithms for Hydropower Reservoir Operation with Ensemble Streamflow Prediction. *Journal of Water Resources Planning and Management, 142*(2), 04015046. Repéré à http://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%29WR.1943-5452.0000575

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*(9), 3601-3618. Repéré à https://hess.copernicus.org/articles/20/3601/2016/

Day, G. N. (1985). Extended streamflow forecasting using NWSRFS. *Journal of Water Resources Planning and Management, 111*(2), 157-170. Repéré à https://ascelibrary.org/doi/10.1061/%28ASCE%290733-9496%281985%29111%3A2%28157%29

Dee, D., Uppala, S., Simmons, A., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., … Vitart, F. (2011). The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 137*(656), 553-597. Répéré à https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.828

dos Santos, F., de Oliveira, R., & Mauad, F. (2018). Lumped versus Distributed Hydrological Modeling of the Jacaré-Guaçu Basin, Brazil. *Journal of Environmental Engineering, 144*(8), 04018056. Repéré à https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%29EE.1943-7870.0001397

ECMWF. (2022a). ERA5: data documentation. Repéré à https://confluence.ecmwf.int/display/CKB/ERA5%3A+data+documentation#ERA5:datadocumentation-Observations

ECMWF. (2022b). Fact sheet: Reanalysis. Repéré à https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/focus/2020/fact-sheet-reanalysis

Essou, G., Brissette, F., & Lucas-Picher, P. (2017). The Use of Reanalyses and Gridded Observations as Weather Input Data for a Hydrological Model: Comparison of Performances of Simulated River Flows Based on the Density of Weather Stations. *Journal of Hydrometeorology, 18*(2), 497-513. Répéré à https://journals.ametsoc.org/view/journals/hydr/18/2/jhm-d-16-0088_1.xml

Evensen, G. (2003). The Ensemble Kalman Filter: theoretical formulation and practical implementation. *Ocean Dynamics, 53*(4), 343-367. Repéré à https://doi.org/10.1007/s10236-003-0036-9

Foulon, É., & Rousseau, A. (2018). Equifinality and automatic calibration: What is the impact of hypothesizing an optimal parameter set on modelled hydrological processes? *Canadian Water Resources Journal / Revue canadienne des ressources hydriques, 43*(1), 47-67. Repéré à https://doi.org/10.1080/07011784.2018.1430620

Georgakakos, A., Yao, H., Mullusky, M., & Georgakakos, K. (1998). Impacts of climate variability on the operational forecast and management of the Upper Des Moines River Basin. *Water Resources Research, 34*(4), 799-821. Repéré à https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/97WR03135

Girard, G., Morin, G., & Charbonneau, R. (1972). Modèle précipitations-débits à discrétisation spatiale. *Cahiers ORSTOM, série hydrologie, IX*(4), 35-52. Repéré à https://www.documentation.ird.fr/hor/fdi:14890

Guo, B., Zhang, J., Xu, T., Croke, B., Jakeman, A., Song, Y., ... Liao, W. (2018). Applicability Assessment and Uncertainty Analysis of Multi-Precipitation Datasets for the Simulation of Hydrologic Models. *Water, 10*(11), 1611. Repéré à https://www.mdpi.com/2073-4441/10/11/1611

Gupta, H., Kling, H., Yilmaz, K., & Martinez, G. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology, 377*(1), 80-91. Repéré à https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0022169409004843

Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Biavati, G., Horányi, A., Muñoz Sabater, J., Thépaut, J.-N. (2018). *ERA5 hourly data on single levels from 1979 to present* [Jeu de données]. Repéré à https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-single-levels?tab=overview

Hopkinson, R., McKenney, D., Milewska, E., Hutchinson, M., Papadopol, P., & Vincent, L. (2011). Impact of Aligning Climatological Day on Gridding Daily Maximum–Minimum Temperature and Precipitation over Canada. *Journal of Applied Meteorology and Climatology, 50*(8), 1654-1665. Repéré à https://journals.ametsoc.org/view/journals/apme/50/8/2011jamc2684.1.xml

Hutchinson, M., McKenney, D., Lawrence, K., Pedlar, J., Hopkinson, R., Milewska, E., & Papadopol, P. (2009). Development and Testing of Canada-Wide Interpolated Spatial Models of Daily Minimum–Maximum Temperature and Precipitation for 1961–2003. *Journal of Applied Meteorology and Climatology, 48*(4), 725-741. Repéré à https://www.jstor.org/stable/26172854

IEA (2020). Key Word Energy Statistics 2020. Repéré à https://www.iea.org/reports/key-world-energy-statistics-2020

IEA (2021). Hydropower. Repéré à https://www.iea.org/reports/hydropower

Jie, M.-X., Chen, H., Xu, C.-Y., Zeng, Q., & Tao, X.-e. (2015). A comparative study of different objective functions to improve the flood forecasting accuracy. *Hydrology Research, 47*(4), 718-735. Repéré à https://doi.org/10.2166/nh.2015.078

Knoben, W., Freer, J., & Woods, R. (2019). Technical note: Inherent benchmark or not? Comparing Nash–Sutcliffe and Kling–Gupta efficiency scores. *Hydrology and Earth System Sciences, 23*(10), 4323-4331. Repéré à https://www.hydrol-earth-syst-sci.net/23/4323/2019/

Krzysztofowicz, R. (2001). The case for probabilistic forecasting in hydrology. *Journal of Hydrology, 249*(1), 2-9. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169401004206

Liu, Y., Weerts, A., Clark, M., Hendricks Franssen, H.-J., Kumar, S., Moradkhani, H., … Restrepo, P. (2012). Advancing data assimilation in operational hydrologic forecasting: progresses, challenges, and emerging opportunities. *Hydrology and Earth System Sciences, 16*(10), 3863-3887. Repéré à https://hess.copernicus.org/articles/16/3863/2012/hess-16-3863-2012.html

Liu, Z., Wang, Y., Xu, Z., & Duan, Q. (2017). Conceptual Hydrological Models. Dans Springer (Éd.). *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting* (pp. 1-23). Repéré à https://doi.org/10.1007/978-3-642-40457-3_22-1

Mai, J., Arsenault, R., Tolson, B., Latraverse, M., & Demeester, K. (2020). Application of Parameter Screening to Derive Optimal Initial State Adjustments for Streamflow Forecasting. *Water Resources Research, 56*(9), e2020WR027960. Repéré à https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020WR027960

Mathevet, T. (2005). *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire ? Développements empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants*. (Thèse de doctorat, ENGREF, Paris, France). Repéré à https://hal.inrae.fr/tel-02587642

McKenney, D., Hutchinson, M., Papadopol, P., Lawrence, K., Pedlar, J., Campbell, K., … Owen, T. (2011). Customized Spatial Climate Models for North America. *Bulletin of the American Meteorological Society, 92*(12), 1611-1622. Repéré à https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/92/12/2011bams3132_1.xml

Murphy, A. H. (1993). What Is a Good Forecast? An Essay on the Nature of Goodness in Weather Forecasting. *Weather and Forecasting, 8*(2), 281-293. Repéré à https://journals.ametsoc.org/view/journals/wefo/8/2/1520-0434_1993_008_0281_wiagfa_2_0_co_2.xml

Nash, J., & Sutcliffe, J. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology, 10*(3), 282-290. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0022169470902556

Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., & Loumagne, C. (2005). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall–runoff model?: Part 2—Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall–runoff modelling. *Journal of Hydrology, 303*(1), 290-306. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169404004056

Pagano, T., Wood, A., Ramos, M.-H., Cloke, H., Pappenberger, F., Clark, M., ... Verkade, J. (2014). Challenges of Operational River Forecasting. *Journal of Hydrometeorology, 15*(4), 1692-1707. Repéré à https://journals.ametsoc.org/view/journals/hydr/15/4/jhm-d-13-0188_1.xml

Rienecker, M. M., Suarez, M. J., Todling, R., Bacmeister, J., Takacs, L., Liu, H. C., Gu, W., Sienkiewicz, M., Koster, R. D., Gelaro, R., Stajner, L., Nielsen, J. E. (2008). *The GEOS-5 Data Assimilation System-Documentation of Versions 5.0.1, 5.1.0, and 5.2.0* (Rapport n° 20120011955). Repéré à http://gmao.gsfc.nasa.gov/pubs/docs/Rienecker369.pdf

Roulin, E., & Vannitsem, S. (2015). Post-processing of medium-range probabilistic hydrological forecasting: impact of forcing, initial conditions and model errors. *Hydrological Processes, 29*(6), 1434-1449. Repéré à https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/hyp.10259

Santos, L., Thirel, G., & Perrin, C. (2018). Technical note: Pitfalls in using log-transformed flows within the KGE criterion. *Hydrology and Earth System Sciences, 22*(8), 4583-4591. Repéré à https://hess.copernicus.org/articles/22/4583/2018/

Schreiner-McGraw, A., & Ajami, H. (2020). Impact of Uncertainty in Precipitation Forcing Data Sets on the Hydrologic Budget of an Integrated Hydrologic Model in Mountainous Terrain. *Water Resources Research, 56*(12), e2020WR027639. Repéré à https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020WR027639

Thiboult, A., & Anctil, F. (2015). On the difficulty to optimally implement the Ensemble Kalman filter: An experiment based on many hydrological models and catchments. *Journal of Hydrology, 529*(3), 1147-1160. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169415007192

Thiboult, A., Seiller, G., Poncelet, C., & Anctil, F. (2019, 2019/05/15). *HOOPLA: un outil multifonction pour la modélisation hydrologique* présentée à Colloque AQT/RHQ - La télédétection de l'eau, dans tous leurs états, Sherbrooke, Canada, Repéré à https://aqtrhq2019.sciencesconf.org/

Troin, M., Arsenault, R., Wood, A., 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*(7), e2020WR028392. Repéré à https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020WR028392

Troin, M., Martel, J.-L., Arsenault, R., & Brissette, F. (2022). Large-sample study of uncertainty of hydrological model components over North America. *Journal of Hydrology, 609*, 127766. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0022169422003419

Valéry, A., Andréassian, V., & Perrin, C. (2014). "As simple as possible but not simpler": What is useful in a temperature-based snow-accounting routine? part 2 - sensitivity analysis of the cemaneige snow accounting routine on 380 catchments. *Journal of Hydrology, 517*, 1176–118. Repéré à https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169414003321

Velázquez, J., Anctil, F., Ramos, M., & 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. Repéré à https://adgeo.copernicus.org/articles/29/33/2011/

Wang, W., Xie, P., Yoo, S.-H., Xue, Y., Kumar, A., & Wu, X. (2011). An assessment of the surface climate in the NCEP climate forecast system reanalysis. *Climate Dynamics, 37*(7), 1601-1620. Repéré à https://doi.org/10.1007/s00382-010-0935-7

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*, 135-141. Repéré à https://asr.copernicus.org/articles/8/135/2012/