

Quantification de l'impact de l'incertitude météorologique sur les prévisions de température de l'eau d'une rivière

par

Paul CHARLES

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.

MONTREAL, LE 9 MAI 2022

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Paul Charles, 2022



Cette licence [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY
CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

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

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

Mme Danielle Monfet, 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 3 MAI 2022

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je souhaite tout d'abord remercier chaleureusement Richard Arsenault, mon directeur de maîtrise, qui m'a permis de découvrir le milieu de la recherche et de vivre au mieux mes études à l'ETS. Richard a été pour moi à la fois une source d'inspiration et une source de connaissance permanente au cours des mois que se sont écoulés depuis notre premier contact. Même si nos échanges ont principalement eu lieu à distance dans ce contexte particulier de pandémie, j'ai pu apprécier la chance que j'avais d'être supervisé par un directeur de recherche toujours disponible et à l'écoute, avec qui je pouvais entretenir des discussions intéressantes et agréables. Merci Richard pour cette maîtrise qui restera définitivement un très bon souvenir pour moi.

Je tiens ensuite à remercier différents membres du laboratoire HC3, à commencer par Philippe Gatien, doctorant, qui m'a initié au domaine des prévisions de température de l'eau et qui m'a accompagné dans le lancement de mon projet : sa pédagogie et ses conseils m'ont permis d'entamer efficacement mon travail. Je souhaite aussi remercier Jean-Luc Martel, associé de recherche, qui m'a accompagné dans la formalisation de mes analyses et de ma rédaction au cours de la réalisation de mon article : ses contributions ont été conséquentes et m'ont permis de développer des compétences qui me serviront tout au long de ma vie professionnelle. Je souhaite également remercier Annie Poulin, directrice du laboratoire et co-directrice de recherche sur ce projet, ainsi que Michel Baraër, qui ont été mes professeurs dans le cadre du cours sur l'hydrologie auquel j'ai assisté en arrivant à l'ETS : c'est ce cours qui m'a donné le goût pour ce domaine scientifique, et qui m'a motivé à y consacrer mon mémoire.

Je dois remercier à nouveau Richard et l'ETS, pour les financements qui m'ont été accordés dans le cadre de ce projet. La réalisation d'un double diplôme à l'étranger demeure un effort financier certain, mais cet effort a été pour moi facilité d'une manière significative, ce qui a contribué à améliorer mes conditions de vie et m'a permis de me consacrer pleinement à ce mémoire. Je tiens également à remercier la Société des Ingénieurs Arts et Métiers, dont les

bourses et prêts d'honneur prévus pour soutenir les étudiants en échange m'ont incité à candidater pour ce double diplôme au Canada, il y a quelques années de cela.

Je souhaite enfin remercier chaleureusement mes proches, à commencer par mes parents, John et Nathalie, qui tout au long de ma vie et particulièrement dans le cadre de mes études, m'ont toujours accordé confiance, autonomie, et soutien. Je leur dois mes accomplissements et mon bonheur. Je tiens aussi à remercier particulièrement mon oncle, Maurice, qui m'a toujours soutenu et conseillé pertinemment, notamment dans le cadre mes études. De même, je remercie mon parrain Benoit et ma marraine Grace, ainsi que mes grands-parents, toujours présents, disponibles, et attentifs à mon bien-être. Je dois aussi remercier mes amis de toujours : Félix, Romane, Julian, Nathan, et Pierre, ainsi que mon petit frère Matthieu, car les liens forts que nous entretenons toujours m'accompagnent en permanence. Je remercie aussi chaleureusement mes amis de Montréal, qui ont contribué à ce que ces 2 années écoulées fassent parties des plus belles de ma vie : je pense ici notamment à Audrey, Elise, Inès, Valentin, Clément, et Arthur. Finalement, ces longs remerciements ne seraient pas complets si je ne les conclusais pas en les consacrant à Charlotte, ma petite-amie, que j'ai rencontré au cours de ce ces deux années. Merci Charlotte, pour tout, pour le bonheur et le soutien que j'ai reçu, et que je reçois encore.

Quantification de l'impact de l'incertitude météorologique sur les prévisions de température de l'eau d'une rivière

Paul CHARLES

RÉSUMÉ

Prévoir efficacement la température de l'eau des rivières est essentiel pour en garantir la qualité et anticiper les menaces pouvant atteindre les écosystèmes. Pour les bassins versants gérés, prévoir cette variable permet d'en adapter le débit, qui est un facteur influençant grandement les variations thermiques d'une rivière. Dans ce contexte, ce sont les prévisions météorologiques qui deviennent la source principale d'incertitude des prévisions de température de l'eau. L'objectif de ce projet est ainsi de quantifier l'impact de l'incertitude météorologique sur les prévisions de température de l'eau d'une rivière dont les débits sont influencés par l'opération de systèmes hydriques.

L'effort de recherche a été effectué sur la Rivière Nechako (Colombie-Britannique). Des prévisions de température de l'eau ont été produites à l'aide du logiciel HEC-RAS et de prévisions météorologiques probabilistes. Les prévisions météorologiques ont ensuite été manipulées en adaptant les délais considérés, pour réduire fictivement leur incertitude et produire de nouveaux ensembles thermiques. L'incertitude des différentes prévisions a été caractérisée d'après leur finesse, leur précision, et leur fiabilité.

Les résultats ont montré que les prévisions de température de l'eau étaient significativement améliorées au niveau de la finesse des ensembles et de leur précision individuelle. Néanmoins, aucun impact notable n'a été remarqué concernant la précision probabiliste des ensembles. Concernant la fiabilité, il est apparu que les prévisions thermiques originales étaient sous-dispersées, et que ce défaut était accentué lorsque la démarche impactant l'incertitude était appliquée. Des causes probables de cette faiblesse ont été discutées.

Finalement, les analyses conduites montrent que manipuler l'incertitude des prévisions météorologiques a un impact significatif sur l'incertitude des prévisions de température de l'eau d'un bassin versant géré. Chercher à réduire l'incertitude météorologique pour d'autres rivières permettrait certainement d'impacter celle de leurs prévisions thermiques. Néanmoins, il conviendra alors d'identifier les forces et faiblesses des prévisions originales, afin de cibler les besoins spécifiques du bassin versant étudié.

Mots clés : température de l'eau, prévisions, incertitude, délai de prévision, ensembles probabilistes

Quantifying the impact of meteorological uncertainty over the water temperature forecasts of a river

Paul CHARLES

ABSTRACT

Producing river water temperature forecasts is crucial to guarantee water quality and to anticipate the threats that could impact ecosystems. For a managed watershed, forecasting this variable allows adapting the streamflow to respond to thermal threats, since it is an important influencing factor of the river thermal variations. In this context, it is the meteorological forecasts that become the main uncertainty source for water temperature forecasts. Thus, the goal of this project is to quantify the impact of meteorological uncertainty over the water temperature forecasts of a managed watershed.

The Nechako River, a managed river system in British-Columbia, is used in this project as a study case. Probabilistic water temperature forecasts were produced by feeding meteorological forecast ensembles into the HEC-RAS model of the river. This process was then reproduced by introducing variations over the meteorological lead-time, in order to reduce their uncertainty and produce new water temperature forecasts. The uncertainty of the different ensembles was considered using three characteristics: their sharpness, their accuracy, and their reliability.

The results of this study show that the thermal forecasts were indeed significantly improved in terms of their sharpness and their individual accuracy, but no significant impacts were noted over the probabilistic accuracy of the ensembles. Reliability was also investigated, and it was revealed that water temperature forecast ensembles were initially under-dispersed over the Nechako River, and that this issue was exacerbated when the HEC-RAS model was forced with more certain ensemble weather forecasts. The geographical disposition of the river and the meteorological forecast's reliability are considered and discussed as causes of this issue.

In the end, the analysis showed that acting on the meteorological uncertainty has a significant impact on the uncertainty of water temperature forecasts of a managed watershed. Looking into meteorological uncertainty reductions over other such managed watersheds could certainly help to reduce the thermal uncertainty. Nevertheless, it would then be necessary to identify the strengths and the weaknesses of the original forecasts prior to any adaptations, to aim for the specific needs of the studied watersheds.

Keywords: water temperature, forecasting, uncertainty, lead-time, probabilistic ensembles

TABLE DES MATIÈRES

| | Page |
|---|------|
| INTRODUCTION | 1 |
| CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE | 8 |
| 1.1 Études d’incertitude et modélisation hydrologique | 8 |
| 1.2 Prévisions déterministes et probabilistes | 9 |
| 1.3 Application en météorologie et en hydrologie..... | 11 |
| 1.4 Le cas de la température de l’eau..... | 12 |
| 1.4.1 Besoins en prévisions thermiques pour la gestion d’ouvrages hydrauliques | 13 |
| 1.4.2 Simuler la température de l’eau d’une rivière..... | 15 |
| CHAPITRE 2 DEMARCHE DE TRAVAIL ET ORGANISATION DU DOCUMENT | 19 |
| CHAPITRE 3 QUANTIFYING THE EVOLUTION OF ENSEMBLE WATER TEMPERATURE FORECASTS AS A FUNCTION OF WEATHER FORECAST LEAD-TIME: CASE STUDY ON THE NECHAKO RIVER WATERSHED..... | 21 |
| 3.1 Abstract | 21 |
| 3.2 Introduction..... | 22 |
| 3.3 Methodology | 26 |
| 3.3.1 Study site..... | 26 |
| 3.3.2 Hydraulic and thermal modelling | 28 |
| 3.3.2.1 HEC-RAS hydraulic model | 28 |
| 3.3.2.2 Calibration..... | 30 |
| 3.3.3 Data | 31 |
| 3.3.3.1 Measured streamflow data | 31 |
| 3.3.3.2 Reanalysis meteorological datasets..... | 32 |
| 3.3.3.3 Meteorological forecasts..... | 33 |
| 3.3.4 Forecasting method presentation | 34 |
| 3.3.4.1 Simple retrospective forecasts ensembles..... | 35 |
| 3.3.4.2 Postponed retrospective forecasts ensembles (PRFE) | 37 |
| 3.3.4.3 Cumulative 1-day forecast ensembles (C1FE) | 38 |
| 3.3.5 Evaluate performances and uncertainty | 39 |
| 3.4 Results and discussion | 43 |
| 3.4.1 Sharpness of the forecasted ensembles of water temperature..... | 43 |
| 3.4.2 Accuracy of the forecasted ensembles of water temperature..... | 44 |
| 3.4.2.1 Deterministic accuracy of the forecasted water temperature | 44 |
| 3.4.2.2 Probabilistic accuracy of the water temperature forecasts ensembles..... | 47 |

| | | |
|---|---|----|
| 3.4.3 | Reliability of the forecasted ensembles of water temperature | 48 |
| 3.4.3.1 | Reliability of the water temperature C1FE and SRFE..... | 48 |
| 3.4.3.2 | Investigations of the reliability of the meteorological input forecasts | 50 |
| 3.4.4 | Discussion | 52 |
| 3.5 | Conclusions | 53 |
| 3.6 | Acknowledgments..... | 54 |
| 3.7 | Data availability statement..... | 54 |
| CHAPITRE 4 DISCUSSION | | 55 |
| 4.1 | Retour sur les hypothèses initiales et sur la démarche de recherche | 55 |
| 4.2 | Résultats et analyses de l'étude de cas au regard de la problématique générale | 57 |
| CONCLUSION..... | | 61 |
| LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES..... | | 64 |
| Table 3.1. | Summary of the characteristic of the 3 different forecasts manipulations realized in this study..... | 39 |
| Table 3.2. | Median of the MCRPS values evaluated on each forecasted day..... | 47 |

LISTE DES FIGURES

| | Page |
|--|------|
| Figure 0.1 Projections des variations de précipitations établies pour la période 2081-2100 pour deux scénarios d'émissions de gaz à effet de serre, tirée de <i>Changements climatiques 2014 : Rapport de synthèse. Contribution des Groupes de travail I, II et III au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat</i> , GIEC (2014), p.66)..... | 1 |
| Figure 0.2 Illustration de la chaîne de prévision et de décision d'un bassin versant autour des prévisions de température de l'eau | 4 |
| Figure 1.1 Illustration de la différence entre une prévision déterministe et une prévision probabiliste avec l'exemple du débit, adaptée de <i>Amélioration des prévisions hydrologiques d'ensemble dans un contexte de modélisation multi-modèle</i> , Dion (2020), p.4-5) | 10 |
| Figure 1.2 Représentation schématique des flux énergétiques et hydrauliques influençant la température de l'eau d'une rivière, tirée de <i>A comparison of forest and moorland stream microclimate, heat exchanges and thermal dynamics</i> , Hannah et al. (2008), p.920) | 16 |
| Figure 3.1 The Nechako Reservoir and River study site | 26 |
| Figure 3.2 Example of the interpolation process applied to air temperature | 34 |
| Figure 3.3 Illustration of meteorological forecast data used in each of the three thermal forecasting approaches for a) Simple, b) Postponed Retrospective Forecast Ensembles, and c) Cumulative 1-day Forecast Ensembles, with the example of air temperature on August 25th, 2017 | 36 |
| Figure 3.4 Illustration of the different interpretation cases for Talagrand diagrams: a) under-dispersed ensembles, b) well-dispersed ensembles, c) over-dispersed ensembles, and d) biased ensembles..... | 42 |
| Figure 3.5 Boxplot of the MSD for SRFE (blue) and PRFE (orange)..... | 43 |
| Figure 3.6 Boxplot of the MAE for SRFE (blue) and PRFE (orange) of water temperature on the fifth day of forecasts. Each box contains 14 350 values | 45 |
| Figure 3.7 MAE values for CNTL (SRFE), ENS (SRFE), and C1FE on the fifth day | 46 |

| | |
|---|----|
| Figure 3.8 Evaluation of the MCRPS for a) SRFE and b) C1FE of water temperature | 48 |
| Figure 3.9 Talagrand diagrams for a) SRFE and b) C1FE of water temperature | 49 |
| Figure 3.10 Talagrand diagrams for meteorological forecasts (SRFE) | 51 |

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

| | |
|---------|--|
| C1FE | Cumulative 1-day Forecast Ensembles |
| C3S | Copernicus Climate Change Service |
| CNTL | Prévision de Contrôle |
| ECMWF | European Centre for Medium-Range Weather Forecasts |
| ENS | Prévisions probabiliste (Ensemble) |
| GIEC | Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat |
| HEC-RAS | Hydrologic Engineering Center – River Analysis System |
| IQR | Interquartile Range |
| MAE | Mean Absolute Error |
| MCRPS | Mean Continuous Ranked Probability Score |
| MSD | Mean Standard Deviation |
| PRFE | Postponed Retrospective Forecast Ensembles |
| SCE-UA | Shuffled Complex Evolution – University of Arizona |
| SRFE | Simple Retrospective Forecast Ensembles |
| STMP | Summer Temperature Management Program |

INTRODUCTION

Depuis 1988, les travaux et rapports successifs du Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat (GIEC) font référence lorsqu'il s'agit des sujets liés au dérèglement climatique, explorant ses causes et ses conséquences actuelles et futures, en fonction des différents scénarios d'émissions de gaz à effet de serre envisagés par les scientifiques pour les décennies à venir. Selon les rapports du GIEC (2014), l'une des implications majeures probables du dérèglement climatique serait la perturbation du cycle de l'eau, notamment au niveau du parcours de l'eau brute issu de la cryosphère et des précipitations, qui s'écoule ensuite sous forme d'eau de surface et d'eau souterraine, jusqu'aux océans. Par exemple, des perturbations sont à anticiper au niveau des précipitations, le groupe d'experts ayant conclu qu'il était probable que celles-ci se raréfient ou s'intensifient significativement en fonction des zones climatiques de la planète (GIEC, 2014), comme cela est illustré sur la Figure 0.1

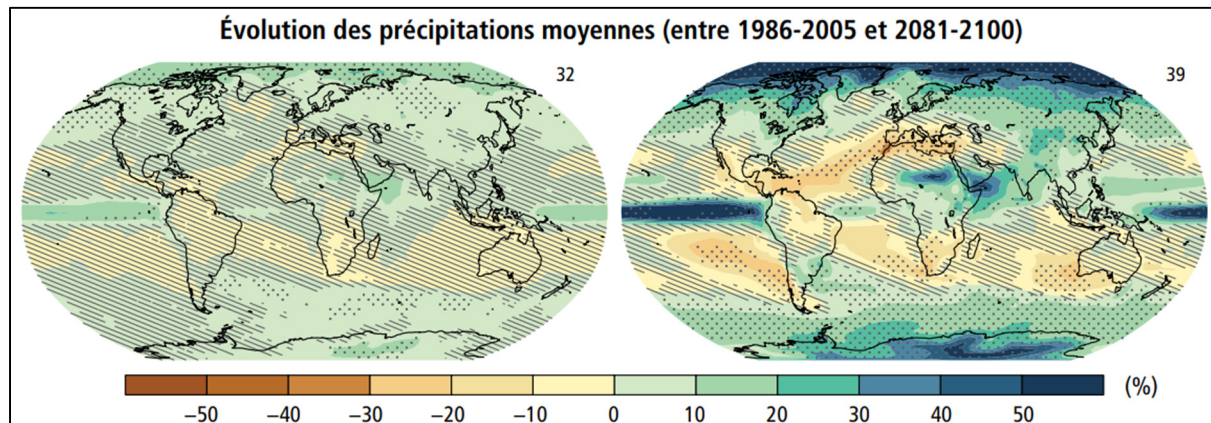


Figure 0.1 Projections des variations de précipitations établies pour la période 2081-2100 pour deux scénarios d'émissions de gaz à effet de serre, tirée de *Changements climatiques 2014 : Rapport de synthèse. Contribution des Groupes de travail I, II et III au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat*, GIEC (2014), p.66

Cela implique par exemple des changements au niveau du débit des rivières d'une manière tendancielle, ainsi qu'au niveau de la fréquence et de la gravité des phénomènes extrêmes

(sécheresses et inondations), ou encore au niveau de la qualité de l'eau (température et composition).

Au niveau de l'eau de surface qui s'écoule au sein des bassins versants continentaux, le dérèglement climatique et le dérèglement du cycle de l'eau se traduiront donc probablement par l'accroissement et la multiplication des événements extrêmes jusqu'alors mesurées au niveau des variables météorologiques et hydrologiques (GIEC, 2014). Au sein des lacs et des rivières, cela implique des menaces directes et indirectes pour les sociétés humaines et les écosystèmes terrestres et aquatiques. En ce qui concerne les écosystèmes aquatiques, c'est la dégradation de la qualité de l'eau qui pourrait menacer certaines espèces d'extinction. Plus précisément, au niveau de la qualité de l'eau des rivières, c'est leur température qui serait touchée par le dérèglement climatique, en conséquence aux perturbations touchant leur débit ou les variables météorologiques régionales. La qualité de l'eau est bien entendu soumise à d'autres menaces, comme les pollutions agricoles et urbaines, mais ces problématiques ne seront pas considérées dans ce projet.

Considérons la température de l'eau des rivières. Afin de protéger au mieux les écosystèmes aquatiques, il est primordial de pouvoir anticiper les fluctuations de cette variable au niveau des cours d'eau, notamment pour les bassins versants gérés, pour lesquels on peut par exemple agir sur le volume d'eau relâchée afin d'éviter des situations de réchauffement brutal. En effet, la température de l'eau d'une rivière est fortement corrélée à son débit, par exemple : un plus important volume d'eau s'écoulant rapidement sera moins sensible aux radiations solaires qui pourraient le réchauffer, tandis qu'une étendue d'eau quasi-stagnante et peu profonde aura tendance à se réchauffer très vite. Une bonne prévision des variables météorologiques et hydrologiques telle que la température de l'eau est donc essentielle au niveau des bassins versants gérés.

Les prévisions hydrométéorologiques peuvent être produites à court, moyen, ou long terme. Les prévisions à court terme s'inscrivent dans un intervalle de temps allant de quelques jours à typiquement moins de 2 semaines, et permettent au quotidien d'identifier les menaces

directes et indirectes, afin de piloter au jour le jour les infrastructures hydrauliques. Les prévisions à moyen terme sont produites sur des périodes ne dépassant généralement pas un à deux mois, selon la disponibilité de données de prévision de modèles numériques de prévision de la météo. Au-delà de cette durée, les prévisions sont considérées à long-terme et se basent plutôt sur la climatologie historique. On s'intéresse dans ce projet seulement aux prévisions météorologiques et hydrologiques à court terme, en adaptant le délai considéré au temps d'écoulement de l'eau estimé au sein de la ou des rivières considérées en étude de cas. Les prévisions hydrologiques sont généralement produites grâce à des modèles hydrologiques, qui sont, entre autres, des représentations théoriques et numériques de l'écoulement, et des processus d'infiltration et d'évapotranspiration qui régissent les déplacements de l'eau au sein des bassins versants. Comme pour tout effort de modélisation, les simulations ainsi produites sont caractérisées par de l'incertitude de modélisation et de prévision.

Afin d'anticiper l'augmentation de la fréquence des risques hydrologiques induite par le dérèglement climatique et le dérèglement du cycle de l'eau, il est primordial de poursuivre constamment un objectif d'amélioration continu des processus utilisés pour réaliser des prévisions hydrauliques et hydrologiques. Ainsi, réduire leur incertitude permettra de gagner en réactivité face aux menaces qui pourraient se multiplier et s'intensifier. C'est dans cette démarche que ce projet de recherche cherche à s'inscrire, avec pour objectif d'étudier un axe d'amélioration relatif aux processus de prévisions de température de l'eau des rivières, en considérant l'impact de l'incertitude météorologique sur celles-ci.

Pour prévoir, et donc modéliser la température de l'eau, deux données d'entrée principales sont requises : les prévisions météorologiques du bassin versant concerné, et les prévisions de débit de la rivière. L'incertitude issue des processus de modélisation hydrologique est importante lorsque l'on s'intéresse à des bassins versants dont le débit dépend fortement des apports naturels (eau souterraine, précipitations, etc.), et est alors en prendre en compte avec l'incertitude issue des prévisions météorologiques. Néanmoins, cela est différent lorsque l'on s'intéresse aux bassins versants gérés, c'est-à-dire ceux pour lesquels on peut agir en termes

de température de l'eau en jouant sur le volume d'eau relâchée. En effet, l'incertitude alors issue des prévisions de débit est limitée, dans le sens où il s'agit là de la variable réglée à l'issue de l'étude des prévisions de températures possibles, parmi d'autres facteurs. Cela est illustré par le schéma présenté par la Figure 0.2. Si le modèle hydrologique fonctionne bien au niveau du laminage, et que les apports naturels et ceux issus des affluents sont bien connus, alors il est possible de considérer que pour ce type de bassin versant l'incertitude des prévisions de température de l'eau est finalement dans ce cas principalement issue de l'incertitude des prévisions météorologiques utilisées. Celle-ci augmente naturellement lorsque le délai nécessaire de prévision devient plus long. Si on prend en compte le temps de transport de l'eau, il y a un certain délai entre le moment où de l'eau sera relâchée dans une rivière via des infrastructures et le moment où la « vague » ainsi générée atteindra toutes les zones d'intérêt vis-à-vis de la température de l'eau. Réduire l'incertitude des prévisions météorologiques est donc important pour améliorer celle des prévisions de température de l'eau.

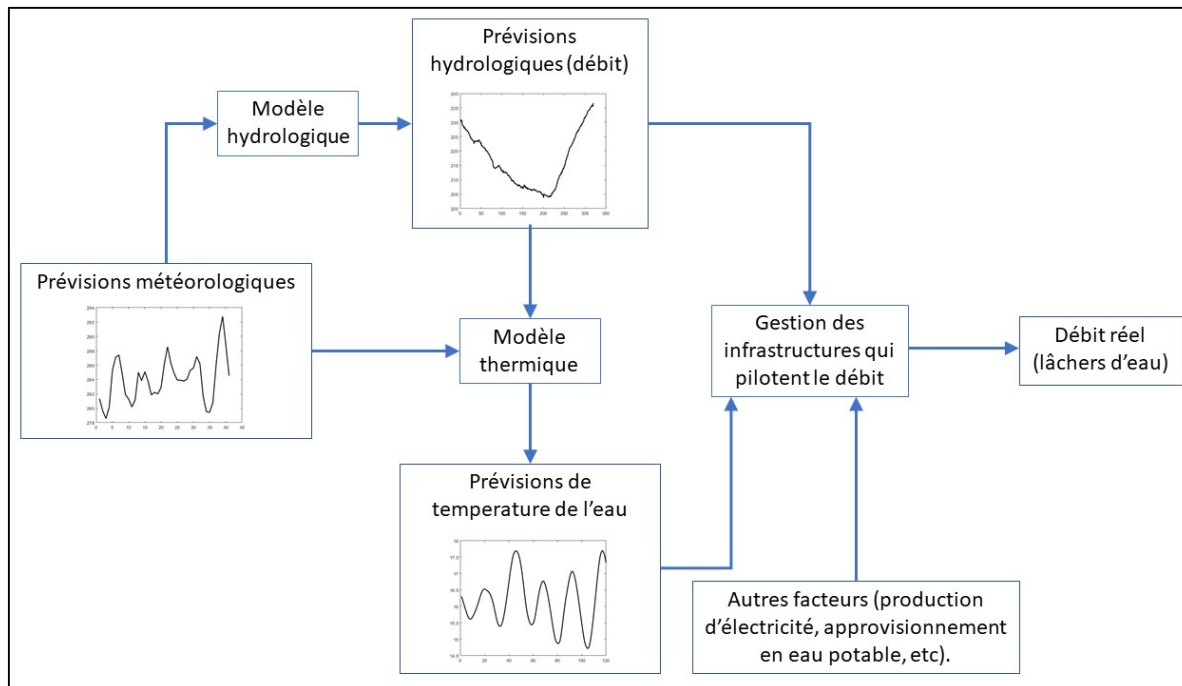


Figure 0.2 Illustration de la chaîne de prévision et de décision d'un bassin versant autour des prévisions de température de l'eau

Les prévisions météorologiques peuvent être optimisées par exemple via la mise en place de stratégies d'assimilation ou de post-traitement des données, ou encore via la mise en place de systèmes multi modèles pour recroiser les simulations. Vis-à-vis de ces potentiels axes d'amélioration, il est intéressant de quantifier à quel point l'évolution de l'incertitude des prévisions météorologiques peut impacter les prévisions de température de l'eau, afin d'envisager à quel point il pourrait être utile de mettre en place telles ou telles démarches sur différents bassins versants gérés où cette variable a son importance. Ainsi, on cherchera dans cette étude à répondre à la question suivante : Quelle serait l'ampleur de l'impact d'une réduction de l'incertitude des prévisions météorologiques sur l'incertitude des prévisions de température de l'eau d'une rivière s'écoulant au sein d'un bassin versant géré ? Quantifier cet impact peut permettre d'accompagner le processus d'amélioration continu des systèmes de prévisions hydrauliques et hydrologiques à court termes, et en particulier pour les prévisions de température de l'eau des rivières.

Afin de tenter d'apporter une réponse à cette problématique, ce projet de recherche sera centré sur l'étude de cas d'un bassin versant géré : il s'agit de la Rivière Nechako, issue du réservoir du même nom, située en Colombie-Britannique (Canada). Sur ce bassin versant, l'importance du débit issu du déversoir du réservoir Nechako est majoritaire comparé à l'apport transversal en eau issu par exemple des affluents potentiels, des précipitations, de l'eau souterraine, et de la fonte du manteau neigeux. On peut alors étudier l'incertitude des prévisions de température de l'eau de cette rivière en négligeant l'incertitude hydrologique, et en ne considérant que l'incertitude météorologique, sachant que les débits déversés par le déversoir sont bien connus et contrôlés. Les données de débit du cours d'eau et les prévisions météorologiques passées du bassin versant seront utilisées pour produire rétrospectivement des prévisions de température de l'eau, afin de pouvoir confronter celle-ci aux données finalement mesurées au cours des périodes étudiées. Afin de considérer leur incertitude, les prévisions utilisées ou produites (météorologiques et thermiques) seront des prévisions probabilistes pour pouvoir s'intéresser à des indicateurs probabilistes. Ces ensembles de prévisions seront manipulés de sorte à produire des scénarios fictifs pour lesquels les délais nécessaires pour prévoir la température

de la rivière au niveau des zones d'intérêts ont été réduits. Cela permet de simuler les possibles améliorations de l'incertitude des prévisions météorologiques. Les nouvelles prévisions réalisées seront comparées vis-à-vis de leur incertitude aux prévisions rétrospectives de base, ainsi qu'aux données mesurées. Les caractéristiques évaluées afin de considérer l'incertitude de ces différents ensembles de prévisions seront leur finesse, leur exactitude, et leur fiabilité.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

Cette section synthétisera l'état de l'art en lien avec les différents domaines scientifiques exploités par ce projet de recherche. Cette revue de littérature traitera ainsi de la modélisation hydrologique et des études d'incertitude dans ce domaine. C'est ensuite le domaine d'étude des prévisions qui sera exploré, celles de type déterministe et de type probabiliste, avant que ne soient abordées leurs utilisations en météorologie et en hydrologie. Finalement, ce chapitre traitera de la modélisation et des prévisions de température de l'eau des rivières, variable sur laquelle est centré ce projet de recherche.

1.1 Études d'incertitude et modélisation hydrologique

La modélisation hydrologique est utilisée pour prévoir l'évolution des variables hydrologiques des bassins versants (Singh & Woolhiser, 2002) : débits des rivières, phénomènes d'évapotranspiration, qualité de l'eau, etc. Les modèles permettent ainsi de produire des simulations de l'état hydrologique des bassins versants, que ce soit sous forme de prévisions futures à l'aide de prévisions météorologiques ou de projections climatiques, ou bien sous forme de simulations passées de réanalyse à partir de données précédemment mesurées ou estimées. Ce domaine scientifique est utile dans le cadre de multiples applications : gestion d'ouvrages hydroélectriques, approvisionnement en eau potable des villes et en eau brute pour l'agriculture, dimensionnement d'ouvrages, prévision des risques d'inondations et de sécheresses, étude de la qualité de l'eau, étude et protection des écosystèmes, etc.

Néanmoins, les processus de modélisation hydrologique s'accompagnent de multiples sources d'incertitude qui viennent perturber les simulations. Cette incertitude est issue de la variabilité chaotique du climat et de la météo, de la simplification des processus naturels effectué par les modèles, ou encore est issue des données erronées, trop rares, peu fiables, ou biaisées (Cloke & Pappenberger, 2009). Dans les domaines d'étude de l'hydrologie et des prévisions, évaluer ces sources d'incertitudes est actuellement un axe majeur de recherche (Cloke & Pappenberger,

2009; Singh & Woolhiser, 2002; Troin, Arsenault, Wood, Brissette, & Martel, 2021). Ainsi, quantifier la contribution de ces sources à l'incertitude totale des simulations peut permettre d'identifier des stratégies ayant pour objectif de réduire leur impact, poursuivant ainsi l'objectif d'amélioration continu des modélisations et prévisions réalisées. De multiples études ont ainsi cherché à réaliser de telles évaluations dans de nombreux contextes (Butts, Payne, Kristensen, & Madsen, 2004; Dallaire, 2019; Troin, Arsenault, & Brissette, 2015; Troin, Martel, Arsenault, & Brissette, 2022; Zhao, 2015), contribuant ainsi à améliorer différents modèles ou ensembles de données, et permettant par exemple de perfectionner des démarches et stratégies d'anticipation des risques ou bien de gestion d'infrastructures. Ainsi, ces nombreuses études ont permis finalement de développer tout un catalogue d'indicateurs et de démarches utiles pour évaluer et quantifier l'incertitude des modèles hydrologiques : certaines de ces démarches seront utilisées dans ce projet et explorées dans cette revue de littérature.

1.2 Prévisions déterministes et probabilistes

Cette sous-section s'intéresse spécifiquement aux prévisions, que celles-ci soient météorologiques ou hydrologiques. Des prévisions peuvent être réalisées à court, moyen, ou long terme. Ce projet est centré sur des prévisions à court terme, c'est-à-dire jusqu'à 5 jours au-delà de la date actuelle. Il s'agit donc de prévisions utilisées par exemple pour la gestion journalière des infrastructures hydrauliques. L'ampleur de l'incertitude des prévisions augmente dans le temps, en fonction du délai pour lequel elles sont considérées. L'incertitude des prévisions à court terme est limitée, mais croît rapidement entre le 1^{er} et le 5^{ème} jour considéré. Or, en contexte opérationnel, il convient d'avoir des prévisions fines, précises, et fiables. Une prévision fine est une prévision produite avec peu de variabilité dans des conditions similaires. Une prévision précise minimise l'erreur entre la valeur prévue et la valeur finalement mesurée pour la variable considérée. Une prévision est considérée fiable si elle est robuste, c'est-à-dire si elle représente bien les probabilités de réalisation du débit. Pour répondre à ces besoins, deux types de prévisions peuvent être produites : 1) des prévisions

déterministes ou 2) des prévisions probabilistes, dont la différence est illustrée sur la figure 1.1.

Une prévision déterministe consiste en une simulation unique issue d'un modèle, qui est la prévision avec le niveau de confiance le plus élevé (Pappenberger, Thielen, & Del Medico, 2011). L'intérêt de ce type de prévisions par rapport aux ensembles probabilistes tient dans le fait que celles-ci requièrent moins de puissance de calcul en raison de leur membre unique, permettant ainsi de les produire avec une résolution temporelle et spatiale plus élevée. Elles sont ainsi généralement préférées lors de la mise en application de prévisions en contexte opérationnel. Néanmoins, une prévision déterministe ne permet pas de produire une image de l'incertitude des situations anticipées. Elle fournit le scénario le plus plausible, mais sans pouvoir tenir compte de l'ensemble des scénarios probables (Schaake, Hamill, Buizza, & Clark, 2007). Cette faiblesse peut même alors donner aux gestionnaires d'infrastructures les utilisant une impression piégeuse de fausse certitude (Krzysztofowicz, 2001).

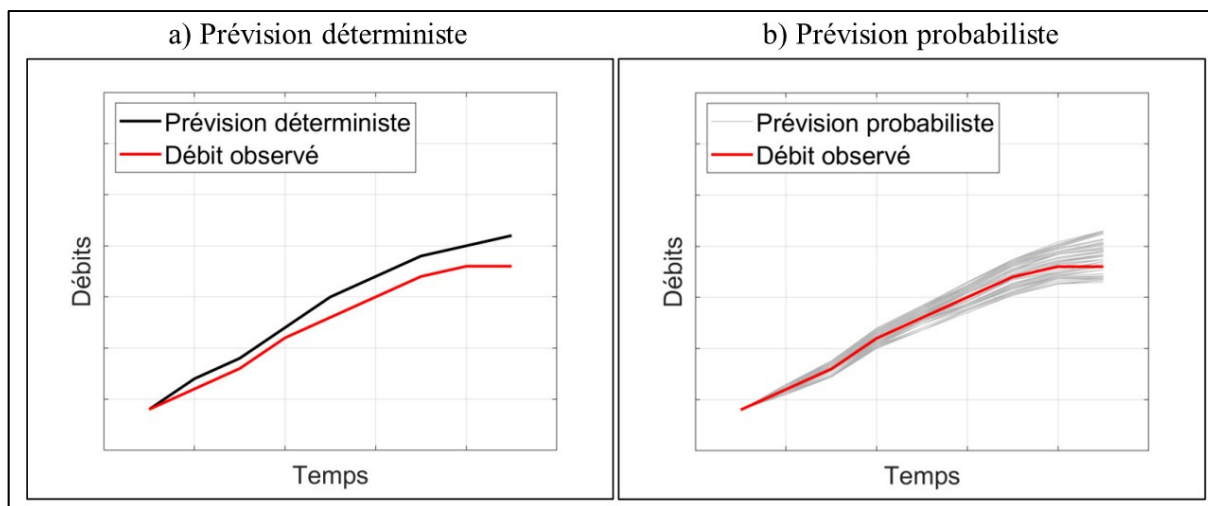


Figure 1.1 Illustration de la différence entre une prévision déterministe et une prévision probabiliste avec l'exemple du débit, adaptée de *Amélioration des prévisions hydrologiques d'ensemble dans un contexte de modélisation multi-modèle*, Dion (2020), p.4-5

Au contraire, une prévision probabiliste a pour but de fournir une image de l'incertitude de la situation anticipée par le modèle (Cloke & Pappenberger, 2009). Une prévision probabiliste,

c'est un ensemble de prévisions réalisées pour une même période donnée et avec un même modèle. Ces prévisions sont en fait perturbées à partir d'une simulation centrale, dite « prévision de contrôle », en utilisant des entrées qui varient à partir de celle-ci, tout en restant équiprobables. Les prévisions ainsi générées sont appelées « membres » et viennent composer un ensemble : on parle aussi de prévisions de type « ensembliste ». Celles-ci sont de plus en plus utilisées en météorologie et en hydrologie (Troin et al., 2021) alors que grandit l'intérêt autour des études d'incertitude.

Les prévisions probabilistes portent donc une information plus riche que les prévisions déterministes vis-à-vis de l'incertitude. Mais elles peuvent néanmoins entraîner des difficultés dans le traitement et l'analyse de ces simulations (Cloke & Pappenberger, 2009), que ce soit pour prendre en compte la variabilité des événements aux temps de retour longs, pour évaluer clairement la qualité des prévisions, ou encore pour informer simplement des résultats de ces analyses aux publics non-initiés. Pour répondre à ces deux dernières problématiques, différentes études ont cherché à mettre en place des systèmes de points, qui ont pour objectif de clarifier et de simplifier les études d'incertitude entourant les prévisions probabilistes, tel que par exemple : le *Brier Score* (Ouellet-Proulx, St-Hilaire, & Boucher, 2017) ou le *Mean Continuous Ranked Probability Score* (MCRPS) (Gneiting & Raftery, 2007). Enfin, les prévisions probabilistes comme les prévisions déterministes peuvent être peu fiables, mais ce défaut peut alors être caractérisé convenablement (biais, sous-dispersion, etc.) à l'aide, par exemple, de diagrammes de Talagrand pour les ensembles (Dion, 2020), ce qui n'est pas le cas avec les prévisions déterministes.

1.3 Application en météorologie et en hydrologie

Les prévisions météorologiques et hydrologiques sont des outils essentiels pour de nombreuses applications. Les prévisions météorologiques sont générées à partir de modèles qui simulent l'évolution de l'atmosphère à partir de conditions initiales telles que le rayonnement solaire par exemple. Ces prévisions sont compilées et proposées par des centres météorologiques tels

que le *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts* (ECMWF) ou encore Environnement et Changement Climatique Canada. Ces centres proposent alors aussi bien des prévisions déterministes que des prévisions probabilistes, avec différentes gammes de résolutions spatiales et temporelles disponibles en fonction du délai de prévision maximal choisi.

Les prévisions hydrologiques sont générées à partir de modèles hydrologiques. Ceux-ci simulent l'évolution et le transport de l'eau au sein des bassins versants en cherchant à estimer les volumes d'eau déplacés par le biais de différents processus naturels (précipitations, infiltration vers les nappes souterraines, évapotranspiration, ruissellement, stockage dans des lacs ou dans des nappes), ainsi que les échanges entre différents états (eau brute, glace, humidité). C'est ensuite à l'aide de prévisions météorologiques et de conditions initiales hydrologiques mesurées ou estimées (débits, niveaux des lacs, etc.) que sont générées des prévisions hydrologiques. Ainsi, c'est en fonction de la nature des entrées que vont pouvoir être générées des prévisions plutôt déterministes ou plutôt probabilistes. Leur incertitude est ainsi issue de la structure du modèle hydrologique, des entrées météorologiques et des conditions initiales. Pour les prévisions à court terme, l'incertitude issue de la structure du modèle hydrologique a généralement plus d'impact que les deux autres et notamment celle liée aux prévisions météorologiques (Bennett et al., 2014; Butts et al., 2004). Pour réduire l'impact des différentes sources d'incertitude, différentes stratégies ont déjà pu être explorées, tel que par exemple : des démarches multi-modèles (Dion, 2020; Troin et al., 2022), l'assimilation des données (Ouellet-Proulx, Chiadjeu, Boucher, & St-Hilaire, 2017), ou encore le post-traitement des données pour corriger d'éventuels biais détectés (Loiselle, 2021).

1.4 Le cas de la température de l'eau

Au sein de cette section seront abordés différents concepts associés à la température de l'eau : tout d'abord l'intérêt de la production de prévisions thermiques, puis les défis posés par la modélisation d'une telle variable influencée par de multiples facteurs, et finalement les

solutions qui ont été mises en place afin de produire des prévisions de température de l'eau d'une manière efficace en fonction des besoins identifiés.

1.4.1 Besoins en prévisions thermiques pour la gestion d'ouvrages hydrauliques

Au-delà des paramètres chimiques et biologiques, la température est un paramètre clé du portrait de la qualité de l'eau d'un cours d'eau (van Vliet et al., 2012), notamment vis-à-vis de la protection des espèces qui peuvent l'occuper. He et Marcinkevage (2017) ont ainsi pu observer que l'augmentation de la mortalité de certaines espèces de salmonidés d'un bassin versant Californien était majoritairement liée à l'augmentation tendancielle de la température de l'eau. Les espèces peuplant historiquement les rivières se plaisent à évoluer dans certaines gammes de températures, c'est pourquoi le franchissement de certains seuils peut entraîner par exemple une hausse de la mortalité, une baisse du taux de réussite des migrations, ou encore une baisse du taux de reproduction. Réaliser des prévisions de la température de l'eau est donc essentiel pour certains cours d'eau, notamment dans le cadre de la gestion d'infrastructures qui impactent des bassins versant gérés. L'importance de ce besoin sera d'ailleurs probablement accrue par les perturbations présentes et futures subies par le cycle de l'eau, conséquences du dérèglement climatique.

Interrogeons-nous désormais sur la manière dont sont intégrées les prévisions de température de l'eau pour contribuer à la gestion d'infrastructures hydrauliques. Jager et Smith (2008) faisaient par exemple remarquer qu'il y a quelques années seulement la priorité au niveau de la gestion des ouvrages hydroélectriques était la maximisation de la production d'énergie. Cela se faisait certes dans le respect des normes contraignant la qualité de l'eau des rivières en aval, mais sans forcément chercher à identifier les besoins spécifiques des écosystèmes les peuplant. Les auteurs soulignaient alors le caractère paradoxal d'une telle démarche vis-à-vis d'une source d'énergie considérée comme durable, et invitaient à considérer des protocoles de prise de décision prenant en compte tout d'abord les besoins des écosystèmes en termes de qualité de l'eau, et donc de température de l'eau, avant de chercher à produire efficacement de

l'énergie électrique. C'est dans cette démarche que Jager (2014) a développé un modèle représentant le lien indirect entre débit et survie de salmonidés, en fonction de la température de l'eau et de la disponibilité de nourriture au niveau d'un bassin versant Californien. Il a alors été montré que la croissance d'une nouvelle génération de jeunes saumons était améliorée lorsque des lâchers d'eau sous forme « d'impulsions » (« *pulse release* ») soudaines étaient réalisées. Cela permet de refroidir les rivières lorsque celles-ci risquent d'atteindre des seuils de température limites, tout en inondant des zones riveraines sèches le reste du temps et qui deviennent alors des sources importantes de nutriments pour les jeunes poissons. L'étude a également permis de déterminer les périodes opportunes pour la réalisation de tels lâchers d'eau pour la rivière considérée, mais ces fenêtres sont réduites : une telle démarche de gestion d'ouvrage nécessite donc la production de prévisions de températures de l'eau avec peu d'incertitude. Ce type de lâchers d'eau par « impulsions » a été testé et adapté pour différents bassins versants gérés, comme c'est le cas pour celui de la rivière Nechako avec le *Summer Temperature Management Program* (STMP) (Macdonald, Morrison, & Patterson, 2012), ou encore au niveau de la rivière Delaware avec la mise en place du *Flexible Flow Management Program* (Pokorny, McBride, Henson, Angyal, & Zielinski, 2016).

Néanmoins, certaines réserves ont pu être exprimées vis-à-vis de ce type de lâchers d'eau par impulsions. Par exemple, He et Marcinkevage (2017) ont comparé les données de survie de saumons d'un bassin versant géré avec les simulations d'un modèle de débit, et ils ont estimé que la gestion idéale pour le bien-être des écosystèmes consistait à s'approcher au plus près du rythme naturel d'écoulement de la rivière. En effet, selon eux, les lâchers d'eau par impulsions pourraient entraîner des problèmes d'érosion au niveau des habitats naturels des poissons et rendraient plus difficiles leurs migrations. Cette problématique a été étudiée par Thompson, Cocherell, Chun, Cech, et Klimley (2011) en se focalisant sur la localisation des populations de poissons d'un bassin versant californien avant et après un tel lâcher d'eau, afin d'observer si la vague entraînait un déplacement en aval dommageable pour les écosystèmes. Leurs observations ont montré que cet impact était limité mais qu'il était tout de même significatif pour les poissons les plus jeunes ou les plus petits. Ainsi, la gestion d'un bassin versant géré doit passer par l'identification précise des besoins des écosystèmes, tel que la temporalité des

périodes de reproduction et de migrations, ou ainsi que leurs besoins en termes de température de l'eau. Cela renforce finalement la nécessité de produire des prévisions de température de l'eau précises et certaines pour adapter convenablement les lâchers d'eau, et c'est pourquoi ont été développés des modèles thermiques au cœur des processus de modélisation hydraulique.

1.4.2 Simuler la température de l'eau d'une rivière

Simuler la température de l'eau d'une rivière est un complexe exercice de modélisation (Dugdale, Hannah, & Malcolm, 2017). Il s'agit déjà d'une variable qui évolue dans le temps, et ce dans de multiples directions : latéralement, transversalement, et verticalement. De plus, les cours d'eau des bassins versants peuvent être soumis à de multiples échanges thermiques et sources de chaleur, tels que par exemple : les radiations solaires, la température de l'air et celle du sol, les débits entrants dus aux eaux souterraines, les précipitations, et la fonte du manteau neigeux (Hannah, Malcolm, Soulsby, & Youngson, 2008). Les radiations et la température de l'air sont d'ailleurs les variables ayant l'impact le plus important sur la température de l'eau (Dugdale et al., 2017), car ces phénomènes de rayonnement et de conduction sont majoritaires lorsque sont réalisés les bilans d'échange de chaleur. Une représentation schématique de l'ensemble des échanges thermiques pouvant influencer sur la température de l'eau d'un cours d'eau est présentée au sein de la Figure 1.2 (en anglais). De plus, l'intensité et l'impact de ces multiples échanges évoluent en fonction des différents régimes d'écoulements de la rivière (eau stagnante, rapides, etc.) et de l'évolution du débit, ou encore en lien avec l'environnement des segments étudiés, c'est-à-dire en fonction de leur couverture riveraine végétale et géologique qui réduit l'impact des radiations solaires sur le cours d'eau (forêts, canyons, etc.) (Dugdale et al., 2017). Enfin, les données mesurées permettant de modéliser ces phénomènes peuvent être rares, et sont généralement ponctuelles et discontinues, ce qui complexifie encore la modélisation de l'évolution thermique des volumes d'eau tout au long d'une rivière. Simuler et prévoir numériquement la température de l'eau implique donc de multiples facteurs naturels, et donc d'important volumes de données. Pour répondre à cette problématique, deux stratégies principales de modélisation ont été

développées : les modèles à caractère plutôt statistique, et les modèles plutôt basés sur les processus physiques.

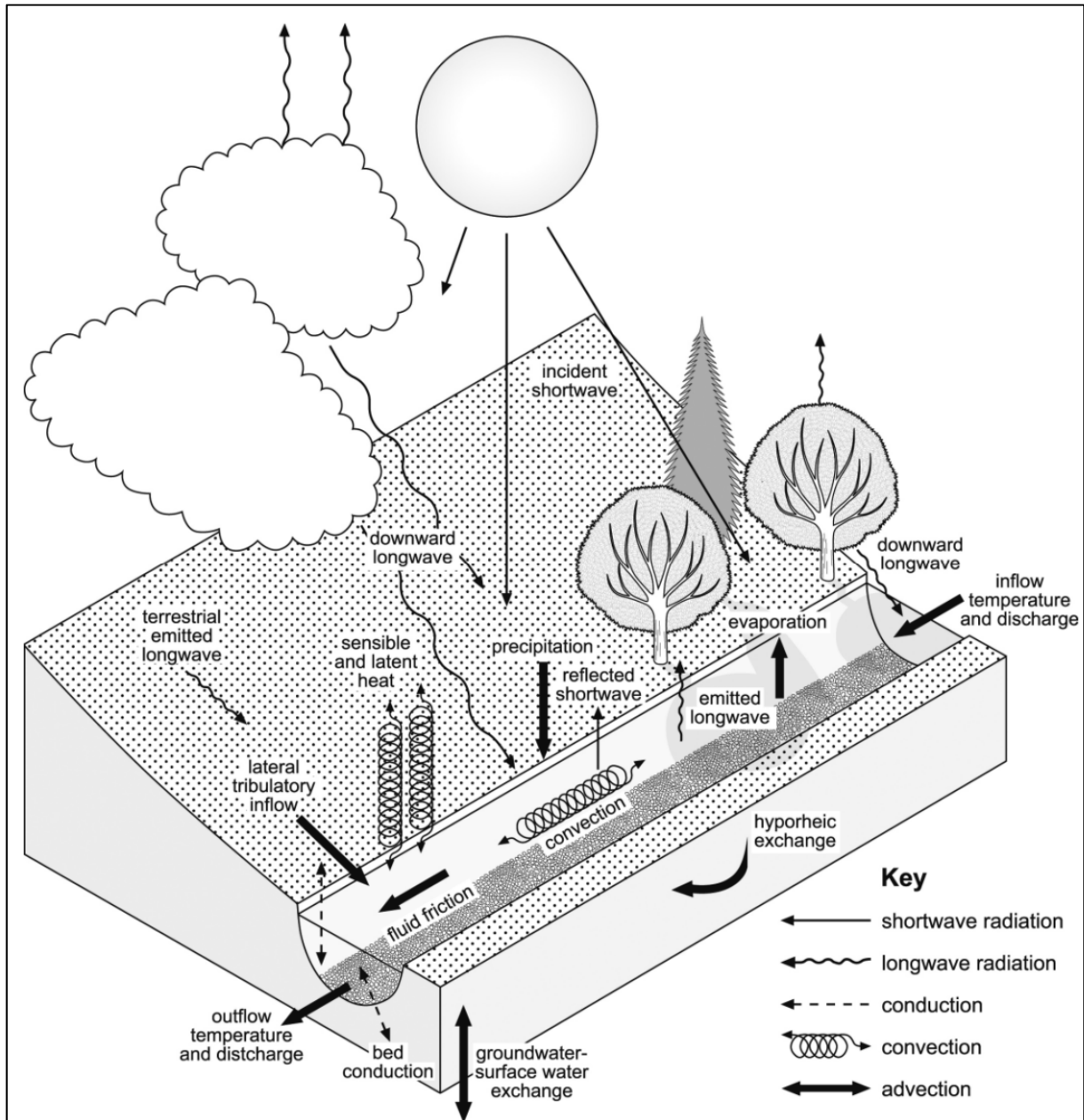


Figure 1.2 Représentation schématique des flux énergétiques et hydrauliques influençant la température de l'eau d'une rivière, tirée de *A comparison of forest and moorland stream microclimate, heat exchanges and thermal dynamics*, Hannah et al. (2008), p.920

Un modèle statistique produit des simulations de température de l'eau qui reposent plutôt sur un processus de calibration-validation d'une simple formule mathématique empirique. Par exemple, de multiples applications de simples modèles régressifs considérant la température de l'eau comme fonction de la température de l'air ont été répertoriées par Benyahya, Caissie, St-Hilaire, Ouarda, et Bobée (2007). Une telle fonction, calibrée à partir de données mesurées robustes, doit fournir une modélisation de la température de l'eau à partir d'un nombre limité de variables météorologiques et hydrologiques d'entrée (Dugdale et al., 2017). L'objectif de ce type de modèle est de simplifier le problème de modélisation posé. Ainsi en négligeant l'influence des variables moins impactantes, la modélisation statistique permet de réduire le temps de calcul et le volume de données d'entrées nécessaires. Néanmoins, la contrepartie de ces avantages est une plus grande dépendance de ces modèles à la qualité, à la robustesse, et à la disponibilité des séries temporelles mesurées permettant leur calibration. Ainsi, la résolution spatiale et temporelle des simulations étudiées ne peut pas être supérieure à celle des données de calibration, qui peuvent être rares et généralement très ponctuelles et discontinues. Des avancements récents au niveau de la performance de la phase calibration sont venus avec le développement d'intelligences artificielles spécialisées, mais la précision, l'adaptabilité, et la résolution de ces modèles restent leurs points faibles (Zhu & Piotrowski, 2020).

En revanche, les modèles basés sur des processus physiques cherchent plutôt, comme leur dénomination l'indique, à reproduire les échanges thermiques qui peuvent se produire entre un cours d'eau et son environnement (Dugdale et al., 2017). Le modèle thermique du logiciel HEC-RAS (utilisé dans le cadre de ce projet de recherche) est un exemple de modèle basé sur les processus physiques. Comme dans le cas de HEC-RAS, il s'agit de modèle hydraulique au départ, qui nécessite en entrée les caractéristiques du cours d'eau considéré. Une fois que le comportement hydraulique de la rivière est modélisé, les hydrogrammes produits servent de base à la modélisation des échanges de chaleur entre la rivière et son environnement. Les variations des échanges modélisés sont généralement distribuées spatialement et temporellement. Ainsi, pour représenter la multitude d'interactions considérées, ces modèles nécessitent un volume bien plus important de données d'entrées (météorologiques ou

hydrologiques) que les modèles statistiques, et imposent des temps de calculs plus longs. Mais leur constitution rend leur performance généralement moins dépendante de l'efficacité du processus de calibration et de validation, et donc moins dépendante de la qualité et de la disponibilité des séries de données mesurées de températures de l'eau, tout en permettant de produire des simulations de températures distribuées tout au long de la rivière considérée. Pour plus de détails sur les caractéristiques des modèles basés sur les processus physiques, la revue proposée par Dugdale et al. (2017) permet de synthétiser leur fonctionnement, et les considérations, les limites, et les futurs axes de recherches qui y sont liés.

Récemment, de nouveaux types de modèles ont été envisagés pour tirer le meilleur parti des modèles statistiques et des modèles basés sur les processus physiques. Ainsi, Rahmani et al. (2020) ont identifié que, puisque les modèles plutôt physiques étaient en principe moins dépendants du processus de calibration en termes de performances, ceux-ci ne tiraient pas ou seulement peu d'améliorations de leur qualité en présence de données mesurées. Pour prendre en compte cette plus-value d'information, les auteurs ont cherché à tester de nouveaux types de modèles statistiques, en utilisant des méthodes d'apprentissage machine, pour générer des modèles dit *Long Short Term Memory*, qui consistent en un type de modèle gardant en mémoire ses performances passées, afin de prioriser les paramètres et les données mesurées les plus pertinentes pour la modélisation de la température de l'eau sur le bassin versant considéré. Leurs analyses ont montré de très bons résultats pour ce type de modèles sur de multiples bassins versant naturels. Néanmoins ce type de modèle requiert tout de même l'existence de données mesurées de température de l'eau robustes, et a pour inconvénient d'estimer les paramètres de modélisation d'une manière uniforme, ce qui les rend donc plutôt adaptés pour l'étude de petits bassins versant homogènes au niveau des dynamiques hydrologiques.

CHAPITRE 2

DEMARCHE DE TRAVAIL ET ORGANISATION DU DOCUMENT

Cette section a pour but de présenter la démarche de travail menée au cours de ce projet de recherche, et de présenter l'organisation de ce mémoire, c'est-à-dire d'introduire l'article qui constitue le cœur de la réponse à la problématique générale définie précédemment dans l'introduction. Cette problématique justement, pose la question de l'impact des prévisions météorologiques en tant que source d'incertitude dans le cadre de la production de prévisions de température de l'eau. Cette question générale pourrait être explorée de différentes manières, en considérant par exemple de multiples bassins versants gérés, et différents types de modèles, ou encore en exploitant des prévisions météorologiques issues de multiples sources différentes. Mais une démarche globale comme celle-ci aurait été trop chronophage, notamment à cause des efforts à mener pour assurer une certaine concordance entre les différents types de données ou de modèles à comparer, que ce soit au niveau de leur résolution ou des indicateurs à considérer. Finalement, le choix a été fait de chercher à répondre à la problématique pour un bassin versant particulier, représentatif du contexte qui a justement amené à la définition de cette problématique. Cette considération a fait l'objet de la rédaction d'un article, soumis pour publication et intégré ci-après au cœur de ce mémoire. Les considérations qui n'auront pas été traitées dans le cadre de cette étude de cas seront discutées dans la suite du mémoire, qui reprendra la problématique initiale dans son intégralité.

Le cœur du contenu de ce mémoire sera donc constitué de l'article intégré ci-après. Celui-ci cherchera à considérer la problématique posée en se focalisant sur l'étude de cas de la Rivière Nechako, située en Colombie-Britannique (Canada). Cette rivière se situe au cœur d'un bassin versant principalement géré : son débit dépend majoritairement des volumes d'eau relâchés par un grand réservoir hydroélectrique situé en amont, ce qui permet de faire l'hypothèse selon laquelle on peut négliger l'incertitude issue de la modélisation hydrologique quand on considère des prévisions de température de l'eau pour ce bassin versant. Ce bassin versant est donc un exemple typique du type de conditions telle que défini dans le cadre du processus de

conceptualisation de la problématique de cet effort de recherche. Au niveau de la rivière Nechako, la température de l'eau est d'ailleurs une variable importante vis-à-vis des espèces de salmonidés qui y migrent chaque année pour s'y reproduire : c'est pourquoi certains seuils de température ne doivent pas être dépassés au cœur de ce cours d'eau. Réaliser des prévisions de température de l'eau au niveau de ce bassin versant, et réduire l'incertitude de celle-ci est donc essentiel. L'existence de données mesurées de débits et de températures, de données météorologiques de réanalyse, et d'archives de prévisions météorologiques probabilistes permettent d'y mettre en place un protocole pour produire et manipuler des prévisions de températures de l'eau en fonction des prévisions météorologiques soumises à un modèle thermique existant. Ce modèle est d'ailleurs déployé sur le logiciel HEC-RAS (Hydrologic Engineering Center – River Analysis System), qui est un modèle basé sur les processus physiques (c.-à-d. ce n'est pas un modèle statistique). Par son contexte, sa disposition, et par la disponibilité des données, la Rivière Nechako est donc une candidate intéressante pour servir d'étude de cas dans le cadre de cet effort de recherche. L'article présenté au cœur de ce mémoire sera donc pertinent pour apporter une réponse locale et particulière à la problématique générale de ce mémoire, avant de discuter des enseignements que l'on peut en tirer dans le cadre de la recherche d'une réponse globale à la question posée. Les objectifs de recherche qui seront considérés dans cet article seront : 1) de quantifier l'impact de l'incertitude météorologiques sur les prévisions de température de l'eau du bassin versant et 2) d'évaluer des méthodes de réduction de l'incertitude météorologique, pour réaliser de telles études.

CHAPITRE 3

QUANTIFYING THE EVOLUTION OF ENSEMBLE WATER TEMPERATURE FORECASTS AS A FUNCTION OF WEATHER FORECAST LEAD-TIME: CASE STUDY ON THE NECHAKO RIVER WATERSHED

Paul Charles ^a, Richard Arsenault ^b, Jean-Luc Martel ^c, Philippe Gatien ^d, André St-Hilaire ^e

^{a, b, c, d} Department of Construction Engineering, École de technologie supérieure,
1100 Notre-Dame West, Montreal, Quebec, Canada H3C 1K3

^e Institut national de la recherche scientifique, Centre Eau, Terre et Environnement, 490 rue
de la Couronne, Quebec, Quebec, Canada, G1K 9A9

This paper has been submitted for publication
in *Canadian Water Resources Journal*, April 2022

3.1 Abstract

Producing and improving hydrological and hydrodynamic forecasts while accounting for uncertainty through a probabilistic approach is useful in various applications, such as for water temperature forecasting. To produce such ensembles, probabilistic meteorological forecasts can be fed into hydrological and water temperature models for different lead-times. This study aims to gauge the impact of the meteorological forecast lead-time on the uncertainty of water temperature forecast ensembles generated through a process-based model (HEC-RAS). The Nechako River, a managed river system in British-Columbia (Canada), is used in this case study. The tested hypothesis is that improvements in the meteorological forecasts over their lead-times would result in reducing the uncertainty and improving the accuracy of the water temperature forecast ensembles. The results of this study show that the thermal forecasts were indeed significantly improved in terms of their sharpness and their individual accuracy, but no significant impacts were noted over the accuracy of the ensembles. Reliability was also investigated, and it was revealed that water temperature forecast ensembles were initially

under-dispersed over the Nechako River, and that this issue was exacerbated when the HEC-RAS model was forced with more recent ensemble weather forecasts. The presence of lakes along the river and the meteorological forecast's reliability are considered and discussed as causes for this issue.

Keywords: water temperature, forecasting, uncertainty, lead-time, probabilistic ensembles

3.2 Introduction

In the field of forecasting, assessment of uncertainty is one of the main topics of research (Cloke & Pappenberger, 2009; Singh & Woolhiser, 2002; Troin et al., 2021). Studying sources of uncertainty and its variability as a function of forecast lead-time, is made possible by considering probabilistic forecasted ensembles of the hydrological variables studied. Thus, in the past few decades, the development of probabilistic forecast ensembles has attempted to address the need to quantify uncertainty, first in the field of meteorology and climatology, and then in hydrology (Cloke & Pappenberger, 2009).

The hydrological model structures used for flow forecasting represent various processes of the water cycle, and uncertainty is generated at each step of the modelling chain (Singh & Woolhiser, 2002). Studying sources of model uncertainty can provide a better overview of their contribution to the total uncertainty of a simulation. Numerous studies already attempted to evaluate it in different contexts (Butts et al., 2004; Dallaire, 2019; Troin et al., 2015; Troin et al., 2022; Zhao, 2015), serving purposes such as improving models and forecasts or helping in decision making in situations such as water infrastructure management or risk assessment.

When dealing with short-term hydrological forecasts (lead-time up to about 5 days), one accepted way to consider and quantify uncertainty is through the use of a probabilistic approach rather than a deterministic one (Cloke & Pappenberger, 2009). A deterministic forecast consists in producing a single simulation at a higher resolution that is the best estimate of the future conditions. A probabilistic forecast is an ensemble of equally probable members

(forecasts) that are perturbed from the control member (the original central forecast). It is now increasingly integrated in the fields of meteorology and hydrology (Troin et al., 2021). In meteorology, to sample uncertainty related to the natural variability, ensembles of weather forecasts are produced wherein the different members of the ensembles represent an equally probable future within the model limitations. A hydrological probabilistic ensemble can be obtained by feeding a weather forecasts ensemble as input data into a hydrological model, providing uncertainty estimates that can be useful in many contexts, such as for flood warnings (Cloke & Pappenberger, 2009). Similarly, hydraulic probabilistic ensembles can be obtained by feeding one or both weather and hydrological ensemble forecasts into a hydraulic model, which is useful when dealing with water levels or temperatures (Ouellet-Proulx, Chiadjeu, et al., 2017; Ouellet-Proulx, St-Hilaire, et al., 2017).

Water temperature is an important indicator of the water quality of a river, along with other chemical and biological parameters (van Vliet et al., 2012). The water temperature within a river impacts the fauna and flora whose habitat is affected by the water thermal characteristics. For instance, an increase in the mortality rate of certain species of fish can happen when certain water temperature thresholds are exceeded. In a study focused on the population evolution of salmonids species on a Californian watershed after the installation of a dam, it was found that water temperature increase was one of the major causes of the near disappearance of several of those species (He & Marcinkevage, 2017). To avoid such damages to the ecosystems, it is necessary for the managers of major water infrastructures to be able to model and forecast the evolution of the downstream water temperature.

With this goal in mind, Gatien, Arsenault, Martel, et St-Hilaire (2022) developed the thermal model for the Nechako River that will be used in this study. Bakken, King, et Alfredsen (2016) simulated the reaction of water temperature of a Norwegian river to hydro-peaking regimes of hydropower management. Such thermal models can also be useful in even more diverse applications, such as in Drake, Bradford, et Joy (2010), where simulated water temperature was used to determine the share of flow that originated from colder groundwater within a small

stream located in Ontario. Publications have also studied water temperature as part of larger studies about climate change impacts (Kalaba, Ivanović, Čikara, & Milentijević, 2014). To contribute to those various applications of water temperature forecasts, some publications have already tried to reduce their uncertainty, especially by investigating the use of data assimilation strategies of inputs such as meteorological forecasts, thermal initial states, or flow discharge data (Dion, 2020; Ouellet-Proulx, Chiadjeu, et al., 2017; Ouellet-Proulx, St-Hilaire, et al., 2017).

Water temperature is a complex variable to model or forecast, as it will vary in a non-linear way along the course of a river, but also laterally, vertically, as well as in time through seasonal variation in meteorology and flows. Moreover, the body of water undergoes multiple heat exchanges originating from multiple sources, such as solar radiation, infrared radiation, convection, groundwater inflow, added precipitation, etc. (Dugdale et al., 2017). The riparian cover influences the amount of radiation interacting with the river. The flowing or stagnant condition of the river segments also influences the residence time of water and hence, its temperature (Dugdale et al., 2017). Considering these various factors, and considering the scarcity of observed water temperature data, thermal modelling approaches have been developed and the main two categories are 1) statistical and 2) process-based models.

Statistical thermal models attempt to reproduce the evolution of water temperature from past observed hydraulic and meteorological datasets (Dugdale et al., 2017). Their principle is to calibrate and validate an empirical function that depends on a few (usually meteorological) variables against water temperature observations. Recent advances linked with the development of artificial intelligence have allowed to significantly improve statistical models on their calibration phase (Zhu & Piotrowski, 2020), but not enough to compete with the accuracy of the process-based models. Moreover, their spatial and temporal resolution is an important weakness of this type of model when compared with process-based model. Thus, statistical models are less likely to be a successful option when it comes to water temperature forecasting if large ensembles of observed data for calibration are not available (Dugdale et al., 2017).

The principle of process-based models is to evaluate the heat exchanges that happen along a river with its environment (Dugdale et al., 2017). They are sometimes coupled with flow simulations in hydraulic and hydrological models. Compared to the statistical models, the process-based approach requires a much larger number of meteorological, geographic, and hydraulic distributed input variables than statistical approaches, while generally increasing the computing time. Nevertheless, the deterministic constitution of process-based model makes their performances less dependent on the calibration process compared to the statistical models, and the geographical and temporal resolutions of their water temperature simulations are typically higher than empirical models. Dugdale et al. (2017) have conducted a literature review of process-based models, discussing key considerations, current limitations, and future research topics.

In both cases, the thermal models are highly dependent on the availability and on the quality of input data. When considering short-term water temperature forecasts in a river, the uncertainty of meteorological and hydrologic inputs is impacted by the lead-time considered, which is constrained by the time it takes for water to travel to the river section where thermal conditions need to be anticipated.

In this study, the goal is to assess the impact of meteorological forecasts lead-time on the uncertainty of water temperature forecasts produced with a process-based model. Many studies have considered a variety of uncertainty sources in hydrologic forecasting chains, but to the author's knowledge, no study has investigated the effects of reducing lead-time uncertainty on water temperature forecasting skill. This consideration needs to be addressed as water temperature is a key variable of water quality that needs to be forecasted in many watersheds, especially those where hydraulic structures are used for hydropower generation or flood control. By concatenating multiple 1-day-ahead forecasts over a span of a few days (instead of using the more typical single multi-day forecast), a more accurate, sharp, and reliable water temperature forecast can be obtained. This study evaluates these effects on the Nechako River

in British-Columbia (Canada) as a case study. From the dam to the city of Vanderhoof, water travel time in the Nechako River is of the order of 5 days, so the theoretical best improvement in the weather forecast that can be achieved is by having the precision of a 1-day forecast at every lead-time for all 5-days of the forecast. This method is tested in this paper, through the application of probabilistic ensemble forecasts.

3.3 Methodology

In this section, the study site, the HEC-RAS hydraulic and thermal model used to generate the temperature forecast ensembles, as well as the datasets used, are presented. The data processing conducted to generate water temperature forecast ensembles with delayed lead-times, and the indicators used to evaluate and to quantify their uncertainty are also detailed.

3.3.1 Study site

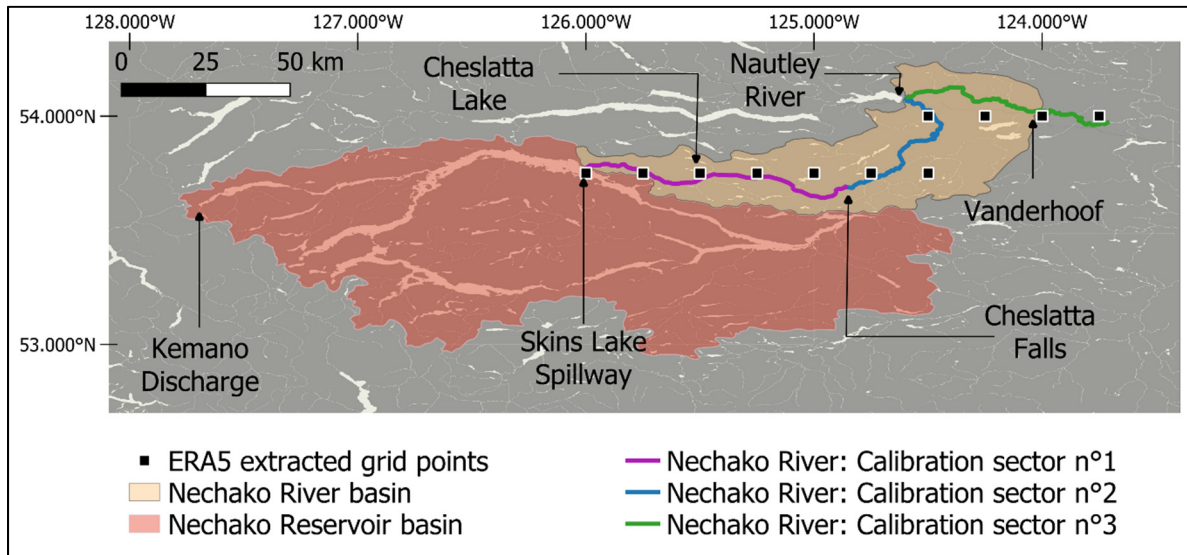


Figure 3.1 The Nechako Reservoir and River study site

This study was conducted on the Nechako River watershed, located in British Columbia, Canada. This watershed is located in a sub arctic Köppen climate region (Dfc) (1957). As shown in Figure 3.1, the Nechako River is impounded, as it begins its course at the Skins Lake

Spillway on the Nechako Reservoir. The Nechako reservoir was created in 1956 by Rio Tinto, a mining company and metals producer, to generate hydropower for their aluminum smelter. Rio Tinto still manages and operates the reservoir to this day. The Nechako reservoir has an approximate area of 890 km², and a capacity of 7100 million cubic meters distributed between several large interconnected lakes (Fund, 1999). The reservoir has two different outlets: 1) water is released at the Skins Lake Spillway into the Cheslatta and Murray Lakes and 2) water is diverted from the watershed through a 16 km long tunnel with an elevation drop of about 800 meters to feed the Kemano hydropower station, outside of the original Nechako River watershed boundaries. An important aspect of this configuration is that flow management at the spillway must consider flood control as well as ecosystem needs in the Nechako River. The flow released at the Skins Lake Spillway then flows through the Cheslatta Lakes system, until it ultimately joins its original natural channel near Cheslatta Falls. Downstream from Cheslatta Falls, the Nautley River joins the Nechako River, and ultimately reaches the town of Vanderhoof. Observed water temperature at Vanderhoof will serve as the target variable to the study's forecasts.

The Nechako River is a valuable habitat for Sockeye Salmon, White Surgeon, and other fish species, as a place of migration and reproduction downstream the Cheslatta Falls. Since the 1980's, the Summer Temperature Management Program (STMP) of the Nechako Reservoir has been implemented to regulate water temperature in July and August, with a target maximum daily temperature of 20°C at Finmoore, a few kilometers downstream of Vanderhoof (Macdonald et al., 2012). This program established the release rates of water from the Skins Lake Spillway during the summer, using colder water from the reservoir to keep temperatures under the 20 °C threshold by increasing water mass and thus relying on the thermal inertia in the river to keep the river sufficiently cool. He et Marcinkevage (2017) suggest that the protection of salmonid ecosystem in regulated watershed is considerably improved if the water releases tend to be based on schemes that follow natural flow trends, as the flow intensity is also an important mortality factor for migrating species. In addition to these flow considerations, water temperature of the Nechako River is also impacted by the

river reach's geometry between the spillway and Cheslatta Falls. Indeed, the upstream water of the Nechako River is slowed down when it reaches the Murray and Cheslatta Lakes system, heating up the released water because of the slow travel time and due to the mixing of warm lake water with cooler water released from the reservoir within the lakes. Gatien et al. (2022) have shown that if water released from the reservoir was bypassing these lakes, the cooling effect of the released water would be largely improved, reducing river temperatures by up to 3 °C at Vanderhoof. Thus, water temperature is a key variable of the Nechako River's water quality, making it a good contender to test this study's hypothesis. If shorter lead-times in weather forecasts (due to the shorter travel time following the flow release) would help to reduce the uncertainty of water temperature forecasts, that could be useful for water management over the Nechako watershed, as it would help to improve water quality in the river, an essential component of fish habitat.

3.3.2 Hydraulic and thermal modelling

3.3.2.1 HEC-RAS hydraulic model

In this study, water temperature ensembles were forecasted using the hydraulic and thermal model HEC-RAS 5.0.7 (Hydrologic Engineering Center – River Analysis System) (Brunner, 2020) developed by the U.S. Army Corps of Engineers. For the past decades, numerous studies and applications have exploited its flow and water level calculations, as well as its thermal modelling capacities thanks to its availability and its popularity among water engineers for modelling simple to complex river systems (Drake et al., 2010; Kalaba et al., 2014). The full documentation on the inner workings and process representation in HEC-RAS can be found in the software's documentation (Brunner, 2020), however, a high-level overview is given here.

HEC-RAS can perform one or two dimensional steady or unsteady flow simulations. Its core principle is based on a one-dimensional energy equation, that considers energy losses (Manning's Equation) and contraction/expansion of the topography of the riverbed. Cross-section profiles of the riverbed, boundary conditions and flow input data must be provided to conduct the desired simulation.

Since 2008 and its 4.0 version, the software has been extended to include water quality analysis modelling capacities such as water temperature and dissolved oxygen or transport of constituents such as algae (Drake et al., 2010). The HEC-RAS thermal model is a process-based model (Dugdale et al., 2017), and its core principle is based on the calculation of a heat budget, that aims to determine if the energy balance of a water quality cell increases or decreases at the considered time. The heat budget at each time step is defined using the following Eq. (1):

$$Heat_{source/sink} = \frac{q_{net}}{\rho_w C_{pw}} \frac{A_s}{V} \quad (3.1)$$

where q_{net} is the heat flux for the air/water interface (W/m^2), ρ_w is the density of water (kg/m^3), C_{pw} is the specific heat of the water ($J/kg \cdot ^\circ C$), A_s is the area of a given water quality cell (m^2), and V is the volume of the water quality cell (m^3). q_{net} is the net radiative heating of the water and is calculated as the sum of five possible heat fluxes (in W/m^2) as defined following Eq. (2):

$$q_{net} = q_{sw} + q_{atm} - q_b - q_h - q_l \quad (3.2)$$

where q_{sw} represents the solar radiation, q_{atm} is the atmospheric downwelling longwave radiation, q_b is the upwelling longwave radiation, q_h is the sensible heat, and q_l the latent heat. Those heat fluxes are calculated using the meteorological input data. It must be noted that the calculation of those heat fluxes neglects the consideration of topographic and riparian shading.

Once the model has calculated the heat flux for each water quality cell, the following equation considers the dynamics of the river flow between two time steps, as it aims to assess the net energy evolution of a cell, using the QUICKEST-ULTIMATE explicit numerical scheme developed in (Leonard, 1991). It is defined following Eq. (3):

$$\begin{aligned}
V^{n+1}\phi^{n+1} = & V^n\phi^n \\
& + \Delta t \left(Q_{up}\phi_{up}^* - Q_{dn}\phi_{dn}^* + \Gamma_{dn}A_{dn}\frac{\delta\phi^*}{\delta\chi_{dn}} \right. \\
& \left. - \Gamma_{up}A_{up}\frac{\delta\phi^*}{\delta\chi_{up}} \right) + \Delta t \frac{\delta\phi}{\delta t} SS
\end{aligned} \tag{3.3}$$

where ϕ^{n+1} and ϕ^n are respectively the concentration at the present and previous time step ($^{\circ}\text{C}/\text{m}^3$), V^{n+1} and V^n are the volume of the water quality cell at the present and previous time step (m^3), ϕ^* are QUICKEST concentration ($^{\circ}\text{C}/\text{m}^3$), $\frac{\delta\phi^*}{\delta\chi}$ are QUICKEST derivative ($^{\circ}\text{C}/\text{m}^4$), Γ are dispersion coefficients (m^2/s), A are the cross-sectional areas (m^2), and $\frac{\delta\phi}{\delta t} SS$ are the cell budget energy terms ($^{\circ}\text{C}/\text{s}$) calculated from the heat budget terms presented before. The *up* and *dn* indices designate upstream and downstream faces for each of these terms. It must be noted that this method does not consider ice formation or melt and cannot simulate cross-section horizontal or vertical gradient in temperature.

3.3.2.2 Calibration

The HEC-RAS hydraulic and thermal model of the Nechako River was provided by Rio Tinto for this project. The calibration process summed up here is fully described in Gatien et al. (2022). First, a 1D unsteady flow HEC-RAS model was automatically calibrated using the Shuffled Complex Evolution – University of Arizona optimization algorithm (SCE-UA; (Duan, Gupta, & Sorooshian, 1993)) on an hourly time step for the Nechako River basin from the Skins Lake Spillway to downstream Vanderhoof, for the period between 2017 to 2020. This model had a total of 495 cross sections, and its initial boundary conditions were the inflow measured at Skins Lake Spillway and the lateral inflows that come from the Nautley River. In validation, the mean Nash-Sutcliffe Efficiency indicator (Butts et al., 2004; Nash & Sutcliffe, 1970) of 0.93 was obtained, which is considered a good performance (Moriassi et al., 2007), although some underestimation of peak flows were identified.

Using the calibrated hydraulic model and the flows and levels that were generated, the thermal model was then calibrated. The Nechako River was divided into 382 water quality cells. A script was written to automate the modifications of the calibration variables and to run the optimization algorithm, without interactions with the HEC-RAS graphical user interface. For each of the meteorological data grid points, the thermal model calibration variables were:

- The diffusivity ratio (Kh/Kw), to partition fluxes between latent and sensible heat.
- Three constants from the wind function that primarily affect the surface fluxes.
- The dust coefficient, to consider local atmospheric attenuation of incident short-wave radiation.

The HEC-RAS thermal model was calibrated with the ERA5 meteorological reanalysis datasets (section 2.3), with three-hour intervals (Gatien et al., 2022). Eleven grid points from ERA5 were grouped in three zones (Figure 3.1), where all stations in each zone shared the same parameter sets. Therefore, three zones each having 5 parameters were calibrated, for a total of 15 parameters. The optimization algorithm used to perform this automatic calibration was again the SCE-UA (Duan et al., 1993), which had to minimize the mean absolute error (MAE) between the simulated and measured water temperature near Vanderhoof. SCE-UA was used following the recommendations of Arsenault, Poulin, Côté, et Brissette (2014). The four summers were used separately as thermal calibration periods to generate a set of parameters for each of the four years. This methodological choice was made to ensure the model initial states were as close as possible to the observations in order to reduce the impacts of the initial state error in the forecast quality assessment.

3.3.3 Data

3.3.3.1 Measured streamflow data

For this study, available streamflow and temperature datasets were gathered between 2017 and 2020 at hourly intervals from three points along the Nechako River: Skins Lake Spillway

(upstream flow), the Nautley River measured at the junction with the Nechako stream (lateral inflow), and the Nechako River measured near Vanderhoof. During the processes of modelling flow and water temperature, the datasets from the spillway and the Nautley River were respectively used as upstream and lateral boundary conditions, and the streamflow data from Vanderhoof were considered as the target variable to be modelled.

The released flows and the water temperature from the reservoir were provided by Rio Tinto Power Operations. The Nautley and Nechako River data are available from Water Survey Canada.

3.3.3.2 Reanalysis meteorological datasets

The European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF) provides the ERA5 reanalysis meteorological dataset available on the Copernicus Climate Change Service (C3S) platform. This dataset provides meteorological data on a 0.25° resolution grid, from 1979 to near real time (Hersbach et al., 2020). In this project, reanalysis data from the grid points closest to the Nechako River (see section 2) on a three-hour interval between 2017 and 2020 were selected as the meteorological inputs for the thermal modelling, which corresponds to 11 grid points in total. The motivation behind the use of the ERA5 reanalysis is based on the fact that the Nechako River basin is a data-scarce region when it comes to diverse meteorological variables that are required inputs in the HEC-RAS process-based thermal model. A previous study conducted by Gatien et al. (2022) found that the ERA5 reanalysis is a valid alternative dataset to use as a proxy for observations data for the purpose of hydraulic and thermal modelling. It must be noted that in Gatien et al. (2022), the use of the ERA5-Land dataset that has a higher resolution (0.1°), was also considered, but the performance of the thermal model was equivalent to that of the same model using the ERA5 dataset while requiring additional computing power. Consequently, only the ERA5 dataset is considered in this study. Furthermore, (Tarek, Brissette, & Arsenault, 2020) showed that the ERA5 reanalysis dataset was a proper replacement for observations in data-scarce locations for hydrological modelling in North America. The six key variables needed for thermal modelling are surface pressure,

cloud cover, air temperature at 2 meters, incoming shortwave solar radiation, relative humidity, and wind velocity at 10 meters.

3.3.3.3 Meteorological forecasts

ECMWF also provides meteorological forecasting data as part of their Integrated Forecast System (IFS). To generate water temperature ensembles forecasts in this study, datasets from the IFS were used to drive the HEC-RAS thermal model when working in forecast/hindcast mode. The forecasting dataset is composed of a control simulation (CNTL) that is perturbed to generate an ensemble (ENS) of 50 members.

For each forecast issue, which was limited to one per day at 00:00 UTC in this study, the CNTL forecast member is the unperturbed forecast calculated by the model at a 3-hour time interval (Owens & Hewson, 2018). The probabilistic ensemble (ENS) is composed of 50 forecast simulations that are generated by applying a perturbation to the initial states of the CNTL simulation, providing an estimate of the uncertainty due to the modelling process and to the assimilated observations. The ENS time series are available at a six-hour interval and are each considered equiprobable. The CNTL and ENS forecast dataset were spatially re-interpolated on the same spatial grid as the ERA5 reanalysis data presented in the previous section (0.25°), and their driving model is based on the same model used to generate the ERA5 data, limiting discrepancies between the calibration and forecast datasets. These ensemble forecasts are available for 15 days lead-time, but in this project, only the first five days of both forecasting datasets are used, corresponding to the maximum travel time between water releases at Skins Lake Spillway and the target gauge at Vanderhoof. The same meteorological variables and grid points as the ERA5 reanalysis are used for forecasting. Both the ENS and CNTL archived operational forecast datasets were provided by ECMWF. The forecast data are available from the ECMWF MARS archive on the ECMWF website: <https://www.ecmwf.int/en/forecasts/dataset/operational-archive>.

Unfortunately, the ENS forecast was archived at a 6-hour resolution, which is too long to capture the very important diurnal cycle in the energy balance calculations. To better represent this cycle, the ENS dataset was downsampled at the same temporal resolution (3-hour) as the CNTL member, using the CNTL member as the reference for the signal in each variable, and then dressing the signal with the uncertainty present in the ENS forecasts. The ENS members are obtained by perturbing the unique CNTL member (Owens & Hewson, 2018), so it is reasonable to assume that their quality will not be negatively affected by interpolating the missing timesteps such as to follow the CNTL signal during the forecast period. To explain the interpolation process, an example using the temperature forecast between 6:00 and 12:00 for a specific day is shown in Figure 3.2. First, the slopes between each time step are computed in the CNTL forecast. These slopes are then applied to each ENS member and averaged together to generate the missing step. This process is repeated at every time step of each variable.

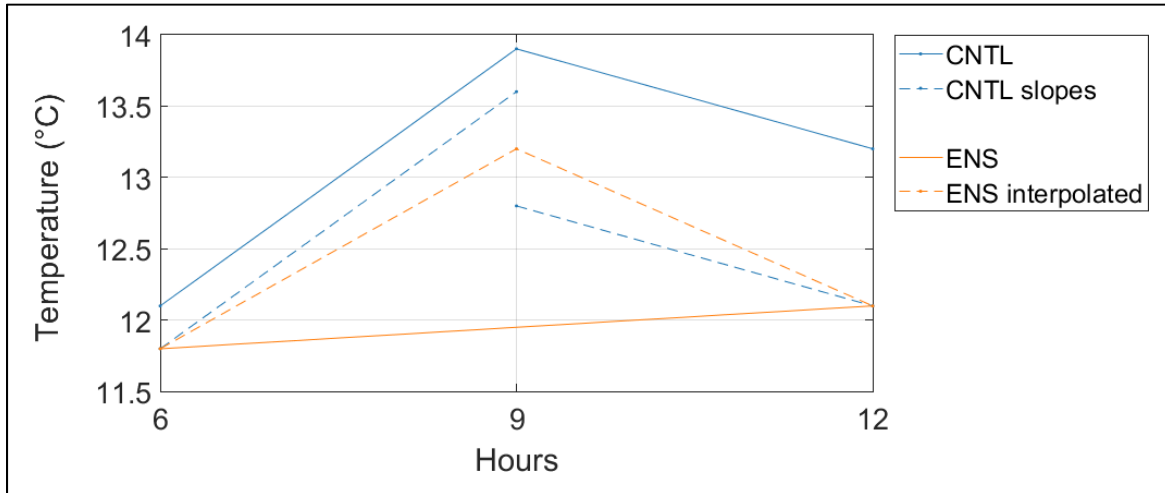


Figure 3.2 Example of the interpolation process applied to air temperature

3.3.4 Forecasting method presentation

The study is focused on four summers, from 2017 to 2020, more specifically the periods that range between the beginning of June and the end of August, constrained by the availability of measured temperature data of the Nechako reservoir and overlapping the critical period covered by the STMP (mid-July to mid-August).

To carry out this study, three types of forecast ensembles are generated: 1) ensembles that represent forecasts as those that would have been operationally generated during the considered period (simple retrospective forecast ensembles), 2) ensembles that represent forecasts that consider a reduction in the water travel-time to Vanderhoof by bypassing the lakes system (postponed retrospective forecast ensembles), and 3) retrospective forecasts ensembles made with the concatenation of a series of 1-day-ahead lead-time meteorological forecasts.

3.3.4.1 Simple retrospective forecasts ensembles

For each summer day, a 50-member ensemble of 5-day forecasts were generated using the ENS forecasts described above. To achieve this, the first step is to generate the initial state variables of the thermal model for the considered day. This is accomplished by running the model for a 5-day period prior to the considered forecast issue day, using the ERA5 meteorological data as input. This 5-day period was chosen based on the 5-day travel time, which results in modification (warming) of the original water after this period. Then, the thermal state of the whole Nechako River is forecasted using the ENS members as inputs to the HEC-RAS thermal model for the five days following the issue date. This process is then repeated fifty times, to generate the probabilistic ensemble for the considered day. An example of the air temperature used as input in the model for forecasts starting on August 25th, 2017, is showed in Figure 3.3a.

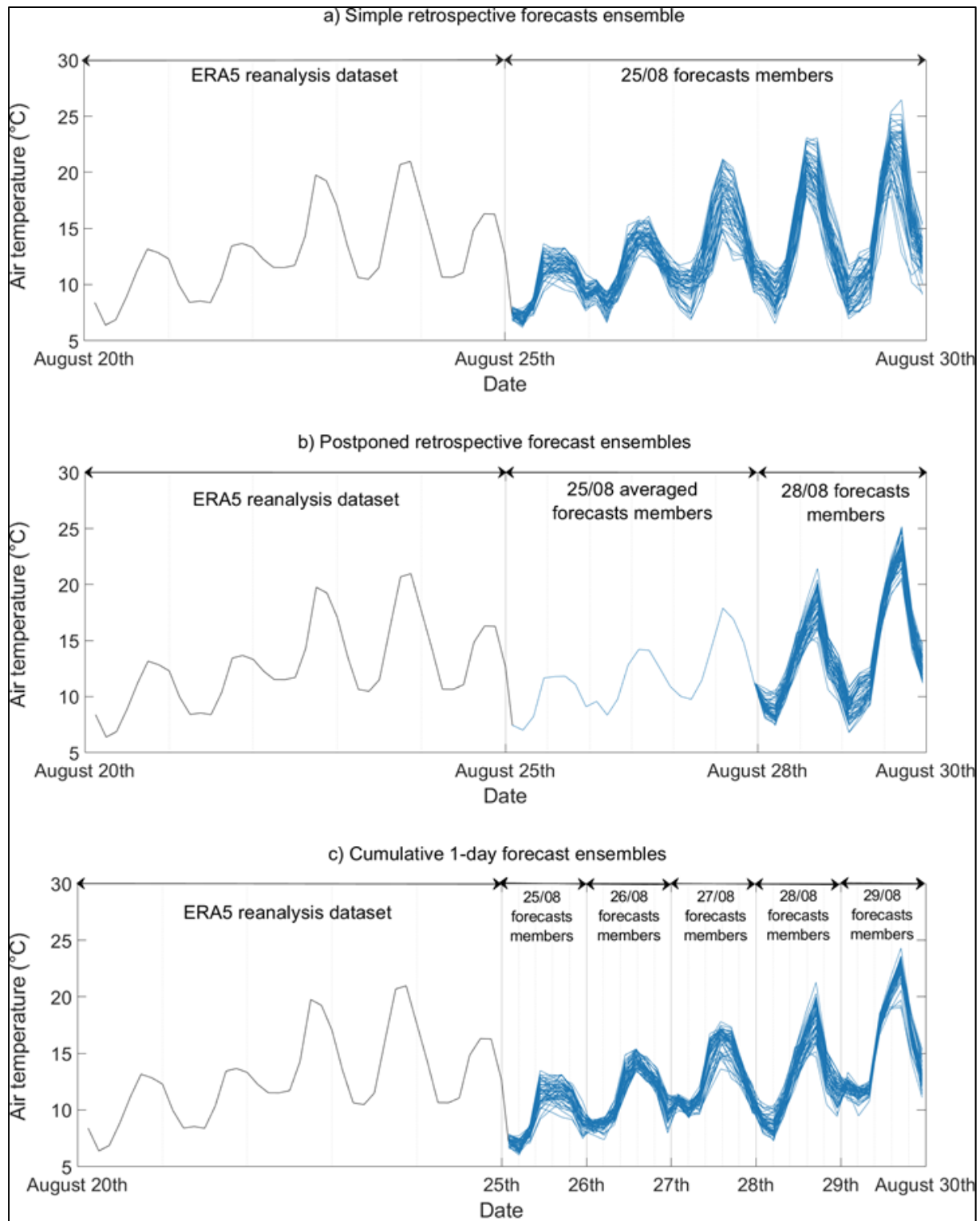


Figure 3.3 Illustration of meteorological forecast data used in each of the three thermal forecasting approaches for a) Simple, b) Postponed Retrospective Forecast Ensembles, and c)

Cumulative 1-day Forecast Ensembles, with the example of air temperature on August 25th, 2017

3.3.4.2 Postponed retrospective forecasts ensembles (PRFE)

Postponed retrospective forecast ensembles attempt to consider the reduction of the 5-day travel time between Skins Lake Spillway and Vanderhoof. This is done by using future forecast data in the forecasting setup, but for shorter lead-times. Of course, this is not possible in an operational context, but allows to estimate the effects of the uncertainty related to longer forecast lead-times on the forecast quality. The boundary conditions used are the same as for the simple retrospective forecast ensembles but begin half-way down the river between Skins Lake Spillway and Vanderhoof, where the initial conditions are fixed as if the lead-times from water release into the channel and its arrival at Vanderhoof station were shortened by 1 to 4 days. In simpler terms, how would the thermal forecasts improve if spilled water were to reach the target location in only 1 day (or 2, 3, or 4 days), instead of the 5 days that it usually takes? The flow values are left unchanged, thus only the meteorological forecasts needed to simulate water temperature at Vanderhoof are modified and more recent forecasts are used.

Using the same example as before for August the 25th, a reduction of three days for the water travel time is used here as an example. At first, the model will also be run for the five preceding days with the reanalysis data to generate initial thermal states of the river at the considered date. Then, for the first three forecasted days, the meteorological data used will be a mean of the 50 ENS members generated on the 25th. This choice was made to create a new forecasting initial state postponed by three days that represents the conditions further down the river than at the spillway. Then, the 50 ENS forecasts members generated on August the 28th are used individually to generate a new probabilistic ensemble of water temperature forecasts. This is illustrated in Figure 3.3b. The actual water transport time in the Nechako River between the spillway and Vanderhoof varies depending on parameters such as the flow rate, the level of the Cheslatta lake or the flows of the Nautley affluent. Thus, the methodology explained above is

repeated for every different lead-time reduction possible, between 1 and 4 days, to accommodate every possible transport time scenario.

3.3.4.3 Cumulative 1-day forecast ensembles (C1FE)

Finally, a test was performed to evaluate the possible improvements in thermal forecasting if weather forecasts could be improved in such a way that the weather forecasts at 5 days lead-time would be as skillful as 1-day forecasts. Of course, this is unlikely to happen, but given the constant improvements in weather forecasting models, this approach allows quantifying the possible gain in thermal forecast performance in such a scenario. To do so, the 5-day forecasts are replaced by a concatenation of 5 1-day ahead forecasts, from the 5 next days after the forecast issue date. This suppose that we would have access to future weather forecasts, which is of course impossible, but allows quantifying the reduction in thermal forecast uncertainty and improvements in its skill. Let us consider again the forecasts for August 25th. Once again, the model will be run for the five preceding days on calibration data to generate the initial thermal state of the river at the considered date (25th of August). Then, for each of the 5 days that are to be forecasted, the meteorological forecasts ensemble used will be the 1-day ahead forecast of that day, as shown in Figure 3.3c, with the example of air temperature. Therefore, the C1FE is a 5-day water temperature forecast generated with the concatenation of 1-day ahead meteorological forecasts. The point will be to compare the values of each of those days with the ones that result from the simple retrospective ensemble described previously to illustrate the evolution of the impact of lead-time uncertainty on thermal forecast uncertainty.

| Summary of the different forecasts scenarios | | |
|--|--------------|---|
| Name | Abbreviation | Main characteristics |
| Simple Retrospective Forecast Ensembles | SRFE | Probabilistic forecasts produced without manipulations. |
| Postponed Retrospective Forecast Ensembles | PRFE | Ensembles produced as if the water travel time was shorter of 1, 2, 3, or 4 days. |
| Cumulative 1-day Forecast Ensembles | C1FE | Ensembles produced as if the meteorological forecasts were always as good as on the first forecasted day. |

Table 3.1. Summary of the characteristic of the 3 different forecasts manipulations realized in this study

3.3.5 Evaluate performances and uncertainty

The uncertainty of forecasts is a characteristic that can be evaluated in several ways which depend on the end use of the considered ensembles. In this study, the hypothesis is that shortening the lead-time to reduce the uncertainty would improve the accuracy, the sharpness, and the reliability of the probabilistic ensembles, allowing to better support the management of the Nechako watershed, and reduce the frequency and/or duration of events with water temperature exceeding the threshold imposed by STMP. The sharpness of a forecast characterizes its degree of variability (Bradley, Demargne, & Franz, 2016). With a sufficient level of reliability, a sharp forecast is preferred as it contributes to reduce uncertainty when it comes to decision making (Gneiting, Balabdaoui, & Raftery, 2007). The accuracy of a forecast characterizes the average difference between forecasts and observations (Bradley et al., 2016). Reliability is the characteristic that represent how forecasts agree with observation on average when a specific forecast is used (Bradley et al., 2016).

The variability is investigated to consider the sharpness of the forecasted ensembles. In order to quantify how the use of meteorological forecasts with shorter lead-times is impacting their

variability, the Mean Standard Deviation (MSD) of the forecast ensembles are evaluated. The standard deviation of the 50 members is evaluated over every timestep of the fifth day before taking the average for the day, i.e., the average of the standard deviation values of each of the 8 3-hour timesteps of the day.

The Mean Absolute Error (MAE) indicator is used to evaluate the accuracy of deterministic forecasts. In this study, the CNTL member is used as the deterministic forecast member. The MAE (°C) of a forecast is evaluated daily: it is the daily mean of the absolute difference between hourly water temperature forecasts and observed data. This indicator is calculated for the CNTL member forecast, as well as for each of the probabilistic forecast members individually. For each forecast member, the average MAE over the 8 3-hour periods per day is first computed. This is repeated for all lead-time days and for each member.

The non-parametric Wilcoxon test ($\alpha = 0.05$) was applied to evaluate if the forecast variations had a significant impact on median value of indicators such as the MAE. For each reduction in lead-time, this test was performed for every MAE ensemble and compared to those generated without a shorter delay, on each day of the four summers.

The Mean Continuous Ranked Probability Score (MCRPS) is used to evaluate the evolution of the accuracy of probabilistic forecast ensembles. Its principle is to compare the cumulative distribution function of the forecast ensemble with the Heaviside function (step function) of the observed value (Ouellet-Proulx, St-Hilaire, et al., 2017);(Gneiting & Raftery, 2007). It is defined following Eq. (4):

$$MCRPS(F, y) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\int_0^{\infty} (F(x_t) - (H(x_t \geq y_t)))^2 dx \right) \quad (3.4)$$

where $F(x_t)$ is the value of cumulative distribution function of the forecast ensemble at the time step t , $H(x_t \geq y_t)$ is the Heaviside function (step function) of the ranked observed value y_t , and n is the number of timesteps evaluated.

Finally, Talagrand diagrams (rank histograms) are used to evaluate the reliability of water temperature forecasts ensembles, by considering their dispersion. The objective is to consider, for each forecast day, what would have been the position of the observed data in the ensemble forecast distribution. The principle is to evaluate their percentile rank: those ranks are then displayed in a histogram. The shape of the distribution of the percentiles in this histogram will characterize if the forecasts ensembles are a) under-dispersed, b) well-dispersed, c) over-dispersed, or d) biased (Figure 3.4) (Dion, 2020). Under-dispersed ensembles histograms are characterized with U-shaped Talagrand diagrams: observed data are generally out of the scope of the forecast ensembles, indicating a lack of variability in the ensemble (or an over-confident forecast). The forecast ensemble will be well-dispersed when the histogram shows a certain uniformity. Over-dispersed ensembles histograms generate n-shaped Talagrand diagrams: this is caused by unreliable forecasts, as members are too dispersed and are under-confident. Biased ensembles happen when forecasts tend to systematically under- or over-estimate the forecasted variable.

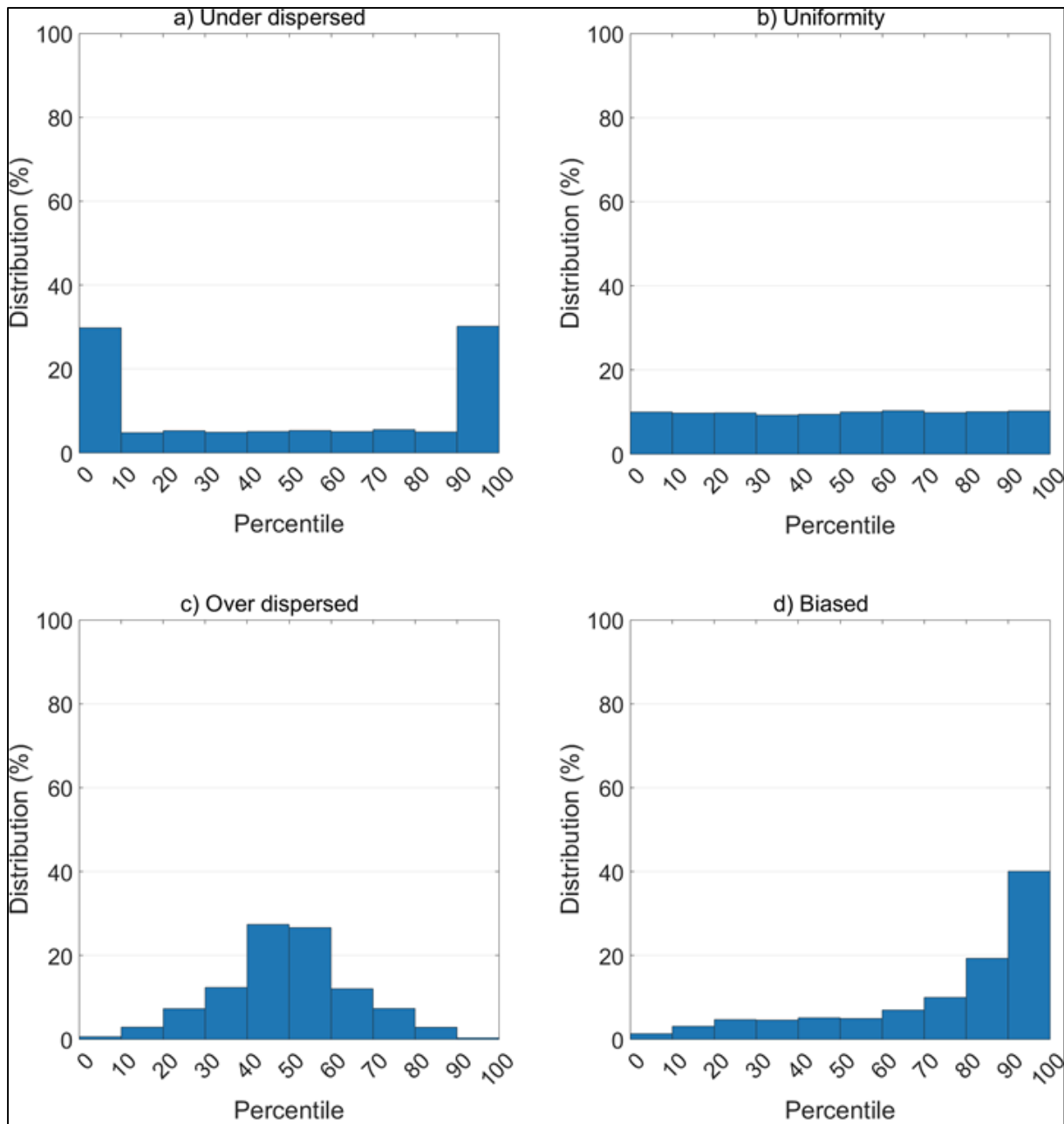


Figure 3.4 Illustration of the different interpretation cases for Talagrand diagrams: a) under-dispersed ensembles, b) well-dispersed ensembles, c) over-dispersed ensembles, and d) biased ensembles

3.4 Results and discussion

3.4.1 Sharpness of the forecasted ensembles of water temperature

First, the impacts of shorter meteorological forecast lead-times on the sharpness of water temperature forecast ensembles were considered. To assess this, the MSD (Figure 3.5) indicator was used over retrospective forecast ensembles, from 0 (SRFE) up to 4 days of delay (PRFE).

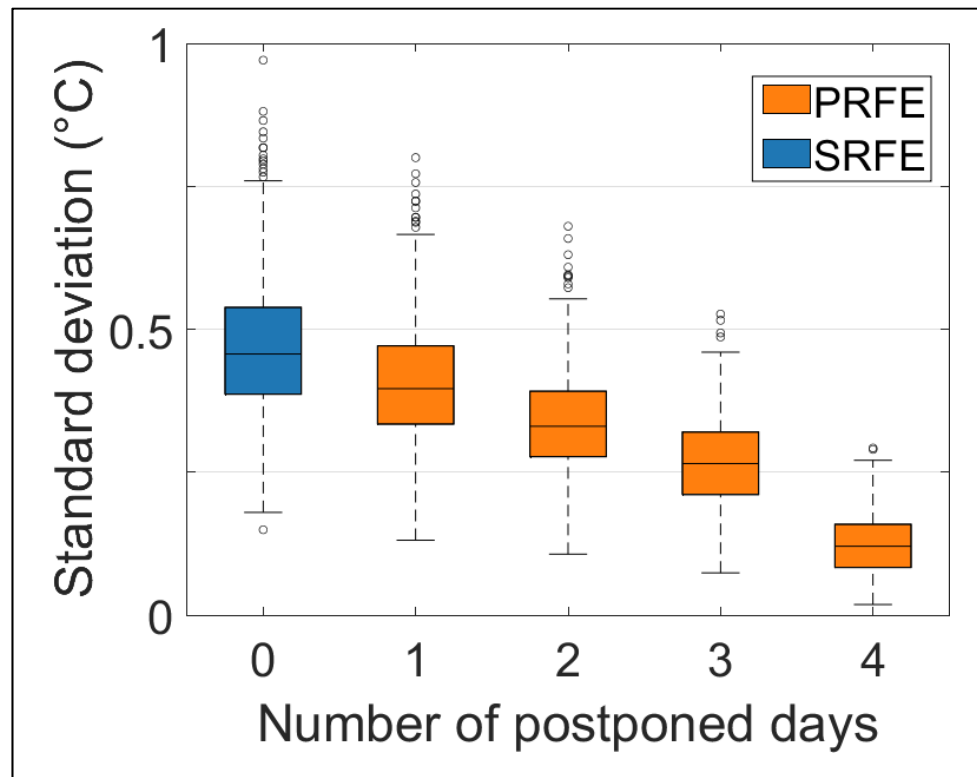


Figure 3.5 Boxplot of the MSD for SRFE (blue) and PRFE (orange) of water temperatures on the fifth day of water temperature forecast ensembles

Results displayed on Figure 3.5 indicate that the reduction of meteorological forecast lead-time significantly impacts the standard deviation values of water temperature forecasts. For instance, the median value of the ensemble of MSD drops from 0.46 °C to 0.12 °C when the

lead-time undergoes a reduction of 4 days. Those results indicate that PRFE would be much sharper than the current SRFE. As the members of probabilistic forecasts ensembles are equally probable, a sharper ensemble reduces the diversity of possible forecasted events, which is important for confidence in situation such as forecasting temperatures regarding the exceedance of a threshold. These results are expected since forecast uncertainty is known to increase with lead-time. However, the obtained results allow quantifying these impacts in a water temperature forecasting setting.

3.4.2 Accuracy of the forecasted ensembles of water temperature

The impacts of shorter meteorological forecast lead-times on the accuracy of water temperature forecasts were then considered. The individual (deterministic) and ensemble (probabilistic) accuracy of the forecasts produced were investigated.

3.4.2.1 Deterministic accuracy of the forecasted water temperature

The individual accuracy of each forecasts members was also measured before being evaluated as ensembles. The MAE (Figure 3.6) indicator was used over retrospective forecasts ensembles, from 0 (SRFE) up to 4 days of delay (PRFE), for each of the individual members of the ensemble forecasts.

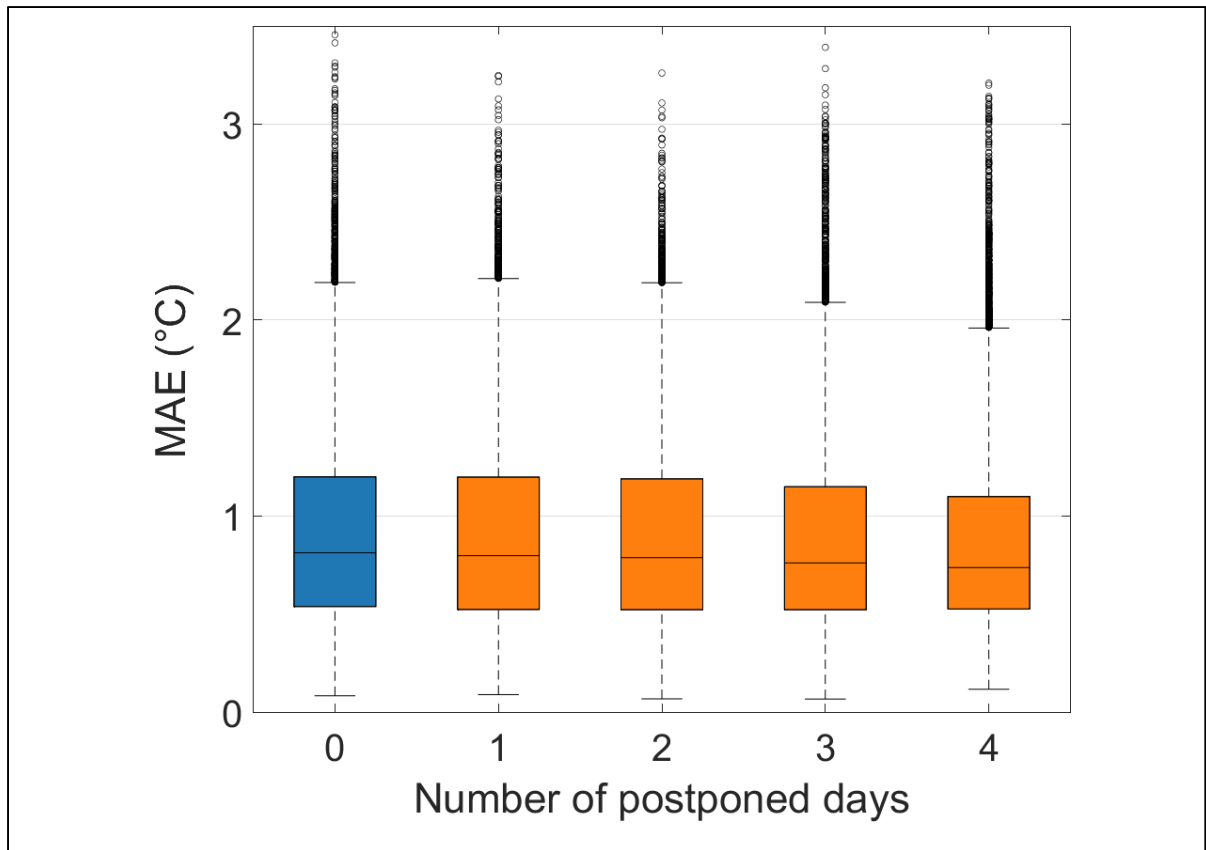


Figure 3.6 Boxplot of the MAE for SRFE (blue) and PRFE (orange) of water temperature on the fifth day of forecasts. Each box contains 14 350 values (50 members x 281 forecast days)

Figure 3.6 shows a marginal decrease in MAE as the lead-time is reduced. Indeed, the median value for the 0-day lead-time (or SRFE) is 0.812°C whereas it is 0.737°C with a delay of 4-days (PRFE). The interquartile range (IQR) is also reduced from 0.66 to 0.57, with larger reduction in the upper limit of the IQR. This suggests that the reduction of the lead-time could lower occurrences of the more erroneous forecasts, but barely affecting the more accurate ones. Nevertheless, the impact on the median MAE is significant for all lead-times, according to the Wilcoxon test results ($\alpha=0.05$): the p-value with a 1-day shorter lead-time is 0.016, and almost 0 for the other lead-times. As MAE aims to evaluate the accuracy of deterministic forecasts, those results imply that shorter meteorological lead-times tend to slightly improve individual

water temperature forecasts, with an impact that is felt more strongly on the more erroneous initial forecasts.

When looking at their accuracy, the ensembles of water temperature that are forecasted for the Nechako River with or without postponed delays have to be compared with the deterministic forecasts already available. Boxplots from Figure 3.7 displays the MAE for the deterministic CNTL forecasts, and the probabilistic SRFE and C1FE (for the two probabilistic ensemble datasets, the MAE values were averaged over the 50 members).

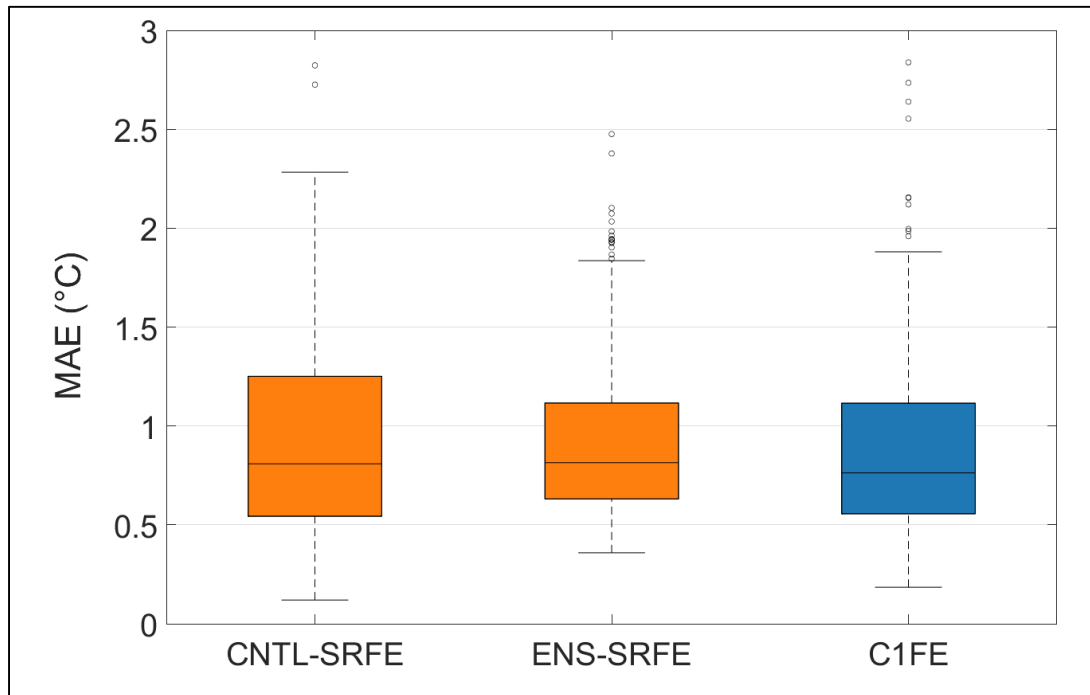


Figure 3.7 MAE values for CNTL (SRFE), ENS (SRFE), and C1FE on the fifth day

Figure 3.7 displays the MAE values on the fifth day for three types of forecasts: deterministic, i.e., produced with the CNTL forecasts of the ECWMF datasets, and the SRFE, and the C1FE. The median value of the MAE is 0.809 °C for the CNTL forecasts, 0.814 °C for the SRFE, and 0.735 °C for the C1FE. These results show that the added value of shorter meteorological forecasts lead-times for water temperature forecasting improves accuracy (Figure 3.6), but simply using probabilistic forecasts would already improve this characteristic by reducing the occurrence of the more erroneous forecasts (Figure 3.7).

3.4.2.2 Probabilistic accuracy of the water temperature forecasts ensembles

The MCRPS indicator is used to assess the accuracy of probabilistic forecasts ensembles. As shown in the previous section, a reduction of the lead time for the meteorological forecasts improves the sharpness of water temperature forecast ensembles, and to a lesser extent, improves the individual accuracy of their members. But probabilistic ensembles carry added value of information for forecasted variables compared to deterministic ones. Therefore, in order to evaluate the impact of shorter meteorological forecast lead-times on the probabilistic accuracy of water temperature forecast ensembles, the MCRPS was evaluated for each of the 5 forecasted days of the SRFE and for the C1FE. These results are presented in boxplots from Figure 3.8, and the medians of the MCRPS ensembles are presented in Table 3.2.

Table 3.2 Median of the MCRPS
values evaluated on each
forecasted day

| Median of the MCRPS ensembles | | | |
|-------------------------------|-------|-------|--|
| Forecasted day | SRFE | C1FE | |
| 1 | 0.526 | 0.526 | |
| 2 | 0.599 | 0.585 | |
| 3 | 0.551 | 0.561 | |
| 4 | 0.547 | 0.582 | |
| 5 | 0.544 | 0.606 | |

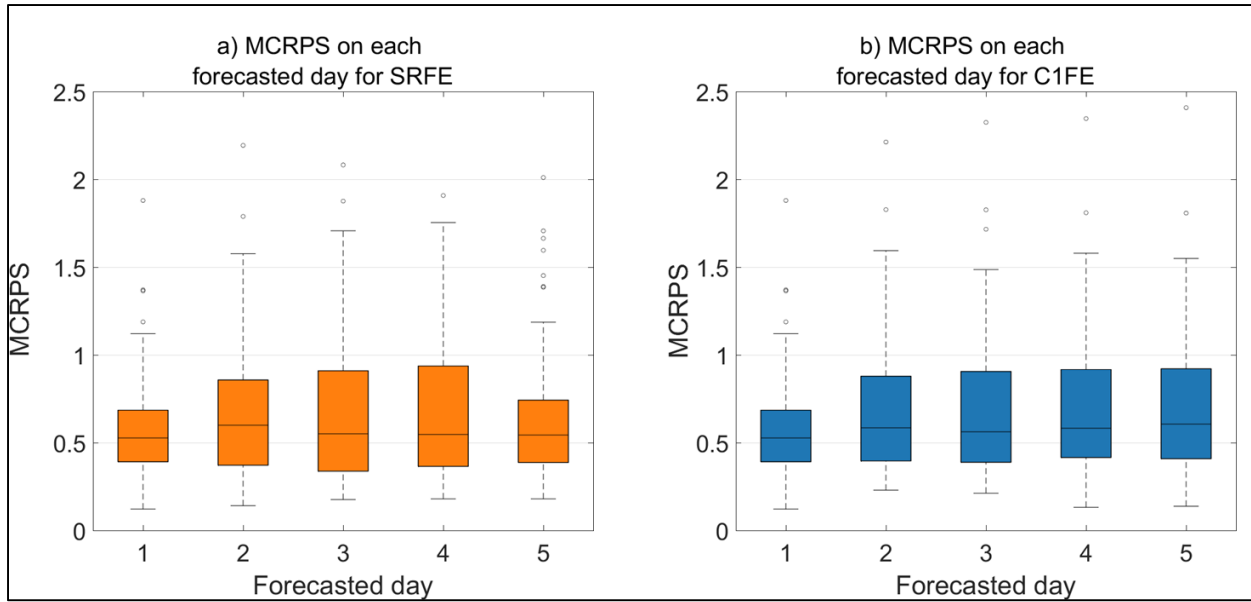


Figure 3.8 Evaluation of the MCRPS for a) SRFE and b) C1FE of water temperature

For both forecasted ensembles compared with the MCRPS indicator, it can be seen that their median value is the lowest on the first forecasted day, and then stay relatively constant at a higher value for the longer lead-times (the differences between their medians extreme value are 0.073 for SRFE and 0.08 for C1FE). Nevertheless, for the SRFE, the MCRPS values slightly improve between the second and the fifth day of the forecast, whereas they slightly worsen when generated with C1FE. Those results seem to indicate that shorter meteorological forecast lead-times do not seem to improve the ensemble forecast accuracy for water temperatures for the four studied summers.

3.4.3 Reliability of the forecasted ensembles of water temperature

3.4.3.1 Reliability of the water temperature C1FE and SRFE

To characterize the evolution of the reliability of the water temperature forecasts with shorter lead times, Talagrand diagrams were computed for the 5-day lead-time of a) the SRFE and b) the C1FE, as compared to observations. The Talagrand diagrams are displayed in Figure 3.9.

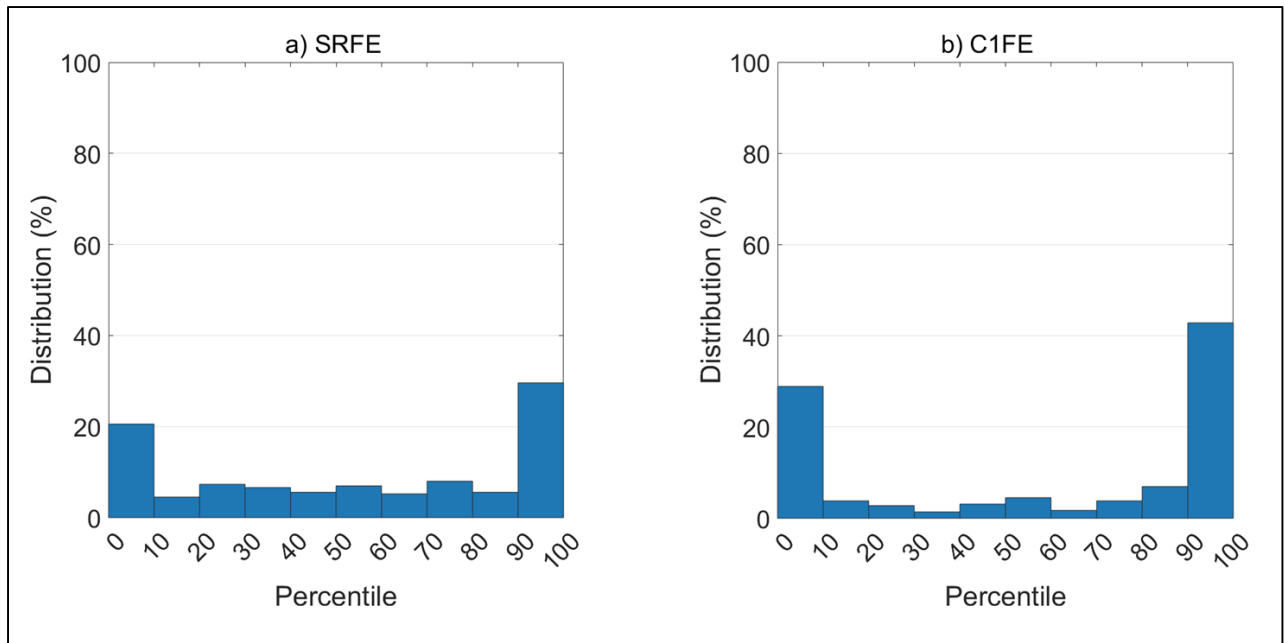


Figure 3.9 Talagrand diagrams for a) SRFE and b) C1FE of water temperature

The Talagrand diagram shown in Figure 3.9a has a U-type shape: ensembles where the observation falls beneath the 10th percentile of the ensemble forecast distribution already account for almost 21% of the forecast days, and this percentage reaches 30% for observations residing above the 90th percentile of the forecast distribution. Between those two extremes, this percentage ranges between 4% and 8% for the other percentiles bins. This indicates that SRFE of water temperature are under-dispersed and thus already face reliability issues. This issue is exacerbated when it comes to C1FE (Figure 3.9b). Indeed, 29% (43%) of the observations were beneath the 10th (above the 90th) percentile of the ensemble forecast distribution. While the study hypothesis was that shorter meteorological forecast lead-times would increase the reliability of water temperature forecasts ensembles, it appears that this is not the case in this study since reducing the uncertainty is exacerbating the lack of variability already present in the SRFE water temperature forecasts.

3.4.3.2 Investigations of the reliability of the meteorological input forecasts

In order to understand why the SRFE of water temperature were under-dispersed, the reliability of the ECWMF meteorological forecasts ensembles was investigated. We compared those forecasts with the ERA5 reanalysis datasets that are used as the reference meteorological data in this study and that were used to calibrate the thermal model. This was done to verify if those meteorological forecasts could inform on the under-dispersion problem that would have impacted the water temperature ensembles. Figure 3.10 introduces six new Talagrand diagrams, one for each forecasted meteorological variable, considering all of the 11 grid points altogether. The data were compared for every hour available on the fifth day of the forecast.

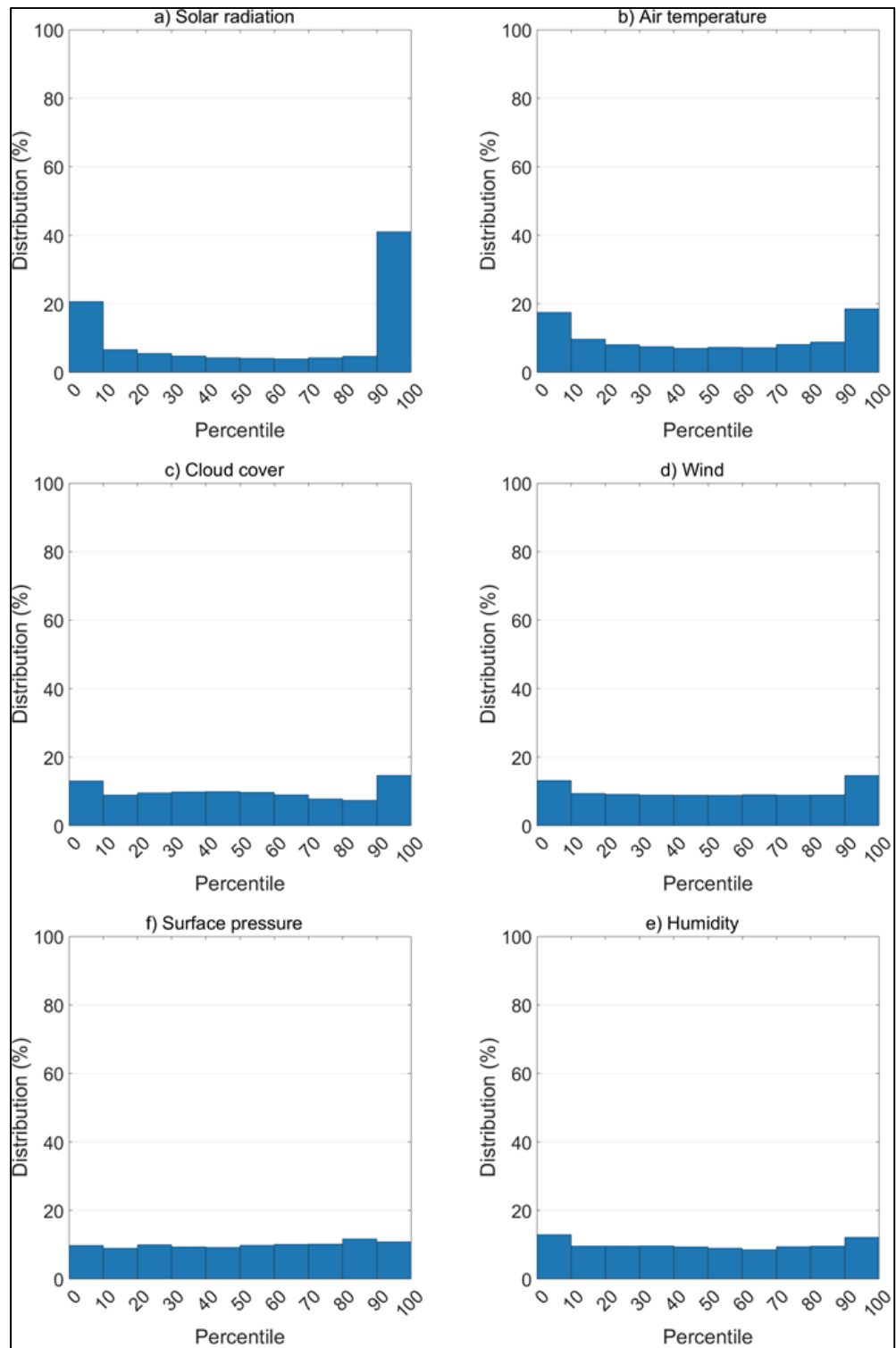


Figure 3.10 Talagrand diagrams for meteorological forecasts (SRFE) for a) Solar radiation, b) Air temperature, c) Cloud cover, d) Wind,

e) Humidity, and f) Surface pressure

Out of the six forecasted variables, four of them (cloud cover, relative humidity, wind, and surface pressure) showed uniformly distributed ensembles as indicated by the flat Talagrand diagrams from Figure 3.10. This can be expected since these variables are easier to forecast as they are linked to movements of large air masses. For the air temperature forecasts, the Talagrand diagram can be considered as slightly under-dispersed as almost 18% of the ensembles are under the 10th and 19% over the 90th percentile. The solar radiation histogram (Figure 3.10a) displays clear under-dispersion and a small bias. However, it should be noted that the latter two variables, and especially solar radiation, are the ones with the highest impact on water temperature forecasting and modelling (Dugdale et al., 2017). It can be expected that this under-dispersion would eventually propagate into the HEC-RAS thermal model, and eventually to the forecasted water temperature for which the uncertainty was aimed to be reduced.

3.4.4 Discussion

The results displayed in the previous sections indicate that our hypothesis is confirmed over the sharpness and the deterministic accuracy characteristics of the forecasts, while highlighting an under-dispersion problem. It is important to consider that the geography and characteristics of the Nechako River can contribute to the under-dispersion of the water temperature SRFE and C1FE. While trying to identify the sections of the Nechako River that contribute the most to heat transfer, Gatien et al. (2022) considered the importance of the transit of water through Cheslatta Lakes system, located between the Skins Lake Spillway and the Cheslatta Falls (Figure 3.1). They modelled the thermal behavior of the water all along the river with releases at the spillway for which the temperature was forced to different levels. The results showed that even with wide differences between water release temperatures, this impact of colder water release almost completely disappeared downstream of the Cheslatta Lakes system. These lakes, potentially acting as a thermal buffer, could impact the forecasts by reducing their dispersion. This reduction should not impact negatively the reliability of the forecasts, unless the dispersion is so reduced that even a good accuracy implies that the observed data will be out

of the scope of forecasts ensemble. As the PRFE approach tends to significantly impact the sharpness of the forecasted ensembles, this phenomenon would be exacerbated. This hypothesis would coincide with the observations made so far on the PRFE of water temperature forecasts: an important improvement of their sharpness, an improvement of their deterministic accuracy, but no significant effect on their probabilistic accuracy and a decrease of their reliability.

3.5 Conclusions

In this study, the impact of the meteorological lead-time on the uncertainty of water temperature forecast was evaluated. Probabilistic forecasts of water temperature were produced by using meteorological forecasts ensembles with shorter lead-times over the Nechako River. The characteristics considered over those forecast ensembles were their sharpness, their accuracy, and their reliability. The results showed that shorter meteorological lead-times would significantly improve the sharpness of the water temperature forecasts ensembles. It would also significantly improve the individual (deterministic) accuracy of the forecasts of the ensembles produced, and it was observed that probabilistic ensembles were already improving accuracy compared to deterministic thermal forecasts. However, from a probabilistic point of view, the approach with shorter lead-times is not more probabilistically accurate than the current forecast ensembles. Regarding reliability, the results have shown that water temperature forecasts ensembles of the Nechako River are under-dispersed, and that this problem is exacerbated with shorter meteorological lead-times. A probable cause for this issue is that the under-dispersion of the meteorological forecasts used as inputs compared to the reference meteorological data. It has been discussed that the under-dispersion of the water temperature ensemble may be associated with the fact that water volumes released from the dam travel through a lake system that may act as thermal buffers. This could impact ensemble accuracy and reliability of forecasts when their sharpness tends to be reduced.

Overall, improving the quality of meteorological forecasts could lead to better decision making by increasing the accuracy and the sharpness of ensemble forecasts. However, reliability issues must also be addressed for these sharper forecasts to be useful in the long term as to not exacerbate them over the long term.

3.6 Acknowledgments

This study was partially funded by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) under the Collaborative Research and Development grant CRDPJ-523640-18. The authors would like to thank Rio Tinto for sharing their HEC-RAS hydraulic model implementation and hydrometeorological data on the Nechako River.

The results contain modified Copernicus Climate Change Service information 2020. Neither the European Commission nor ECMWF is responsible for any use that may be made of the Copernicus information or data it contains.

In this study, the ERA5 reanalysis dataset produced by Hersbach, H. et al., (2018) was used. It has been downloaded from the Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store : <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-single-levels?tab=overview>.

The authors are also grateful to the European Centre for Medium-range Weather Forecasts (ECMWF) for providing access to the CNTL and ENS archived IFS forecast data from their computing and archiving facilities.

3.7 Data availability statement

The original forecast data were obtained from the ECMWF forecast archive and can be downloaded from their MARS system. The simulation data that support the findings of this study are available from the corresponding author, PC, upon reasonable request.

CHAPITRE 4

DISCUSSION

Cette section a pour but d'ouvrir une discussion plus large et plus détaillée des résultats et analyses présentés au cœur du chapitre 3. L'objectif est en fait de les traiter au regard de la problématique générale de ce mémoire, en cherchant à identifier les tendances et conclusions qui peuvent être généralisées, mais aussi les lacunes et limitations permettant de porter un regard critique sur les méthodes employées. Cela passera par un retour aux hypothèses initiales et à la démarche de recherche, avant de reprendre les résultats pour en identifier l'apport au domaine scientifique des prévisions hydrométéorologiques.

4.1 Retour sur les hypothèses initiales et sur la démarche de recherche

Pour rappel, la problématique générale posée par ce mémoire est la question suivante : Quelle serait l'ampleur de l'impact d'une réduction de l'incertitude des prévisions météorologiques sur l'incertitude des prévisions de températures de l'eau d'une rivière s'écoulant au sein d'un bassin versant géré? Les analyses présentées à la section 3 permettent de répondre à cette question pour le cas particulier de la Rivière Nechako, pour lequel on a fait l'hypothèse qu'il s'agissait d'un exemple représentatif du type de disposition contextualisé par le processus d'identification de la problématique.

Lorsque la Rivière Nechako a été considérée, l'incertitude hydrologique a été négligée, c'est-à-dire qu'il s'agit de données mesurées de débits qui ont été utilisées à l'instar de prévisions plus ou moins incertaines. Ce choix a été fait en prenant en compte l'importance du débit issu du déversoir du réservoir Nechako, qui est majoritaire comparé à l'apport transversal en eau issu par exemple des précipitations, de l'eau souterraine, et de la fonte du manteau neigeux. Ces débits additionnels ont en fait été négligés. De même, le débit ajouté par la confluence avec la rivière Nautley a été considéré comme connu, et donc sans incertitude. La validité de ces hypothèses fortes a été vérifiée en amont du projet. Néanmoins, la température de l'eau d'une rivière est grandement impactée par le débit de celle-ci. L'incertitude hydrologique,

même affaiblie et presque négligeable pour un bassin versant géré comme celui de la Rivière Nechako, pourrait accroître d'une manière cette fois-ci non-négligeable l'incertitude des prévisions de température de l'eau. De plus, si considérer que les apports transversaux en débits sont négligeables et que l'incertitude hydrologique est quasi-nulle s'était avéré être une hypothèse valide pour ce bassin versant, cela ne signifie pas qu'elle aurait été généralisable à d'autres bassins versants gérés. En effet, des cours d'eau situés en aval de réservoirs mais ayant des volumes d'écoulement moindres ou étant plus étendus seraient logiquement plus susceptibles de subir une incertitude hydrologique plus importante, à cause de l'influence accrue des débits additionnels. Finalement, il aurait donc pu être intéressant de valider ou non cette hypothèse pour ce bassin versant et pour d'autres, et d'étendre l'étude au moins à un ou plusieurs bassins versants pilotés où l'impact de l'incertitude hydrologique est tout de même non négligeable. Pour aller plus loin dans l'exhaustivité de cette démarche, il aurait même été utile de considérer un ou plusieurs bassins versant naturels (i.e. non pilotés), bien que le débit des cours d'eau qui s'y écoulent ne soit pas réglable. Mais réaliser de telles études supplémentaires n'aurait été possible qu'au cours d'un projet plus étendu dans le temps, la contrainte principale ici étant la mobilisation importante de temps de calcul impliquée par la production de multiples ensembles de prévisions probabilistes avec une haute résolution.

Concernant la démarche de recherche menée dans ce projet, des prévisions dites « anticipées » ont été produites afin de simuler les effets potentiels de stratégies d'amélioration des prévisions. L'hypothèse alors faite était que l'incertitude des prévisions météorologiques employées était réduite selon trois critères : une plus grande finesse des ensembles, une précision améliorée, et une plus grande fiabilité. L'objectif étant de mesurer si et à quel point ces trois axes d'améliorations impacteront les prévisions de température de l'eau. Encore faut-il que ses axes d'améliorations soient véritablement bénéfiques au niveau de l'incertitude. Par exemple, affiner les ensembles de prévisions est fondamentalement souhaitable, car cela permet d'apporter plus de certitudes si on se positionne du point de vue de la prise de décision en contexte opérationnel. Néanmoins, cela ne doit pas être accompli aux dépens de la fiabilité des prévisions. Le risque est en fait de reproduire l'une des faiblesses des prévisions de type déterministe pour des prévisions ensemblistes : celui de la fausse certitude. On perd alors une

partie de la plus-value d'informations portée par une démarche probabiliste. Au niveau du cas de la Rivière Nechako qui a été étudié, l'analyse des prévisions rétrospectives a révélé des faiblesses au niveau de la fiabilité des prévisions météorologiques et des prévisions de température de l'eau, avant même que celles-ci soient manipulées dans le cadre du protocole mis en place pour conduire cet effort de recherche. Ces faiblesses ont par ailleurs été accrues légèrement par cette démarche. Il aurait été judicieux, finalement, de s'assurer de la fiabilité des prévisions originales en amont, pour adapter au besoin la démarche de recherche réalisée. En généralisant cette considération, il aurait été judicieux de brosser le portrait de l'incertitude des prévisions de température de l'eau au regard des trois caractéristiques considérées, avant même d'envisager les manipulations de la démarche de recherche, afin d'identifier les besoins particuliers du bassin versant de la Rivière Nechako dans le cadre d'une réduction de l'incertitude des prévisions de température de l'eau.

4.2 Résultats et analyses de l'étude de cas au regard de la problématique générale

L'incertitude des ensembles de prévisions de température probabilistes manipulés dans le cadre de l'étude de cas a été analysée au regard des caractéristiques suivantes : 1) leur finesse, 2) leur précision, et 3) leur fiabilité. Il convient désormais de se demander en quoi les analyses réalisées sont représentatives de tendances généralisables permettant d'approfondir les connaissances de ce domaine de recherche.

Tout d'abord, il a été observé que la démarche proposée permettait d'accroître la finesse des prévisions probabilistes météorologiques, et de facto, celle des prévisions probabilistes de température de l'eau. Une question qui peut être posée à ce propos concerne le modèle thermique HEC-RAS employé : est-ce que la transition de prévisions météorologiques à prévisions de température de l'eau tend à accroître cet effet ? Ou bien est-ce que le processus de modélisation a tendance à le réduire ? Cette considération n'a pas été évaluée, mais pourrait faire l'objet de recherches futures si une tendance était identifiée, en comparant pour d'autres

modèles, et pour d'autres bassins versants. On pourrait ainsi chercher les ressorts permettant d'affiner des prévisions simplement en utilisant le contexte de modélisation le plus approprié.

Au niveau de la précision, trois observations ont été réalisées. Premièrement, d'un point de vue déterministe (i.e. mesuré avec le MAE), utiliser la moyenne de prévisions probabilistes permet déjà d'améliorer la précision. Deuxièmement, cet effet est accru lorsqu'est simulée la réduction de l'incertitude des prévisions météorologiques. Troisièmement, en ce qui concerne la précision considérée d'un point de vue probabiliste (i.e. évaluée avec le MCRPS), aucune amélioration notable n'a été rapportée. Il convient surtout de relativiser les améliorations potentielles au regard de l'augmentation importante du temps de calcul provoquée simplement déjà par le passage de prévisions déterministes à des prévisions probabilistes.

En ce qui concerne la fiabilité, il a été observé des problèmes de sous-dispersion de certaines prévisions météorologiques, qui se répercutaient sur les prévisions de températures de l'eau. Il a été observé que ce défaut avait tendance à prendre de l'ampleur lorsqu'étaient appliquées les démarches permettant de simuler la réduction de l'incertitude météorologique, étant donné que celles-ci avaient tendance à affiner plus encore des ensembles qui étaient donc déjà sous-dispersés. Quel aurait été alors l'impact de ces manipulations si celles-ci avaient été appliquées sur des ensembles de prévisions fiables, voire sur-dispersées ? Cette question suggère finalement que le protocole mis en place ici ne répondait pas spécifiquement aux besoins du bassin versant étudié, alors que des stratégies d'améliorations des prévisions peuvent être mises spécialement en place pour résoudre particulièrement des problèmes de sous-dispersion (Dion, 2020). Pour en revenir d'ailleurs aux spécificités de ce bassin versant, il a été remarqué que la géographie du cours d'eau étudié pouvait aussi être un facteur ayant réduit la variabilité des résultats, ce qui pourrait ainsi contribuer à la composition d'ensembles généralement trop fins. Cela pose la question du caractère généralisable de ces résultats à d'autres bassins versants, car les dynamiques de propagation d'incertitude peuvent être dépendante des caractéristiques et de la disposition de ceux-ci. Sur cette hypothèse il convient d'ajouter que l'utilisation de modèles thermiques basés sur les processus physiques aura tendance à accentuer ce particularisme en ce qui concerne les dynamiques de propagation d'incertitude.

Néanmoins, utiliser un modèle basé sur les processus est judicieux au niveau de ce bassin versant. En effet il est envisageable qu'une même démarche menée dans les mêmes conditions mais avec un modèle statistique aurait conduit à un impact accru sur la finesse des ensembles et donc sur la perte de fiabilité, car les prévisions de ces modèles ont tendance à voir leur incertitude beaucoup plus corrélée à celle des quelques variables d'entrée utilisées alors, comme la température de l'air ou le rayonnement solaire. En revanche, la précision des modèles statistiques a tendance à être plus faible : l'impact de la démarche sur cette caractéristique aurait alors pu être plus important.

La sous-dispersion des prévisions de température d'origine de ce bassin versant est finalement une des caractéristiques principales qui vient limiter la généralisation des observations faites au cours de l'étude. Il est intéressant de considérer cette faiblesse vis-à-vis de l'hypothèse forte prise dans le cadre de la méthodologie mise en place, et qui consistait à négliger l'incertitude hydrologique des prévisions de débit. Il convient par exemple de se demander si la variabilité apportée par la phase de modélisation hydrologique au cœur de la chaîne classique de prévision de température de l'eau ne permet pas justement d'apporter de la variabilité aux ensembles et finalement de réduire, voire d'annuler, le problème observé de fiabilité ? De même, il est envisageable de se dire que la démarche mise en place sur les prévisions météorologiques aurait alors eu un double effet : celui de réduire l'incertitude des prévisions de température de l'eau directement, et aussi celui de réduire l'incertitude des prévisions de débit, ce qui aurait indirectement impacté d'une manière redondante les prévisions thermiques. Cette hypothèse en amène finalement une autre : l'impact de la démarche mise en place aurait ainsi peut-être pu s'avérer plus bénéfique encore en étant appliquée au niveau d'un bassin versant géré pour lequel l'incertitude hydrologique n'est pas négligeable, et ce sur les trois caractéristiques étudiées de l'incertitude des prévisions de température de l'eau.

Pour clore cette discussion, la dernière caractéristique de cette démarche qui n'a pas encore été considérée vis-à-vis des résultats produits est le délai considéré pour l'étude des prévisions. Le

choix d'étudier des prévisions à court terme est lié à la volonté de considérer le contexte opérationnel de l'étude de cas choisie. Si à d'autres bassins versants avaient été appliqués la démarche de l'étude, le délai de prévision envisagé aurait été différent. Au regard des résultats et des analyses menées néanmoins, un tel changement aurait sûrement eu un impact limité. En effet, pour un délai plus court d'étude, les conclusions auraient été les mêmes pour la rivière Nechako, les effets de la démarche étant sensibles dès les premiers jours. Pour un délai plus long, l'incertitude naturelle aurait sûrement eu tendance à effacer progressivement les impacts, mais sans que cela soit dommageable. La volonté de gagner en réactivité au niveau des prévisions en contexte opérationnel se concentre en effet dans les premiers jours anticipés.

CONCLUSION

Ce mémoire avait pour objectif d'évaluer et de quantifier l'impact de la réduction de l'incertitude météorologique sur la production de prévisions de températures de l'eau d'une rivière issue d'un bassin versant géré. En effet, dans le cadre d'un bassin versant géré, l'incertitude météorologique prend le pas sur l'incertitude hydrologique, car le débit du cours d'eau dépend essentiellement des volumes d'eau relâchés par les infrastructures situées en amont. Prévoir efficacement la température de l'eau est essentiel afin de garantir la protection des écosystèmes aquatiques situés en aval, étant donné que l'évolution de cette variable dépend fortement des débits d'écoulement choisis pour la rivière concernée. De plus, cet enjeu voit actuellement son importance s'accroître alors que les perturbations du cycle de l'eau, conséquences majeures du dérèglement climatique, rendent nécessaire le fait d'avoir accès à des prévisions portant une plus grande certitude et accordant une plus grande réactivité en ce qui concerne la gestion d'infrastructures hydrauliques.

L'effort de recherche déployé pour mener ce projet a été concentré sur l'étude de cas d'un bassin versant géré canadien : il s'agit de la Rivière Nechako, située en Colombie-Britannique. C'est à l'aide des données de débit passées, d'archives de prévisions météorologiques probabilistes, et du modèle hydraulique et thermique HEC-RAS, que des prévisions probabilistes de température de l'eau ont été produites pour les périodes estivales ayant eu lieu entre 2017 et 2020. Des prévisions météorologiques ont ensuite été manipulées afin de réduire fictivement leur incertitude, en adaptant les délais de prévision considérés pour une même date. Ces ensembles adaptés ont été utilisés pour produire de nouveaux ensembles de prévisions de température de l'eau. L'incertitude des différentes prévisions probabilistes issu des différents types de manipulations effectuées a été étudiée selon trois caractéristiques : leur finesse, leur précision, et leur fiabilité.

L'analyse des résultats a permis de mettre en exergue différentes observations spécifiques au bassin versant de la Rivière Nechako. Il a tout d'abord été noté que les démarches mises en place avaient tendance à améliorer grandement la finesse des prévisions probabilistes

considérées. Au niveau de la précision, des améliorations ont également été observées pour les ensembles comparés à de simples prévisions déterministes. Néanmoins, il n'y a pas de réelle tendance qui se soit imposée au cours de l'analyse de l'impact de la démarche au niveau de la précision d'un point de vue probabiliste. Enfin l'étude de la fiabilité a révélé des faiblesses préexistantes au niveau des prévisions originelles météorologiques et thermiques de la Rivière Nechako. Ce défaut a eu tendance à s'accroître légèrement au niveau des prévisions de température de l'eau qui ont été manipulées dans le cadre de la démarche de recherche mise en place. Ainsi, même si la démarche n'a pas ciblé précisément les besoins en termes d'incertitude de prévisions de températures de l'eau de la Rivière Nechako, elle a tout de même permis d'illustrer et de quantifier l'impact significatif de l'incertitude météorologique sur les prévisions thermiques de la rivière. Il convient tout de même de rappeler certaines limitations fortes qui ont pu être identifiées. Déjà, la démarche mise en place a été testée en se limitant à une seule étude de cas, c'est-à-dire pour un seul type de modèle thermique, et dans un contexte géographique unique, même si celui-ci est représentatif du contexte posé par la problématique générale. Une hypothèse forte a également été prise : celle de négliger l'incertitude hydrologique. Ces choix, entre autres, et bien que justifiés dans le cadre du projet, ont tendance à réduire le caractère généralisable des analyses menées sur la rivière Nechako. Enfin les améliorations identifiées sont à relativiser par rapport à leur coût, notamment au niveau du temps mise en place et du temps de calcul opérationnel.

Finalement, les analyses conduites ont permis de montrer que la manipulation de prévisions météorologiques en tant que source d'incertitude avait un impact significatif sur l'incertitude des prévisions de température de l'eau dans le cadre d'un bassin versant géré. Ainsi, chercher à réduire l'incertitude météorologiques pour d'autres bassins versants comme pour celui de l'étude de cas, en jouant par exemple sur le délai de prévision nécessaire, ou en appliquant des stratégies d'assimilation ou de post-traitement des données, ou des stratégies multi modèles, permettra de réduire l'incertitude des prévisions de température de l'eau produites. Néanmoins, il conviendra alors de chercher à brosser le portrait des forces et faiblesses des données d'entrées et des prévisions déjà produites en termes d'incertitude, afin de cibler précisément les besoins spécifiques de la rivière étudiée et d'adapter les démarches employées.

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Arsenault, R., Poulin, A., Côté, P., & Brissette, F. (2014). Comparison of Stochastic Optimization Algorithms in Hydrological Model Calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), 1374-1384. doi: doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000938. Repéré à <https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%29HE.1943-5584.0000938>
- Bakken, T. H., King, T., & Alfredsen, K. (2016). Simulation of river water temperatures during various hydro-peaking regimes. *Journal of Applied Water Engineering and Research*, 4(1), 31-43. doi: 10.1080/23249676.2016.1181578. Repéré à <https://doi.org/10.1080/23249676.2016.1181578>
- Bennett, J. C., Robertson, D. E., Shrestha, D. L., Wang, Q. J., Enever, D., Hapuarachchi, P., & Tuteja, N. K. (2014). A System for Continuous Hydrological Ensemble Forecasting (SCHEF) to lead times of 9days. *Journal of Hydrology*, 519, 2832-2846. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.08.010>. Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169414006088>
- Benyahya, L., Caissie, D., St-Hilaire, A., Ouarda, T. B. M. J., & Bobée, B. (2007). A Review of Statistical Water Temperature Models. *Canadian Water Resources Journal / Revue canadienne des ressources hydriques*, 32(3), 179-192. doi: 10.4296/cwrj3203179. Repéré à <https://doi.org/10.4296/cwrj3203179>
- Bradley, A. A., Demargne, J., & Franz, K. J. (2016). Attributes of Forecast Quality. Dans Q. Duan, F. Pappenberger, J. Thielen, A. Wood, H. L. Cloke & J. C. Schaake (Éds.), *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting* (pp. 1-44). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. doi: 10.1007/978-3-642-40457-3_2-1. Repéré à https://doi.org/10.1007/978-3-642-40457-3_2-1
- Brunner, G. W. (2020). *HEC-RAS River Analysis System User's Manual Version 6.0 Beta* (Computer Program Documentation). US Army Corps of Engineers. Repéré à <https://www.hec.usace.army.mil/software/hecras/documentation.aspx>
- Butts, M. B., Payne, J. T., 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. doi: 10.1016/j.jhydrol.2004.03.042
- Canada, N. R. (1957). Natural Resources Canada. Repéré à <https://open.canada.ca/data/en/dataset/09ffaeb5-ec8f-5bb5-bdcb-3436ccf26f58>
- Cloke, H. L., & Pappenberger, F. (2009). Ensemble flood forecasting: A review. *Journal of Hydrology*, 375(3), 613-626. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.06.005>. Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169409003291>

- Dallaire, G. (2019). *Étude de l'incertitude liée à la modélisation de l'évapotranspiration potentielle dans les études d'impact des changements climatiques sur les ressources en eau au Canada, aux États-Unis et au Mexique* (ETS Montréal, Montréal). Repéré à <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/2312>
- Dion, P. (2020). *Amélioration des prévisions hydrologiques d'ensemble dans un contexte de modélisation multi-modèle* (Ecole de Technologie Supérieure, Montréal). Repéré à <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/2684>
- Drake, J., Bradford, A., & Joy, D. (2010). Application of HEC-RAS 4.0 temperature model to estimate groundwater contributions to Swan Creek, Ontario, Canada. *Journal of Hydrology*, 389(3), 390-398. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.06.022>. Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169410003574>
- Duan, Q. Y., Gupta, V. K., & Sorooshian, S. (1993). Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 76(3), 501-521. doi: 10.1007/BF00939380. Repéré à <https://doi.org/10.1007/BF00939380>
- Dugdale, S. J., Hannah, D. M., & Malcolm, I. A. (2017). River temperature modelling: A review of process-based approaches and future directions. *Earth-Science Reviews*, 175, 97-113. doi: <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2017.10.009>. Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0012825217300417>
- Fund, N. E. E. (1999). *Nechako River Summary of Existing Data*. Vancouver: Rescan Environmental Services Ltd. Repéré à https://www.google.fr/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=2ahUKewints20j5fxAhXOKVkFHdy7Db8QFjAAegQIAxAD&url=https%3A%2F%2Fwww.neef.ca%2Fuploads%2Flibrary%2F1630_Rescan1999_Nechako%2520Summary%2520of%2520existing%2520data.pdf&usg=AOvVaw0eg4hQM1XseWexLks-wGFe
- Gatien, P., Arsenault, R., Martel, J.-L., & St-Hilaire, A. (2022). Using the ERA5 and ERA5-Land reanalysis datasets for river water temperature modelling in a data-scarce region. *Canadian Water Resources Journal / Revue canadienne des ressources hydriques*.
- GIEC. (2014). *Changements climatiques 2014: Rapport de synthèse. Contribution des Groupes de travail I, II et III au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat [Sous la direction de l'équipe de rédaction principale, R.K. Pachauri et L.A. Meyer]*. Genève, Suisse: GIEC.

- Gneiting, T., Balabdaoui, F., & Raftery, A. E. (2007). Probabilistic forecasts, calibration and sharpness. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 69(2), 243-268. doi: <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2007.00587.x>. Repéré à <https://rss.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1467-9868.2007.00587.x>
- Gneiting, T., & Raftery, A. E. (2007). Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 102(477), 359-378. doi: 10.1198/016214506000001437. Repéré à <https://doi.org/10.1198/016214506000001437>
- Hannah, D. M., Malcolm, I. A., Soulsby, C., & Youngson, A. F. (2008). A comparison of forest and moorland stream microclimate, heat exchanges and thermal dynamics. *Hydrological Processes*, 22(7), 919-940. doi: <https://doi.org/10.1002/hyp.7003>. Repéré à <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/hyp.7003>
- He, L.-M., & Marcinkevage, C. (2017). Incorporating thermal requirements into flow regime development for multiple Pacific salmonid species in regulated rivers. *Ecological Engineering*, 99, 141-158. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2016.11.009>. Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925857416306310>
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., . . . Thépaut, J.-N. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049. doi: <https://doi.org/10.1002/qj.3803>. Repéré à <https://rmets.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/qj.3803>
- Jager, H. I. (2014). Thinking outside the channel: Timing pulse flows to benefit salmon via indirect pathways. *Ecological Modelling*, 273, 117-127. doi: 10.1016/j.ecolmodel.2013.11.007
- Jager, H. I., & Smith, B. T. (2008). Sustainable reservoir operation: can we generate hydropower and preserve ecosystem values? *RIVER RESEARCH AND APPLICATIONS*, 24(3), 340-352.
- Kalaba, D. V., Ivanović, I. B., Čikara, D. M., & Milentijević, G. O. (2014). The initial analysis of the river Ibar temperature downstream of the lake Gazivode. *Thermal Science*, 18, S73-S80. doi: <http://dx.doi.org/10.2298/TSCI121112175K>. Repéré à <https://www.proquest.com/scholarly-journals/initial-analysis-river-ibar-temperature/docview/2429867476/se-2?accountid=27231>
- Krzysztofowicz, R. (2001). The case for probabilistic forecasting in hydrology. *Journal of Hydrology*, 249(1), 2-9. doi: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00420-6](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00420-6). Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169401004206>
- Leonard, B. P. (1991). The ULTIMATE conservative difference scheme applied to unsteady one-dimensional advection. *Computer Methods in Applied Mechanics and*

- Engineering*, 88(1), 17-74. doi: [https://doi.org/10.1016/0045-7825\(91\)90232-U](https://doi.org/10.1016/0045-7825(91)90232-U).
Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/004578259190232U>
- Loiselle, G. (2021). *Développement d'un modèle semi-empirique de prévision de la surcote due au vent sur le lac Champlain* (ETS Montréal, Montréal). Repéré à <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/2797>
- Macdonald, J. S., Morrison, J., & Patterson, D. A. (2012). The Efficacy of Reservoir Flow Regulation for Cooling Migration Temperature for Sockeye Salmon in the Nechako River Watershed of British Columbia. *North American Journal of Fisheries Management*, 32(3), 415-427. doi: 10.1080/02755947.2012.675946. Repéré à <https://doi.org/10.1080/02755947.2012.675946>
- Moriassi, D., Steiner, J., Arnold, J., Allen, P., Dunbar, J., Shisanya, C., . . . Sang, J. (2007). Fort Cobb Reservoir Watershed, Oklahoma and Thika River Watershed, Kenya Twinning Pilot Project. *EOS. Transactions, American Geophysical Union.*, 88(52 SUPPL), F1051.
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282-290. doi: 10.1016/0022-1694(70)90255-6
- Ouellet-Proulx, S., Chiadjeu, O. C., Boucher, M.-A., & St-Hilaire, A. (2017). Assimilation of water temperature and discharge data for ensemble water temperature forecasting. *Journal of Hydrology*, 554, 342-359. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.09.027>. Repéré à <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169417306315>
- Ouellet-Proulx, S., St-Hilaire, A., & Boucher, M.-A. (2017). Water Temperature Ensemble Forecasts: Implementation Using the CEQUEAU Model on Two Contrasted River Systems. *Water*, 9(7), 457. Repéré à <https://www.mdpi.com/2073-4441/9/7/457>
- Owens, R. G., & Hewson, T. D. (2018). *ECMWF Forecast User Guide*. doi: 10.21957/m1cs7h
- Pappenberger, F., Thielen, J., & Del Medico, M. (2011). The impact of weather forecast improvements on large scale hydrology: analysing a decade of forecasts of the European Flood Alert System. *Hydrological Processes*, 25(7), 1091-1113. doi: <https://doi.org/10.1002/hyp.7772>. Repéré à <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/hyp.7772>
- Pokorny, T. N., McBride, N. D., Henson, F., Angyal, B., & Zielinski, D. (2016). *DELAWARE RIVER TAILWATERS TEMPERATURE MONITORING, FLEXIBLE FLOW*

MANAGEMENT PROGRAM, June 1, 2011- May 31, 2015. New York: Repéré à https://www.researchgate.net/profile/Timothy-Pokorny/publication/309619234_DELAWARE_RIVER_TAILWATERS_MONITORING_FLEXIBLE_FLOW_MANAGEMENT_PROGRAM_June_1_2011-May_31_2015/links/581a39c908aed2439386b09a/DELAWARE-RIVER-TAILWATERS-MONITORING-FLEXIBLE-FLOW-MANAGEMENT-PROGRAM-June-1-2011-May-31-2015.pdf.

Rahmani, F., Lawson, K., Ouyang, W., Appling, A., Oliver, S., & Shen, C. (2020). Exploring the exceptional performance of a deep learning stream temperature model and the value of streamflow data. *Environmental Research Letters*. doi: 10.1088/1748-9326/abd501. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1088/1748-9326/abd501>

Schaake, J. C., Hamill, T. M., Buizza, R., & Clark, M. (2007). HEPEX: The Hydrological Ensemble Prediction Experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88(10), 1541-1548. doi: 10.1175/BAMS-88-10-1541. Repéré à <https://journals.ametsoc.org/view/journals/bams/88/10/bams-88-10-1541.xml>

Singh, V. P., & Woolhiser, D. A. (2002). Mathematical Modeling of Watershed Hydrology. *Journal of Hydrologic Engineering*, 7(4), 270-292. doi: 10.1061/(ASCE)1084-0699(2002)7:4(270). Repéré à <https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%291084-0699%282002%297%3A4%28270%29>

Tarek, M., Brissette, F. P., & Arsenault, R. (2020). Evaluation of the ERA5 reanalysis as a potential reference dataset for hydrological modelling over North America. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 24(5), 2527-2544. doi: 10.5194/hess-24-2527-2020. Repéré à <https://hess.copernicus.org/articles/24/2527/2020/>

Thompson, L. C., Cocherell, S. A., Chun, S. N., Cech, J. J., & Klimley, A. P. (2011). Longitudinal movement of fish in response to a single-day flow pulse. *ENVIRONMENTAL BIOLOGY OF FISHES*, 90(3), 253-261.

Troin, Arsenault, R., & Brissette, F. (2015). Performance and Uncertainty Evaluation of Snow Models on Snowmelt Flow Simulations over a Nordic Catchment (Mistassibi, Canada). *Hydrology*, 2(4), 289-317. doi: 10.3390/hydrology2040289. Repéré à <https://www.mdpi.com/2306-5338/2/4/289>

Troin, Arsenault, R., Wood, A. W., Brissette, F., & Martel, J.-L. (2021). Generating Ensemble Streamflow Forecasts: A Review of Methods and Approaches Over the Past 40 Years. *Water resources research*, 57(7), n/a-n/a.

Troin, Martel, J. L., Arsenault, R., & Brissette, F. (2022). *Uncertainty of hydrological model components over 698 catchment in North America*.

- van Vliet, M. T. H., Yearsley, J. R., Franssen, W. H. P., Ludwig, F., Haddeland, I., Lettenmaier, D. P., & Kabat, P. (2012). Coupled daily streamflow and water temperature modelling in large river basins. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 16(11), 4303-4321. doi: 10.5194/hess-16-4303-2012. Repéré à <https://hess.copernicus.org/articles/16/4303/2012/>
- Zhao, Y. (2015). *Investigation of uncertainties in assessing climate change impacts on the hydrology of a Canadian river watershed* (ETS Montréal). Repéré à <https://espace.etsmtl.ca/id/eprint/1521>
- Zhu, S., & Piotrowski, A. P. (2020). River/stream water temperature forecasting using artificial intelligence models: a systematic review. *Acta Geophysica*, 68(5), 1433-1442. doi: 10.1007/s11600-020-00480-7. Repéré à <https://doi.org/10.1007/s11600-020-00480-7>

