

Modélisation de la température de l'eau dans une rivière à débit régulé en climats actuels et futurs

par

Philippe GATIEN

THÈSE PAR ARTICLES PRÉSENTÉE À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE
SUPÉRIEURE COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DU
DOCTORAT EN GÉNIE
Ph.D.

MONTREAL, LE 25 MARS 2025

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC



Philippe Gatien, 2025



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

PRÉSENTATION DU JURY
CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

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

M. André Saint-Hilaire, codirecteur de thèse
Centre Eau Terre Environnement à l'Institut National de la Recherche Scientifique

M. Louis Dufresne, président du jury
Département de Génie mécanique à l'École de technologie supérieure

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

M. Daniel Nadeau, examinateur externe
Département de génie civil et de génie des eaux à l'Université Laval

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

LE 12 MARS 2025

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

J'ai eu beaucoup de temps pour réfléchir à qui remercier (plus de six ans, pour être précis) et comment le faire. La vérité, c'est que je ne peux pas synthétiser tout cela dans un simple texte. Donc, si je vous ai oubliés ici, sachez que je ne vous ai pas oubliés dans mon cœur ! Ce projet fut une véritable aventure qui a vu naître deux de mes enfants, une pandémie mondiale, une nouvelle opportunité professionnelle, des pertes de poids, des gains de poids, des hauts et des bas, et j'en passe.

Tout d'abord, j'aimerais remercier l'instigateur de ces travaux, mon directeur et collègue, Richard Arsenault. Sans ton inspiration, je n'aurais jamais entrepris un travail d'une telle ampleur. Ce n'était justement pas dans mes plans de faire un doctorat, mais tes encouragements, tant avant que pendant, m'ont porté à travers ce projet. Ta facilité à communiquer tes idées, ta patience et ton enthousiasme contagieux ne cessent de m'impressionner.

Merci à André Saint-Hilaire, co-directeur de cette thèse. Même à distance, tu as su guider mes travaux à bon port. Tes contributions aux articles sont grandement appréciées.

Je souligne aussi les efforts de Jean-Luc Martel, maintenant professeur à l'ÉTS. Tu mérites tout ce qui te vient. Toutes mes félicitations pour tes accomplissements. Tes opinions et suggestions m'ont été plus qu'utiles pendant la rédaction pour guider mes textes (et mes figures !). Ce que tu as réussi à accomplir tout en consacrant de ton temps pour moi et les innombrables comités sur lesquels tu sièges est tout à ton honneur.

J'aimerais remercier les autres membres du DRAME/HC3 (nous avons changé de nom entre-temps ; j'ai pris trop de temps pour finir mes travaux !). Bien que je n'aie pas beaucoup occupé le bureau ces dernières années (à l'exception de mes examens), j'ai eu le plaisir de collaborer avec vous et je vous souhaite tout le meilleur pour l'avenir.

VI

Pour toutes les opportunités que vous m'avez offertes, jamais je ne pourrai vous remercier assez, maman et papa. Mes parents n'ont jamais mis l'accent directement sur l'importance de l'éducation supérieure, mais ils ont continuellement ouvert les portes pour que mon frère et moi ayons tous les outils nécessaires pour nous épanouir, comme nous le souhaitions. Vos contributions envers mes études m'ont permis d'aller au-delà de mes attentes. Je vous aime. Merci.

Enfin, ce projet a nécessité de longues heures, souvent le soir et la fin de semaine. Ceux qui en ont le plus souffert sont ma famille : ma conjointe, Roxane, et mes enfants, Rose, James et Miles. Mes amours, papa disait souvent qu'il devait « travailler ce soir », et j'apportais régulièrement mon portable dans votre chambre après les histoires. Merci de votre patience. Merci d'être mes petites perles. Vous êtes, et serez toujours, mon plus grand accomplissement. Et Rox, merci à toi, mon amour. Pour chaque moment que j'ai mis de côté pour travailler, tu as toujours su prendre la charge supplémentaire quand je n'étais pas aussi présent que j'aurais dû l'être. Tu as su me soutenir dans ce que je voulais entreprendre sans hésitation. Tu as ramassé les morceaux quand j'avais l'impression que tout s'écroulait, plusieurs fois.

Sans toi, sans ton aide, sans ton amour, ce projet n'existerait pas.

I love you, Rox. Thank you for sticking it out with me. Thank you for going on this crazy journey with me.

I love you.

Modélisation de la température de l'eau dans une rivière à débit régulé en climats actuels et futurs

Philippe GATIEN

RÉSUMÉ

L'objectif de cette thèse est d'approfondir les connaissances concernant la modélisation de la température de l'eau d'une rivière à débit régulé dans un contexte de production hydroélectrique et de gestion d'écosystème. Le projet a été divisé en trois sous-objectifs qui sont discutés dans trois chapitres, portent tous sur la rivière Nechako située en Colombie-Britannique, Canada, et la simulation de la température de l'eau, en particulier près de la municipalité de Vanderhoof. Cette ville se trouve en aval du déversoir de Skins Lake prenant source au réservoir Nechako.

La première portion de la thèse porte sur l'applicabilité des données de réanalyses dans un contexte de modélisation de la température de l'eau en utilisant le modèle couplé hydraulique et thermique déterministe HEC-RAS. À l'aide d'une structure de modèle hydraulique existante, les données météorologiques observées ont été remplacées par celles provenant des réanalyses atmosphériques ERA5 et ERA5-Land. Ici, ERA5-Land présente une densité spatiale accrue par rapport à ERA5. Les résultats des simulations sont similaires à ceux utilisant les données observées, et l'augmentation du nombre de points de données qu'offre ERA5-Land n'a pas conduit à une amélioration de la qualité de la simulation. Il est à noter qu'un équilibre thermique a été identifié en aval d'un système de lacs où l'eau circule pendant quelques jours. Une des conditions frontières en amont de ces lacs, associée à la température de l'eau du réservoir d'où le déversoir prend sa source, n'impacte donc pas significativement la température de l'eau à Vanderhoof.

La portion suivante de la thèse se concentre sur l'application du module thermique de HEC-RAS, préalablement calibré en utilisant les données de réanalyses, dans le cadre d'une étude d'impact des changements climatiques sur la température de l'eau. Ceci a été réalisé en utilisant 10 modèles de circulation générale de l'ensemble CMIP6, dont les données en extrants correspondent aux besoins en intrants de HEC-RAS. Les simulations couvrent deux horizons (2041-2070 et 2071-2100) en utilisant deux trajectoires socio-économiques partagées comportant différents forçages environnementaux et scénarios d'émissions (SSP2-4.5 et SSP5-8.5). Il est prévu que les températures de l'eau augmentent de plus de 3 °C, bien au-delà des limites thermiques communément acceptées pour les espèces migratoires, telles que l'esturgeon blanc et le saumon rouge, ce qui pourrait entraîner des taux de mortalité élevés.

Finalement, la dernière portion de la thèse se concentre sur la modélisation de la température de l'eau à l'aide d'une approche statistique non paramétrique. Un modèle de type « long short-term memory » (LSTM), un type de réseau de neurones artificiel récurrent, est utilisé. Comparativement à une approche déterministe comme celle de HEC-RAS, qui est un modèle basé sur la physique, le LSTM offre une meilleure flexibilité quant aux données d'entrée. Les hyperparamètres ont été établis à l'aide d'une recherche aléatoire et testés avec plusieurs

VIII

combinaisons de données d'entrée pour entraîner le modèle provenant de sources observées (débit, température aux frontières, etc.) et de réanalyses météorologiques. Le modèle a atteint ses meilleures performances lorsqu'il utilisait l'ensemble des données pour l'entraînement, ce qui est conforme aux attentes pour un modèle de ce type. Le temps de calcul requis pour la calibration est plus court que pour un modèle comme HEC-RAS. Cependant, il nécessite un équipement informatique spécialisé ainsi qu'une plus grande connaissance de multiples logiciels pour la préparation initiale du modèle. Cela représente néanmoins une approche novatrice et complémentaire de modélisation utilisant une panoplie de données pour valider les simulations existantes. Il est également intéressant de noter que des variables telles que la température de l'air, historiquement considérée comme ayant une grande influence sur la température de l'eau, n'étaient pas dominantes lors d'une analyse de sensibilité dans le LSTM. L'entrée d'eau latérale de la rivière Nautley, un des affluents principaux, a eu beaucoup plus d'influence dans le cas de la rivière Nechako.

Mots-clés: Température de l'eau, modélisation thermique, données de réanalyses, changements climatiques, HEC-RAS, apprentissage automatique

Modelling water temperatures in a river with regulated flow in current and future climate

Philippe GATIEN

ABSTRACT

The objective of this thesis is to further the understanding of water temperature modeling in regulated rivers in a context where hydropower and ecosystem management are priorities. The project was divided into three sub-objectives, each treated in a separate chapter of this work, all centered on the Nechako River located in British Columbia, Canada, and the water temperature simulated at the town of Vanderhoof downstream from a major spillway.

In the first portion of the thesis, the applicability of the data is presented with an existing, well-known, deterministic coupled hydraulic and thermal model at an hourly timestep: HEC-RAS. Using this existing model structure, the observed meteorological data were removed and swapped with reanalysis data to determine the databases' capacity to contribute meaningfully to the modelling process of the water temperature. Two portions of the reanalysis dataset were tested: ERA5 and ERA5-Land, whose data grid is more densely populated. Results were typically on par with what quality observed data was able to produce when using HEC-RAS on the Nechako River catchment, though the increased spatial density offered did not improve the robustness of the model. Of note, a thermal equilibrium was identified downstream from a series of lakes where the water resided for a few days near Cheslatta Falls. The upstream boundary condition, i.e., the water temperature at the outlet of the reservoir from which the river stems therefore has little impact on downstream temperatures.

The next portion of the thesis builds on this work by applying the now calibrated HEC-RAS model with reanalysis data and uses it to study the impacts of climate change on water temperatures in the Nechako River. This was done by using 10 global circulation models from the CMIP6 ensemble whose available data corresponded to what the model required as inputs, paired with two shared socio-economic pathways representing varying environmental forcings and emissions scenarios (SSP2-4.5 and SSP5-8.5). The paper discussing this establishes that water temperatures are slated to rise over both the 2041-2070 horizon and the 2071-2100 horizon, more-so over the latter. Water temperatures are expected to increase upwards of 3 °C, which exceeds thermal limits commonly used for migrating species such as sockeye salmon and white sturgeon which may lead to increased mortality rates.

The final portion of the thesis turns to a different model to simulate water temperature. Machine learning is leveraged through the use of a non-parametric empirical approach, a long short-term memory model, a type of recurrent neural network. Compared to a deterministic approach with a physically based model like HEC-RAS, an LSTM presents flexibility for its inputs and outputs. It has the capacity to use any data as input to train the model, including information from previous timesteps. The hyperparameters were calibrated through a random search and tested with various combinations of both observed (flow, water temperature at the boundaries,

etc.) and reanalysis meteorological variables. The model performed well when using all available data, as expected. Though the required machine time for the calibrations was shorter than the HEC-RAS approach, it did require specific hardware and an increased knowledge of the software to initially set up, making this approach much less user-friendly. It does, however, provide an innovative and alternate avenue for modelling water temperatures to help validate and confirm existing findings and extend modelling to ungauged basins. Interestingly, variables like air temperature, expected to have the greatest influence on water temperatures, are not the most impactful. In the case of the Nechako River, lateral inflows from the Nautley River, one of the main tributaries, are much more influential in a sensitivity analysis than the meteorological variables identified in the study.

Keywords: Water Temperature, thermal modelling, reanalysis data, climate change, HEC-RAS, machine learning

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LA LITTÉRATURE	9
1.1 Importance de la température de l'eau.....	9
1.2 La modélisation thermique de l'eau.....	11
1.2.1 Les composantes affectant la température de l'eau	12
1.2.2 Les modèles déterministes à base physique.....	15
1.2.3 Les modèles statistiques.....	17
1.3 Les données alternatives	23
1.3.1 Les données de réanalyse.....	24
1.4 Les changements climatiques	27
1.4.1 Scénarios futurs.....	27
1.4.2 Les modèles climatiques de circulation générale.....	30
1.4.3 Impacts sur la température de l'eau	31
CHAPITRE 2 OBJECTIFS DE RECHERCHE	35
2.1 Objectifs.....	35
2.2 Méthodologie	36
2.2.1 La calibration des modèles thermiques.....	37
2.3 Approche utilisée dans la thèse.....	38
CHAPITRE 3 ARTICLE 1 : USING THE ERA5 AND ERA5-LAND REANALYSIS DATASETS FOR RIVER WATER TEMPERATURE MODELLING IN A DATA-SCARCE REGION	41
3.1 Abstract	41
3.2 Introduction.....	42
3.3 Study area.....	45
3.4 Methodology	46
3.4.1 Streamflow data	47
3.4.2 Reanalysis datasets.....	47
3.4.3 Hydraulic and thermal model.....	48
3.4.4 Calibration.....	50
3.5 Results.....	52
3.5.1 Hydraulic model validation.....	52
3.5.2 Thermal model calibration and validation	53
3.5.3 Thermal boundary conditions	56
3.5.4 Spatial density of data	58
3.5.5 Thermal equilibrium	59
3.6 Discussion.....	61
3.6.1 Comparison of reanalysis datasets for water temperature modelling	61

3.6.2	Impact of thermal boundary conditions	62
3.6.3	Impact of the spatial density of reanalysis products	63
3.6.4	Impact of the temporal resolution	64
3.6.5	Thermal equilibrium as a function of transit time	64
3.7	Conclusion	65
3.8	Acknowledgements	66
3.9	Data availability statement.....	66
3.10	References.....	67

CHAPITRE 4 ARTICLE 2 : EVALUATING THE EFFECTS OF CLIMATE CHANGE ON RIVER WATER TEMPERATURE DOWNSTREAM OF A HYDROPOWER RESERVOIR IN WESTERN CANADA.....

4.1	Abstract	75
4.2	Introduction.....	76
4.3	Study area.....	78
4.4	Methodology	80
4.4.1	Streamflow data	80
4.4.2	Reference meteorological data.....	81
4.4.3	Climate model simulation data	82
4.4.4	Bias correction of climate simulations.....	84
4.4.5	Nechako River	84
4.4.6	Nautley River modelling.....	86
4.4.7	Analyzing the effects of climate change.....	89
4.5	Results.....	90
4.5.1	Comparison of the CMIP6 ensemble to the selected subset of GCMs.....	90
4.5.2	Hydraulic model validation.....	92
4.5.3	Thermal model calibration and validation	92
4.5.4	Climate change effects on water temperature	93
4.5.5	Impact of the Nautley Rivers' boundary condition on water temperatures at Vanderhoof.....	98
4.6	Discussion	100
4.6.1	The effects of climate change on water temperature	100
4.6.2	The effects of climate change on the timing of the peak temperatures	102
4.6.3	Limitations of the study	103
4.7	Conclusion	104
4.8	Acknowledgements.....	105
4.9	Data availability statement.....	106
4.10	Supplementary materials.....	107
4.11	References.....	108

CHAPITRE 5	ARTICLE 3 : MODELING RIVER WATER TEMPERATURE USING ERA5 REANALYSIS DATA AS INPUT FOR AN LSTM NEURAL NETWORK FOR A RIVER IN WESTERN CANADA	117
5.1	Abstract	117
5.2	Introduction	118
5.3	Study area	123
5.4	Methodology	125
5.4.1	LSTM structure	125
5.4.2	Model inputs	127
5.4.3	Training data combinations	130
5.4.4	Input preprocessing and interpolation	130
5.4.5	Training data sensitivity	130
5.4.6	Comparing to an existing deterministic model	131
5.5	Results	131
5.5.1	Hyperparameter and structure random search	132
5.5.2	Sensitivity of input variables	139
5.6	Discussion	143
5.6.1	LSTM model	143
5.6.2	Water temperature modelling performance compared to traditional modelling	147
5.7	Limitations	150
5.8	Conclusion	151
5.9	Acknowledgements	152
5.10	References	153
CHAPITRE 6	DISCUSSION GÉNÉRALE	161
6.1	La gestion de la température de l'eau en aval d'un ouvrage de rétention, en absence des obligations de gestion hydroélectrique	161
6.2	Données de réanalyse et leur applicabilité à la modélisation de la température de l'eau	162
6.2.1	Modèle déterministe	162
6.2.2	Modèle statistique	163
6.3	Utilité d'un modèle statistique dans la modélisation de la température de l'eau de la rivière Nechako	165
6.4	L'impact de la résolution spatiale et temporelle des données	166
6.5	Les conditions aux frontières	167
6.6	Application de données de réanalyse dans un contexte d'étude d'impacts des changements climatiques	169
6.7	Limites de l'étude	170
CONCLUSION ET CONTRIBUTIONS		173
RECOMMANDATIONS		175
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES		177

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 0.1	Production d'électricité mondiale et au Canada selon les sources énergétiques en 2021 Tiré du <i>International Energy Agency</i> (2024).....2
Tableau 1.1	Variables affectant le bilan énergétique de l'eau.....13
Tableau 1.2	Liste non-exhaustive de produits de réanalyses atmosphériques Tiré du <i>National Center for Atmospheric Research</i> (2024)24
Tableau 1.3	Descriptifs des trajectoires socio-économiques partagées.....29
Tableau 1.4	Descriptifs des trajectoires représentatives de concentration30
Tableau 3.1	Hourly calibration (MAE) and validation (MAE and RMSE) results. Calibration results are shown in bold font, others are validation results53
Tableau 3.2	Daily calibration and validation results presented with mean daily timesteps (calibration periods are shown in bold font).....53
Tableau 3.3	Validation using incomplete boundary condition data between 2005 and 2014.....57
Tableau 3.4	Hourly calibration and validation results with a variable number of stations58
Tableau 4.1	ERA5 variables used in this study82
Tableau 4.2	List of GCMs used for evaluating the impacts of climate change on water temperature in this study83
Tableau 4.3	Validation results for hydraulic simulations107
Tableau 4.4	Validation results for thermal simulations (2005-2020).....107
Tableau 5.1	ERA5 variables used in this study129
Tableau 5.2	Hyperparameters for the optimal LSTM model (best in testing) when using all available data as input.....133

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 0.1	Localisation du bassin versant du réservoir Nechako5
Figure 1.1	Schéma représentant certaines variables affectant le bilan énergétique de l'eau 14
Figure 3.1	The Nechako River basin study site.....46
Figure 3.2	Hydraulic flow simulations compared to observed flows for the summers of 2017 to 2020.....52
Figure 3.3	Observed (green) and simulated hourly water temperatures at Vanderhoof using ERA5 (blue) and ERA5-Land (red) datasets during the 2020 summer validation period55
Figure 3.4	Boxplots of mean water temperatures errors at different times of day for simulated water temperatures using ERA5 (left) and ERA5-Land (right) datasets for the summer of 202055
Figure 3.5	Results of hydraulic simulations for the 2005-2014 period.....57
Figure 3.6	Water temperature along the river reach during maximum water release with variable water temperatures at the point of release (left) and water discharged partially at an alternative water release structure (right) for summer 2020.....59
Figure 3.7	Comparison of water temperature at Vanderhoof for the summer of 2020: total water discharge (top), water temperature based on discharge location (middle), and difference in water temperature by releasing at an alternative downstream water release structure (bottom).....60
Figure 4.1	The Nechako River catchment study site.....79
Figure 4.2	Historical water temperature distribution at the point of interest near the town of Vanderhoof for the 2005-2020 period (Rio Tinto dataset only). The black line represents the interannual mean hourly water temperature during the summer months, and the grey envelope encloses the minimum and maximum values for those time steps81
Figure 4.3	Schematic of the workflow used to forecast past and future water temperatures90

Figure 4.4	Comparison of the mean daily surface temperature and total precipitation grouped by month. The grey boxplots represent the 27 members of CMIP6, whereas the red boxplots represent the subset of GCMs selected for this study. The upper two plots are for the reference period (1980-2010) and the lower two plots are for the future horizon (2071-2100). The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75th and 25th percentiles. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes.....	91
Figure 4.5	Mean daily simulated water temperatures for all GCMs, SSPs and flow scenarios from May 1st to September 15th. Timing for mean peak temperature for each SSP, future horizon combination is also identified on the corresponding lines.....	94
Figure 4.6	Bias of the mean simulated water temperatures compared to the reference period using all GCMs, SSPs and flow scenarios from May 1st to September 15 th	94
Figure 4.7	Boxplot of the mean monthly difference between water temperatures by comparing the reference period to the near and far future horizons using SSP 2-4.5 (top row) and SSP 5-8.5 (bottom row). From left to right, the discharge rate applied at SLS is 100 m ³ s ⁻¹ , 300 m ³ s ⁻¹ and 500 m ³ s ⁻¹ . The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75th and 25th percentile. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes.....	95
Figure 4.8	Confidence intervals for 100 m ³ s ⁻¹ (left), 300 m ³ s ⁻¹ (middle) and 500 m ³ s ⁻¹ (right) at SLS for the reference period.....	96
Figure 4.9	Water temperature envelopes (pale) and median values (bold) for 100 m ³ s ⁻¹ (left), 300 m ³ s ⁻¹ (left) and 500 m ³ s ⁻¹ (right) for future scenarios.....	97

Figure 4.10	Variability of the HEC-RAS lateral inflow input data for the Nautley River at an hourly timestep compared to a daily mean (2017-2020) using Pacific Standard Time (PST). The left panel shows water temperatures and the right panel presents flows. The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75th and 25th percentile. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes ...99
Figure 4.11	Impacts of using daily input data at Nautley instead of hourly data as lateral inflow on water temperature at Vanderhoof. Time periods in PST. The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75 th and 25 th percentile. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes100
Figure 5.1	The Nechako River study site124
Figure 5.2	Visual representation of the LSTM architecture used in this study128
Figure 5.3	Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using all available input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes133
Figure 5.4	a) Thermograph of the model with optimal testing performance for the training (white background), validation (red background) and testing(blue background) periods when using all available data as inputs for the LSTM model. b) Closeup view of the testing thermograph during the warmer months134
Figure 5.5	Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using only observation data as input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes135
Figure 5.6	a) Thermograph of the model with optimal testing performance for the training (white background), validation (red background) and testing(blue background) periods when using only observation data as inputs for the LSTM model. b) Closeup view of the testing thermograph during the warmer months136

Figure 5.7	Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using only ERA5 data as input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes137
Figure 5.8	a) Thermograph of the model with optimal testing performance for the training (white background), validation (red background) and testing (blue background) periods when using only ERA5 data as inputs for the LSTM model. b) Closeup view of the testing thermograph during the warmer months.....137
Figure 5.9	Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using observed data along with ERA5 air temperature as input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes138
Figure 5.10	a) Thermograph of the model with optimal testing performance for the training (white background), validation (red background) and testing (blue background) periods when using observation data along with ERA5 air temperature as inputs for the LSTM model. b) Closeup view of the testing thermograph during the warmer months139
Figure 5.11	Simulated water temperature ($T_{w \text{ sim}}$) envelope for the average daily summer with input variables individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using all available input data140
Figure 5.12	Simulated water temperature ($T_{w \text{ sim}}$) envelope for the average daily summer with input variables individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using only observation input data.....141
Figure 5.13	Water temperature envelope for the average daily summer with inputs individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using only ERA5 input data.....142
Figure 5.14	Water temperature envelope for the average daily summer with inputs individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using observation input data combined with ERA5 air temperature142
Figure 5.15	Boxplots of testing MAE values for the model trained using all data, using only observed data, using only ERA5 data and using observed data paired with ERA5 air temperatures.....146
Figure 5.16	Water temperatures simulated by HEC-RAS (purple) and the LSTM (orange) for the summer of 2020 compared to the observed water temperatures (green) Adapted from Gatien, Arsenault et al. (2022, p.8).....148

Figure 5.17	Hourly error boxplot for water temperatures simulated by HEC-RAS (left) and the LSTM model (right) Adapted from Gatien, Arsenault et al. (2022, p.9).....	148
-------------	---	-----

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ANN	Réseau de neurones artificiels <i>Artificial Neural Network</i>
ARMAX	Modèle autorégressif à moyenne mobile avec variables exogènes <i>AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs</i>
CMA-ES	Covariance Matric Adaptation Evolution Strategy
CMIP6	Projet d'intercomparaison des modèles couplés – phase 6 <i>Coupled Model Intercomparison Project Phase 6</i>
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
ECCC	Environnement et Changements Climatiques Canada
ECMWF	Centre Européen pour la prévision météorologique à moyen terme <i>European Center for Medium-range Weather Forecasts</i>
ELU	Exponential Linear Unit
ERA5	ECMWF Reanalysis v5
ERA5-Land	ECMWF Reanalysis v5 – Land
ESGF	Earth System Grid Federation
GCM	Modèle de circulation générale <i>General Circulation Model</i>
GPR	Régression par procédé Gaussien <i>Gaussian Process Regression</i>
GUI	Interface utilisateur graphique <i>Graphic User Interface</i>
HEC-RAS	Hydrologic Engineering Center's River Analysis System
k-NN	K-voisin le plus proche <i>K-Nearest Neighbor</i>
KGE	Coefficient d'efficacité de Kling-Gupta <i>Kling-Gupta Efficiency</i>

LSTM	Modèle de mémoire à long et court terme <i>Long Short-Term Memory</i>
MAE	Moyenne de l'erreur absolue <i>Mean Absolute Error</i>
MBCn	Multivariate bias correction
MLPNN	Réseau de neurones à perceptron multicouche <i>Multi-Layer Perceptron Neural Network</i>
MWAT	Température de l'eau maximum moyenne par semaine <i>Maximum weekly average temperature</i>
NARX	Modèle autorégressif avec variables exogènes <i>Non-linear AutoRegressive with eXogenous inputs</i>
NASA	National Aeronautics and Space Agency
NEEF	Fond d'amélioration de l'environnement de la Nechako <i>Nechako Environmental Enhancement Fund</i>
NSE	Coefficient d'efficacité de Nash Sutcliffe <i>Nash Sutcliffe Efficiency</i>
PST	Heure normale du Pacifique <i>Pacific Standard Time</i>
PR	Précipitation
ReLU	Rectified Linear Unit
RCP	Trajectoire représentative de concentration <i>Representative Concentration Pathways</i>
RT	Rio Tinto
RMSE	Racine de l'erreur quadratique moyenne <i>Root mean square error</i>
RNN	Réseau de neurones récurrent <i>Recurrent Neural Network</i>
SAT	Température à la surface <i>Surface Air Temperature</i>

SCE-UA	Shuffled Complex Evolution – University of Arizona
SLS	Déversoir de Skins Lake <i>Skins Lake Spillway</i>
SSP	Trajectoires socio-économique partagées <i>Shared Socio-economic Pathways</i>
SST	Température de l’eau de surface de mer <i>Sea Surface Temperature</i>
SRES	Rapport spécial sur les scénarios d’émissions <i>Special Report on Emissions Scenarios</i>
SRTM	Shuttle Radar Topography Mission
STMP	Programme de gestion de la température d’été <i>Summer Temperature Management Program</i>

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

$10u$	10 m U-wind component
$10v$	10 m V-wind component
$10W$	10 m wind speed
$2d$	Dew point temperature
$2t$	2 meter temperature
Δh	Hauteur d'énergie d'eau
$^{\circ}\text{C}$	Degré Celsius
C_{pw}	Specific heat of water
g	constante gravitationnelle
H_a	Flux advectif
H_{atm}	Atmospheric downwelling longwave
H_c	Flux convectif
H_l	Chaleur latente
H_{lw}	Rayonnement à onde longues
H_{net}	Bilan énergétique totale
H_s	Chaleur sensible
H_{sw}	Rayonnement à onde courtes
i	Le pas de temps parmi n pas de temps
k_h/k_w	Diffusivity ratio
M_i	Total days of observation at site i
n	Quantité totale de pas de temps
N	Nombre de sites

XXVIII

P	Puissance
Q	Débit volumique
R	Richardson number
ρ	Masse volumique
ρ_w	Density of water
sp	Surface pressure
ssrd	Surface solar radiation downwards
strd	Surface thermal radiation downwards
T_a	Température de l'air
tcc	Total cloud cover
T_{obs_i}	Température de l'eau (°C) observée au pas de temps i
tp	Total precipitation
T_{sim_i}	Température de l'eau (°C) simulée au pas de temps i
T_w	Température de l'eau
V	Volume
y	Simulated target variable
x	Observed target variable

INTRODUCTION GÉNÉRALE

0.1 Problématique de la thèse

L'hydroélectricité est la source d'énergie renouvelable la plus utilisée au monde. Même lorsqu'elle sera surpassée par d'autres alternatives, elle demeurera un acteur majeur dans la décarbonation de nos dépendances énergétiques. En 2021, la production hydroélectrique canadienne représentait près de 380 des 660 gigawattheures (GWh) produits au total annuellement, comparativement à environ 45 GWh pour l'ensemble des autres sources renouvelables (solaire, éolien, et autres). La répartition de cette production énergétique au Canada n'est pas représentative de la distribution observée mondialement. Pour la majorité de la population, ces sources renouvelables, y compris l'hydroélectricité, restent minoritaires par rapport aux sources énergétiques plus traditionnelles, telles que les centrales nucléaires, le gaz naturel, le charbon et les produits pétroliers (International Energy Agency, 2024). Le Canada se positionne parmi les leaders mondiaux pour la production d'hydroélectricité, derrière le Brésil et la Chine, et produit près de 10 % de l'hydroélectricité mondiale (voir Tableau 0.1), soulignant ainsi l'importance des ressources hydriques au Canada.

Les centrales hydroélectriques peuvent être classées en deux modes de production : au fil de l'eau ou à réservoir. La puissance théorique générée par une turbine est donnée par l'équation (0.1), où ρ est la masse volumique du fluide, Q est le débit, g est la constante gravitationnelle, et Δh est la hauteur d'énergie de la colonne d'eau. Les centrales au fil de l'eau sont donc optimisées pour le débit (Q), tandis que les centrales à réservoir jouent sur la colonne d'eau (Δh) pour augmenter la puissance (P).

$$P = \rho Q g \Delta h \quad (0.1)$$

Tableau 0.1 Production d'électricité mondiale et au Canada selon les sources énergétiques en 2021

Tiré du *International Energy Agency* (2024)

	Mondial		Canada	
	10 ³ GWh	% total	10 ³ GWh	% total
Charbon	10 252.5	37.4%	34.4	5.3%
Produit pétrolier	722.7	2.6%	4.3	0.7%
Gaz naturel	6 556.4	23.9%	77.3	11.8%
Bio-gaz et rebus	734.6	2.7%	9.6	1.5%
Nucléaire	2 808.1	10.3%	92.6	14.2%
Solaire	1 864.1	6.8%	6	0.9%
Hydroélectricité	4 411	16.1%	382.9	58.7%
Éolien et autres	40.8	0.1%	37.8	7.0%
Total	27390.2	100%	653.1	100%

Au Canada, 73 % de la capacité installée des centrales hydroélectriques majeures (d'une capacité installée minimum de 100 mégawatts (MW)) est de type à réservoir. La gestion responsable de cette ressource pour en assurer sa pérennité est donc primordiale. Ces réservoirs sont créés à l'aide d'ouvrages de rétention, tels que des barrages et des digues, et impactent directement le régime naturel d'écoulement des cours d'eau sur lesquels ils sont établis (Carron & Rajaram, 2001; Poff & Zimmerman, 2010). Leur création altère les écosystèmes existants (Nilsson & Berggren, 2000) et peut même en créer de nouveaux (Baxter, 1977). La vitesse réduite de l'écoulement dans un réservoir en amont d'un barrage entraîne de la sédimentation, entre autres celle des nutriments, modifiant ainsi la composition chimique tant en amont qu'en aval (Li, Zhu, Wu, & Huang, 2013; Maavara et al., 2020). Le remplissage de ces réservoirs peut également mener à la perte d'écosystèmes terrestres, de terres agricoles ou à la relocalisation de villages entiers, causés par l'inondation du territoire. La flore submergée en amont se décomposera et relâchera des gaz à effet de serre tels que le dioxyde de carbone et le méthane dans l'atmosphère (Dean et al., 2018; Kemenes, Forsberg, & Melack, 2007). De plus, si le remplissage coïncide avec une période de sécheresse, la flore et la faune en aval d'un barrage peuvent être menacées (Ahmed, 2019; Dos Santos et al., 2018).

Suite à la mise en place d'un ouvrage de rétention, le cours d'eau en aval est impacté par des variations de débit (Q) (Magilligan & Nislow, 2005). Le débit en aval peut dépendre de la production hydroélectrique résultant du turbinage ou d'une voie alternative, comme un déversoir qui contourne entièrement la centrale. Altérer le régime naturel d'écoulement d'une rivière peut modifier localement la température de l'eau (T_w) près du barrage, mais cet effet diminue en s'éloignant vers l'aval (Casado, Hannah, Peiry, & Campo, 2013). À une distance suffisante de l'ouvrage de rétention, la rivière est considérée comme ayant atteint l'équilibre thermique, où les fluctuations de la température de l'eau sont principalement causées par les flux de chaleurs à la surface, qui dépendent principalement des variables météorologiques (Macan, 1958). Le nouveau régime d'écoulement peut entraîner des températures plus élevées dans les rivières, réduisant ainsi les niveaux d'oxygène dissous (Ducharme, 2007; Olden & Naiman, 2010). Ces changements thermiques impactent directement la flore et la faune, contribuant potentiellement à un taux de mortalité plus élevé pour certaines espèces de poissons (Crossin et al., 2008; Macdonald, Foreman, & Farrell, 2000; Ouellet, Mingelbier, St-Hilaire, & Morin, 2010) en altérant les réactions biochimiques (Angilletta Jr, Niewiarowski, & Navas, 2002).

La température de l'eau est un facteur important de la qualité de l'eau, car elle influence les processus naturels (Van Vliet et al., 2012) et joue ainsi un rôle majeur dans la gestion des ressources hydriques. Compte tenu de la forte dépendance à cette ressource au Canada (voir Tableau 0.1), il est de la responsabilité de ceux en position de pouvoir d'en assurer la gestion durable. Cela implique la pérennité de la ressource pour les générations futures, ainsi que pour les écosystèmes abritant la faune et la flore. La modélisation de la température de l'eau fait désormais partie intégrante de la gestion des barrages en Amérique du Nord (Benyahya, Caissie, St-Hilaire, Ouarda, & Bobée, 2007; Earhart et al., 2023; Gooseff, Strzepek, & Chapra, 2005; Isaak, Wollrab, Horan, & Chandler, 2012; Stefan & Sinokrot, 1993).

0.2 Site à l'étude

Le réservoir de la rivière Nechako, situé en Colombie-Britannique, Canada, présente une situation particulière. La Figure 0.1 identifie le réservoir Nechako où se trouvent les principaux ouvrages de rétention (dix ouvrages de rétention, incluant le barrage Kenney, ont été construits au début des années 1950 pour former le réservoir Nechako). Le réservoir a deux exutoires : le premier se trouve vers l'ouest, dans un tunnel de 16 km passant à travers les chaînons de Kitimat, l'une des trois subdivisions de la chaîne côtière en Colombie-Britannique, pour alimenter la station de production hydroélectrique de Kemano. La production hydroélectrique atteint maintenant 1000 MW grâce à un dénivelé de près de 790 m. Le principal consommateur est une aluminerie près de Kitimat. L'eau turbinée suit ensuite son cours dans la rivière Kemano et se déverse dans l'océan Pacifique. Le second exutoire, le déversoir de Skins Lake (SLS), se trouve au nord-est et alimente une série de lacs avant de rejoindre le lit original de la rivière Nechako près du barrage Kenney. Ce déversoir n'est pas dédié à la production hydroélectrique et sert à maintenir un débit environnemental dans la rivière Nechako en puisant dans l'épilimnion du réservoir. Le lit de la rivière Nechako passait initialement là où se trouve maintenant le barrage Kenney. En transitant l'eau par SLS, celle-ci parcourt maintenant environ 80 km supplémentaires avant de retrouver son lit d'origine. Le temps de transport de l'eau entre SLS et le village de Vanderhoof s'est donc allongé de 2 à 4 jours, selon le débit déversé vers les lacs Cheslatta et Murray, comme le montre la Figure 0.1. Le débit non régulé de la rivière Nautley se joint à la Nechako environ 200 km en aval de SLS, avant d'atteindre la municipalité de Vanderhoof, situé environ 50 km plus loin. Vanderhoof est le point d'intérêt principal concernant la température de l'eau pour cette thèse. Il existe un intérêt politique pour la rivière Nechako près de Finmoore, une route avoisinant la rivière située environ 35 km en aval du village de Vanderhoof. Une entente entre le gouvernement et les propriétaires du réservoir, Rio Tinto (RT), régit la température de l'eau à ce point. Vanderhoof est cependant utilisée comme référence lors de la mesure de la température de l'eau pour cette étude, en raison de la présence de jauges de température et de débit.

L'application d'un protocole de gestion de la température de l'eau (*Summer Temperature Management Protocol* - STMP) est imposée dans le but de protéger les saumons sockeye (saumon rouge; *Oncorhynchus nerka*) de températures d'eau potentiellement dangereuses. La mise en place du STMP vise présentement de maintenir la température de l'eau en dessous de 20°C du 20 juillet au 20 août, conformément à une entente conclue entre Alcan Aluminium (maintenant Rio Tinto) et le gouvernement fédéral et provincial (Gouvernement du Canada, de la Colombie-Britannique et Alcan Aluminium, 1987). Le point d'intérêt pour la température

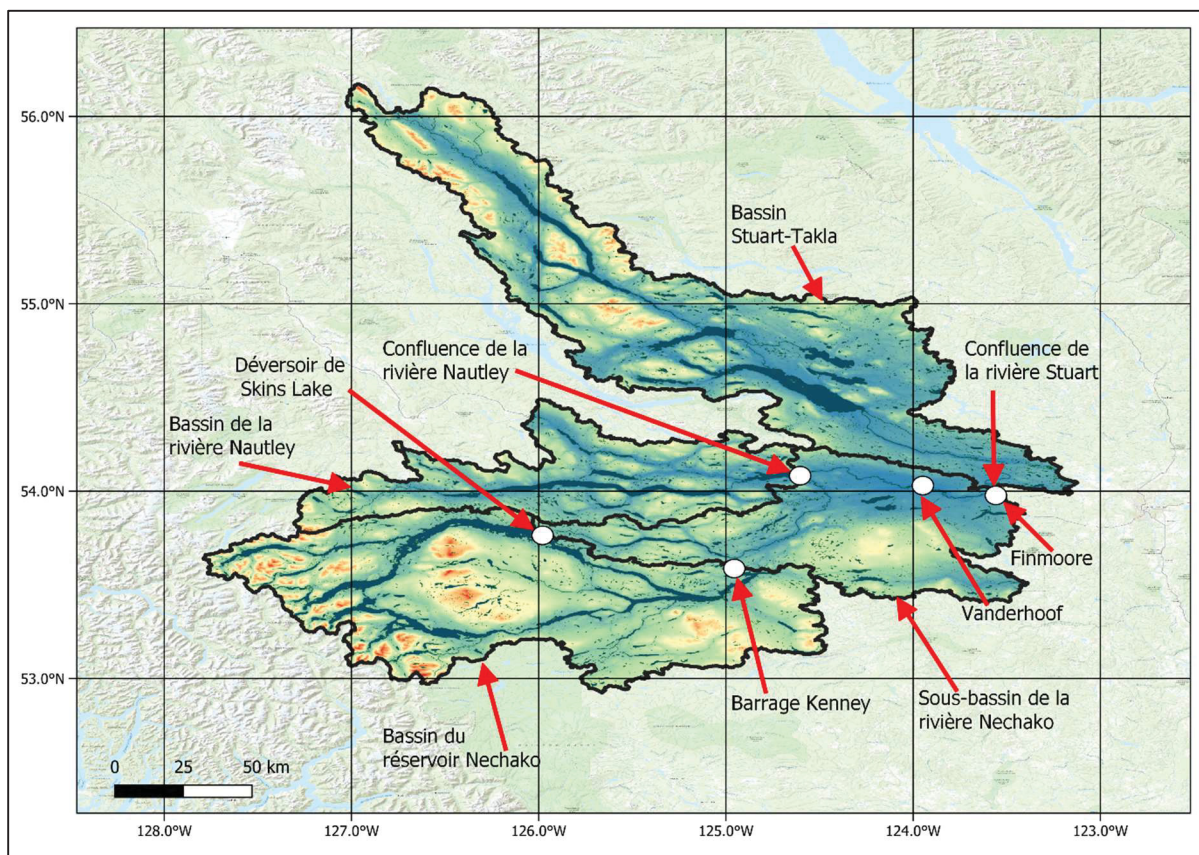


Figure 0.1 Localisation du bassin versant du réservoir Nechako

de l'eau se trouve dans une section de rivière près de la route Finmoore, juste en amont de la confluence de la rivière Stuart avec la Nechako. Cela est réalisé en déversant de l'eau à SLS selon un protocole établi en 1987 qui utilise une simulation hydraulique d'écoulement non permanent. Le processus démarre 10 jours avant, le 10 juillet, pour permettre l'initialisation du

système et augmenter le débit progressivement. Pendant la période du STMP, les déversements sont limités entre 14.2 m³/s et 453 m³/s à SLS afin de maintenir un débit compris entre 170 et 283 m³/s en aval des chutes Cheslatta, considérant le laminage entre le déversoir et Cheslatta Falls causé, entre autres, par les lacs Cheslatta et Murray.

Cette rivière est soumise à un plan d'amélioration guidé par le *Nechako Environmental Enhancement Fund* (NEEF), partiellement financé par RT. Le NEEF vise à restaurer du débit naturel de la rivière, à réhabiliter les habitats riverains et à renforcer les populations de poissons qui frayent dans la rivière Nechako. Une des options pour mieux contrôler la qualité et la température de l'eau de la rivière est la régulation contrôlée de l'eau déversée à SLS, une solution actuellement mise en œuvre selon le guide du STMP. Cependant, l'augmentation du débit associé à la tentative de maîtriser la température de l'eau élevée entraîne une dépense énergétique accrue de la part des espèces migratoires (Rand et al., 2006).

Il existe cependant un projet visant le contrôle de la température de l'eau qui n'a toujours pas été réalisé mais qui apparaît dans la littérature depuis 1987 : l'ajout d'un déversoir à eau froide au barrage Kenney qui se raccorderait à la rivière Nechako tout près des chutes Cheslatta (Gouvernement du Canada et de la Colombie-Britannique et Alcan Aluminium 1987). Ce déversoir court-circuiterait l'écoulement actuel en ramenant le débit directement dans le lit original de la rivière Nechako. En contournant les lacs Cheslatta et Murray, le temps de transit serait réduit entre le réservoir et Finnmere. Ce projet n'a pas fait l'unanimité historiquement et avant sa complétion, il a été annulé en 1995 par le gouvernement provincial. Il a été relancé en 1997 (British-Columbia 2023; Sheedy, 2005), mais le déversoir n'a toujours pas été construit. Des estimations de coût du projet datant de 2008 le situent entre 150M\$ et 200M\$ (Whitford, 2008). Quoique non construit, ce cheminement alternatif sera évalué dans le cadre de cette thèse pour permettre d'établir l'impact de la répartition spatiale et temporelle des déversements.

Des données sont collectées le long de la rivière Nechako depuis avant l'implantation du réservoir Nechako. En consultant le relevé hydrologique d'Environnement et Changement

climatique Canada (ECCC), il est possible de retrouver le débit au déversoir de Skins Lake depuis 1955 et à Vanderhoof depuis 1948. Depuis 2019, un projet collecte aussi des données de température de l'eau à 25 sites du bassin hydrographique de la Nechako (Gilbert, Morris, Kaveney, & Déry, 2022).

En examinant plus précisément la rivière Nechako, il semble que le programme de gestion actuellement implémenté (STMP) ne soit pas suffisant pour maintenir des conditions optimales pour les esturgeons blancs (*Acipenser transmontanus*) dans les premiers stades de leur vie (Oyinlola et al., 2023), mais il pourrait être assez efficace pour atténuer le taux de mortalité élevé des populations de saumon sockeye (*Oncorhynchus nerka*) (Macdonald, Morrison, & Patterson, 2011). Ceci souligne l'importance d'une modélisation thermique adéquate de ce corridor aquatique. Ces conditions pourraient changer dans le futur étant donné que les cours d'eau de régions nordiques sont prévus de se réchauffer sous l'effet des changements climatiques (Hill, Hawkins, & Jin, 2014; Isaak & Rieman, 2013; van Vliet et al., 2013). Cette région connaît déjà une augmentation de la température de l'eau de près de 1 °C (1950-2015), principalement attribuable à l'augmentation de la température de l'air en surface (T_a) (Islam, Hay, Déry, & Booth, 2019). L'esturgeon blanc de la rivière Nechako est déjà une espèce en danger, tandis que les populations de saumons sont en déclin. Ceci crée une situation problématique puisque plusieurs peuples, y compris certains groupes de Premières Nation, dépendent de l'abondance de poissons dans cette rivière (Sanderson et al., 2015).

CHAPITRE 1

REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre se veut un survol des sujets traités dans le cadre de cette thèse. La première section détaille l'importance de la température de l'eau et la section suivante explique l'ensemble des composantes nécessaires à la modélisation de celle-ci. Ensuite, des données alternatives aux observations sont présentées. Finalement, les impacts des changements climatiques sur la température de l'eau sont explorés.

1.1 Importance de la température de l'eau

Les progrès de la société sont souvent accompagnés d'impacts anthropogéniques, par exemple l'urbanisation menant à des îlots de chaleur (Oke, 1973; Rosenzweig et al., 2005). Rizwan, Dennis et Chunho et al. (2008) ont trouvé que plus de trois milliards de personnes sont affectées par ce phénomène, et le problème s'aggraverait dans un futur rapproché. Les barrages, quant à eux, modifient le régime naturel des rivières (Daniels & Danner, 2020; Kędra & Wójcik, 2018; Zaidel et al., 2021). Kędra (2016) et Kędra et Wójcik (2016) mentionnent que le déversement d'eau froide par un barrage peut venir modifier la synchronisation des interactions entre l'air et la température de l'eau. La régulation de débit des rivières par la construction de barrages, quoique bénéfique pour nous, impacte la qualité de l'eau, notamment la température de l'eau en aval de l'ouvrage de rétention (Kędra & Wójcik, 2018; Sinokrot & Gulliver, 2000; Ward, 1927). Olden et Naiman (2010) soulignent l'importance de prendre en considération le régime thermique naturel d'une rivière en explorant l'impact qu'ont eu différents barrages sur la température de l'eau en aval à travers le monde. Une des modifications de régime thermique décrite démontre une réduction d'environ 10°C de la température maximale annuelle de l'eau et un délai supplémentaire dans le temps d'entre 1 et 3 mois pour l'atteindre dans la rivière Macquarie en aval du barrage Burrendong en Australie. La température de l'eau est l'un des facteurs principaux affectant les écosystèmes des cours d'eau, et les effets du réchauffement des rivières sont déjà observables (Parmesan, Morecroft, & Trisurat, 2022). Les espèces adaptées aux eaux fraîches des rivières sont particulièrement

vulnérables aux impacts du réchauffement de la température de l'eau (Johnson et al., 2024), et les effets prévus des changements climatiques risquent d'aggraver davantage les écosystèmes fluviaux. Whitehead et al. (2009) ont constaté que les changements climatiques impacteront les écosystèmes des lacs et rivières du Royaume Unis, qui deviendront plus susceptibles aux étiages, ainsi qu'aux crues éclair. Les modifications des régimes thermiques et d'écoulement pourraient même mener à l'arrivée d'espèces invasives. En plus du réchauffement progressif, l'arrivée soudaine d'événements hydrologiques extrêmes, comme la fonte hâtive du manteau neigeux, pourrait également perturber la température de l'eau et donc les écosystèmes (Berghuijs, Woods, & Hrachowitz, 2014; Kendrick et al., 2018). Ces fluctuations ont un impact direct sur les populations ectothermes, qui régulent donc leur température corporelle de manière comportementale, via leur environnement externe.

Les ouvrages de rétention, tels que les barrages hydroélectriques, peuvent contribuer à atténuer ce réchauffement en puisant en profondeur de l'eau plus froide dans leurs réservoirs (Olden & Naiman, 2010). Cela pourrait être bénéfique, surtout dans un contexte où la rivière est un couloir de migration pour certaines espèces anadromes ou pour celles qui s'y reproduisent (Kędra & Wiejaczka, 2018). Cependant, une modification du régime naturel d'écoulement pendant les périodes migratoires dans le but de contrôler la température de l'eau peut également mener à une hausse du taux de mortalité pour certains salmonidés, dont les saumons atlantiques (*Salmo salar*) et les truites brunes (*Salmo trutta*) (Jonsson & Jonsson, 2009). La modification du régime thermique d'une rivière peut aussi réduire la population juvénile de plusieurs espèces migratoires de poissons (Jonsson, 1991). Les impacts environnementaux des barrages hydroélectriques sur les cours d'eau nordique sont complexes et varient de site en site (Gillespie, Desmet, Kay, Tillotson, & Brown, 2015). Les impacts sur le régime thermique des rivières des installations hydroélectriques sont typiquement accentués pour les systèmes à réservoir profond, puisque les eaux puisées en profondeur sont plus propices de diverger des températures naturelles de la rivière. Heggenes et al. (2021) présentent des approches que peuvent adopter les gestionnaires de barrages pour atténuer ces impacts, comme le malaxage d'un réservoir pour éliminer la stratification thermique. Le mélange de la colonne d'eau peut être accomplie par la présence d'un aérateur créant une circulation artificielle. Un projet pilote

de déversement a été mis en place sur la rivière Alta, en Norvège, dans le but de restaurer le régime thermique d'avant barrage. Il était suspecté que ce dernier avait causé une réduction de la population de salmonidés, indirectement, par une augmentation de la température de l'eau en hiver d'environ 2 °C, réduisant ainsi le couvert de glace. En prélevant de l'eau plus froide en surface, le projet a réussi à restaurer le régime thermique et, théoriquement, à réduire le volume des déversements (Asvall & Kvambekk, 2001; Kvambekk, 2012; Ugedal et al., 2008). Sherman (2000) décrit d'autres méthodes permettant d'atténuer l'impact des eaux trop froides en profondeur, comme l'utilisation de pompes forçant l'eau de surface à descendre au fond du réservoir ou bien une prise d'eau flottante. Sans une gestion orientée vers le contrôle thermique du cours d'eau, les ouvrages de rétention peuvent être associés à une diminution de la population des poissons empruntant la rivière. Lessard et Hayes (2003) ont trouvé que la température moyenne d'été de l'eau en aval de dix barrages de la péninsule inférieure du Michigan variait entre une diminution de 1 °C et une augmentation de 5 °C. Les rivières subissant les augmentations de température coïncidaient avec des abondances plus faibles d'espèces ectothermes, notamment de truites brunes (*Salmo trutta*), de truites mouchetées (*Salvelinus fontinalis*) et de chabots visqueux (*Cottus cognatus*).

Considérant les impacts qu'auront les changements climatiques sur les rivières (voir section 1.4), il est donc impératif d'établir des modèles thermiques compétents pour assurer une saine gestion de la ressource aujourd'hui et dans le futur, surtout au Canada (St-Hilaire, Oyinlola, Rincón, & Ferchichi, 2023).

1.2 La modélisation thermique de l'eau

La modélisation thermique de l'eau dépend de multiples facteurs, qui sont explorés dans cette portion de la thèse. Cette section examine les composantes affectant la température de l'eau, ainsi que les différentes méthodes mises en place pour produire une simulation thermique d'un cours d'eau : les modèles déterministes et les modèles statistiques (paramétriques et non-paramétriques) (Benyahya et al., 2007; Caissie, 2006).

1.2.1 Les composantes affectant la température de l'eau

La température de l'eau dépend de multiples facteurs météorologiques et géomorphologiques, et elle peut être évaluée à partir d'un système d'échange de chaleur entre le cours d'eau et l'environnement. Contrairement aux lacs et autres grands plans d'eau, les rivières sont relativement peu profondes et réagissent donc plus fortement aux variables météorologiques présentant des cycles diurnes ou saisonniers, en raison de leur plus faible inertie thermique (Sinokrot & Stefan, 1993). Les quatre (4) grandes catégories d'éléments affectant la température de l'eau des rivières sont les conditions météorologiques, la topographie, le débit en rivière et le lit de la rivière (Caissie, 2006). Tous influencent l'échange de chaleur entre l'eau et son environnement.

Les composantes météorologiques et atmosphériques présentent une variabilité temporelle sous la forme de cycles journaliers, saisonniers ou annuels pour la température de l'eau (Kothandaraman, 1971; Ward, 1963; Webb & Walling, 1993b). Certaines variables, comme le rayonnement solaire incident et la température de l'air, peuvent suivre à la fois un cycle annuel plus long et un cycle diurne à plus haute fréquence. Les éléments influençant le bilan énergétique de la rivière sont présentés dans le Tableau 1.1 et à la Figure 1.1. Ces différentes variables peuvent être difficiles à mesurer et sont donc généralement estimées à partir de variables météorologiques observables telles que la température de l'air, la vitesse du vent et l'humidité relative.

Du point de vue géomorphologique, la flore de la zone riparienne peut contribuer significativement à l'ombrage, surtout dans les petits cours d'eau (Beschta, 1997; Broadmeadow, Jones, Langford, Shaw, & Nisbet, 2011; Garner, Malcolm, Sadler, & Hannah, 2017). La présence de végétation au sol peut être affectée par les activités humaines et influencer la température de l'eau (Holtby, 1988; Ouellet et al., 2020). Par exemple, l'élimination de la végétation riparienne sur une rivière de la côte ouest canadienne a entraîné une augmentation de la température de l'eau tout au long de l'année (jusqu'à 3.2 °C en été), impactant directement la population de salmonidés migrateurs (Hartman, Scrivener, & Miles,

1996). Un cours d'eau large et peu profond est moins affecté par l'ombrage mais présente une plus forte variabilité diurne en raison de son exposition.

Tableau 1.1 Variables affectant le bilan énergétique de l'eau

Variable	Description	Symbole
Rayonnement à ondes courtes	Plus grande source énergétique d'une rivière (Webb & Zhang, 1997). Inclut une part d'infrarouge, la lumière visible et les ondes ultraviolettes.	H_{sw}
Rayonnement à ondes longues	Source (onde infrarouge émise vers la surface de l'eau) ou perte énergétique (onde infrarouge émise par la surface de la rivière)	H_{lw}
Flux de chaleur latente	Source (condensation) ou perte énergétique (évaporation) par transition de phase de l'eau.	H_l
Flux de chaleur sensible	Source ou perte énergétique selon l'échange convectif entre l'air et la surface de l'eau.	H_s
Flux advectif	Source ou perte énergétique selon l'entrée et la sortie d'eau à une température différente. Ces flux d'eau peuvent se faire d'amont vers l'aval ou directement avec les écoulements souterrains dans les deux directions.	H_a
Flux convectif	Source ou perte énergétique par échange de chaleur par contact entre l'eau de rivière et l'eau souterraine.	H_c

accrue aux conditions atmosphériques (plus grande surface libre); sa température est donc moins influencée par ses interactions avec la zone riparienne (Caissie, 2006). La création d'un réservoir sur une rivière par l'ajout d'ouvrage(s) de rétention affecte la température de l'eau en amont et en aval (Webb & Walling, 1993a).

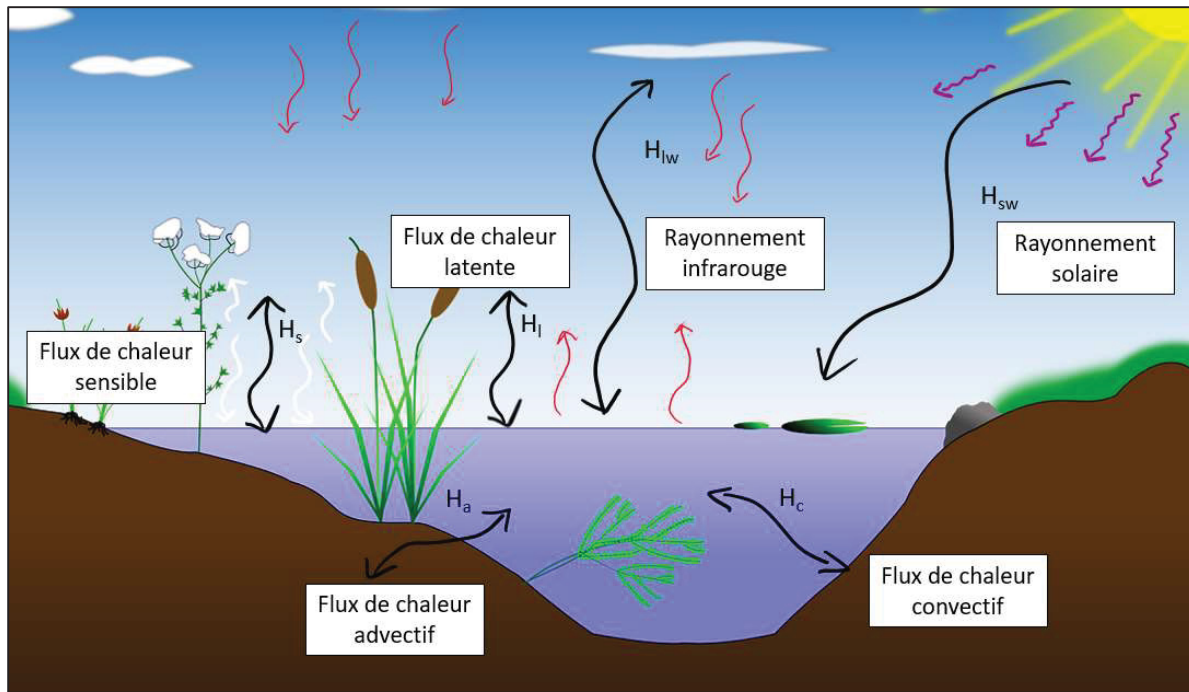


Figure 1.1 Schéma représentant certaines variables affectant le bilan énergétique de l'eau

Il existe aussi des variabilités spatiales et temporelles à la température de l'eau. La température de l'eau provenant d'une source froide, comme une source souterraine ou un déversoir d'eau froide, s'équilibre progressivement en s'éloignant vers l'aval avec son environnement. Cet effet est non linéaire et plus prononcé dans les plus petits cours d'eau (Benson, 1953). En termes de temporalité, si l'eau de la rivière est suffisamment exposée aux conditions atmosphériques, elle atteint un point d'équilibre thermique avec son environnement (Bogan, Mohseni, & Stefan, 2003; Edinger, Duttweiler, & Geyer, 1968). Ce point d'équilibre est atteint lorsque la somme des flux thermiques est nulle entre l'eau et son environnement. Il existe généralement une corrélation entre la température de l'air moyenne journalière et la température de l'eau, avec une période de délai, puisque la température de l'air est représentative de la température d'équilibre thermique d'une rivière (Crisp & Howson, 1982). Ce délai entre la température de l'air et celle de l'eau est associé à la différence entre la capacité thermique de l'air et celle de l'eau, et augmente avec la profondeur d'un cours d'eau (Preud'homme & Stefan, 1992), ainsi que la taille du bassin versant (Webb & Walling, 1986).

1.2.2 Les modèles déterministes à base physique

Les modèles déterministes calculent un bilan des flux de chaleur à l'aide d'équations mathématiques basées sur la physique des phénomènes pour modéliser la température de l'eau. Ces équations sont écrites en fonction de variables connues et le modèle retournera toujours la même réponse s'il reçoit les mêmes variables d'entrée.

Une approche déterministe utilisée est le modèle à base physique, qui applique généralement les lois de conservation de masse et de l'énergie pour calculer la température de l'eau (Morin & Couillard, 1990; Sinokrot & Stefan, 1993; St-Hilaire, Morin, El-Jabi, & Caissie, 2000). Il est à noter que les modèles basés sur la physique sont généralement déterministes, mais il est toutefois possible d'introduire des éléments stochastiques. Il est notamment possible d'introduire du bruit dans les données d'entrée ou de modifier aléatoirement les conditions aux frontières. Ces méthodes permettent de représenter la variabilité naturelle, même dans un modèle déterministe. Ces modèles déterministes à base physique utilisent des variables météorologiques et hydrologiques pour évaluer les échanges d'énergie entre l'eau et l'atmosphère (Caissie, Satish, & El-Jabi, 2007). En utilisant des variables comme celles présentées au Tableau 1.1, ces modèles appliquent un bilan thermique (voir éq. (1.1), modifié de Dugdale, Hannah et Malcom (2017)) pour ensuite déterminer la variation de la température de l'eau. Dugdale, Hannah et Malcom (2017) peignent un portrait de l'état actuel de la modélisation déterministe de la température de l'eau.

$$H_{net} = H_{sw} + H_{lw} + H_l + H_s + H_a + H_c \quad (1.1)$$

Ici, H_{net} est le bilan énergétique totale, tandis que H_{sw} est la radiation solaire (ondes courtes) incidente, qui est habituellement la source principale d'énergie pour une rivière (Webb & Zhang, 1997). H_{lw} correspond au flux de radiation infrarouge (ondes longues) et inclut la chaleur radiée par le court d'eau, et celle radiée vers celui-ci, notamment par les nuages, la végétation et le sol (Benyahya, Caissie, Satish, & El-Jabi, 2012). H_l représente la chaleur latente due au changement de phase de l'eau (évaporation), et H_s est le flux de chaleur convectif

(chaleur sensible) représentant les échanges avec l'air. H_a désigne le flux de chaleur par advection, ce qui inclut les échanges entre l'eau de rivière et l'eau souterraine, ainsi que les gains et pertes par les écoulements latéraux, en amont et en aval, et l'effet de la précipitation directe. Finalement, H_c correspond à l'échange conductif par contact avec le lit de rivière et les eaux souterraines. Mise à part H_{sw} qui peut être mesuré avec un pyranomètre et H_{lw} qui peut être mesuré avec un pyrgéomètre, il devient rapidement trop difficile et coûteux de mesurer les autres variables de l'équation (1.1). Elles sont donc typiquement estimées à partir d'autres variables météorologiques ou négligées.

Un point faible de ces modèles est qu'ils nécessitent une variété de données d'entrée et donc ils manquent de flexibilité quant au choix des variables pour un modèle donné (Benyahya et al., 2007). L'absence ou l'insuffisance de données météorologiques et atmosphériques peut donc nuire à l'applicabilité de ces modèles. Dans le domaine de l'hydrologie, le problème de manque de données a été contourné par l'utilisation de sources de données alternatives aux observations (Tarek, Brissette, & Arsenault, 2020). En ce qui concerne les interactions avec le lit de rivière, elles sont généralement négligées et ont peu d'impact pour les pas de temps d'une journée ou plus, sauf l'hiver sous un couvert de glace (Hondzo & Stefan, 1994). Puisque ces modèles représentent directement les interactions entre les différentes variables et l'eau, ils sont particulièrement applicables pour des études modélisants de telles interactions, comme celles portant sur les impacts des changements climatiques (Caissie et al., 2007).

Caissie et al. (2007) ont réussi à simuler avec succès la température de l'eau de deux rivières au Nouveau-Brunswick en utilisant un modèle déterministe. Ils ont obtenu un RMSE de 1.49 °C en calibration et 1.55 °C en validation pour la Petite Miramichi Sud-Ouest, et un RMSE de 1.51 °C en calibration et 1.61 °C en validation pour la rivière Catamaran, le tout sur un pas de temps journalier. Le modèle a mieux performé en fin d'été comparativement à la période de fonte des neiges. Ouellet-Proulx, St-Hilaire et Boucher (2017) ont utilisé le modèle CEQUEAU pour produire un ensemble de prévisions journalières de la température de l'eau sur un horizon de 5 jours. Ils ont démontré qu'il existe une plus grande incertitude pour une rivière non régulée (Miramichi Sud-Ouest) que pour une rivière régulée (Nechako). Lors de la

validation du modèle, ils ont obtenu des RMSE de 0.95 °C pour la Nechako et 1.46 °C pour la Miramichi Sud-Ouest, tous deux sur un pas de temps journalier. Une étude utilisant le modèle Heat Source a révélé la sensibilité de la température de l'eau de rivière à la température de l'air, à la végétation de la zone riparienne et au débit (Woltemade & Hawkins, 2016). Cette étude utilise la température de l'eau maximale moyenne par semaine (MWAT), qui représente la valeur la plus élevée d'une moyenne mobile sur sept jours annuellement. Une augmentation de la température de l'air de 3.5 °C a entraîné des augmentations de la MWAT de 1.5 à 2.3 °C en présence de faible débit et de 0.9 à 2.0 °C avec un débit modéré. Similairement, l'élimination de la végétation riparienne, et donc de l'ombrage qu'elle fournit, a causé une augmentation de la MWAT de 2.2 à 5.9 °C en situation de faible débit et de 1.0 à 4.4 °C en présence de débit modéré. Cela souligne non seulement la sensibilité de la température de l'eau à la température de l'air et à l'ombrage de la végétation riparienne, mais aussi la capacité de mitigation des impacts qu'apporte une augmentation de débit.

1.2.3 Les modèles statistiques

Les modèles statistiques tentent d'expliquer la température de l'eau sans nécessairement recourir aux lois physiques conventionnelles. Les principaux avantages de cette approche sont généralement la simplicité de mise en œuvre et le besoin réduit de données par rapport aux modèles déterministes (Benyahya et al., 2007). Ces modèles peuvent être divisés en deux catégories : paramétriques et non paramétriques, qui seront décrites dans les prochaines sections.

1.2.3.1 Les modèles paramétriques

Les modèles paramétriques peuvent être subdivisés en deux catégories : les modèles de régression (linéaires et non linéaires) et les modèles dits stochastiques ou partiellement stochastiques.

Les régressions simples établissent un lien entre deux variables (une dépendante et l'autre indépendante). Généralement, la variable indépendante est la température de l'air, utilisée pour

estimer la température de l'eau. Cette relation devient plus significative pour des pas de temps supérieurs à un jour, mais ces types de régressions ne tiennent habituellement pas compte de l'inertie thermique d'un cours d'eau majeur (Piccolroaz, Toffolon, & Majone, 2013; Stefan & Preud'homme, 1993). La corrélation entre la température de l'air et la température de l'eau augmente avec le pas de temps (Pilgrim, Fang, & Stefan, 1998), mais n'est pas nécessairement une relation linéaire (Mohseni, Stefan, & Erickson, 1998). Cette corrélation peut être analysée par saison et est la plus robuste en été (Langan et al., 2001). Des relations non-linéaires peuvent également s'appliquer pour lier la température de l'air à la température de l'eau, tel que des fonctions logistiques en forme de « S » (Mohseni et al., 1998). Cependant, les approches simplistes à une variable (comme la température de l'air, T_a) négligent normalement le débit, un élément auquel la température de l'eau est sensible (Sinokrot & Gulliver, 2000; Zaidel et al., 2021).

Il est possible d'appliquer une approche de régression multiple, notamment en incluant d'autres variables indépendantes, comme le débit, dans l'analyse de la température de l'eau. Il a été démontré que lorsque le débit est inférieur à la médiane d'un cours d'eau donné, ces régressions reliant les températures de l'eau et de l'air fonctionnent généralement bien. Cependant, il existe également une corrélation inverse entre le débit et la température de l'eau (Webb, Clack, & Walling, 2003). L'inclusion du débit n'est en revanche pas toujours bénéfique pour la modélisation de la température de l'eau (Crisp & Howson, 1982). Les régressions multiples non linéaires ont également connu un certain succès et sont mieux équipées pour représenter les interactions avec les écoulements souterrains, les effets du gel et le refroidissement évaporatif à haute température (Mohseni & Stefan, 1999).

Les modèles autorégressifs, qui peuvent comporter une composante stochastique, prennent en compte l'autocorrélation de la température de l'eau, ainsi que la corrélation avec d'autres variables externes, comme la température de l'air (Benyahya et al., 2007). La température de l'eau est souvent décomposée en deux composantes : le signal à long terme (tendance saisonnière) et la composante à court terme (portion dite stochastique, souvent modélisée à partir des températures de l'air). Ce type de modèle néglige généralement plusieurs sources

influençant la température de l'eau, qu'elles soient responsables du refroidissement (sources souterraines, eau de fonte, déversoirs à prise d'eau froide, etc.) ou du réchauffement (déversements d'eaux usées, eau provenant de systèmes de refroidissement, etc.) du cours d'eau (Bogan et al., 2003). Mestekemper, Windmann et Kauermann (2010) ont proposé une structure autorégressive utilisant la température de l'air et la température de l'eau pour prévoir cette dernière à un pas de temps horaire. Ce modèle ressemble à ceux utilisés dans le domaine de l'analyse économique et donne de bons résultats (erreur quadratique moyenne de prédiction de l'ordre de 2.4 °C). L'importance de la modélisation à un pas de temps sous-journalier est soulignée dans cette étude, car les déversements de deux centrales hydroélectriques à Wuppertal (Allemagne) influencent directement la température de l'eau en aval, tandis que le coût de l'électricité varie à l'heure et les échanges d'électricité se font à la précision de la minute. Une étude récente a comparé deux modèles : un modèle autorégressif à moyenne mobile avec variables exogènes (ARMAX) et un modèle autorégressif avec variables exogènes (NARX). ARMAX est une approche stochastique démontrant une habileté à interpréter des données bruitées, comme celles relatives à la température de l'eau (Breaker & Brewster, 2009). NARX, quant à lui, est un modèle de régression non linéaire, une forme de modèle non paramétrique qui sera présentée à la section 1.2.3.2. Les deux modèles ont obtenu des valeurs de RMSE de l'ordre de 1 °C en validation pour la rivière Fourchue, au Québec. La nature chaotique des données historiques de la température de l'eau a rendu l'utilisation d'une régression linéaire simple inefficace, d'où l'application de modèles statistiques plus sophistiqués. Ils ont toutefois montré une tendance au sur-ajustement, potentiellement causé par des événements extrêmes lors de la courte période de calibration (Kwak, St-Hilaire, & Chebana, 2017). Zhu, Nyarko et Hadzima-Nyarko (2018) ont constaté qu'un modèle stochastique performait mieux sur un pas de temps journalier pour la rivière Missouri (États-Unis), avec un RMSE en validation de 1.9 °C, par rapport à des modèles à régression linéaire et non linéaire (RMSE en validation de 3.6 °C et 3.3 °C), mais moins bien que des modèles non paramétriques (détaillés dans la section 1.2.3.2). Une technique développée récemment utilise un modèle autorégressif à commutation de régimes basé sur un processus Markovien latent pour modéliser la température de l'eau à un pas de temps horaire pour la rivière Dee, au nord-est de l'Écosse (Spezia et al., 2023). Les processus du modèle reposent sur des algorithmes de

Monte Carlo par chaînes de Markov et ont permis de très bien représenter le cycle diurne, la classification des régimes, ainsi que la restauration des valeurs manquantes et l'identification des covariables affectant les processus observés et cachés (RMSE de 0.098 °C et MAE de 0.068 °C).

Certains modèles, comme *air2stream*, sont considérés hybrides et combinent l'approche déterministe et statistique (Piotrowski & Napiorkowski, 2019; Tavares et al., 2020). Ce modèle est basé sur un bilan énergétique, similaire à une approche déterministe, mais le flux énergétique, similaire à celui décrit à l'équation (1.1), est estimé à partir de la température de l'air.

1.2.3.2 Les modèles non-paramétriques

Les modèles non-paramétriques n'ont pas de structure établie et dépendent fortement des données disponibles. Parmi ceux-ci, on trouve des modèles dit d'apprentissage automatique (*Machine Learning* – ML), comme les réseaux de neurones (ANN), les approches par analogues (K-Nearest Neighbors, ou k-NN; Benyahya et al., 2007) ou la régression par procédé Gaussien (GPR) (Grbić, Kurtagić, & Slišković, 2013). Contrairement aux modèles basés sur des principes physiques, ces modèles ne cherchent pas à expliquer les variations de la température de l'eau par un bilan énergétique (Dugdale et al., 2017). Les approches de ML ont d'ailleurs démontré leur utilité en modélisation thermique. Zhu et Piotrowski (2020) ont recensé 36 publications entre 2000 et 2020 utilisant une forme d'intelligence artificielle pour modéliser la température de l'eau de rivière. Seulement 5 de ces publications présentent un pas de temps inférieur à journalier dans leur modèle. Il y a une forte dominance des ANN (Haykin, 1998) parmi les modèles utilisés. Ces ANN traitent des variables d'entrée de manière indépendante et identifient un lien avec la variable de sortie désirée grâce à des fonctions non-linéaires (Ahmadi-Nedushan et al., 2006). Ces modèles sont capables de produire une modélisation adéquate de la température de l'eau mais nécessitent une grande quantité de données pour être bien entraînés. Ils ne sont cependant pas restreints quant au type de données utilisées. Une recherche similaire utilisant les mêmes termes aujourd'hui révèle plusieurs

centaines de publications depuis 2021 portant sur le sujet, démontrant un fort intérêt et un domaine en pleine effervescence.

Ces modèles basés sur le ML montrent leur capacité à surpasser les modèles statistiques traditionnels, comme les régressions linéaires simples ou multiples (Zhu, Bonacci, Oskoruš, Hadzima-Nyarko, & Wu, 2019; Zhu, Hadzima-Nyarko, et al., 2019). Une forme courante d'ANN est le réseau de neurones à perceptron multicouche (*Multi-Layer Perceptron Neural Network* - MLPNN) (Chenard & Caissie, 2008; Daigle et al., 2009; Rabi, Hadzima-Nyarko, & Šperac, 2015; Zhu, Heddum, Wu, Dai, & Jia, 2019). Les MLPNN sont des réseaux de neurones comprenant au moins trois couches : une couche d'entrée de données, une ou plusieurs couches cachées et la couche de sortie. Ce type de modèle réalise de bonnes performances lorsque les données d'entrée sont indépendantes, mais n'est pas conçu pour traiter les séries chronologiques. Chenard et Caissie (2008) ont appliqué huit MLPNN sur la rivière Miramichi, au Nouveau-Brunswick, pour modéliser la température de l'eau moyenne journalière (RMSE de 0.96 °C) et quatre pour modéliser la température de l'eau maximum journalière (RMSE de 1.18 °C). Ils ont souligné que la combinaison de paramètres utilisés pour entraîner le modèle n'était pas aussi critique pour la modélisation de la température de l'eau moyenne journalière, mais qu'elle influençait sensiblement la modélisation de la température de l'eau maximum journalière. Depuis quelques années, la littérature sur la modélisation de la température de l'eau témoigne d'une tendance croissante vers une forme particulière d'ANN : les réseaux de neurones récurrents (RNN). Les RNN sont une forme d'ANN qui maintient une mémoire pour contextualiser les données séquentielles. Cette mémoire est limitée en raison de l'approche d'optimisation par gradient, qui diminue exponentiellement lors de sa rétropropagation dans le temps. Une forme de RNN répandue dans la littérature actuelle est le modèle à longue mémoire courte (Long Short-Term Memory - LSTM) (Baek, Pyo, & Chun, 2020; Huang, Qian, & Ochoa, 2023; Qiu et al., 2021; Stajkowski, Kumar, Samui, Bonakdari, & Gharabaghi, 2020), qui remédie à ce problème. Ce modèle a la capacité d'apprendre des dépendances à long-terme entre les données grâce à l'usage de « portes » (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Dans le domaine de l'hydrologie, Arsenault et al. (2023) ont démontré que les LSTM obtenaient de meilleures performances que les modèles conceptuels sur plus de 90% des bassins non-jaugés

(parmi 148 en Amérique du Nord) pour la modélisation du débit en rivière. Zhang et al. (2017) ont modélisé la température de l'eau à la surface de la mer (*Sea Surface Temperature* - SST) à court terme (journalier) et à long terme (mensuel) avec un LSTM (RMSE <0.5 °C). Ils notent que la longueur des séries de données est un des éléments critique au bon fonctionnement du modèle.

Des LSTM ont été utilisés avec succès pour modéliser la température de l'eau moyenne journalière, avec un RMSE de validation inférieur à 1 °C pour sept rivières aux États-Unis, en Chine et en Suisse (Qiu et al., 2021). L'amélioration des capacités de prévision de la température de l'eau offerte par le LSTM est donc considérée comme un outil supplémentaire pour la gestion de l'écosystème de la rivière Yangtze. Les SST anormalement élevées ont également été modélisées sur la côte coréenne avec un LSTM (RMSE de validation de 0.4 °C) (Choi, Kim, & Yang, 2021). Ce modèle n'a pas été entraîné avec des données observées directement, mais avec des données de température de l'eau inférées à partir d'imageries satellite. La température de l'eau de surface d'un réservoir profond (réservoir Nuozhadu, Chine) a également été modélisée avec un LSTM (RMSE d'environ 0.5 °C) (Wang et al., 2022). Ce modèle s'est avéré beaucoup plus économique en temps de calcul que celui déjà mis en place, un modèle déterministe (Delft3D), réduisant le temps de simulation pour 1 an de données de 2 jours à 0.1 seconde. Ceci permet ainsi des études approfondies incluant une analyse d'impacts des changements climatiques et des politiques de gestion du réservoir. Les auteurs visent une implantation du modèle du côté opérationnel pour faciliter l'optimisation de la gestion du réservoir tout en considérant les objectifs environnementaux et ceux de la production hydroélectrique. Stajkowski et al. (2020) ont démontré que l'utilisation d'une forme de LSTM avec un algorithme génétique pour ajuster les hyperparamètres permettait de modéliser la température de l'eau des rivières sur un pas de temps horaire (RMSE de 0.76 °C) avec une meilleure précision qu'un RNN simple. Zhu et al. (2018) ont comparé plusieurs types de modèles non paramétriques, dont un ANN, un GPR et un arbre de régression, pour modéliser la température de l'eau journalière. Ces trois approches ont obtenu des résultats similaires (RMSE de l'ordre de 1.7 °C) et se sont révélées supérieures aux modèles de référence à régression linéaire, non linéaire et stochastique. Les auteurs ont noté que ces types de modèles

pourraient servir à compléter les séries de données manquantes afin de soutenir des modèles déterministes. Une étude portant sur 118 bassins à travers les États-Unis à l'échelle nationale a été effectuée avec un LSTM pour évaluer la température de l'eau moyenne journalière (Rahmani et al., 2021). En plus des variables météorologiques, comme la précipitation et le rayonnement solaire incident, cette étude a fait appel à des variables statiques décrivant les bassins. Ces variables statiques ont servi à entraîner un deuxième LSTM pour simuler le débit des rivières. Bien que synthétique, cette information a amélioré la performance du LSTM dans la modélisation de la température de l'eau, comparativement à un LSTM entraîné sans débit observé. Les LSTM utilisant les débits observés ont tout de même obtenu les meilleurs résultats, avec un RMSE moyen de 0.69 °C.

L'approche non paramétrique est une méthode flexible qui s'adapte à la structure des données. Le rééchantillonnage est à la fois un modèle non paramétrique et un outil de modélisation. Rajesh et Rehana (2022) utilisent une approche du K-voisin le plus proche (k-NN) pour simuler les données historiques dans un contexte où celles-ci sont quasi inexistantes. Les données sont simulées sur un pas de temps mensuel et sont nécessaires pour entraîner un modèle LSTM sur 7 bassins en Inde pour modéliser la température de l'eau. Ferchichi et al. (2022) utilisent également le rééchantillonnage pour entraîner un modèle de forêt aléatoire, une approche de ML qui implémente des arbres de décision. Ici, l'approche *bootstrap* est employée pour produire une portion des données. Le modèle effectue ensuite l'agrégation de l'ensemble des modélisations en un arbre de décision. Chaque arbre est obtenu par rééchantillonnage, ce qui réduit la corrélation entre eux.

1.3 Les données alternatives

Des données observées de qualité sont idéales lors de la mise en place d'un modèle simulant la température de l'eau. Cependant, ces données ne sont pas toujours disponibles et peuvent être très coûteuses. Il est possible d'utiliser une autre source de données pour remplacer les données météorologiques observées, et cette section explore ces différentes options.

1.3.1 Les données de réanalyse

Les produits de réanalyse sont des bases de données utilisant des techniques de modélisation et d’assimilation de données dans le but de générer la meilleure estimation de l’état de l’atmosphère en tout point. Ils intègrent des données satellites, des données provenant de modèles atmosphériques et des données de stations météorologiques. Ces produits ont l’avantage d’être relativement faciles à utiliser, présentant des données complètes pour parfois des centaines de variables atmosphériques, sur une résolution spatiale et temporelle fixe. Cependant, les données peuvent ne pas être entièrement fiables pour certaines régions en raison d’un manque d’information locale alimentant le système. En raison de la nature même de ces produits et de la disponibilité variable des différentes sources d’information, il existe une variabilité artificielle au sein des modèles de réanalyse eux-mêmes. Le Tableau 1.2 résume les produits de réanalyse les plus répandus.

Tableau 1.2 Liste non-exhaustive de produits de réanalyses atmosphériques
Tiré du *National Center for Atmospheric Research* (2024)

Nom		Source		Années disponibles	Pas de temps
Arctic Reanalysis (ASR)	System	Byrd Research Center, The Ohio State University/ David Bromwich, NCAR, CIRES, U. Illinois	Polar	2000-01 à 2012-12	Sous journalier, mensuel
CERA-20C		ECMWF		1901-01 à 2010-12	Sous journalier, journalier, mensuel
Climate System Reanalysis	Forecast	NCEP		1979-01 à 2017-11	Sous journalier, mensuel
ERA-20C		ECMWF		1900-01 à 2011-01	Sous journalier, journalier, mensuel

Tableau 1.2 Liste non-exhaustive de produits de réanalyses atmosphériques
Tiré du *National Center for Atmospheric Research* (2024) (suite)

Nom	Source	Années disponibles	Pas de temps	
ERA-Interim	ECMWF	1979-01 à 2019-09	Sous journalier,	journalier, mensuel
ERA5	ECMWF	1940-01 à présent	Sous journalier,	journalier, mensuel
ERA5-Land	ECMWF	1940-01 à présent	Sous journalier,	journalier, mensuel
JRA-55	Japanese Meteorological Agency	1957-12 à 2022-02	Sous mensuel	journalier,
MERRA	NASA	1979-01 à 2016-02	Sous mensuel	journalier,
MERRA2	NASA Modeling and Assimilation Office	Global 1980-01 à 2017-11	Sous journalier,	journalier, mensuel
NCEP NARR	NCEP	1979-01 à 2022-02	Climatologie, Sous journalier,	mensuel
NCEP-NCAR (R1)	NCEP, NCAR	1948-01 à 2022-02	Sous journalier,	journalier, mensuel
NOAA V2 et 2c	NOAA ESRL, CIRES CDC / Gil Compo	1850-12 à 2014-12	Sous journalier,	journalier, mensuel

Lorsque les données météorologiques observées ne sont pas disponibles ou trop coûteuses à obtenir, il est possible d'utiliser des données de réanalyse comme alternative. Cette approche est déjà appliquée dans le domaine de l'hydrologie (Essou, Sabarly, Lucas-Picher, Brissette, & Poulin, 2016; Tarek et al., 2020) et fait depuis peu son entrée dans le domaine de la modélisation de la température de l'eau. Luo et al. (2020) ont examiné MERRA2 et ERA-Interim quant à l'exactitude de la température de l'air (moins de 2 °C de différence), de la SST

(environ 0.1 °C d'erreur) et de l'humidité relative au-dessus de l'Atlantique (moins de 10 % d'erreur). Ils ont conclu que les réanalyses sont suffisamment efficaces pour le domaine de la recherche. À noter que la résolution spatiale grossière de ces produits de réanalyse permet généralement de produire plus facilement la SST que la température de l'eau des rivières, puisque les points de grille n'informent pas sur le microclimat riparien auquel les rivières sont sensibles (Benyahya, Caissie, El-Jabi, & Satish, 2010). ERA-Interim (Dee et al., 2011) a été utilisé avec succès, à un pas de temps horaire, pour modéliser le cycle diurne de la température de l'eau dans un lac (Frassl et al., 2018) avec un RMSE de 1.64 °C à la surface et de 1.61 °C au fond du lac. Ils ont déterminé que l'utilisation de données de réanalyse, couplées aux données observées locales, était avantageuse pour modéliser la température de l'eau. Plus récemment, ERA5 et l'imagerie satellite infrarouge ont été utilisés pour modéliser le débit et la température de l'eau sur un pas de temps journalier dans la rivière Aux Mélézes, dans l'Arctique canadien, avec un critère d'efficacité de Kling-Gupta supérieur à 0.8 et un RMSE de 1.38 °C (Rincón, St-Hilaire, Bergeron, & Dugdale, 2023). L'absence de données observées ici souligne l'importance et l'utilité des données de réanalyse dans la modélisation en milieu éloigné. Mihalevich, Neilson et Buahin (2022) ont évalué l'efficacité d'ERA5-Land pour la modélisation thermique des rivières sur un pas de temps horaire en l'absence de données observées. Ils ont trouvé qu'en utilisant un modèle déterministe, ERA5-Land obtient de meilleurs résultats comparativement au modèle utilisant les données observées. La résolution spatiale relativement fine semble contribuer à la représentation de la variabilité spatiale des variables météorologiques. Des modèles statistiques non paramétriques ont également été appliqués à l'aide d'ERA5-Land sur 83 rivières (Almeida & Coelho, 2023) avec un RMSE moyen de 2.75 °C. Le RMSE obtenu est corrélé avec le temps de concentration des bassins, montrant une augmentation d'environ 0.1 °C par heure supplémentaire de temps de concentration. Il ressort de la littérature que les produits du Centre Européen pour la prévision météorologique à moyen terme (*European Centre for Medium-range Weather Forecasts – ECMWF*), tels qu'ERA5, ERA5-Land et ERA-Interim, sont privilégiés.

Plus récemment, Khorsandi, St-Hilaire et Arsenault (2022) ont modélisé la température de l'eau de la rivière Nechako sur un pas de temps journalier en utilisant le modèle hydrologique et

thermique CEQUEAU, avec une calibration multisite utilisant des données de réanalyse comme entrée, obtenant un RMSE inférieur à 1.6 °C.

1.4 Les changements climatiques

Le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) a produit plusieurs rapports analysant non seulement l'évolution du climat, mais aussi les impacts socio-économiques ainsi que les mesures d'adaptation et d'atténuation. Le 6^e et plus récent rapport (Lee et al., 2023; Masson-Delmotte, 2021) constate une augmentation de la température de la surface de l'eau dans les lacs et rivières de l'ordre de 0.21 °C à 0.45 °C par décennie entre 1970 et 2010. Ce réchauffement est plus rapide que pour les SST et est d'autant plus accentué dans les régions connaissant des hivers froids (O'Reilly et al., 2015). La dépendance à l'égard des ressources hydriques s'accroîtra mondialement, alors que la demande énergétique augmentera pour le chauffage (+34 %) et la climatisation (+72 %) en raison des impacts des changements climatiques d'ici 2100 (Isaac & Van Vuuren, 2009). Picketts, Parkes et Déry (2017) indiquent qu'une série d'études précédentes a identifié une augmentation de la température de l'air d'environ 2 °C pour le bassin de la Nechako d'ici 2050 comparativement à la période de référence (1961-1990). La température de l'eau du bassin de la rivière Fraser, qui inclut le sous-bassin de la rivière Nechako, a augmenté de 1 °C de 1950 à 2015 (Islam et al., 2019), doublant ainsi le nombre de journées annuelles où la température moyenne de l'eau a excédé 20°C (Macdonald, 2019). Khorsandi et al. (2023) soulignent l'importance d'une gestion saine de la rivière Nechako, car la disponibilité de l'habitat des saumons sockeye sera réduite en raison des effets des changements climatiques. Ils prévoient une augmentation de 3.8 % à 36 % du nombre de jours où la température de l'eau dépassera le seuil critique de 20 °C pour les horizons 2040-2069 et 2070-2099, par rapport à la période 2005-2019.

1.4.1 Scénarios futurs

L'intégration croissante de scénarios futurs permet une meilleure compréhension de l'incertitude liée aux changements climatiques (Chen, Brissette, Poulin, & Leconte, 2011; Deser, Phillips, Bourdette, & Teng, 2012; Kundzewicz et al., 2018) et, par conséquent, des

variations de la disponibilité des ressources hydriques (Ferreira & Teegavarapu, 2012; Konapala, Mishra, Wada, & Mann, 2020; Teegavarapu, 2010). Les changements saisonniers et annuels des précipitations pourraient affecter les débits et la température de l'eau des rivières, influençant ainsi la production hydroélectrique (Mukheibir, 2013; Solaun & Cerdá, 2019).

La gestion des ressources hydriques liées à la production hydroélectrique devra démontrer une flexibilité et s'adapter à la variabilité de leur disponibilité (Ali, Aadhar, Shah, & Mishra, 2018; Minville, Brissette, Krau, & Leconte, 2009). Le nord du Canada a enregistré une baisse de 10 % du débit vers les océans Nord-Atlantique et Arctique entre 1964 et 2003 (Déry & Wood, 2005). Ce nouveau régime d'apports devra être accompagné d'un nouveau régime de gestion pour les centrales de type réservoir, surtout celles actuellement dominées par la fonte des neiges. Les pluies et les fontes hivernales seront de plus en plus présentes dans l'ouest canadien, altérant le régime d'écoulement des rivières (Schnorbus, Werner, & Bennett, 2014). Kang, Shi et al. (2014) ont trouvé que le bassin versant de la Nechako verra son régime hydrologique se transformer, passant d'un régime dominé par la neige à un régime dominé par la pluie au cours du prochain siècle.

Pour être en mesure de prendre des décisions face aux impacts des changements climatiques, la communauté de recherche utilise différents scénarios futurs. Ces scénarios, ou trajectoires socio-économiques partagées (SSP) (Riahi et al., 2017), décrivent l'état socio-économique, la fluctuation de l'usage du territoire et les sources énergétiques mondiales, entre autres aspects, à travers cinq futurs potentiels de développements anthropogéniques (voir Tableau 1.3).

Ces SSP remplacent les trajectoires représentatives de concentration (RCP), qui décrivent les émissions de gaz à effet de serre (Meinshausen et al., 2011; Van Vuuren et al., 2011). Dans le plus récent rapport du GIEC, les SSP sont associés aux scénarios d'émissions RCP qu'ils utilisent (SSP-RCP). Les RCP eux-mêmes sont identifiés par leur forçage radiatif en W/m^2 (par exemple : RCP 4.5 implique un forçage énergétique de $4.5 W/m^2$) et sont décrits dans le Tableau 1.4.

Tableau 1.3 Descriptifs des trajectoires socio-économiques partagées

Nom	Descriptif
SSP1	La communauté mondiale se réoriente progressivement vers une trajectoire mettant l'accent sur le respect de l'environnement. Ce scénario présente peu de problèmes de mitigation et d'adaptation aux effets des changements climatiques.
SSP2	Les tendances sociales, économiques et technologiques suivent les tendances historiques, et la croissance de la population diminue dans la seconde moitié du siècle. Ce scénario présente des problématiques de mitigation et d'adaptation aux effets des changements climatiques.
SSP3	Ce scénario présente une situation politique mondiale où l'ensemble des nations se tournent vers l'intérieur pour assurer leur sécurité énergétique, ce qui entraîne une éducation et un développement technologique en déclin. Il y a une dégradation environnementale inégale à travers la planète. Ce scénario présente de nombreuses problématiques de mitigation et d'adaptation aux effets des changements climatiques.
SSP4	Une iniquité économique et sociale entre les nations mène à un monde stratifié en conflit. Les sources énergétiques sont diverses, et des options produisant beaucoup de carbone sont développées, tout comme des options plus respectueuses de l'environnement. Ce scénario présente peu de problématiques de mitigation, mais une difficulté d'adaptation aux effets des changements climatiques.
SSP5	La compétition sur les marchés et l'innovation mène à un développement rapide de l'économie. Les combustibles fossiles sont centraux dans ce scénario pour répondre aux besoins croissants. Ce scénario présente de nombreuses problématiques de mitigation, mais peu d'adaptation aux effets des changements climatiques.

Tableau 1.4 Descriptifs des trajectoires représentatives de concentration

Nom	Descriptif
RCP 2.6	Le forçage radiatif augmente jusqu'à 3 W/m^2 au milieu du siècle, puis redescend à 2.6 W/m^2 .
RCP 4.5	Le forçage radiatif se stabilise à 4.5 W/m^2 .
RCP 6	Le forçage radiatif se stabilise à 6 W/m^2 .
RCP 8.5	Le forçage radiatif se stabilise à 8.5 W/m^2 .

1.4.2 Les modèles climatiques de circulation générale

La modélisation climatique trouve ses débuts dans une série d'équations établies par Bjerknes (1910) visant à expliquer les mouvements de la chaleur, l'air et l'humidité sur des cellules en grille avec l'ensemble des calculs fait à la main (Friedman, 1993; Nebeker, 1995; Richardson, 1922). Ces modèles ont évolué vers une implémentation sur ordinateur, simulant l'impact d'une chaîne de montagnes sur l'écoulement de l'air au-dessus d'un continent (Charney, 1949; Charney & Eliassen, 1949). Les premiers modèles de circulation fonctionnels étaient à l'échelle régionale, et non globale, couvrant l'Amérique du Nord avec 270 points de grille espacés d'environ 700 km chacun. Ce modèle était capable de simuler le climat en deux dimensions sur un pas de temps de 3 heures, presque en temps réel (Charney, Fjörtoft, & Neumann, 1950). En 1956, le premier modèle mathématique capable de simuler adéquatement les processus de la troposphère fut établi (Phillips, 1956), suivi d'un modèle qui incluait également les interactions océaniques (Manabe & Wetherald, 1967).

Aujourd'hui, les modèles de circulation générale (GCM) simulent le climat terrestre à une échelle tridimensionnelle grossière. Pour représenter les interactions et les comportements de l'atmosphère et des océans, ces systèmes sont construits sur les principes de la physique, tels que la thermodynamique et la dynamique des fluides. Cette dépendance aux équations déterministes rend les GCM très attrayants pour les études des climats futurs, notamment dans le cadre de scénarios d'augmentation des gaz à effet de serre ou de changement de vocation des terres. Les principaux GCM sont regroupés par un projet visant à coordonner la distribution

et le développement des simulations climatiques : le *Coupled Model Intercomparison Project* – 6^e version (CMIP6) (Eyring et al., 2016; O'Neill et al., 2016).

Les GCM présentent certaines limitations vis-à-vis l'implémentation de processus physiques à plus petite échelle, en raison de la résolution spatiale relativement grossière. Par exemple, la convection doit être paramétrisée et, par conséquent, la distribution de la précipitation y est sensible (Tost, Jöckel, & Lelieveld, 2006). La circulation modélisée n'est donc pas

nécessairement fiable pour les événements hydrologiques extrêmes (Christensen & Christensen, 2003). Étant donné que les informations fournies par les GCM ne sont pas suffisantes pour les analyses à l'échelle locale, il est nécessaire de les adapter pour étudier les impacts au niveau régional. Deux approches existent à cet effet : le changement d'échelle dynamique et le changement d'échelle statistique. Le changement d'échelle dynamique pilote un modèle à plus fine résolution, tel qu'un modèle de circulation régional (RCM) avec les conditions limites fournies par un modèle global, dans le but de maintenir une représentation fidèle du GCM (Giorgi et al., 2001; Mearns et al., 2003; Tapiador, Navarro, Moreno, Sánchez, & García-Ortega, 2020). Le changement d'échelle statistique, quant à lui, cherche à établir une relation empirique entre le climat régional et les GCM (Benestad, 2004; Sunyer, Madsen, & Ang, 2012).

1.4.3 Impacts sur la température de l'eau

Les GCM sont généralement des outils très utiles dans les études d'impact des changements climatiques, et la nouvelle génération de modèles regroupés dans le CMIP6 est de plus en plus présente dans la littérature. Selon Martel, Brissette et al. (2022), la sélection de modèles issus du CMIP6, comparativement à ceux du CMIP5, est bénéfique pour la modélisation hydrologique du débit des rivières, sauf dans les régions montagneuses. Cela semble être associé à une résolution spatiale accrue, permettant une meilleure représentation du climat régional.

En appliquant des scénarios futurs à un modèle hydrologique capable de simuler la température de l'eau, Van Vliet et al. (2013) ont constaté que les débits des rivières présenteront davantage d'extrêmes, avec des débits bas plus faibles et des débits élevés plus importants. La température de l'eau devrait augmenter globalement de 0.8 à 1.6 °C en moyenne pour la période de 2071 à 2100, comparativement à la période de référence (1971-2000). Cette augmentation est partiellement attribuable à l'intensification des faibles débits et surtout à l'augmentation du bilan énergétique appliqué (augmentation de H_{sw}) (Gidden et al., 2019).

Dugdale et al. (2018) indiquent une augmentation de la température de l'eau de 2 °C en moyenne pour l'ensemble des scénarios d'émission SSP, avec les scénarios les plus pessimistes présentant une augmentation d'environ 3.5 °C pour la rivière Saint-John au Nouveau-Brunswick. Quant à Caissie et al. (2014), ils signalent une augmentation allant jusqu'à 3.7 °C pour la rivière Miramichi.

L'augmentation de la température de l'eau et la modification du cycle hydrologique causées par les changements climatiques affecteront directement les écosystèmes d'eau douce (Prakash, 2021). Les changements climatiques influencent la température de l'eau à l'échelle mondiale (van Vliet et al., 2013) en plus d'impacter la disponibilité de la ressource hydrique (Čadro, Miseckaite, Gavrić, Baublys, & Žurovec, 2018; Guo, Wang, Xiong, Ying, & Li, 2002; Kirby et al., 2016). La réduction des débits en rivière peut avoir des effets néfastes sur leur écosystème en diminuant l'habitat disponible pour la faune (Isaak et al., 2012), et des faibles débits estivaux peuvent entraîner des températures de l'eau élevées en rivière, jugées critique pour certaines espèces de poissons (Eaton & Scheller, 1996; Mantua, Tohver, & Hamlet, 2010). Cette augmentation de la température de l'eau diminue l'oxygène dissous (Olden & Naiman, 2010) et augmente les risques de présence de pathogènes dans l'eau (Karvonen, Rintamäki, Jokela, & Valtonen, 2010). Le plus récent rapport du GIEC affirme avec une forte confiance que les écosystèmes d'eau douce et océaniques ont déjà été affectés par les changements climatiques, avec une augmentation atteignant jusqu'à 1 °C par décennie pour les rivières et 0.45 °C par décennie pour les lacs (Lee et al., 2023; Parmesan et al., 2022).

Rajesh et Rehana (2022) constatent que cinq rivières en Inde pourraient voir la température de leur eau augmenter entre 3.1 et 7.8 °C pour le RCP8.5 sur l'horizon 2071-2100, atteignant jusqu'à 35 °C pendant l'été. Des augmentations médianes de la température de l'eau de 3.3 °C sont prévues pour des rivières d'un bassin alpin en Suisse en utilisant un modèle déterministe à base physique utilisant le RCP8.5 entre la période de référence (1990-2000) et la fin du siècle (2080-2090). Cette augmentation atteint 5.3 °C pour certaines rivières (Michel et al., 2022). Gizińska et Sojka (2023) ont déterminé que l'augmentation de la température de l'eau par décennie se situe entre 0.14 et 0.58 °C pour un lac et 0.1 à 0.54 °C pour l'eau de rivière en Pologne. Globalement, la température de la surface des lacs a augmenté de 0.34 °C par décennie entre 1985 et 2009 (Woolway et al., 2020), et les eaux en région froide ont tendance à se réchauffer plus rapidement (O'Reilly et al., 2015).

Les espèces de poissons migrateurs sont particulièrement sensibles aux modifications des régimes thermiques en rivière (Crozier et al., 2008; Dingle, 2014; McCann, Johnson, & Pangle, 2018). Les juvéniles des saumons atlantiques ont un taux de croissance optimal lorsque la température de la rivière se situe entre 16 et 20 °C, et cette croissance cesse au-delà de 23°C (Jonsson & Jonsson, 2009). Les saumons du Pacifique, comme le saumon Chinook, verront leurs taux de survie réduits en raison de l'augmentation de la SST (Crozier, Burke, Chasco, Widener, & Zabel, 2021). Une augmentation de la température de l'eau est prévue pour la rivière Nechako (Oyinlola et al., 2024), ce qui fera en sorte que la température moyenne journalière dépassera le seuil des 20 °C régulièrement l'été. La pérennité des populations de saumons pacifiques est en déclin, et les impacts des changements climatiques ne feront qu'aggraver la situation à toutes les étapes de leur vie (Rand et al., 2006). L'importance de l'adaptation de la gestion de la rivière Nechako face à la température de l'eau croissante pour assurer la survie des Chinooks et des esturgeons blancs est soulignée dans la littérature (Oyinlola et al., 2024; Oyinlola et al., 2023).

Présentement, la gestion traditionnelle de l'eau peut être décrite comme « prévoir et contrôler », où l'environnement est directement géré par une technologie humaine pour nos besoins (Moberg & Galaz, 2005; Pahl-Wostl, 2002). Dans cette approche, l'état du système est

modélisé, et la réponse à un changement (par exemple, une modification du débit en aval d'un ouvrage de rétention) peut être simulée. Les décisions sont alors prises en fonction de normes ou d'un cadre légal (Pahl-Wostl, 2007). Il sera difficile d'appliquer cette approche dans un futur incertain (Borgomeo, Mortazavi-Naeini, Hall, & Guillod, 2018). Un changement dans l'approche de gestion est d'autant plus important pour le Canada, étant donné sa forte dépendance à l'égard de cette ressource pour la production hydroélectrique (voir Tableau 0.1). Cette nouvelle approche de gestion doit être dynamique et adaptable aux nouvelles observations pour assurer la résilience des écosystèmes affectés (Haasnoot, Kwakkel, Walker, & Ter Maat, 2013). La production énergétique, ainsi que l'agriculture, pourraient bénéficier de cette approche dynamique (D'Odorico et al., 2018). En plus de la modification de la gestion (Gaudard, Gilli, & Romerio, 2013; Thomas, Ghosh, & Sudheer, 2021), qui est une approche non-structurale d'adaptation, il existe également des approches structurales, comme la réfection des barrages (Arsenault, Brissette, Malo, Minville, & Leconte, 2013).

Le bassin de la Nechako s'attend à des impacts majeurs qui entraîneront le déclin des populations de saumons rouges (Martins et al., 2011). Macdonald, Morrison et Patterson (2012) soulignent l'importance d'incorporer la prévision de la température de l'eau dans les systèmes de gestion de la ressource hydrique afin de répondre aux différents besoins du bassin. Un article en voie de publication mentionne également que les saumons Chinook de la Nechako seront exposés à des risques accrus liés à l'exposition thermique et suggère une modification de la gestion des déversements pour prendre en compte l'ensemble des espèces de la rivière (Oyinlola et al., en révision).

CHAPITRE 2

OBJECTIFS DE RECHERCHE

La revue de littérature montre un intérêt croissant au sein de la communauté de recherche pour la modélisation de la température de l'eau en rivière. Il existe une récente effervescence concernant la modélisation de la température de l'eau dans des contextes où les données météorologiques ne sont pas disponibles ou de qualité insuffisante, en utilisant des données de réanalyse comme substitution (Almeida & Coelho, 2023; Khorsandi et al., 2022; Khorsandi et al., 2023; Lauri, Räsänen, & Kummu, 2014; Mihalevich et al., 2022; Rincón et al., 2023). La recherche sur la température de l'eau tend à privilégier les pas de temps journaliers et plus longs en raison de la complexité des fluctuations diurnes, influencées par de multiples facteurs locaux tels que la couverture nuageuse et la végétation riparienne (Toffolon & Piccolroaz, 2015). Cette concentration sur des pas de temps plus longs fait que la température de l'air émerge comme le prédicteur le plus efficace de la température de l'eau (Caissie, 2006; Webb et al., 2003). L'absence de données adéquates reste problématique pour l'application de modèles plus complexes.

2.1 Objectifs

Pour répondre à cette lacune dans la littérature, cette thèse vise à approfondir les connaissances sur la modélisation de la température de l'eau en rivière, en tenant compte des enjeux liés à la production hydroélectrique et à la gestion des écosystèmes. Afin d'atteindre cet objectif, plusieurs modèles thermiques seront appliqués en utilisant diverses sources de données alternatives, et les impacts des changements climatiques seront évalués. Les étapes nécessaires pour atteindre ces sous-objectifs sont les suivantes :

- 1- Renforcer la capacité d'un modèle déterministe à modéliser de manière précise la température de l'eau en rivière dans des contextes où les données observées sont rares, et ce, à des pas de temps inférieurs à une journée;

- 2- Analyser l'impact des changements climatiques sur la température de l'eau en rivière en appliquant plusieurs modèles issus du CMIP6, en explorant différents scénarios futurs et en se concentrant sur des pas de temps inférieurs à une journée;
- 3- Mettre en œuvre un modèle statistique non-paramétrique, le LSTM, pour modéliser la température de l'eau à un pas de temps horaire.

La modélisation sous-journalière permettra donc de simuler le cycle diurne et de mieux comprendre le comportement de la température de l'eau dans ces conditions, ce qui facilitera une évaluation plus précise des impacts sur les écosystèmes.

2.2 Méthodologie

Cette thèse mettra en place un modèle déterministe (HEC-RAS) pour la rivière Nechako en Colombie-Britannique afin de modéliser adéquatement la température de l'eau. Ce modèle comprend un module hydraulique préalablement calibré, qui sera validé sur les débits observés, ainsi qu'un module thermique. Pour piloter le module thermique, des données de réanalyses (ERA5 et ERA5-Land) (Hersbach et al., 2020; Muñoz Sabater, 2019) seront utilisées. Cela permettra de déterminer l'utilité de la densité spatiale accrue de ERA5-Land et la capacité de ces produits à reproduire le cycle diurne grâce à leur densité temporelle améliorée. Étant donné la précarité des espèces ectothermes qui migrent annuellement dans cette rivière, cette représentation sous-journalière des valeurs extrêmes de la température de l'eau est un atout pour la gestion durable de la ressource (Johnson et al., 2024; Vasseur et al., 2014).

Le site étudié dans cette thèse présente une opportunité intéressante : une étude d'impact des changements climatiques pour une rivière à débit régulé en aval d'un ouvrage de rétention qui n'est pas régi par la production hydroélectrique. Puisque la modification du régime hydrique engendrée par ces ouvrages d'ingénierie entraîne une modification du régime thermique (Maheu et al., 2016), cette étude peut envisager des scénarios futurs avec des débits variables qui ne dépendent pas de la production hydroélectrique. Les débits relâchés du déversoir en amont permettront potentiellement d'atténuer les effets des changements climatiques (Kwak,

St-Hilaire, Chebana, & Kim, 2017; Sundt-Hansen et al., 2018). Il sera important de contrôler la température de l'eau dans le futur, car une augmentation de celle-ci pourrait mener à une détérioration de la qualité de l'eau (van Vliet et al., 2013). Certains modèles de CMIP6 (Eyring et al., 2016) sont utilisés pour piloter HEC-RAS et permettre l'analyse des impacts grâce à un couplage des SSP et RCP. Les travaux se basent sur deux couples employés dans le sixième rapport du GIEC (Lee et al., 2023) : SSP2 avec RCP 4.5 (SSP2-4.5) et SSP5 avec RCP 8.5 (SSP5-8.5). SSP2-4.5 est un scénario optimiste limitant l'augmentation de la température de l'air sur l'horizon 2100 à environ 3 °C tandis que le SSP5-8.5 est vue comme le pire scénario envisageable. Dans ce dernier, la concentration de CO₂ dans l'atmosphère double d'ici 2050 et la température de l'air augmente d'environ 4.5 °C à la surface d'ici 2100.

L'utilisation d'un second modèle thermique avec les données de réanalyses permettrait de valider leurs performances. L'utilisation d'un modèle statistique non-paramétrique, comme un LSTM, est une avenue intéressante ici en raison de sa grande flexibilité. Cette flexibilité permet d'utiliser toute combinaison de données pour entraîner le modèle. Il est donc possible de comparer directement ce deuxième modèle à l'approche déterministe préalablement établie avec les mêmes données, ou d'autres. Ce type de modèle a également rencontré du succès dans le domaine de l'hydrologie (Arsenault et al., 2023; Sabzipour et al., 2023).

2.2.1 La calibration des modèles thermiques

L'évaluation des modèles thermiques se fait à l'aide de fonctions-objectif. La température de l'eau est simulée et est comparée à celle observée, et la fonction est calculée dans le but de déclarer objectivement une simulation comme étant 'meilleure' qu'une autre, du moins sous l'angle de métriques particulières. Cette thèse emploie deux fonctions statistiques : la moyenne de l'erreur absolue (MAE, eq.(2.1)) et l'erreur moyenne quadratique (RMSE, eq. (2.2)).

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |T_{sim_i} - T_{obs_i}|}{n} \quad (2.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_{sim_i} - T_{obs_i})^2}{n}} \quad (2.2)$$

Ici, i représente le pas de temps présent parmi n pas de temps. Les variables T_{sim_i} et T_{obs_i} , désignent respectivement les températures de l'eau (°C) simulées et observées au pas de temps i . Le MAE a été privilégié dans les chapitres suivants pour sa simplicité d'interprétation, représentant mieux l'erreur à tout moment du cycle diurne (Willmott & Matsuura, 2005). Le RMSE a été conservé, car il est largement utilisé dans la littérature (Chai & Draxler, 2014) et permet une comparaison simple pour évaluer l'efficacité des modèles mis en place par rapport aux études antérieures.

2.3 Approche utilisée dans la thèse

Cette thèse est présentée en 9 sections. La section INTRODUCTION GÉNÉRALE, présentée précédemment, présente le contexte de la recherche et le site qui est à l'étude. Le CHAPITRE 1 détaille une revue de la littérature couvrant de manière relativement large l'ensemble des travaux effectués relatifs au sujet de cette thèse et le CHAPITRE 2 couvre les objectifs. Les CHAPITRE 3 à 5 contiennent les articles publiés et/ou soumis à des revues scientifiques.

Le CHAPITRE 3 présente l'article « *Using the ERA5 and ERA5-Land reanalysis datasets for river water temperature modelling in a data-scarce region* ». Cette publication démontre l'applicabilité des données de réanalyses dans un contexte de modélisation d'une variable de la qualité de l'eau (température) à l'aide d'un modèle hydrologique et hydraulique déterministe basé sur la physique : HEC-RAS. Cet article a été publié dans une édition spéciale du *Canadian Water Resources Journal* dédiée à la modélisation de la température de l'eau.

Le CHAPITRE 4 présente l'article intitulé « *Evaluating the effects of climate change on river water temperature downstream of a hydropower reservoir in western Canada* ». Cet article utilise les conclusions de l'article précédent et applique les données de réanalyses conjointement à 10 modèles de circulation générale pour analyser les effets des changements

climatiques sur la température de l'eau à différents horizons futurs, couplés avec diverses trajectoires socio-économiques partagées (SSP). Cet article fut aussi publié dans le *Canadian Water Resources Journal*.

Le CHAPITRE 5 présente le dernier article de la thèse: « *Modeling river water temperature using ERA5 reanalysis data as input for an LSTM neural network for a river in western Canada* ». Ce chapitre démontre la capacité d'un modèle de réseau de neurones de type *long short-term memory* (LSTM) à utiliser des données de réanalyses pour modéliser la température de l'eau en rivière. Cet article a également été soumis pour publication auprès du *Canadian Water Resources Journal*.

Une discussion générale suivra au CHAPITRE 6, suivi d'une synthèse des points soulevés et des contributions dans les articles à la section CONCLUSION ET CONTRIBUTIONS. Finalement, la section RECOMMANDATIONS sera présentée.

CHAPITRE 3

ARTICLE 1 : USING THE ERA5 AND ERA5-LAND REANALYSIS DATASETS FOR RIVER WATER TEMPERATURE MODELLING IN A DATA-SCARCE REGION

Philippe Gatien^{1*}, Richard Arsenault¹, Jean-Luc Martel¹ and André St-Hilaire²

¹ Hydrology, Climate and Climate Change Laboratory (HC3), École de technologie supérieure, 1100 Notre-Dame Ouest, Montreal, Canada

² Institut National de la Recherche Scientifique, Centre Eau, Terre et Environnement (INRS-ETE), 490 Rue de la Couronne, Québec, Canada

Article publié dans le « Canadian Water Resources Journal » en août 2022

3.1 Abstract

It has become apparent in recent decades that river water temperature can have immediate and lasting impacts on aquatic organisms and their lotic habitat. In rivers that are dammed, there is an opportunity and a responsibility to regulate flows in order to control these temperatures to ensure the survival of the fish and other aquatic life. This paper uses a physically based hydraulic model (HEC-RAS) to run a water temperature component, allowing the thermal model to simulate water temperatures at the same hourly time step as the hydraulic model in a data-sparse region using two meteorological reanalysis datasets (ERA5 and ERA5-Land) as inputs allowing for a full representation of the diurnal cycle. This was achieved by making use of the HEC-RAS controller to automate the calibration and subsequent simulation processes. Results show that these products are able to provide high-quality thermal simulations on a 200 km river system in British Columbia, Canada, obtaining mean absolute errors in validation of 0.66 °C and a root mean square error of 0.84 °C. Some of the boundary conditions seemed to have little effect on downstream water temperatures. This is due to the measured point of interest being far enough downstream that a thermal equilibrium is reached well before. Simulations using shorter river reaches confirm that long lakes in the study region contribute to the thermal equilibrium being attained. There also seems to be a limit to the advantage

conveyed by increased spatial density of the data, as results indicate a form of skill plateau after a certain input data density is attained.

Keywords: Water temperature; thermal modelling; hydraulic modelling; reanalysis data.

3.2 Introduction

River water temperatures play an important role in multiple physical, chemical and biological processes in nature (Van Vliet et al., 2012). A change in water temperature can impact metabolic rates of aquatic flora and fauna, the solubility of gases such as oxygen and the rate of open water evaporation. The modification of water temperatures in streams can have potentially devastating effects on many life-cycle stages of fish, including rearing of juveniles (Jonsson, 1991). An increase in water temperature also leads to overall lower levels of dissolved oxygen (Ducharme, 2007), which in turn contributes to the altering of fish's biochemical reactions (Angilletta Jr et al., 2002). The link between increased water temperatures and higher mortality rates for different fish species is already well established (Crossin et al., 2008; Kappenman, Fraser, Toner, Dean, & Webb, 2009; Macdonald et al., 2000; Naughton et al., 2005; Ouellet et al., 2010; Steinhausen, Sandblom, Eliason, Verhille, & Farrell, 2008).

These thermal fluctuations can have downstream repercussions on the flora and fauna at local and regional scales (Olden & Naiman, 2010). Therefore, detailed information on the spatial and temporal variability of water temperatures is needed to improve water supply management. However, while flow data are widely available, water temperatures in reservoirs and rivers are scarce by comparison. Water temperature modelling has become an essential tool in the management of ectotherm species downstream of dams in North American rivers (Gooseff et al., 2005; Isaak et al., 2012; Stefan & Sinokrot, 1993). The damming of rivers leads to the disruption of the natural flow regime and was found to alter water temperatures downstream (Poff et al., 1997; Poff & Zimmerman, 2010). Although the effects of modifying the natural hydraulic regime of a river are not uniform from site to site, the amplitude of these

modifications is correlated to the magnitude of the alterations made to the rivers thermal regime (Carlisle, Wolock, & Meador, 2011; Poff & Zimmerman, 2010).

Fluctuating temperatures downstream of dams are not a localized issue, nor is there a single solution to counter them. For instance, a study of three small dams in Michigan's lower peninsula came to the conclusion that the warming of the water was so severe that the removal of the dams was strongly suggested (Lessard & Hayes, 2003). Another study of nine rivers in Tennessee concluded that benefits could be brought to the ecosystem by optimizing the water pulsing release rules (Bednarek & Hart, 2005). These studies fall in line with later research that has evaluated the ability to adapt dam efficiency for hydroelectric production through either structural or non-structural means (Arsenault et al., 2013; Minville et al., 2009). These were conducted on the Peribonka system and concluded separately that a non-structural approach, like modifying management rules, could be nearly as efficient as structural adaptation methods, like adding a turbine to an existing hydropower production system, though only in a context maximizing returns and not dealing with water temperatures.

As the climate continues to warm, mainly due to the increase in anthropogenic greenhouse gas emissions (GIEC & Pachauri, 2014), it is becoming increasingly necessary to adequately model water temperatures to improve water management as a whole. Adapting the flow releases of a dam has been found to partially mitigate the effects of climate change on water temperatures immediately downstream and up to 15 km downstream before reaching thermal equilibrium, whereby the effects of environmental forcings eventually eclipse those of the initial conditions (Casado et al., 2013).

Based on previous studies, there are two techniques for modelling water temperature: statistical and physically based methods. Statistical methods assess the water temperature through applying empirical relations, regressions and machine learning methods to evaluate water temperature as a function of air temperature, humidity, solar radiation, discharge and other predictors (Moore, 2006). These techniques often perform adequately, but these statistical relationships can only be established based on large samples of observations. The timestep

implemented by these methods is typically daily or more, with some noted exceptions (Chen & Fang, 2015; Mestekemper et al., 2010). When trying to forecast water temperatures, using statistical techniques can have significant limitations concerning time scales. Many statistical techniques like artificial neural networks and linear or non-linear regressions rely on the relationship between water and air temperatures, which therefore dictate the time step, typically to daily (DeWeber & Wagner, 2014; Morrill, Bales, & Conklin, 2005). Even though this limitation exists, air temperature is often favored as a parameter as general circulation models tend to adequately portray it (Punzet, Voß, Voß, Kynast, & Bärlund, 2012).

On the other hand, physically based methods apply mass and energy conservation relationships to calculate water temperature, using meteorological and hydrological variables to evaluate the exchange of energy between the river and the atmosphere (Caissie et al., 2007) as well as the riverbed in some models (Haag & Luce, 2008). Although these models typically require large amounts of data and have greater computational needs, they can model water temperature in individual reservoirs, lakes and major river basins with high spatial and temporal resolution for historic simulations as well as forecasting (Bueche & Vetter, 2014; Pike et al., 2013; Van Vliet et al., 2012). They can also be used for ungauged basins to model water temperature to improve water resource management.

Due to the scarce and hard-to-obtain nature of the data required to run physically based river thermal models, which include a host of meteorological variables such as solar radiation, air pressure, precipitation, relative humidity and wind speed, most studies rely on statistical modelling methods that typically require fewer inputs. To circumvent this relative paucity of meteorological input data, reanalysis products (e.g. the ERA5 reanalysis (Hersbach et al., 2020)) can be used as an alternative to station data. If these replacement products prove to be useful, this could lead to better quality forecasting of water temperatures when observed data are missing or too expensive to obtain.

This study will evaluate the performance of a thermal model when reanalysis datasets are used. The comparison between two reanalysis datasets will be conducted in a case study on the

Nechako River in British Columbia, Canada, where dam operators have been monitoring water temperatures and flows closely for roughly 4 decades.

3.3 Study area

This case study is conducted on the Nechako River located in British Columbia, Canada as shown in Figure 3.1. The Nechako Reservoir currently has two outlets: the Kemano hydropower inlet and Skins Lake Spillway. The creation of the Nechako Reservoir in 1954 diverted water that used to flow Northeast in the general direction of the Fraser River and transferred some of it in a westerly direction through a 16 km water intake tunnel dug through the coastal mountains, feeding the Kemano powerhouse 790 m below. Power production is roughly 890 MW, which is consumed by an aluminum smelter in nearby Kitimat.

The second outlet goes north-east by means of the Skins Lake Spillway. The water used to flow in that general direction, however dams and dikes constructed to increase the reservoir volume necessitated the addition of the spillway which has extended the travel time of the water by a number of days (typically 2-4 days) by flowing through Cheslatta and Murray Lakes (located between the spillway and Cheslatta Falls) before rejoining the original river reach. From there, flows merge with the unregulated Nautley River outflows before continuing to Vanderhoof, Finmoore and, eventually, the Fraser River. Because of this particular setting, the water used for hydropower generation is not returned as an environmental flow in the Nechako River.

The reservoir and all dams on the basin are owned and operated by the Rio Tinto company. Currently, a regulatory framework known as the Summer Temperature Management Program (STMP) (Boudreau, 2005; Macdonald et al., 2012; Ouellet-Proulx et al., 2017) ensures mean daily water temperatures are maintained below 20 °C from July 20th (period of sockeye salmon migration) to August 20th at Finmoore, near the town of Vanderhoof, roughly 200 km downstream from Skins Lake Spillway (see Figure 3.1). These temperatures are maintained below the target threshold by releasing larger flows at the Skins Lake Spillway prior to periods

where water temperatures are forecasted to exceed the limit. Therefore, to ensure water releases are adequate, a high-quality thermal model is required.

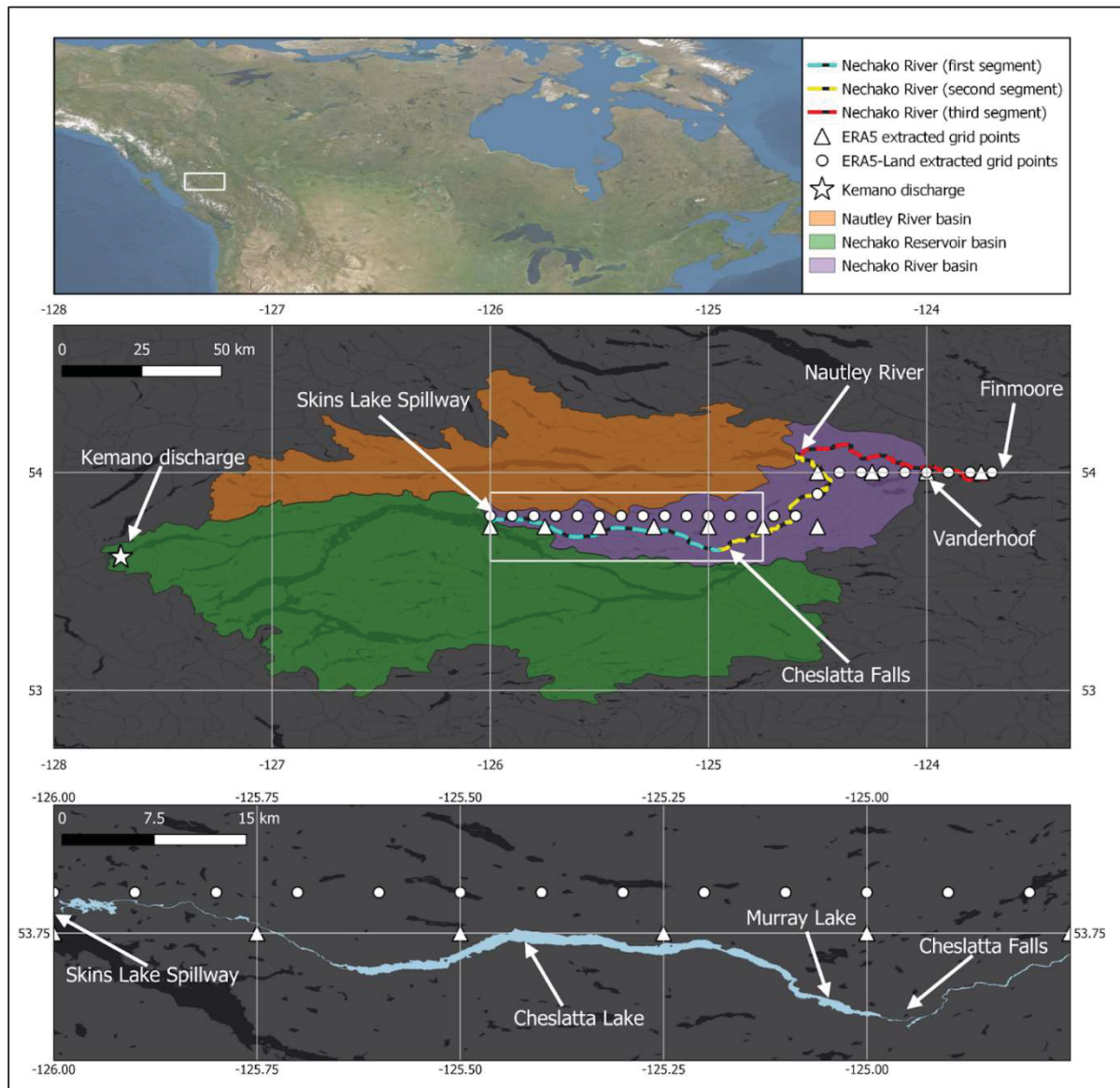


Figure 3.1 The Nechako River basin study site

3.4 Methodology

This section addresses the different data, tools and methods used to both calibrate and validate the model's skill at simulating water temperatures. First, the streamflow data that is available

for the hydraulic model is presented. Then the reanalysis datasets and boundary conditions that are required in this study are detailed. The coupled hydraulic and thermal models are then presented as is the calibration methodology used.

3.4.1 Streamflow data

Available data include water discharge at Skins Lake spillway, in the Nechako River at Vanderhoof, and at the outlet of the Nautley River for the 2005-2020 period. Water discharge at the spillway serves as an upper boundary condition for the hydraulic model, feeding the river reach with water, including its flowrate and temperature. The Nautley River is a secondary boundary condition and is modelled as a lateral inflow where it joins the Nechako River (see Figure 3.1). The flow measured at Vanderhoof acts as validation data to evaluate the model's performance. There are also two rating curves at different cross sections along the river reach, at Cheslatta Falls and at Vanderhoof.

Thermal data include water temperatures for the Nechako Reservoir near Skins Lake Spillway and the Nautley River for the 2017-2020 period. Water temperatures were also recorded near the town of Vanderhoof for the 2005-2020 periods.

All flow and thermal data is available at the hourly time-step. The Nechako River flow at Vanderhoof as well as the Nautley River flows are available on the Water Survey Canada website (<https://www.canada.ca/en/environment-climate-change/services/water-overview/quantity/monitoring/survey.html>). The water releases at Skins Lake are provided by Rio Tinto Power Operations.

3.4.2 Reanalysis datasets

As stated previously, there is no complete observed hourly or sub-daily meteorological dataset for the basin in the general vicinity of the study area that can be used as a reference dataset. The two alternative datasets used in this case study are climate reanalysis products: ERA5 (Hersbach et al., 2020) at a 0.25° resolution (roughly 17 km East/West and 28 km North/South)

and ERA5-Land (Muñoz Sabater, 2019) at a 0.1° resolution (roughly 7 km East/West and 11 km North/South). These global reanalysis datasets use advanced modelling and data assimilation to generate a best possible estimate of the state of the atmosphere. They contain variables not only at the land surface but at various atmospheric levels. Since the main driver of the system is not measured surface data, variables do not rely solely on weather stations to produce a widespread dataset (Hersbach et al., 2020).

ERA5-Land is a higher spatial resolution simulation that only covers the world's landmasses and is driven by near surface atmospheric fields from ERA5. Both ERA5 and ERA5-Land provide meteorological data at an hourly time step. These reanalyses were selected because they have been previously used as an adequate replacement for observed data for hydrological modelling (Tarek et al., 2020). They have the advantage of providing all simulated variables, including the ones that are usually recorded by few meteorological stations (e.g. incident short-wave radiation, wind speed and cloud cover). However, since ERA5-Land does not simulate the cloud cover variable, it was interpolated to the same spatial resolution as ERA5-Land using ERA5 cloud cover data. These datasets are available from 1979 to present day and are updated in almost real-time. The reanalysis grid points nearest to the river reach were used, resulting in 11 and 24 grid points for ERA5 and ERA5-Land respectively, as shown in Figure 3.1.

3.4.3 Hydraulic and thermal model

This study uses the HEC-RAS (Hydrologic Engineering Center – River Analysis System; (Brunner, 2006) model in order to simulate both hydraulic and thermal conditions in the river. HEC-RAS was chosen for its ease of use and flexibility (capacity to quickly add structures, lateral inflows, etc.) as well as its widespread adoption for over two decades (Brunner, 1995; Leon & Goodell, 2016; Pappenberger, Beven, Horritt, & Blazkova, 2005). Though this software is primarily a hydraulic model, it also has a water quality module that allows simulating water temperature using a heat budget. Inputs to the water temperature module include atmospheric surface pressure, air temperature, dew point temperature, incident short-wave radiation, cloud cover fraction and wind speed. The model can estimate short-wave

radiation by using longitude and latitude coordinates, time of day, cloudiness and a dust coefficient ranging between 0 and 0.2 to account for local atmospheric attenuation for more realistic estimates. The model then uses these input variables to simulate heat transport through a series of water quality cells. A net heat flux is calculated and used to determine if cells are sources or sinks for heat using the following equations (Brunner, 2010):

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

Here, 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 ($J/kg \text{ } ^\circ C$), 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). H_{net} is defined by the following heat budget:

$$H_{net} = H_{sw} + H_{atm} - H_{lw} - H_s - H_l \quad (3.2)$$

Here, H_{sw} is the solar radiation (W/m^2), H_{atm} is atmospheric downwelling longwave radiation (W/m^2), H_{lw} is upwelling longwave radiation (W/m^2), H_s is sensible heat (W/m^2) and H_l is latent heat (W/m^2). The total energy for each cell is calculated using the QUICKEST-ULTIMATE explicit numerical scheme (Leonard, 1991).

A 1D HEC-RAS model was previously developed for the Nechako River from Skins Lake Spillway, through the Cheslatta Lake and ends 250 km downstream before the confluence of the Nechako and Fraser rivers (see Figure 3.1). The hydraulic module was manually calibrated by an expert hydrologist over the 1958 to 2007 period. The manual calibration allowed flexibility in the methodology to ensure that all hydraulic processes were adequately represented in the model. As mentioned in section 3.4.1, the initial boundary conditions are given at Skins Lake Spillway by the flow measured at the outlet as well as a lateral inflow accounting for the Nautley river. This is validated by the measured flow near the town of Vanderhoof (see Figure 3.1). In all, the model had 495 cross sections.

Using this model, an unsteady flow simulation is first performed using the observed hydrograph at Skins Lake spillway for the 2017-2020 period. Following the unsteady flow simulation, a water quality analysis is run to simulate water temperatures across the river reach in 382 water quality cells. Water temperatures at the spillway and the Nautley river junction serve as boundary conditions for the thermal model where water enters the Nechako River. Boundary conditions are incomplete for the 2005-2014 period and cannot be used for calibration purposes, lacking water temperatures at the spillway (as described in section 3.4.1). The measured temperature at Vanderhoof serves as the target during calibration.

3.4.4 Calibration

An automated script was written to rewrite certain HEC-RAS project files in order to change simulation settings, update the datasets, and modify five calibration parameters related to the thermal module without interacting with the HEC-RAS graphical user interface (GUI), speeding up the process. The calibration variables are, namely:

1. The diffusivity ratio (K_h/K_w), which partitions fluxes between latent and sensible heat. It generally varies between 0.5 and 1.5, though values between 0.9 to 1.1 are recommended;
2. Three constants used in the wind function that primarily affect the surface fluxes. These three parameters (a , b , and c) vary between an order of 10^{-6} (a and b) and an order of 1 (c). They are used to modify the user supplied time series for wind speed in order to control the magnitude of sensible and latent heat;
3. The dust coefficient used to account for local atmospheric attenuation of incident short-wave radiation when a direct measurement is not used. This parameter varies between 0 and 0.2, with the former being representative of more rural areas and the later better representing urban areas.

This script also automates the calibration process using the Shuffled Complex Evolution – University of Arizona (SCE-UA) (Duan, Gupta, & Sorooshian, 1993) optimization algorithm

by using the HEC-RAS controller and interacting with the GUI only to extract the resulting water temperatures at the cross-section associated with the downstream measured water temperature near Vanderhoof. For this study, the Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) (Nash & Sutcliffe, 1970) is used to evaluate the performance of the hydraulics module using the existing calibration parameters, whereas mean absolute error (MAE) is used to calibrate the thermal module. The MAE is used as it is an adequate representation of the modelled temperature of the water and gives equal weight to every simulated value. The validation period of the thermal simulations is also evaluated with the root mean squared error (RMSE) as a reference point to compare results with those of other similar studies. In this study, all input (meteorological) data are on a 3h timestep and all target (flow, temperature) data are on the hourly scale. The model was run at an hourly timestep as well and interpolates the meteorological data from 3-hourly to hourly.

Different periods for the calibrations are tested to determine the most robust and best set of model parameters to simulate temperatures. The first three years are calibrated individually (single-year) and then those same three years are calibrated simultaneously (multi-year). The year 2020 is kept for validation. Considering the relatively high number of grid points used for the reanalysis datasets (11 for ERA5 and 24 for ERA5-Land), the computational time to calibrate five parameters per grid point is high. In order to minimize the computational effort, stations were grouped, and one set of parameters was calibrated for multiple stations. These groups formed three distinct zones as shown in Figure 3.1. The first segment is from Skins Lake spillway to Cheslatta Falls, a region immediately after a major lake system, the second segment between Cheslatta Falls and the point where the Nautley River joins the Nechako River, and the third segment from the rest of the river reach downstream to Finmoore. This separation resulted in a total of fifteen parameters per calibration.

3.5 Results

3.5.1 Hydraulic model validation

The first step was to validate the hydraulics module of the HEC-RAS model. The input hydrographs used corresponded to the historical water releases at Skins Lake Spillway, as well as the lateral inflow observations from the Nautley River. The simulated flows were then compared to the observations in the Nechako River at Vanderhoof.

Figure 3.2 shows the observed flow at Vanderhoof as well as the results of the hydraulic simulations on the cross-section nearest Vanderhoof.

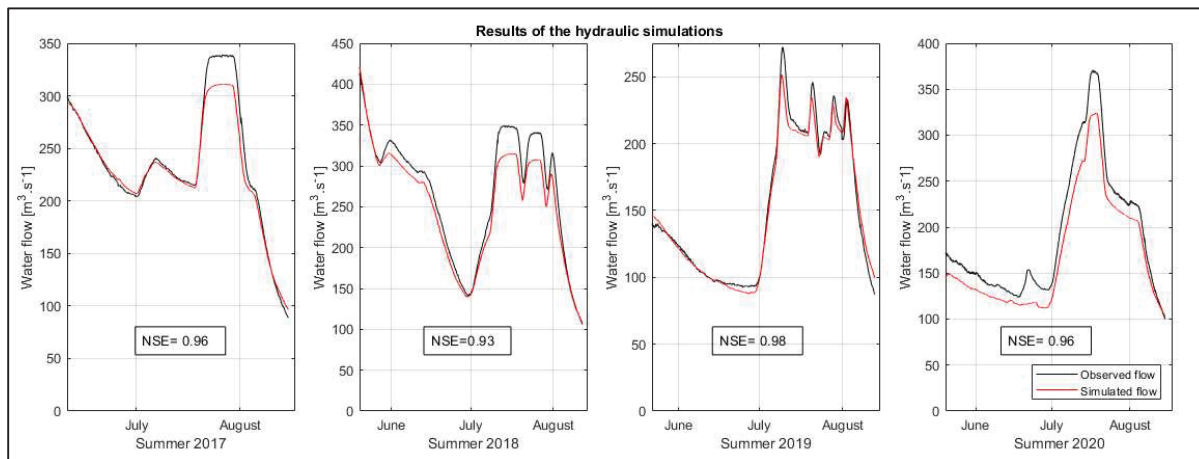


Figure 3.2 Hydraulic flow simulations compared to observed flows for the summers of 2017 to 2020

The hydraulic model performed well, obtaining NSE values above 0.95 for every simulated period. However, peak flows seem to be underestimated for all years. Considering that this systematic underestimation tends to occur for flow values above $300 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$, this is likely due to uncertainty in the rating curve used. Flows for the 2020 period also seem to be underestimated by about $25 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ throughout the summer.

3.5.2 Thermal model calibration and validation

Calibrations were then performed for each available dataset using the water quality module. Results for all calibrations (2017-2019) and validation (2020) are presented in Tableau 3.1. To ease comparisons with previous studies dealing with thermal water thermal modelling, Tableau 3.2 presents the same results evaluated on a mean daily timestep rather than hourly time step.

Tableau 3.1 Hourly calibration (MAE) and validation (MAE and RMSE) results. Calibration results are shown in bold font, others are validation results

Dataset	Calibration period	Simulation period				
		2017	2018	2019	2020 validation	
		MAE [°C]			MAE [°C]	RMSE [°C]
ERA5 (single-year)	2017	0.61	0.86	0.76	0.65	0.83
	2018	0.99	0.57	1.25	0.84	1.04
	2019	0.89	1.33	0.60	0.73	0.92
ERA5 (multi-year)	2017-2019	0.62	0.82	0.78	0.66	0.84
ERA5-Land (single-year)	2017	0.74	1.02	0.82	0.66	0.82
	2018	1.03	0.82	1.37	0.91	1.11
	2019	1.11	1.57	0.72	0.70	0.89
ERA5-Land (multi-year)	2017-2019	0.73	0.98	0.87	0.66	0.86

Tableau 3.2 Daily calibration and validation results presented with mean daily timesteps (calibration periods are shown in bold font)

Dataset	Calibration period	Simulation period				
		2017	2018	2019	2020 validation	
		MAE [°C]			MAE [°C]	RMSE [°C]
ERA5 (single-year)	2017	0.52	0.78	0.59	0.50	0.64
	2018	0.94	0.47	1.12	0.71	0.90
	2019	0.79	1.29	0.40	0.59	0.76
ERA5 (multi-year)	2017-2019	0.59	0.73	0.61	0.50	0.65
ERA5-Land (single-year)	2017	0.61	0.92	0.67	0.49	0.49
	2018	0.98	0.69	1.25	0.81	0.97
	2019	1.05	1.50	0.56	0.56	0.70
ERA5-Land (multi-year)	2017-2019	0.62	0.88	0.73	0.48	0.63

Both hourly and daily output results indicate that the multi-year calibrations outperform their single-year counterparts when assessing model performance for 2020. As indicated by Arsenault et al. (2018), this can be expected, considering that the calibration is benefiting from more information, leading to more robust parameters.

Using ERA5 and ERA5-Land reanalysis as inputs provided similar thermal module performances during the 2020 validation period, obtaining MAE and RMSE values below 1°C for both timesteps. This indicates that the reanalysis products can be considered useful to provide data in data-sparse regions for thermal model calibration. This follows findings from Tarek et al. (2020) who showed that ERA5 is a viable alternative to observed data in data-sparse regions. However, ERA5 and ERA5-Land seem to perform almost identically, indicating that the higher spatial resolution of ERA5-Land is perhaps not required to achieve adequate performance. This will be further explored in section 4.4.

Figure 3.3 presents the 2020 summer water temperatures as simulated hourly by the different datasets. Both observed and simulated water temperatures are shown at Vanderhoof. The simulations are able to represent the overall behaviour of the observed water temperature. With respect to the diurnal cycle, while the overall cycle is well represented, errors linked to the amplitude of the daily fluctuations are seen between observed temperatures and both reanalysis datasets. This error tends to be the largest over early and late summer, underestimating the peak daily temperatures occurring in late afternoon.

To better understand the behaviour of the diurnal cycle, water temperature error distributions for each 3-hour interval are shown in Figure 3.4 over the 2020 summer simulation using the best calibration parameter set (i.e. calibrated over the 2017-2019 period). The pattern of underestimating peak daily temperatures and overestimating daily minimum temperatures previously discussed is clear for both datasets, and also similar in pattern and amplitude. While the median error is close to 0 between noon and 9 pm, the variance is higher early in the day and later at night. This difference could partly be due to the underestimated flows that were

noted throughout the 2020 summer, as shown in Figure 3.2, leading to a lowered thermal inertia.

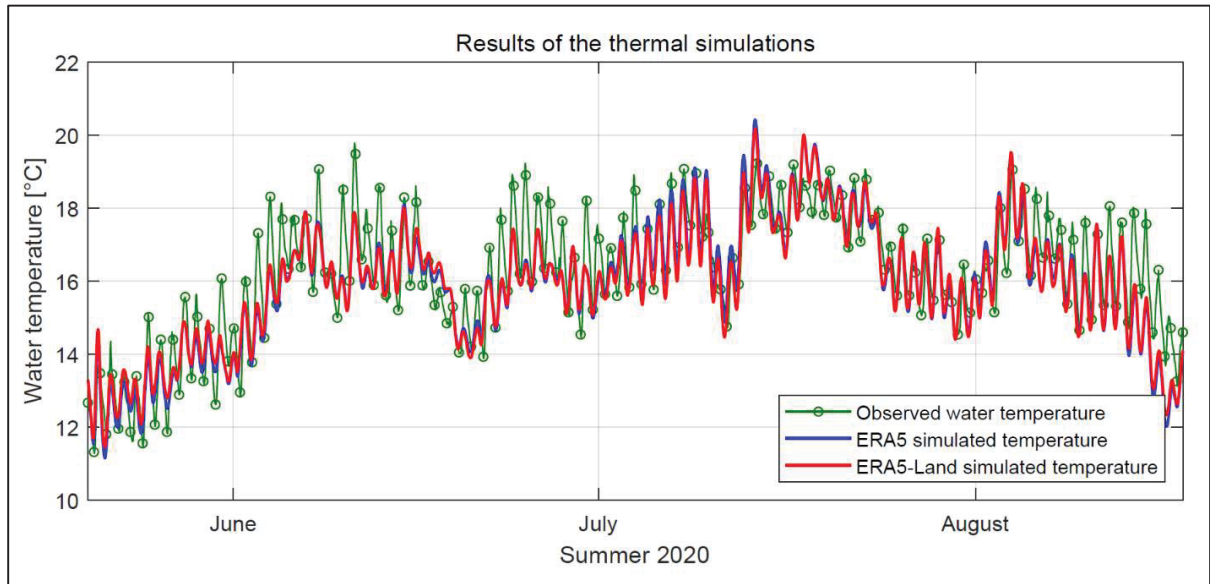


Figure 3.3 Observed (green) and simulated hourly water temperatures at Vanderhoof using ERA5 (blue) and ERA5-Land (red) datasets during the 2020 summer validation period

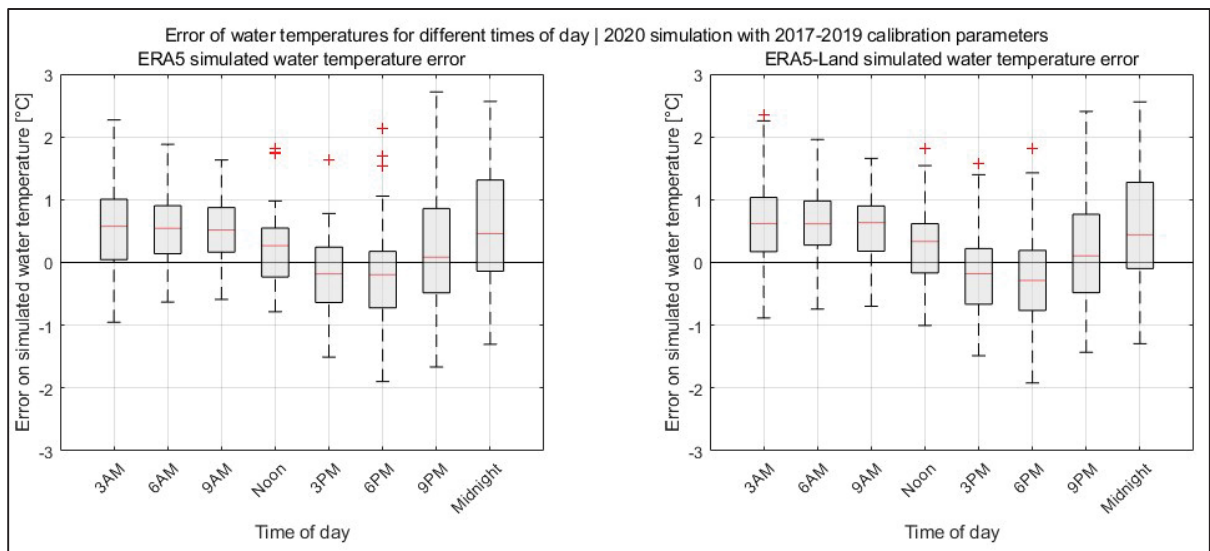


Figure 3.4 Boxplots of mean water temperatures errors at different times of day for simulated water temperatures using ERA5 (left) and ERA5-Land (right) datasets for the summer of 2020

3.5.3 Thermal boundary conditions

Following the calibrations, further validation was attempted using data from the 2005-2014 period. Due to the similarities in skill for both ERA5 and ERA5-Land datasets, the simplest of the two, ERA5, was used for this portion of the study. Though the data is missing key boundary conditions at the head of the river (water temperature at Skins Lake spillway), there is enough information to establish a functional hydraulic model and unsteady flow simulation. The water temperature at the boundary was therefore established as a constant equal to the average observed value during the summers of 2017 to 2020. Note that the simulations at Vanderhoof in 2005 and 2011 underestimate flows throughout the summer. The resulting NSE values are below 0 (see Tableau 3.3 and Figure 3.5). This did not however impact thermal simulation results, as expected. If simulated flows were indeed correct, it is possible the observed flows are wrong and could be the result of measurement (rating curve) biases or, at times, faulty equipment. Evidence of this can be seen in July of 2011, where the flow dips by roughly $50 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ abruptly and for a short period.

The results using ERA5 single-year and ERA5 multi-year calibration parameters are presented in Tableau 3.3. Only one of the years was not used due to incomplete flow data for the hydraulic model (2006). Single year and multi-year ERA5 calibration parameters from the period between 2017 and 2020 (see Tableau 3.1) were validated on the 2005-2014 period. Overall, the ERA5 multi-year parameters still performed slightly better (mean MAE of $1.01 \text{ }^{\circ}\text{C}$) compared to the ERA5 single-year calibrations (mean MAE of 1.04 , 1.04 and $1.28 \text{ }^{\circ}\text{C}$ for 2017, 2018 and 2019 respectively). These results served to validate the hypothesis that a multi-year calibration is a better option than single-year calibrations when conducting thermal simulations (Arsenault et al., 2018).

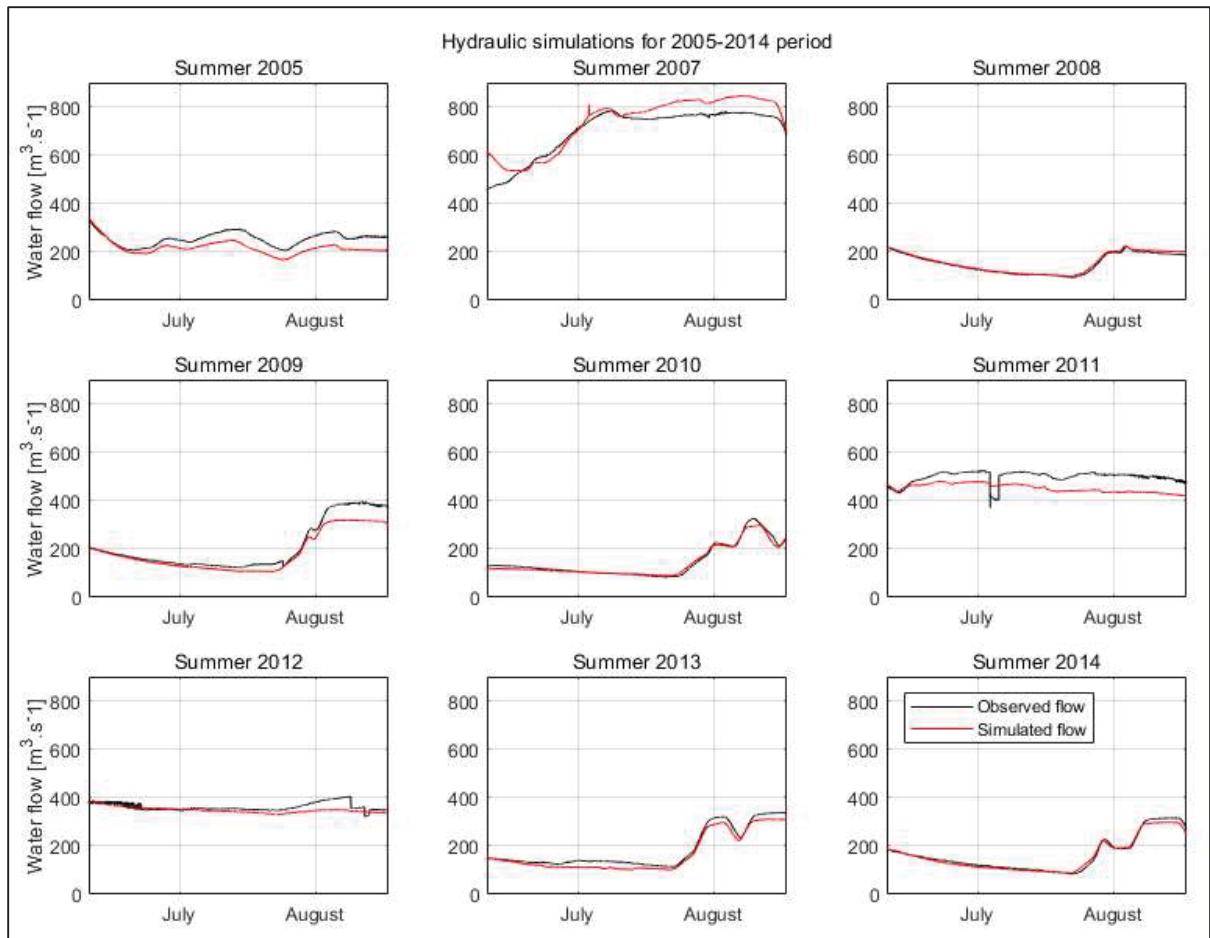


Figure 3.5 Results of hydraulic simulations for the 2005-2014 period

Tableau 3.3 Validation using incomplete boundary condition data between 2005 and 2014

Calibration	Validation MAE [°C]									
	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
	NSE: -0.15	NA	NSE: 0.83	NSE: 0.98	NSE: 0.84	NSE: 0.97	NSE: -0.68	NSE: 0.86	NSE: 0.95	NSE: 0.98
2017	0.67	NA	1.35	0.71	0.81	1.10	1.35	1.49	1.02	0.89
2018	0.96	NA	1.22	0.88	1.05	0.94	1.01	1.21	1.11	0.99
2019	0.83	NA	1.47	0.86	1.01	1.44	1.63	1.87	1.28	1.13
2017-2019	0.65	NA	1.34	0.68	0.80	1.02	1.31	1.46	0.99	0.87

3.5.4 Spatial density of data

Performance in calibration and in validation are very similar between the finer grid of ERA5-Land and the coarser ERA5 gridded dataset, though computing time ends up being roughly twice as long with the denser product. For these reasons, there seems to be no real advantage to using ERA5-Land over ERA5 for thermal simulations.

A test was therefore conducted to assess the impact spatial density of the data had on water temperature modelling skill. Further calibrations were performed using both the ERA5 and ERA5-Land datasets using a reduced number of stations over the 2017-2019 period. In the first test, the number of ERA5 stations was reduced from 11 to 6 (ERA5-6), keeping two stations in each calibration zone and therefore maintaining 15 calibration parameters (see Figure 3.1 for the three distinct zones). The second test only uses one ERA5 station near the middle of the river reach (ERA5-1), and therefore 5 calibration parameters. The same modifications to the number of stations was made to ERA5-Land, reducing to 12 (ERA5-Land-12), then 6 stations (ERA5-Land-6) while maintaining 15 calibrations variables. The single station test using the ERA5-Land dataset (ERA5-Land-1) also required only 5 calibration parameters. The resulting MAE for calibration and validation are presented in Tableau 3.4.

Tableau 3.4 Hourly calibration and validation results with a variable number of stations

Dataset	Calibration period	Simulation period				
		2017	2018	2019	2020 validation	
		MAE [°C]			MAE [°C]	RMSE [°C]
ERA5-6	2017-2019	0.62	0.80	0.81	0.63	0.80
ERA5-1	2017-2019	0.66	0.89	0.78	0.76	0.96
ERA5-Land-12	2017-2019	0.73	0.95	0.87	0.69	0.86
ERA5-Land-6	2017-2019	0.73	0.98	0.83	0.69	0.86
ERA5-Land-1	2017-2019	0.81	1.11	0.79	0.80	1.00

Validation results for the ERA5-6 calibration (0.63 °C) are better than the ERA5-1 calibration, which loses some skill over the 2020 period (0.96 °C), albeit still showing adequate performance (MAE<1 °C). ERA5-Land shows the same tendency, as the ERA5-Land-12 and

ERA5-Land-6 calibrations have similar skill over the 2020 period (0.69 °C) and that skill deteriorates when using only 1 station (ERA5-Land-1; 0.80 °C).

3.5.5 Thermal equilibrium

During testing, it became apparent that most of the warming of the river occurs in Cheslatta Lake (located between Skins Lake Spillway and Cheslatta Falls). Additional tests were therefore conducted. First, water temperature being spilled at Skins Lake (Figure 3.6) was intentionally modified in the model with a bias of $\pm 5^\circ\text{C}$. The left panel of Figure 3.6 shows where thermal equilibrium is reached after Cheslatta Lake (see Figure 3.1 for spatial reference). The specific date was chosen to coincide with the maximum water release during the summer. This thermal equilibrium was reached just downstream of a major lake system. Supplemental tests were performed to evaluate the effects on water temperature of bypassing the large lakes that are responsible for most of the released water travel time. This was done by leaving a minimum environmental flow at Skins Lake Spillway and simulating the spilling of the rest of the flow at a hypothetical alternative discharge structure just after Cheslatta and Murray Lakes (see Figure 3.1), which account for more than half of the water transit time, joining the Nechako River near Cheslatta Falls. This analysis is presented in the right panel of Figure 3.6.

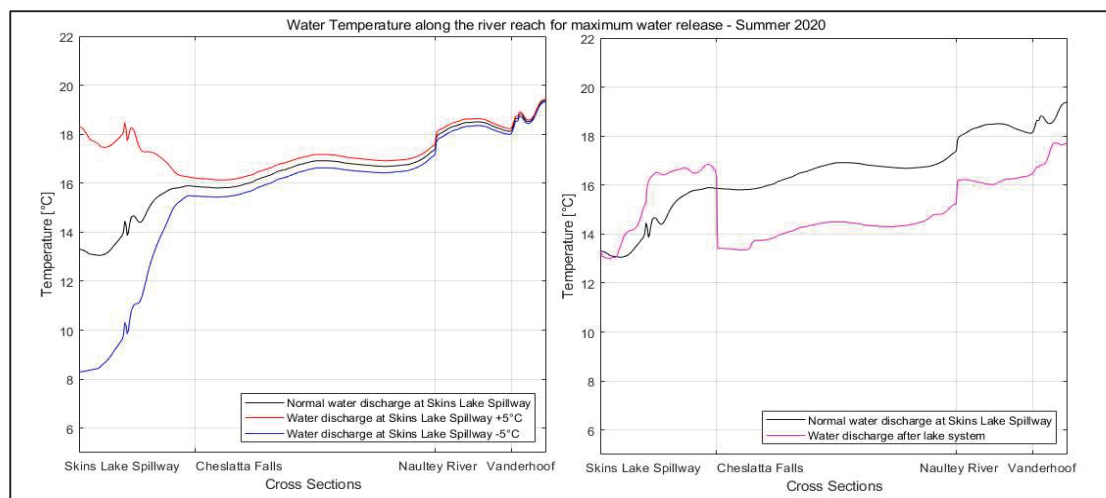


Figure 3.6 Water temperature along the river reach during maximum water release with variable water temperatures at the point of release (left) and water discharged partially at an alternative water release structure (right) for summer 2020

The lower flow from Skins Lake Spillway circulating through the lake is warmed up much quicker due to the reduced thermal inertia. Once the rest of the water is added near Cheslatta Falls with the same initial temperature as Skins Lake Spillway, an immediate cooling of the river is noticeable. For similar spilled volumes, the water temperature at Vanderhoof ends up much cooler when the flow is routed to by-pass Cheslatta lake. To verify if these effects are present throughout summer, temperatures were evaluated at Vanderhoof for the entire 2020 simulation period. Figure 3.7 presents the difference in water temperature at Vanderhoof by changing where in the river the reservoir water is discharged. During peak water releases, using a secondary release facility that bypasses the lakes resulting in a travel time that is 3-days shorter could reduce water temperatures by up to 3 °C, providing cooler water for the aquatic species in the Nechako River.

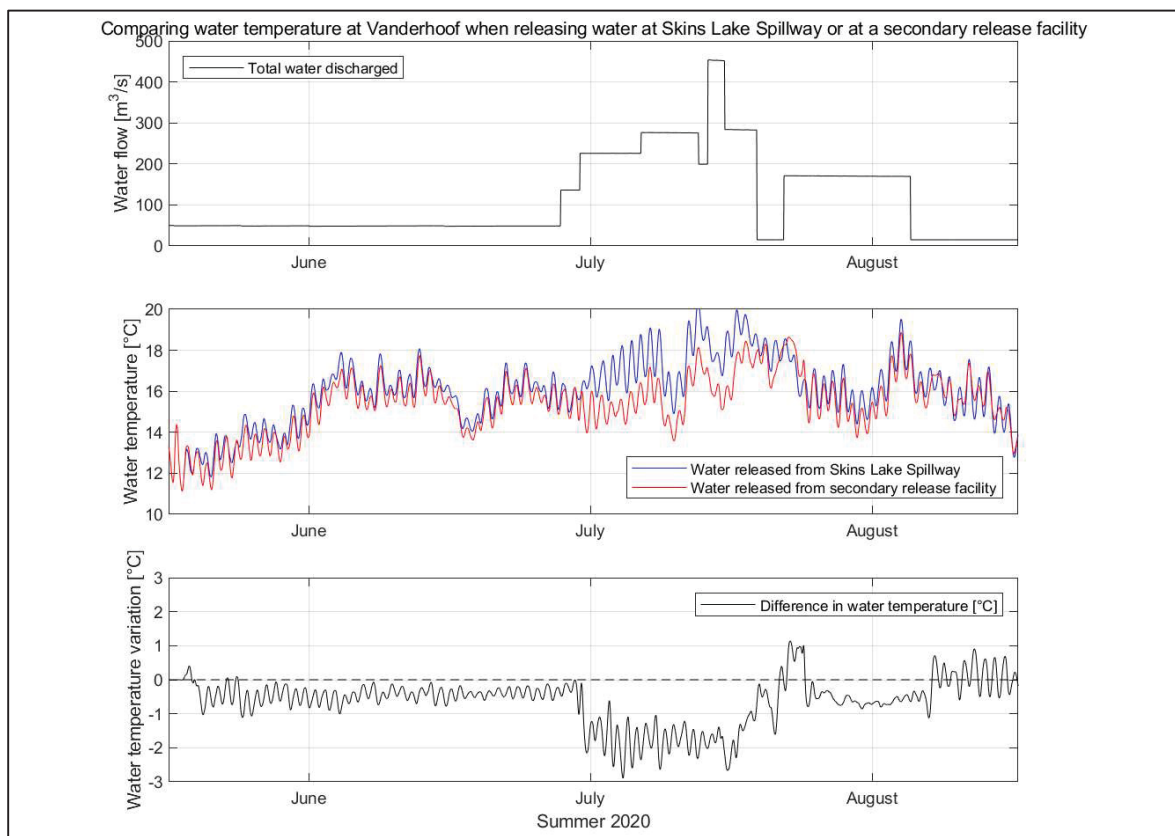


Figure 3.7 Comparison of water temperature at Vanderhoof for the summer of 2020: total water discharge (top), water temperature based on discharge location (middle), and difference in water temperature by releasing at an alternative downstream water release structure (bottom)

Alternatively, during low flows the effect seems limited to reductions ranging from 0 °C to 1 °C. It would seem that a secondary water release facility could be quite useful during the warmer months, likely allowing the operators to allocate water resources in a more efficient manner.

3.6 Discussion

In this section, the different datasets are compared, and the impacts thermal boundary conditions have on the model's ability to represent water temperature are discussed. The effects of temporal resolution and spatial density of the data will also be assessed, as will be the thermal equilibrium concept.

3.6.1 Comparison of reanalysis datasets for water temperature modelling

The flow errors above $300 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ that were noted in the hydraulic simulations (see Figure 3.2) do not seem to hinder the different calibrations' performance. Parameters obtained by calibrating over single years do not tend to perform better in validation over other years with varying levels of hydraulic model errors. This indicates that the underestimation in flow values above $300 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ could indeed be due to uncertainty in the rating curve and not in the hydraulic model simulations. When looking at previous studies, both physical and statistical models that ran at the daily timestep found MAE results within 0.5°C to 1.5°C and which were considered good results. At the hourly scale, some statistical models have shown MAEs as low as 0.68°C when using Gaussian regression techniques (Grbić et al., 2013) and as high as 2.7°C when using a simple regression with air temperatures (Chen & Fang, 2015). (Islam et al., 2019) used the hybrid Air2Stream model on the entire Fraser River system (of which the Nechako is a sub-basin) and obtained RMSE values ranging from 0.80 to 2.04°C (mean of 1.26°C). In comparison, the HEC-RAS model used in the present study, which is based on a heat budget, seems to perform satisfactorily. Previous studies on this river obtained an RMSE of 0.95°C in validation over the summer at the daily scale (Ouellet-Proulx et al., 2017), whereas values of 0.84°C were obtained in validation in this study on the hourly scale (Tableau 3.1) which

translates to 0.65 °C on a daily scale (Tableau 3.2). All following discussion is based on the common 2020 year as validation.

Overall, both datasets provide similar levels of performance when using multi-year calibrations. Indeed, for the validation year (2020), ERA5 and ERA5-Land respectively provided RMSE values of 0.84 °C and 0.86 °C and MAE values of 0.66 °C. Similar, but less robust results are obtained for single year calibrations (see Tableau 3.1). The results suggest that both reanalysis products are apt replacements for observed data in the case of the Nechako River case study. These findings are partly supported with former studies concluding that reanalysis datasets were good alternatives to observed data in data sparse regions, with respect to hydrological modelling (Essou et al., 2016; Tarek et al., 2020). The results obtained show that water temperature modeling can benefit from the added value of reanalysis datasets when in-situ data is either unobtainable or costly to obtain. As was previously demonstrated for the field of hydrological modeling, using these datasets may even rival the use of observed data.

The investments necessary to obtain observed data may therefore not be justified, especially for larger basins. The bigger and more remote a basin is, the costlier obtaining data will be (equipment, travel and time). Comparatively, using a publicly available reanalysis product, independently of basin size or location, has proven in this case study to perform well to simulate water temperature. In situations where observed data may not be available or is simply too costly to obtain, it would therefore be recommended to substitute with a reanalysis product such as ERA5 or ERA5-Land if properly calibrated.

3.6.2 Impact of thermal boundary conditions

Being able to validate over a larger period would help the robustness of the model from an operational point of view. Unfortunately, though data from 2005 to 2014 was available, it was lacking critical boundary conditions at Skins Lake Spillway and were therefore not used for calibration purposes up to this point. However, as indicated by Arsenault et al. (2018), it would

be expected that using more years of data to calibrate the model, that more robust parameters would be obtained, thus improving the calibration.

The low impacts seen from large changes in the upper boundary conditions noted in section 4.3 justify how this study was able to make use of the incomplete dataset available from 2005 to 2014. The key missing data in this historical record relates to the water temperature at the boundary condition at Skins Lake Spillway. Although water temperature was missing, results from Section 4.3 suggest that a synthetic water temperature time series could be used as upper boundary condition and that it should have little to no impact on downstream water temperatures as the point of interest for STMP implementation (downstream of Vanderhoof) due to the thermal equilibrium being attained during the transit time between Skins Lake Spillway and Vanderhoof. The results shown in this study confirm that the boundary conditions do not play a significant role in the process.

3.6.3 Impact of the spatial density of reanalysis products

When looking at Tableau 3.4, it is apparent that there is a certain advantage to using more reanalysis grid points for water temperature modelling. The gains eventually level out at a certain density of grid points, and there seems to be no gain from the increased density offered by ERA5-Land when using a similar amount of grid points. This indicates that there are diminishing returns to increasing spatial density of meteorological variables for the thermal model. This explains the similarity of the results obtained by ERA5 and ERA5-Land calibrations during the thermal modelling.

However, while this conclusion is true for this river, perhaps shorter rivers or rivers in regions with a more variable topography could make use of the finer resolution of ERA5-Land. Further studies should investigate this possibility and could also implement different reanalysis datasets at coarser and finer resolutions if available to evaluate the generalizability of the conclusions.

3.6.4 Impact of the temporal resolution

The error distribution in water temperature simulations (see Figure 3.4) was shown to be constant for both datasets. However, this is to be expected, considering that both ERA5 and ERA5-Land are generated from the same model, with a different spatial resolution. Using a different reanalysis dataset would have likely provided different error patterns on the diurnal cycle.

When analysing the summer water temperatures on an average daily basis, a pattern emerged that showed an overestimation of temperatures during the evening and early morning and an underestimation on average of the afternoon temperatures. However, when averaged daily, these errors tended to cancel out, resulting in improved performance at the daily scale. Indeed, when making the same analysis as previously described but on a daily mean time step, results improved significantly (see Tableau 3.2). Both datasets moved to a mean 0.50 °C MAE and 0.63 °C RMSE for the multi-year calibration using the 2020 period as validation, indicating better performance on the daily scale.

3.6.5 Thermal equilibrium as a function of transit time

It was observed that thermal fluctuations at the upper boundary (Skins Lake spillway) seemed to have little impact on downstream temperatures near the point of interest at Vanderhoof, as confirmed by applying a bias of ± 5 °C at this boundary for the validation period (summer 2020, see Figure 3.5). Regardless of which bias was applied, the simulated water temperatures converged near Cheslatta Falls, just downstream of a major lake system (Cheslatta Lake and Murray Lake). Because Vanderhoof is located 200 km downstream of the spillway, the temperature of the upstream boundary condition is essentially inconsequential (causing water temperature variations of < 0.2 °C at Vanderhoof). Analyses showed that bypassing the lakes while maintaining the same water balance avoids most of the downstream warming. This results in cooler downstream water temperatures (see Figure 3.5 and Figure 3.6). While these findings are local to the Nechako River, it is expected that another site with large bodies of

water between the water release and the point of interest would behave similarly. Thus, this knowledge could help in improving thermal control in existing and future hydraulic systems.

3.7 Conclusion

This paper presented a case study of water temperature modelling in the Nechako River and compared two reanalysis datasets (ERA5 and ERA5-Land) to evaluate their capacity to simulate water temperatures up to 200 km downstream from the Skins Lake Spillway, near the town of Vanderhoof. First, automated calibrations were performed for the thermal module using reanalysis datasets as meteorological inputs. Overall, the reanalysis products performed well for water temperature simulations. ERA5-Land, the more densely populated reanalysis dataset, offered no significant improvement over ERA5 and required more compute time. During the validation for all datasets, the MAE and RMSE obtained were considered good when compared to literature (MAE <1 °C and RMSE <2 °C). The model however showed a pattern of errors of overestimation and underestimation of maximum and minimum daily values throughout the study. These cyclical errors in the diurnal cycle translated to better results when evaluating mean daily water temperatures. These errors also make this a good candidate for a multi-model combination approach. Previous studies have shown that combining models through weighing schemes can be beneficial if errors are systematic and predictable (Arsenault, Gatien, Renaud, Brissette, & Martel, 2015). This should therefore be investigated in further studies to assess the possibility of increasing model simulation skill.

Finally, the model reached thermal equilibrium not far downstream from a major lake. The analyses conducted demonstrated that bypassing the section of the reach containing large lakes could allow the operators to manage water temperatures downstream more efficiently. Tests concluded that water temperatures could be reduced by up to 3 °C during the 2020 summer period with this method. This would lead to a more efficient management of fish ecosystems by cutting down on water travel time. Another interesting venture for future studies would be the increased forecasting skill brought on by this shortened travel time, allowing operators to essentially use shorter-term weather forecasts in their water temperature forecasts. Overall, the

results of this study support that reanalysis datasets have the capacity to adequately drive thermal models for river reaches like the one treated in this study.

3.8 Acknowledgements

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 on the Nechako River and associated data (<https://riotinto-nechakofacts.herokuapp.com/>). 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.

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

This paper also uses the ERA5-Land reanalysis dataset produced by Muñoz Sabater, J., (2019) and was downloaded from the Copernicus Climate Change Service (C3S) Climate Data Store: <https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/reanalysis-era5-land?tab=overview>.

3.9 Data availability statement

The data that support the findings of this study are available from the corresponding author, PG, upon reasonable request.

3.10 References

- Angilletta Jr, M.J., Niewiarowski, P.H., Navas, C.A., 2002. The evolution of thermal physiology in ectotherms. *Journal of thermal Biology*, 27(4): 249-268.
- Arsenault, R., Brissette, F., Malo, J.-S., Minville, M., Leconte, R., 2013. Structural and non-structural climate change adaptation strategies for the Péribonka water resource system. *Water resources management*, 27(7): 2075-2087.
- Arsenault, R., Brissette, F., Martel, J.-L., 2018. The hazards of split-sample validation in hydrological model calibration. *Journal of hydrology*, 566: 346-362.
- Arsenault, R., Gatien, P., Renaud, B., Brissette, F., Martel, J.-L., 2015. A comparative analysis of 9 multi-model averaging approaches in hydrological continuous streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 529: 754-767.
- Bednarek, A.T., Hart, D.D., 2005. Modifying dam operations to restore rivers: ecological responses to Tennessee River dam mitigation. *Ecological Applications*, 15(3): 997-1008.
- Boudreau, K., 2005. Nechako watershed council report: Assessment of potential flow regimes for the Nechako watershed. Prepared for the Nechako Enhancement Society & Nechako Watershed Council: 6-20.
- Brunner, G., 2006. HEC-RAS river analysis system, user's manual version 4.0 beta. US Army Corps of Engineers: 420.
- Brunner, G.W., 1995. HEC-RAS River Analysis System. Hydraulic User's Manual. Version 1.0, HYDROLOGIC ENGINEERING CENTER DAVIS CA.

Brunner, G.W., 2010. HEC-RAS river analysis system: hydraulic reference manual. US Army Corps of Engineers, Institute for Water Resources, Hydrologic

Bueche, T., Vetter, M., 2014. Simulating water temperatures and stratification of a pre-alpine lake with a hydrodynamic model: calibration and sensitivity analysis of climatic input parameters. *Hydrological Processes*, 28(3): 1450-1464.

Caissie, D., Satish, M.G., El-Jabi, N., 2007. Predicting water temperatures using a deterministic model: Application on Miramichi River catchments (New Brunswick, Canada). *Journal of Hydrology*, 336(3-4): 303-315.

Carlisle, D.M., Wolock, D.M., Meador, M.R., 2011. Alteration of streamflow magnitudes and potential ecological consequences: a multiregional assessment. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 9(5): 264-270.

Casado, A., Hannah, D.M., Peiry, J.L., Campo, A.M., 2013. Influence of dam-induced hydrological regulation on summer water temperature: Sauce Grande River, Argentina. *Ecohydrology*, 6(4): 523-535.

Chen, G., Fang, X., 2015. Accuracy of hourly water temperatures in rivers calculated from air temperatures. *Water*, 7(3): 1068-1087.

Crossin, G.T. et al., 2008. Exposure to high temperature influences the behaviour, physiology, and survival of sockeye salmon during spawning migration. *Canadian Journal of Zoology*, 86(2): 127-140.

DeWeber, J.T., Wagner, T., 2014. A regional neural network ensemble for predicting mean daily river water temperature. *Journal of Hydrology*, 517: 187-200.

Duan, Q., 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.

Ducharne, A., 2007. Importance of stream temperature to climate change impact on water quality.

Essou, G.R., Arsenault, R., Brissette, F.P., 2016. Comparison of climate datasets for lumped hydrological modeling over the continental United States. *Journal of hydrology*, 537: 334-345.

Gooseff, M.N., Strzepek, K., Chapra, S.C., 2005. Modeling the potential effects of climate change on water temperature downstream of a shallow reservoir, Lower Madison River, MT. *Climatic Change*, 68(3): 331-353.

Grbić, R., Kurtagić, D., Slišković, D., 2013. Stream water temperature prediction based on Gaussian process regression. *Expert systems with applications*, 40(18): 7407-7414.

Haag, I., Luce, A., 2008. The integrated water balance and water temperature model LARSIM-WT. *Hydrological Processes: An International Journal*, 22(7): 1046-1056.

Hersbach, H. et al., 2020. The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730): 1999-2049.

Isaak, D., Wollrab, S., Horan, D., Chandler, G., 2012. Climate change effects on stream and river temperatures across the northwest US from 1980–2009 and implications for salmonid fishes. *Climatic change*, 113(2): 499-524.

Islam, S.U., Hay, R.W., Déry, S.J., Booth, B.P., 2019. Modelling the impacts of climate change on riverine thermal regimes in western Canada's largest Pacific watershed. *Scientific reports*, 9(1): 1-14.

Jonsson, N., 1991. Influence of water flow, water temperature and light on fish migration in rivers. *Nordic journal of freshwater research*, 66(1991): 20-35.

Kappenman, K.M., Fraser, W.C., Toner, M., Dean, J., Webb, M.A., 2009. Effect of temperature on growth, condition, and survival of juvenile shovelnose sturgeon. *Transactions of the American Fisheries Society*, 138(4): 927-937.

Leon, A.S., Goodell, C., 2016. Controlling hec-ras using matlab. *Environmental modelling & software*, 84: 339-348.

Leonard, B., 1991. The ULTIMATE conservative difference scheme applied to unsteady one-dimensional advection. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 88(1): 17-74.

Lessard, J.L., Hayes, D.B., 2003. Effects of elevated water temperature on fish and macroinvertebrate communities below small dams. *River research and applications*, 19(7): 721-732.

Macdonald, J., Foreman, M., Farrell, T., 2000. The influence of extreme water temperatures on migrating Fraser River sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) during the 1998 spawning season. *Canadian technical report of fisheries and aquatic sciences/Rapport technique canadien des sciences halieutiques et aquatiques*. Imprint varies(2326): 131.

Macdonald, J., Morrison, J., Patterson, D., 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.

Mestekemper, T., Windmann, M., Kauermann, G., 2010. Functional hourly forecasting of water temperature. *International Journal of Forecasting*, 26(4): 684-699.

Minville, M., Brissette, F., Krau, S., Leconte, R., 2009. Adaptation to climate change in the management of a Canadian water-resources system exploited for hydropower. *Water Resources Management*, 23(14): 2965-2986.

Moore, R.D., 2006. Stream temperature patterns in British Columbia, Canada, based on routine spot measurements. *Canadian Water Resources Journal*, 31(1): 41-56.

Morrill, J.C., Bales, R.C., Conklin, M.H., 2005. Estimating stream temperature from air temperature: implications for future water quality. *Journal of Environmental Engineering*, 131(1): 139-146.

Muñoz Sabater, J., 2019. First ERA5-Land dataset to be released this spring. *ECMWF Newslett*, 159.

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.

Naughton, G.P. et al., 2005. Late-season mortality during migration of radio-tagged adult sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) in the Columbia River. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 62(1): 30-47.

Olden, J.D., Naiman, R.J., 2010. Incorporating thermal regimes into environmental flows assessments: modifying dam operations to restore freshwater ecosystem integrity. *Freshwater Biology*, 55(1): 86-107.

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.

Ouellet, V., Mingelbier, M., Saint-Hilaire, A., Morin, J., 2010. Frequency analysis as a tool for assessing adverse conditions during a massive fish kill in the St. Lawrence River, Canada. *Water Quality Research Journal*, 45(1): 47-57.

Pappenberger, F., Beven, K., Horritt, M., Blazkova, S., 2005. Uncertainty in the calibration of effective roughness parameters in HEC-RAS using inundation and downstream level observations. *Journal of Hydrology*, 302(1-4): 46-69.

Pike, A. et al., 2013. Forecasting river temperatures in real time using a stochastic dynamics approach. *Water Resources Research*, 49(9): 5168-5182.

Poff, N.L. et al., 1997. The natural flow regime. *BioScience*, 47(11): 769-784.

Poff, N.L., Zimmerman, J.K., 2010. Ecological responses to altered flow regimes: a literature review to inform the science and management of environmental flows. *Freshwater Biology*, 55(1): 194-205.

Punzet, M., Voß, F., Voß, A., Kynast, E., Bärlund, I., 2012. A global approach to assess the potential impact of climate change on stream water temperatures and related in-stream first-order decay rates. *Journal of Hydrometeorology*, 13(3): 1052-1065.

Stefan, H., Sinokrot, B., 1993. Projected global climate change impact on water temperatures in five north central US streams. *Climatic Change*, 24(4): 353-381.

Steinhausen, M., Sandblom, E., Eliason, E., Verhille, C., Farrell, A., 2008. The effect of acute temperature increases on the cardiorespiratory performance of resting and swimming sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*). *Journal of Experimental Biology*, 211(24): 3915-3926.

Tarek, M., Brissette, F.P., Arsenault, R., 2020. Evaluation of the ERA5 reanalysis as a potential reference dataset for hydrological modelling over North America. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(5): 2527-2544.

Team, C.W., Pachauri, R.K., Meyer, L., 2014. IPCC, 2014: climate change 2014: synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the intergovernmental panel on Climate Change. IPCC, Geneva, Switzerland, 151.

Van Vliet, M. et al., 2012. Coupled daily streamflow and water temperature modelling in large river basins. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(11): 4303-4321.

CHAPITRE 4

ARTICLE 2 : EVALUATING THE EFFECTS OF CLIMATE CHANGE ON RIVER WATER TEMPERATURE DOWNSTREAM OF A HYDROPOWER RESERVOIR IN WESTERN CANADA

Philippe Gatien^{a*}, Richard Arsenault^a, Jean-Luc Martel^a, Mostafa Khorsandi^b and André St-Hilaire^b

^aHydrology, Climate and Climate Change Laboratory (HC3), École de technologie supérieure, 1100 Notre-Dame Ouest, Montreal, Canada

^bInstitut National de la Recherche Scientifique, Centre Eau, Terre et Environnement (INRS-ETE), 490 Rue de la Couronne, Québec, Canada

Article publié dans le « Canadian Water Resources Journal » en février 2024

4.1 Abstract

This paper evaluates the impact of climate change on the water temperature of the Nechako River near the town of Vanderhoof (British Columbia, Canada). To do so, the Hydrologic Engineering Center's River Analysis System (HEC-RAS) hydraulic and water temperature model was used with data from 10 climate models representing two Shared Socioeconomic Pathways (SSP 2-4.5 and SSP 5-8.5) over two future time periods (2041-2070 and 2071-2100). The results showed an upward trend in projected water temperatures for all tested discharge rates from the impounding reservoir during the warmest periods of the year. The study found that water temperatures are expected to increase by up to 2.57 °C for the near future (2041-2070) and up to 3.56 °C on average for all flow scenarios studied for a far future (2071-2100) when using SSP5-8.5. The timing of the peak water temperature during the summer is also expected to shift, with maximum water temperatures occurring up to 10 days later than in the reference period. In 10.3% of the far future SSP5-8.5 scenarios, at least one day per summer had a mean daily temperature of at least 24 °C, which exceeds limits of 20 °C for sockeye salmon and 21 °C for white sturgeon which are considered detrimental for the fish. It has been shown that over 50% of sockeye salmon will stop their sustained swimming at water

temperatures of 24 °C due to cardiac limitations.

Keywords: Climate change, water temperature, hydraulic modelling, thermal modelling, HEC-RAS

4.2 Introduction

As greenhouse gases continue to be released into the atmosphere, the effects of climate change and anthropogenic warming will continue to increase (Pachauri & Meyer, 2014). The impact climate change has on water temperatures has been a subject of study for many years and recent research focused on both lentic water bodies (Fang & Stefan, 1999; Hansen, Ruedy, Sato, & Lo, 2010; Mann et al., 2008) or rivers (Ferrari, Miller, & Russell, 2007; Kaushal et al., 2010; Kwak, St-Hilaire, Chebana, et al., 2017; Morrison, Quick, & Foreman, 2002), including both saltwater (Gille, 2008; Hunt Jr et al., 2002) and freshwater (Trumpickas, Shuter, Minns, & Cyr, 2015; van Vliet et al., 2013).

Water temperature is a variable that can change the solubility of gases and have a direct impact on aquatic fauna (Olden & Naiman, 2010). Rising water temperatures result in lower dissolved oxygen levels (Ducharme, 2007) and alter biochemical reactions in fish (Angilletta Jr et al., 2002), leading to possible higher mortality rates for various species (Crossin et al., 2008; Kappenman et al., 2009; Macdonald et al., 2000; Naughton et al., 2005; Steinhausen et al., 2008).

Many studies on the effects of climate change for water temperature in North America have found that water temperatures generally increase during the summer months. One study showed that the increase in water temperature will not be as severe as for the increase in air temperature (Hondzo & Stefan, 1993). More recent research warns that if left unchecked, rising water temperatures could lead to deteriorating water quality (van Vliet et al., 2013) and severe impacts on aquatic biodiversity and ecosystem processes. There is evidence to suggest that the warming of water is closely linked to the warming of air temperatures during the day (Gooseff

et al., 2005; Kaushal et al., 2010). The Fraser River catchment, which includes the Nechako River where this study takes place, is expected to experience an increase in summer water temperature of up to 0.14 °C per decade (Ferrari et al., 2007).

While previous studies have largely focused on natural rivers, damming a river disrupts its flow and creates conditions that are different from the natural hydraulic regime, which in turn modifies the thermal regime as well (Maheu et al., 2016; Poff et al., 1997; Poff & Zimmerman, 2010). This provides an opportunity not found in unaltered waterways: water release facilities can directly impact water temperatures in a river by releasing more or less water. Varying water releases diurnally has even been shown to help meet temperature objectives downstream (Carron & Rajaram, 2001). As a result, water temperature modelling has become important for the management of ectotherm species in rivers downstream from dams (Gooseff et al., 2005; Isaak et al., 2012; Stefan & Sinokrot, 1993).

To mitigate the impacts of climate change on water temperatures, cold water release facilities are essential (Kwak, St-Hilaire, Chebana, et al., 2017; Sundt-Hansen et al., 2018). By modifying water release operations to consider both temperature objectives and atmospheric conditions, the Green River downstream from Flaming Gorge Dam in Southern Wyoming saved nearly 20% in released water volume through the use of diurnally variable water releases, compared to a constant release (Carron & Rajaram, 2001). This type of pulsing flow has been shown to be effective in improving the health of river ecosystems (Watts et al., 2009; Watts, Richter, Opperman, & Bowmer, 2011).

This study aims to determine the effects of climate change on downstream water temperatures in the Nechako River near the town of Vanderhoof, British Columbia (B.C.), in the context of different spillway operations. The Nechako River has a long history of water temperature concerns, including the impacts on migrating fish (Macdonald et al., 2000; Macdonald et al., 2012; Rand et al., 2006), potential ways to cool the stream such as adding a cold-water release facility (Boudreau, 2005; Sheedy, 2005), and the effects of climate change on the catchment

(Islam et al., 2019; Shrestha, Schnorbus, Werner, & Berland, 2012; Troin, Velázquez, Caya, & Brissette, 2015).

4.3 Study area

This paper studies the Nechako River in B.C., Canada (see Figure 4.1). The water stems from the Nechako Reservoir, where it flows northeast in Cheslatta River until it reaches Cheslatta Falls, where it becomes the Nechako River and flows towards the Fraser River. The reservoir is managed by Rio Tinto, which owns the hydropower and water management infrastructure. There are currently two outlets from the reservoir: one for the Kemano hydropower station and one for the Skins Lake Spillway (SLS). The Kemano hydropower outlet sees some of the flow diverted westerly towards it through a 16 km water intake tunnel through the coastal mountain range with a nearly 800 m drop to produce a peak hydropower output of up to 1000 MW using roughly $150 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ of water. This power is mainly consumed by an aluminum smelter nearby, in Kitimat, B.C. Water released at SLS still flows towards the Fraser River but takes longer to reach it (typically 2-5 days) because the flow is released upstream of Cheslatta Lake and Murray Lake, rather than directly downstream of the Cheslatta system. The flow released at SLS is not directly linked to power production at the Kemano hydropower station and is mostly used for environmental purposes and as a flood control structure.

Rising water temperatures are one of the factors contributing to declining populations of ectotherm species such as sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) and white sturgeon (*Acipenser transmontanus*) in the Nechako River (Macdonald, 2019; Macdonald et al., 2000). In response, the Summer Temperature Management Program (STMP) was implemented (Boudreau, 2005; Macdonald et al., 2012; Ouellet-Proulx et al., 2017), which aims to maintain average daily temperatures below 20 °C between July 20th and August 20th near Finmoore, which is located near the town of Vanderhoof (about 200 km downstream from SLS; see Figure 4.1), to help maintain adequate water temperatures for the sockeye salmon.

Beyond the Cheslatta system, the simulated section of the Nechako River merges with its only major tributary, the unregulated Nautley River. The Nechako River eventually reaches the towns of Vanderhoof and Finmoore before merging with the Stuart River and then flowing into the Fraser River, which collects flows from other large tributaries along the way. This study focuses on the section between SLS and Finmoore, as this is the target location for the STMP program. Since data are more widely available nearby at the town of Vanderhoof, simulations use this point as a proxy.

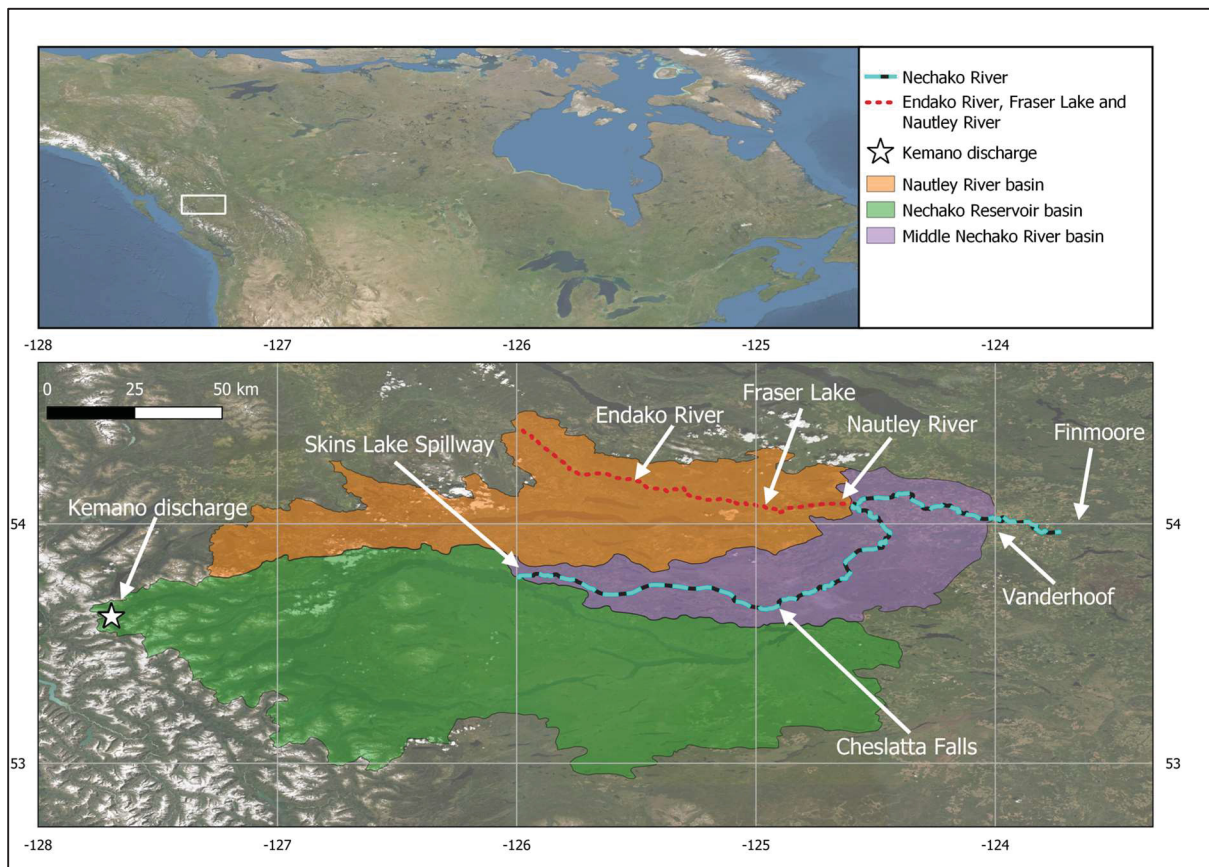


Figure 4.1 The Nechako River catchment study site

SLS operates with a continuous discharge throughout the year, but to ensure that water temperature targets are met, the water releases are increased a few days before and during the STMP period according to water temperature forecasts and simulations. This is done in a way that larger volumes of water flow through the river system on hotter days to prevent the water

temperature from exceeding the acceptable threshold of 20 °C established by the STMP. However, the water from the Nechako Reservoir warms up rapidly in the lake system and reaches thermal equilibrium, so the cooling of the river largely depends on the volume of water due to thermal inertia. In turn, this limits the increase in water temperature for a given level of radiative heating (Gatien, Arsenault, Martel, & St-Hilaire, 2022). The flow releases upstream for the river are found to account for 24% of the water temperature variability (Macdonald et al., 2012) and the STMP has been successful in keeping water temperatures below 20 °C for most of the required period.

4.4 Methodology

This section describes the different steps taken to attain the objectives of this study. The hydrometric and meteorological datasets, climate model datasets, and data processing steps are presented. The hydraulic model and its implementation are then discussed, followed by the thermal module used to simulate water temperatures. Finally, the application of the models to the climate data to obtain future simulations of water temperature is presented.

4.4.1 Streamflow data

At SLS, data on the released flows were available from 1955 onward, and water temperature data from the reservoir are available since 2017. The hydrometric data can be found on a daily time step from Water Survey of Canada and were also provided by Rio Tinto on an hourly time step since 1980. Thermal data were also provided by Rio Tinto on an hourly time step for the 2016-2020 period at SLS and starting in 2005 at the point of interest near the town of Vanderhoof. Downstream, where the Nautley River joins the Nechako River, flow data are also available on a daily timestep from the Environment and Climate Change Canada (ECCC) database from 1950 and were also provided by Rio Tinto from 1980 going forward on an hourly timestep.

Flow and thermal data near the town of Vanderhoof were obtained from the ECCC database from 1948 to 2020 on a daily time step. Thermal data for the Nechako River near the town of

Vanderhoof were provided by Rio Tinto from 2005 to 2020 on an hourly time step, as shown in Figure 4.2.

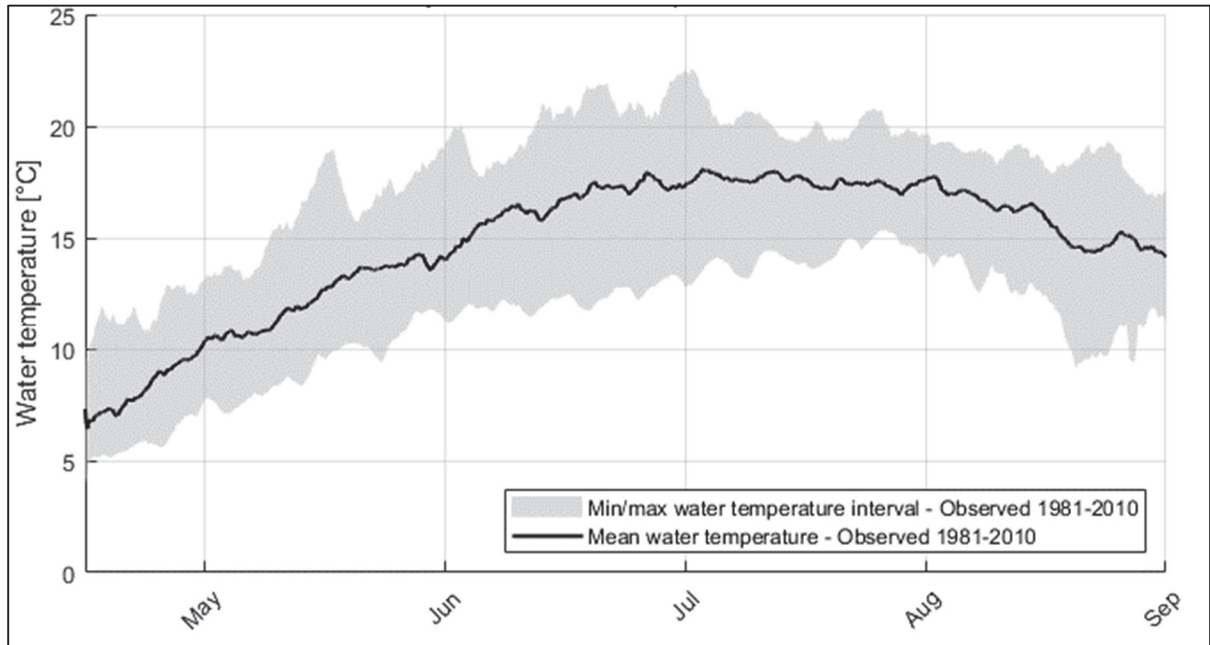


Figure 4.2 Historical water temperature distribution at the point of interest near the town of Vanderhoof for the 2005-2020 period (Rio Tinto dataset only). The black line represents the interannual mean hourly water temperature during the summer months, and the grey envelope encloses the minimum and maximum values for those time steps

4.4.2 Reference meteorological data

Observed meteorological data were not available in the vicinity of the catchment, so a high-resolution reanalysis dataset was used instead. Reanalysis datasets have been found to be suitable alternatives for hydrological modelling (Tarek et al., 2020) and have been shown to provide satisfactory performance in modelling river water temperatures in the Nechako River (Gatien et al., 2022). The ERA5 reanalysis (Hersbach et al., 2020) was used in this study and is the fifth iteration of the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts' atmospheric dataset. ERA5 was selected over ERA5-Land because the higher density was shown to bring no clear advantage when paired with this particular catchment and model, as shown by Gatien et al. (2022). This dataset uses a weather forecasting model to estimate all atmospheric and

land surface states on an hourly timestep by incorporating data from multiple sources, including satellites, aircraft, buoys, gauges and others, during the model data assimilation step. This results in a comprehensive picture of the state of the atmosphere at each timestep with a $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ spatial resolution (about 17 km East/West and 28 km North/South in the Nechako River region). The ERA5 dataset provides all necessary variables for the thermal module (as listed in Tableau 4.1). The dataset covers a long period (1940-2022), although data before 1980 are generally less reliable due to a lack of satellite data influencing the assimilation process.

Tableau 4.1 ERA5 variables used in this study

Variable name	Short name	Level
10 m U wind component	10u	Near surface (10 m)
10 m V wind component	10v	Near surface (10 m)
Total cloud cover	tcc	Ground or water surface
2-meter air temperature	2t	Near surface (2 m)
Dew point temperature	2d	Near surface (2 m)
Surface pressure	sp	Surface
Surface solar radiation downwards	ssrd	Surface

The ERA5 data were used to feed the HEC-RAS model and its components by extracting the nearest variables at the Nechako River datapoints for initial model calibration and validation as found effective by Gatien et al. (2022). The dataset was then used to bias-correct meteorological data obtained from different Global Climate Models (GCM). The bias-corrected data was then used to run the HEC-RAS model again for the reference period and future horizons to evaluate the impacts of climate change on water temperatures.

4.4.3 Climate model simulation data

To evaluate the impacts of climate change on water temperature for this study, simulation data from (GCMs) were used. These simulations were provided by the Coupled Model Intercomparison Project 6 (CMIP6) (see Tableau 4.2), which considers both anthropogenic and natural forcings. From the many models available in CMIP6, ten were selected because they

were the only ones that included the necessary variables at the sub-daily time step, which is important to accurately model the diurnal cycle, and also provided data for the two Shared Socioeconomic Pathways (SSPs) used in this study (i.e. SSP2-4.5 and SSP5-8.5). These pathways are similar to the previously used Representative Concentration Pathways, or RCPs, and aim for similar levels of radiative forcing (Martel et al., 2022).

Tableau 4.2 List of GCMs used for evaluating the impacts of climate change on water temperature in this study

GCM name	Resolution (Latitude and longitude)	GCM name	Resolution (Latitude and longitude)
ACCESS-CM2	$0.875^{\circ} \times 1.25^{\circ}$	MIROC6	$\sim 1.4^{\circ} \times 1.4^{\circ}$
BCC-CSM2-MR	$1.125^{\circ} \times 1.125^{\circ}$	MPI-ESM1-2-HR	$\sim 0.7^{\circ} \times 0.7^{\circ}$
CMCC-CM2-SR5	$1^{\circ} \times 1^{\circ}$	MPI-ESM1-2-LR	$\sim 1.4^{\circ} \times 1.4^{\circ}$
CMCC-ESM2	$0.9^{\circ} \times 1.25^{\circ}$	MRI-ESM2-0	$\sim 0.7^{\circ} \times 0.7^{\circ}$
KIOST-ESM	$\sim 1.8^{\circ} \times 3.1^{\circ}$	EC-Earth3	$\sim 0.6^{\circ} \times 0.6^{\circ}$

The GCMs were chosen based on the availability of the same meteorological variables as those from the ERA5 data used to calibrate the HEC-RAS model, allowing them to be used to drive the HEC-RAS model in future conditions. Climate model data were extracted for these GCMs for the near future (2041-2070) and far future (2071-2100), and reference period (1981-2010) for bias correction, as discussed in the next section. The validity of the subset of GCMs selected will be evaluated to ensure they are representative of the larger CMIP6 ensemble containing 27 members. Because the 10 members were selected for the presence of certain key variables, the comparison will have to be done using more broadly available variables that impact water temperatures, such as air temperature and precipitation.

4.4.4 Bias correction of climate simulations

Climate model data must be processed before they can be used in impact assessment studies to remove any biases present between the observed and reference periods. Multiple methods for doing this are available in the literature, and this study uses the multivariate bias correction (MBCn) method described in Cannon (2018). This multivariate approach was necessary because the water temperature model requires multiple meteorological variables, and using a univariate solution could affect the analysis due to inconsistencies between bias-corrected variables (Rocheta, Evans, & Sharma, 2014). The bias correction was performed at the 3-hourly timestep.

4.4.5 Nechako River

This section describes the modelling of the Nechako River for this study. It explains how the hydraulic model and water quality module were prepared and calibrated to simulate water temperatures at a location near the town of Vanderhoof. Section 4.4.6 examines the case of the Nautley River, a downstream lateral inflow to the Nechako River (shown in Figure 4.1).

4.4.5.1 Hydraulic model

The 1D HEC-RAS hydraulic model (Brunner, 2006) was used for the Nechako River. It was previously calibrated by a consultant from 1958 to 2007 (see Gatien et al., (2022) for details). This model was chosen for its integrated water quality module, which is capable of simulating water temperatures for the selected river reach using climate reanalysis data as input (Gatien et al., 2022). The model's ability to interpolate missing input data, i.e., from a time series with a different computational timestep than other inputs, allows it to handle different timesteps for the various input datasets. The HEC-RAS model requires flowrate boundary conditions at the upstream section of the river reach, and at every lateral inflow location (e.g., junctions with other tributaries). In this 2022 case study, the upstream boundary was the SLS released flow and there was a single lateral inflow at the point where the Nautley River joins the Nechako River. The hydraulic model for the Nechako River had already been calibrated, so only the

validation step was performed to ensure it was suitable for this study. However, not all boundary conditions necessary for the hydraulic simulation were available for the 1980-1986 period. As a result, the hydraulic validation was only carried out from 1987 to 2010.

Finally, due to the focus on climate change in this study, it was necessary to simulate the unregulated flow of the Nautley River in a future climate. The Nautley River flow was therefore provided by a separate distributed hydrological model, CEQUEAU, which was prepared using the methodology outlined in Khorsandi et al. (2022). These simulations are year-round but only matching dates from May 1st to September 15th were used in this paper to coincide with the HEC-RAS simulations.

4.4.5.2 Water quality module

The water quality module performs water temperature simulations using a heat budget in individual water quality cells along a river reach. The model determines if a cell is a heat sink or source, and then solves a one-dimensional advection diffusion equation using the QUICKEST-ULTIMATE explicit numerical scheme (Leonard, 1991) to determine the water temperature in each cell.

To run the model, boundary conditions in the form of water temperature time series are required for each inlet. The upstream boundary condition, which is the water temperature at SLS fed by the Nechako Reservoir, does not have sufficient water temperature measurements for the simulation over the reference period. However, it was shown by Gatien et al. (2022) that the temperature of the water released at SLS did not significantly impact the water temperatures downstream of the Cheslatta system due to thermal equilibrium being attained as water slowly travels through the lake system. Therefore, this value was kept constant at 17.5 °C, representing the mean summer water temperature observed from 2017-2020 where data are readily available on an hourly time step. By not increasing this value, this study remains cautiously optimistic in the face of the effects of climate change on the water temperatures of the reservoir.

The thermal model was trained from 2017-2020, when most data were available, and the calibration parameters from this period were applied to the years 1980-2010. Despite the missing water temperature data at SLS, the model was still validated using thermal observations near the town of Vanderhoof (1987-2010) as Gatien et al. (2022) demonstrated that this location is downstream of the river's thermal equilibrium point and the upstream boundary has little impact there.

The Mean Absolute Error (MAE) was used as the objective function during the calibration and validation process for the thermal model. The four calibration parameters used are: the diffusivity ratio (K_h/K_w), which generally varies between 0.5 and 1.5 and values between 0.9 to 1.1 are recommended; and three constants (a , b , and c) used in the wind function (see equation 4.1) that primally affect evaporative and convective surface fluxes. These constants vary between an order of 10^{-6} (a and b) and an order of 1 (c) and used with a function of the Richardson number (R) to modify the user-supplied wind speed time series and control the magnitude of sensible and latent heat.

$$f(U) = R(a + bU^c) \quad (4.1)$$

For the lateral inflow of the Nautley River, the CEQUEAU model, which was used to supply flows, also had a coupled water quality module that could generate the required boundary water temperature time series (Khorsandi et al., 2022) on a daily time step, as detailed in the next section.

4.4.6 Nautley River modelling

The Nautley River is an unregulated waterway that acts as a tributary to the Nechako River. It is located downstream from SLS and roughly 50 km upstream from the town of Vanderhoof. Its proper representation is therefore crucial for accurate thermal simulations both in the reference and future periods.

4.4.6.1 Hydrological-thermal model

As stated before, the Nautley River flows and temperatures were simulated using the coupled distributed hydrological and thermal model, CEQUEAU (Khorsandi et al., 2022; Morin & Couillard, 1990) on a daily scale. The hydrological model was run on a daily time step using precipitation, maximum and minimum air temperatures, wind speed, water vapor pressure and net solar shortwave radiation as inputs, which were taken from the ERA5 reanalysis dataset to ensure compatibility between the simulations of the Nechako and Nautley rivers. Ground cover data used to complete the model were obtained from the European Space Agency (10 m resolution) (Zanaga et al., 2021) and the NASA Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) Digital Elevation Model was used to determine elevations (30 m resolution) (Farr et al., 2007). The model simulates the hydrological process by dividing the catchment into equal grid boxes of approximately 5 km $\times$ 5km and then subdividing each of those into partial grid boxes that overlap at sub-catchment boundaries. These partial grid boxes known as hydrologic response units (HRUs), are used to determine the direction of runoff. Each partial square considers runoff components using a three-reservoir system that represents lakes or marshes, vadose, and lower soil layers for vertical routing. These are then routed downstream.

The thermal portion of the model uses a heat budget to predict water temperature. It takes into account incoming shortwave radiation (H_{sw}), net longwave radiation (H_{lw}), latent heat (H_l), sensible heat (H_s), advection from upstream flows (H_{up}), runoff and interflow (H_{local}) and groundwater (H_{ground}) (see equation 4.2).

$$\Delta H = H_{sw} + H_{lw} + H_l + H_s + H_{up} + H_{down} + H_{local} + H_{ground} \quad (4.2)$$

The model was calibrated using the Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMA-ES) (Hansen & Ostermeier, 2001) automatic optimization algorithm and the Kling-Gupta efficiency (KGE) (Gupta, Kling, Yilmaz, & Martinez, 2009) metric for the hydrological purposes and the Root Mean Squared Error (RMSE) for the thermal calibrations, as recommended by Arsenault et al. (2014). The hydrological portion of the model uses 26

parameters that are constant for all squares in the catchment, while the thermal portion uses eight parameters. A multi-site approach was taken, using all available data points during the calibration process and then using the multisite optimum value for the required metric (Khorsandi et al., 2022). For the water temperature, an $RMSE_{overall}$ was calculated by using the root of the mean squared RMSE for each site (i), the total days of observation at said site (M_i) and the number of sites (N) (See equation 4.3).

$$RMSE_{overall} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N RMSE_i^2 \times M_i}{\sum_{i=1}^N M_i}} \quad (4.3)$$

The CEQUEAU model used here to simulate water flows and temperatures at the junction of the Nautley River to the Nechako River has been pre-calibrated with these objective functions and it provides satisfactory results. Though these objective functions differ from those used with HEC-RAS, the required data to establish a new HEC-RAS model on the Nautley River is not readily available, the choice was made to use CEQUEAU in conjunction with HEC-RAS to simulate water temperatures in the Nechako.

4.4.6.2 Effects of the daily timestep

Modeling this boundary condition also comes with some uncertainty, with one of its sources being the lack of representation of the diurnal cycle. Since the data are only available on a daily time step, they do not capture the diurnal variability in radiation and temperature cycles.

To quantify the impact the timestep of the Nautley River has on water temperatures simulated near the town of Vanderhoof, observed hourly data used during the calibration of the thermal model (2017-2020) at the Nautley inflow was averaged to the daily timestep for both flow and water temperatures. An unsteady flow analysis was then run using this new daily boundary at Nautley, followed by a water quality analysis to produce water temperature simulation. The resulting water temperatures, produced with observed daily values, were compared with water temperatures produced using the original data which had an hourly timestep.

4.4.7 Analyzing the effects of climate change

This section describes the methods used to evaluate the effects of climate change on the reference and future time horizons. For the hydraulic portion of the modeling, five constant flow rates at SLS (i.e., $100 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ to $500 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ in $100 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ increments) were used as the upstream boundary conditions for all reference and future horizons. This was done to ensure the comparability of results between periods in terms of water temperature change, as it would not be possible to apply a dynamic water release ruleset for each of the 40 future climate simulations (two SSP scenarios, two horizons, and 10 GCMs). The forecasting of flows and the timing of water releases in an operational context are outside the scope of this study, so by using constant flowrates, only meteorological and climate variables impact the results for a given flow boundary condition. Note that sustained flows above $400 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ would lead to public safety concerns and flooding.

The Nautley was simulated using the CEQUEAU model with post-processed climate data from the 10 selected GCMs for the reference and future horizons, using both retained SSP scenarios (SSP2-4.5 and SSP5-8.5). Figure 4.3 below illustrates the process visually.

Water temperature was simulated for the length of the Nechako River reach during the five warmest months of the year (May 1st to mid-September) by establishing an initial water temperature of $6.53 \text{ }^{\circ}\text{C}$, a long-term average for the month of May. A spin-up time of 48 hours for the model was deemed sufficient after testing to establish an environmental equilibrium throughout the river. The rest of the year was ignored to avoid limitations within the model, which cannot simulate water temperature in freezing conditions.

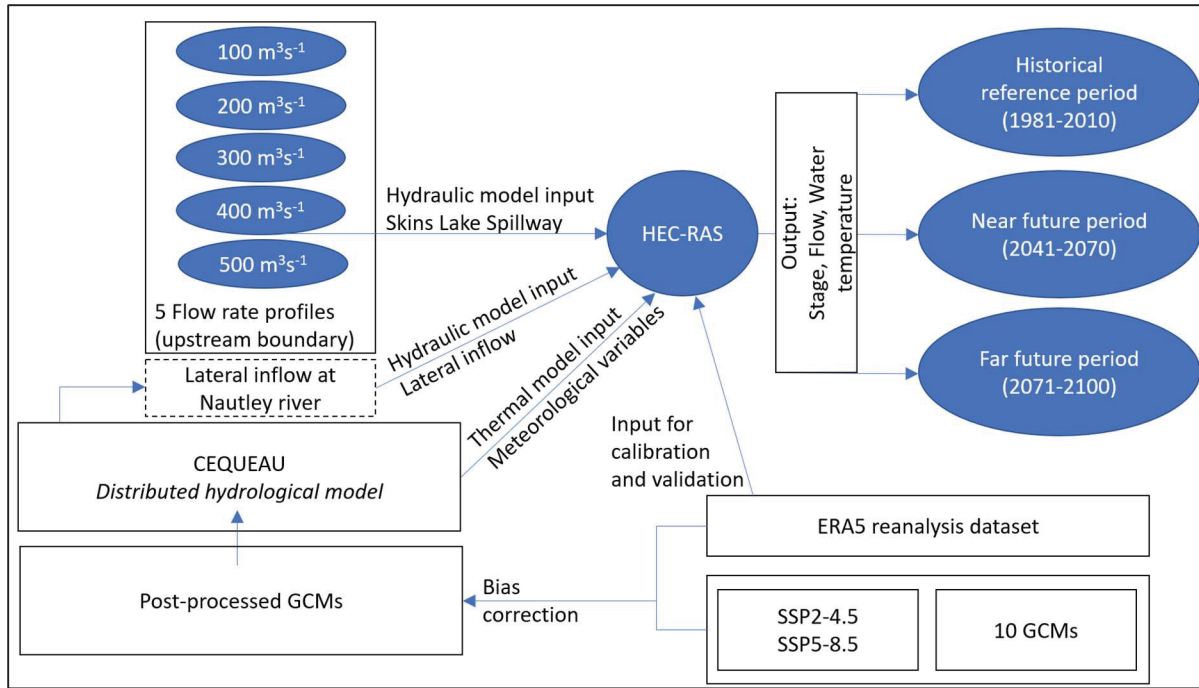


Figure 4.3 Schematic of the workflow used to forecast past and future water temperatures

4.5 Results

This section presents the comparison of the CMIP6 ensemble to the selected subset of GCMs, the validation of the hydraulic model as well as the calibration and validation of the thermal model. The impacts of climate change on water temperature in the Nechako River are then presented along with the effects of the boundary condition at the Nautley River pertaining to the timestep used when inputting the flow and water temperature and the juncture.

4.5.1 Comparison of the CMIP6 ensemble to the selected subset of GCMs

To ensure the selected GCMs are representative of the CMIP6 ensemble, their surface air temperature (SAT) and precipitation (PR) distributions during the summer months were compared. Figure 4.4 shows boxplots of surface air temperature and precipitation grouped monthly for both the reference period and the far future period using SSP5-8.5.

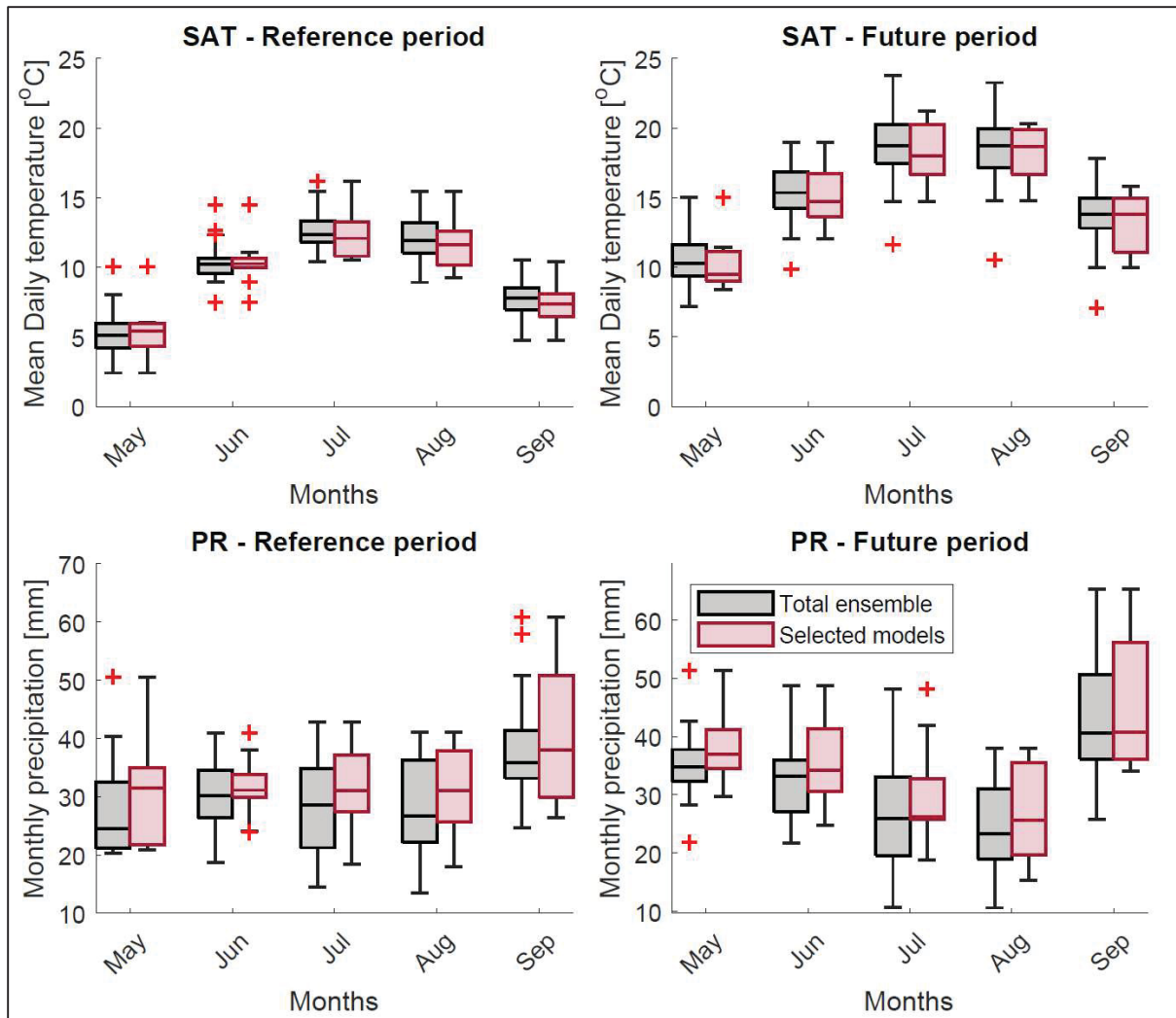


Figure 4.4 Comparison of the mean daily surface temperature and total precipitation grouped by month. The grey boxplots represent the 27 members of CMIP6, whereas the red boxplots represent the subset of GCMs selected for this study. The upper two plots are for the reference period (1980-2010) and the lower two plots are for the future horizon (2071-2100). The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75th and 25th percentiles. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

First, a two sample Kolmogorov-Smirnov test (Massey Jr, 1951) and a Mann-Whitney U test (Mann & Whitney, 1947), both with an alpha limit of 0.05, are performed for each variable, on each timeline, to compare the ensemble to the selected GCMs. All Kolmogorov-Smirnov tests do not reject the null hypothesis at the 5% significance, indicating that the ten members

selected are from the same underlying population as the CMIP6 ensemble. The Mann-Whitney U test similarly does not reject the null hypothesis that both ensembles have distributions with equal medians. These tests would indicate that the selected subset of GCMs is appropriate for this climate change impact study.

4.5.2 Hydraulic model validation

When evaluating the hydraulic model for the Nechako River on an hourly basis over the period used for the thermal simulations (May 1st to September 15th), the overall Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) is 0.49 for the flows in years with sufficient observed data to compare (1987-2010). Most years have values above 0.7, which is considered acceptable, with four years (1993, 1996, 1997 and 1999) having NSE values just below 0. These poor-performing years seem to be caused by early seasonal underestimations of actual flows. However, these issues seem to resolve during the summer months when peak water temperatures appear. When focusing on just the warmest summer months of interest (July and August), the average NSE increases to 0.86. All years have results above 0.7, except for two (1993 and 1999 | see supplementary materials – Tableau 4.3). The CEQUEAU model has been validated at multiple locations and has a daily NSE of 0.41 for flows at the point of confluence with the Nechako and Nautley Rivers for the summers from 1987 to 2010.

4.5.3 Thermal model calibration and validation

The HEC-RAS thermal model calibration over period from 2017-2020 yielded an MAE of 0.74 °C for each of the calibration years' summers. An MAE of 1.18 °C was calculated for the summers of years spanning 2005-2016. These were calculated independently because the upper boundary for water temperature was unavailable and set to the summer average from the calibration years (see supplementary materials – Tableau 4.4). Calibration was performed on all available years (2017-2020) to ensure robustness, as recommended in Arsenault et al. (2018) and Shen et al. (2022). The CEQUEAU model obtained an MAE values of 1.74 °C over the same period.

4.5.4 Climate change effects on water temperature

All models saw an overall increase in water temperatures at Vanderhoof for all SSPs and flow patterns when comparing future water temperatures to those in the reference period. The lower flow rates (100 and 200 m³s⁻¹) experienced greater increase in water temperatures during the summer months, as expected, since the lower flows provide less thermal inertia due to a smaller volume present to absorb heat and radiation. Mean daily temperatures reached over 23 °C (see Figure 4.5) for the far future SSP5-8.5 scenario at 100 m³s⁻¹, while at a flow rate of 500 m³s⁻¹, mean daily temperatures drop to just over 21 °C.

All simulations from the SSP2-4.5 scenario, which represents a lower greenhouse gas emissions scenario peak than other considered scenarios have progressively lower temperatures with increasing flow patterns, until reaching a temperature exceeding 20 °C for mean daily temperatures at the highest flow rate. For the reference period, mean daily temperatures peaked around July 17th for the highest flow rate. With the SSP5-8.5 scenario, which demonstrates the highest water temperature increase, the peak now occurs around July 27th, a difference of 10 days.

When comparing simulation results from the reference period to the near and far future scenarios, it can be observed that the warming of the water is not uniform as shown in Figure 4.6. Although the increase in water temperature is always positive, there is an upward trend in this increase throughout the summer, with the most warming occurring between the end of July and early September, depending on the flow rates at SLS. This trend is particularly evident in the far future SSP5-8.5 scenario, where the water temperature increases by 3.25 °C in May and by 5.50 °C in August for the 100 m³s⁻¹ flow profile. For this scenario, decreased cloud cover and wind speed, as well as an increase in air temperature and atmospheric pressure are most notable in August when compared to the reference period. Higher flow profiles tend to limit the temperature increase to around 2 °C in the best-case scenarios (near future SSP 2-4.5; Figure 4.6).

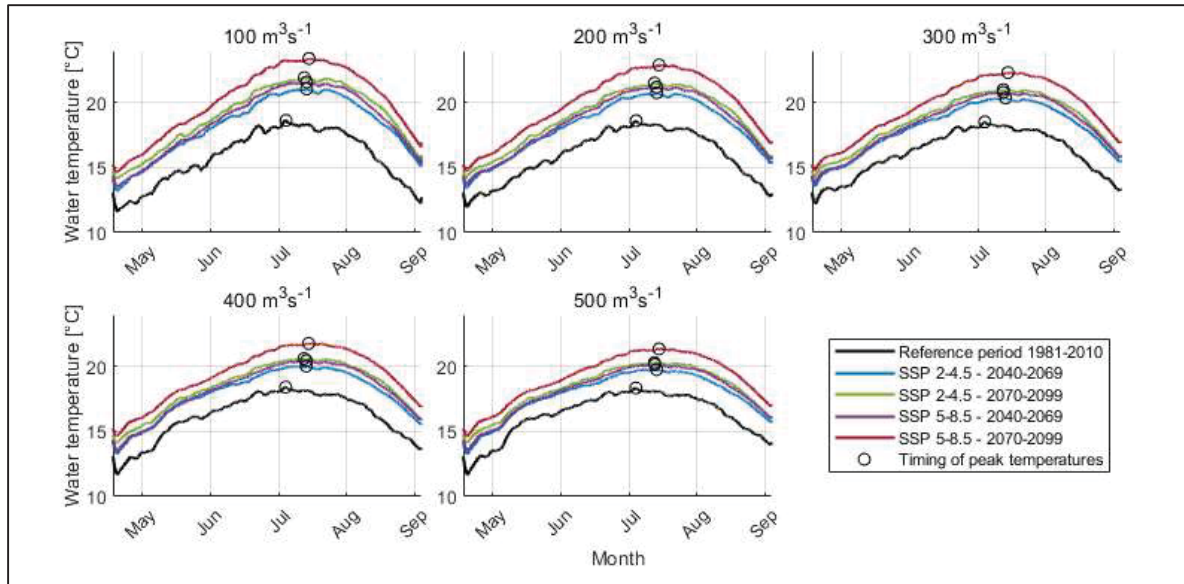


Figure 4.5 Mean daily simulated water temperatures for all GCMs, SSPs and flow scenarios from May 1st to September 15th. Timing for mean peak temperature for each SSP, future horizon combination is also identified on the corresponding lines

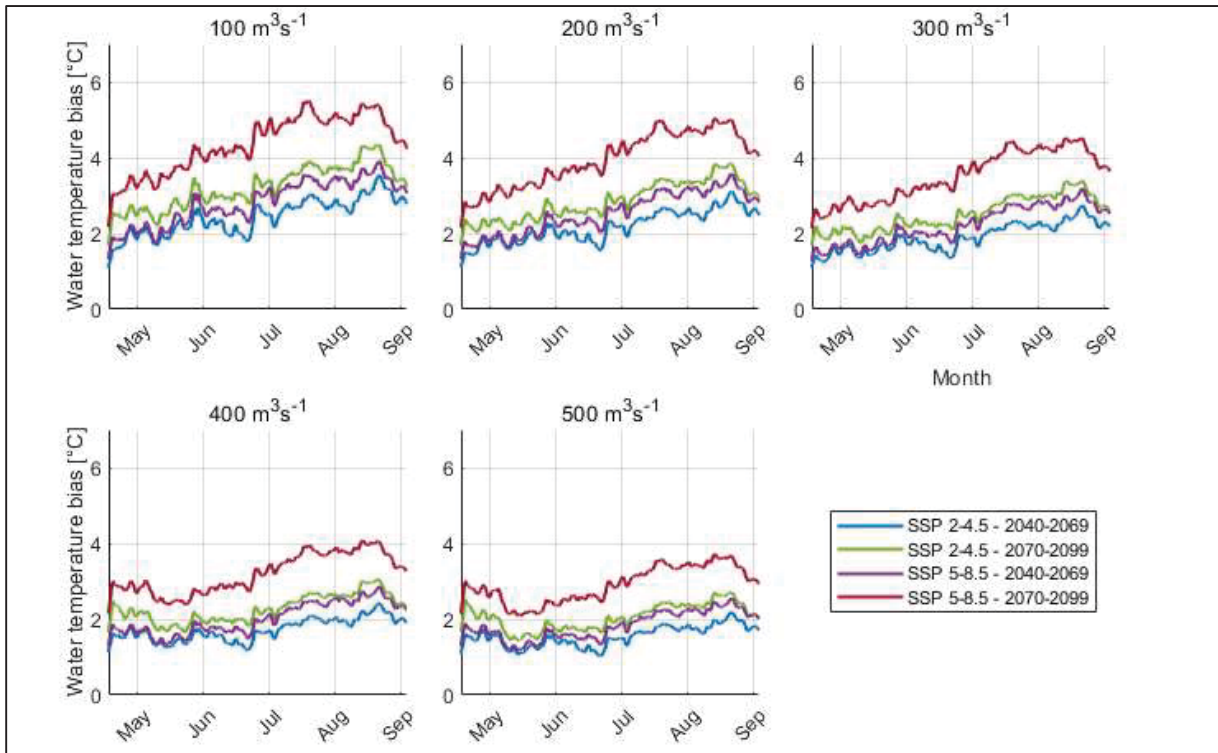


Figure 4.6 Bias of the mean simulated water temperatures compared to the reference period using all GCMs, SSPs and flow scenarios from May 1st to September 15th

The results do not vary much between GCMs as evidenced shown in Figure 4.7. Variability between the first and third quartiles is typically below 0.5 °C. This variability between GCMs is reduced with higher flows.

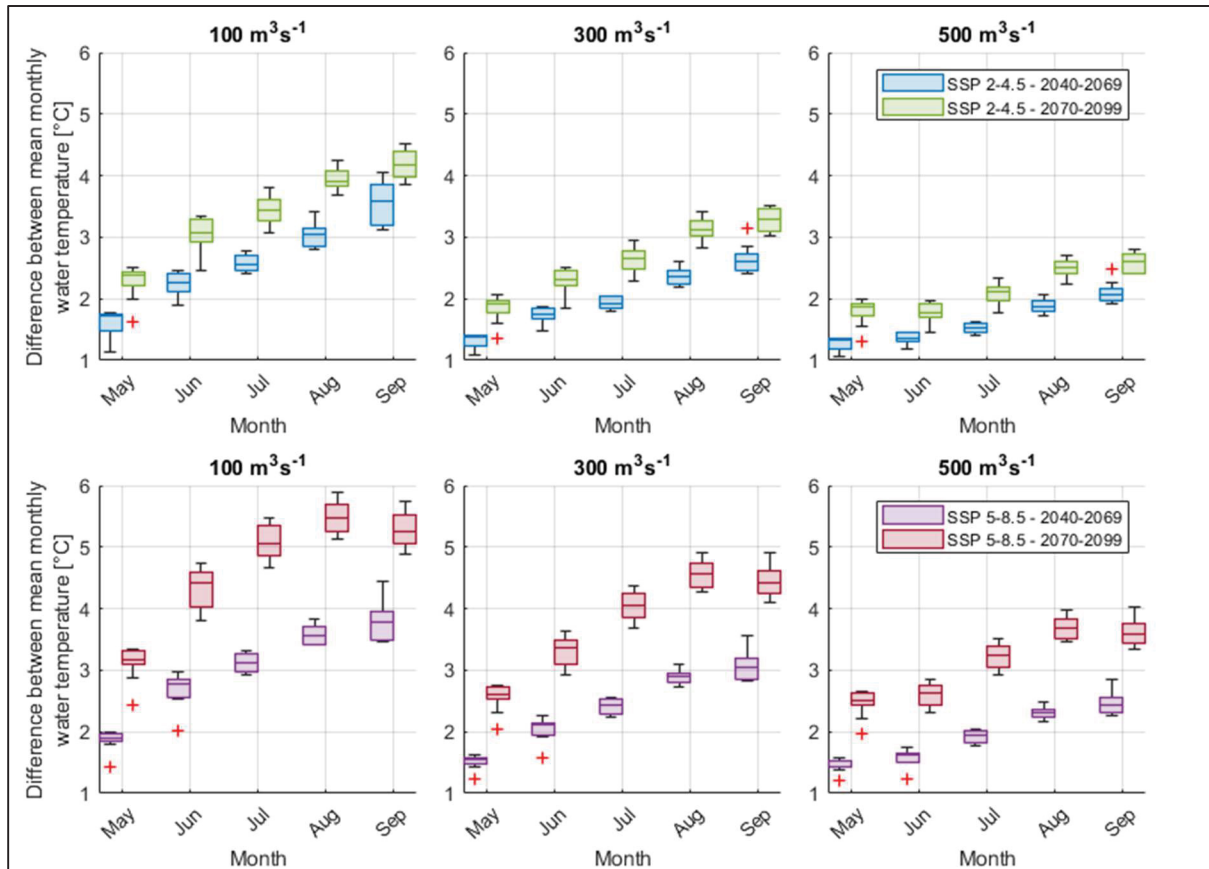


Figure 4.7 Boxplot of the mean monthly difference between water temperatures by comparing the reference period to the near and far future horizons using SSP 2-4.5 (top row) and SSP 5-8.5 (bottom row). From left to right, the discharge rate applied at SLS is 100 m³/s⁻¹, 300 m³/s⁻¹ and 500 m³/s⁻¹. The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75th and 25th percentile. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

It can be seen in Figure 4.7 that, as the flow rate increased, the expected water temperature increase is smaller, along with a reduced variability, in both the near and far future horizons and SSPs scenarios. In all cases, except for the far future horizon of SSP5-8.5, the water

temperature increased the most in September, with August showing the second highest increase. For the far future horizon of SSP5-8.5, these values are reversed, with August experiencing more warming than September.

Increasing the flow rates from $100 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ to $500 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ at SLS has resulted in a reduction in water temperature variability during the reference period at the point of interest near the town of Vanderhoof. The envelope presented in Figure 4.8 shows that the lower flow is associated with a temperature variability that spans roughly 10°C during peak water temperatures, while the higher flow's envelope covers a span of about 7°C . This heightened variability reflects warmer maximum water temperatures and lower daily water minimum temperatures.

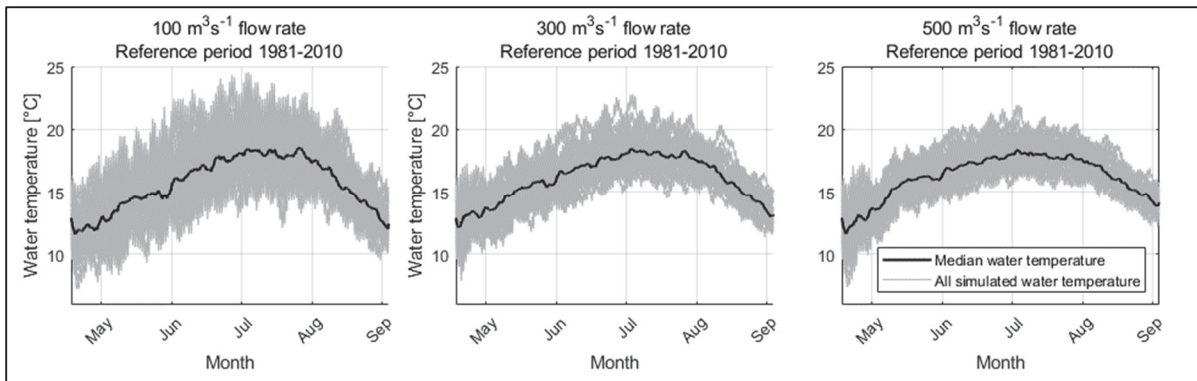


Figure 4.8 Confidence intervals for $100 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ (left), $300 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ (middle) and $500 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ (right) at SLS for the reference period

This reduction in daily extreme temperature variability linked to increased flow in the river is also observed during future flow scenarios. The same reduction in water temperature variability is present with higher flows in both the near and far future horizons (see Figure 4.9), although the variability is still greater than it was in the reference period. In the near future SSP2-4.5 scenario, the 95% confidence interval spans nearly 7°C at peak water temperature for a $100 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ flow at SLS, compared to about 4°C with a $500 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ discharge. These values rise to 8°C and 5°C , respectively, for the far future horizon SSP5-8.5 scenario.

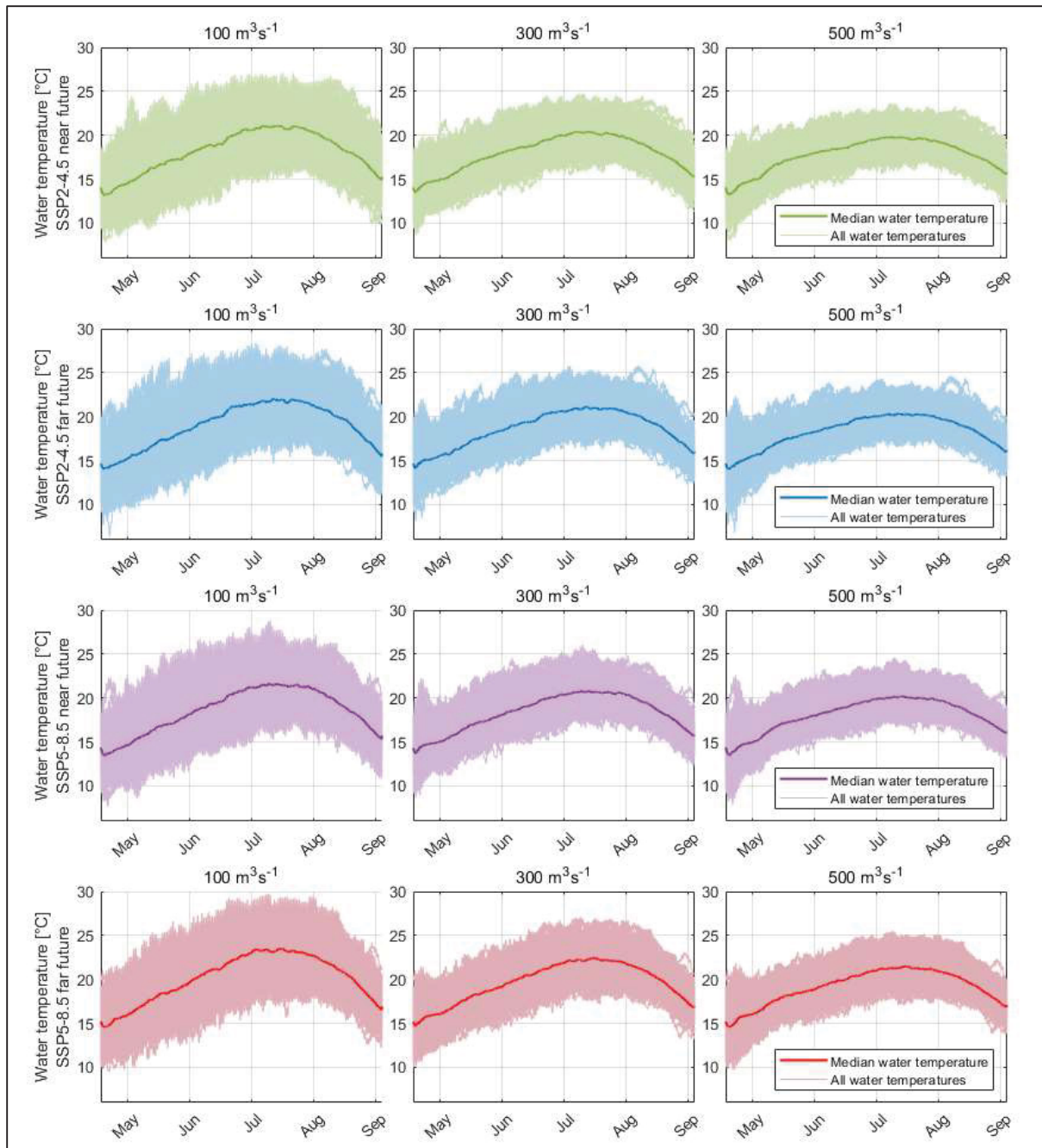


Figure 4.9 Water temperature envelopes (pale) and median values (bold) for 100 m³ s⁻¹ (left), 300 m³ s⁻¹ (left) and 500 m³ s⁻¹ (right) for future scenarios

Figure 4.9 also illustrates how using median daily temperatures can underestimate how water temperatures will change in the future. Peak daily temperatures are as much as 5 °C higher than mean daily temperatures, and the same is true for minimum daily temperatures. This may

have significant impacts on the aquatic species and their ability to handle thermal stress and recovery periods, as their critical thermal limits have both a maximum and minimum value (Angilletta Jr et al., 2002; Lutterschmidt & Hutchison, 1997).

4.5.5 Impact of the Nautley Rivers' boundary condition on water temperatures at Vanderhoof

Gatien et al. (2022) found that the upper boundary condition at SLS (the reservoir water temperature) has little impact on downstream water temperatures, due to the thermal equilibrium that is reached after the water passes through a series of large lakes. In contrast, the water from the Nautley River, which is closer to the target location, may have a more significant impact. However, since the model output from CEQUEAU is on a daily timestep and HEC-RAS interpolates the daily timeseries to an hourly one, additional tests were conducted to establish the impact of the reduced temporal resolution on the HEC-RAS model simulations.

Figure 4.10 compares the hourly variability of HEC-RAS input data for the hydraulic and thermal aspects of the lateral inflow at the Nautley River junction for the summers of 2017-2020 with the daily mean. It shows that the water from the Nautley River fluctuates by an average of approximately ± 0.75 °C on a daily basis, while the water flow deviates little from the daily mean, with fluctuations of less than $0.5 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ on average. This is expected, as water flow changes are dampened as the result of long-term hydrological processes. Also, the Nautley River stems from Fraser Lake, a 55 km^2 body of water, dampening upstream variations in flow. Water temperature on the other hand is strongly influenced by short-term variables such as radiation and air temperature that have a strong diurnal cycle.

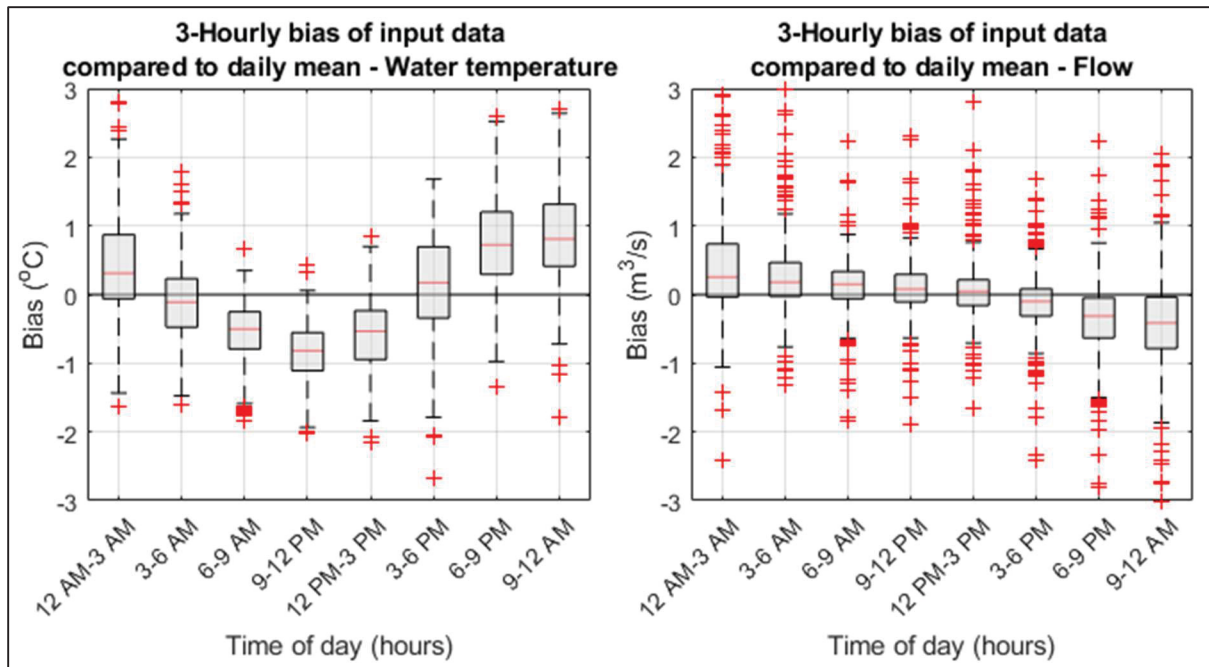


Figure 4.10 Variability of the HEC-RAS lateral inflow input data for the Nautley River at an hourly timestep compared to a daily mean (2017-2020) using Pacific Standard Time (PST).

The left panel shows water temperatures and the right panel presents flows. The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75th and 25th percentile. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

Figure 4.11 shows that when daily timesteps are used for the inputs at the Nautley River junction instead of the hourly data that was originally used during the calibration, differences in water temperatures downstream near Vanderhoof are observed. The net impact of the coarser temporal resolution of the input data is limited to approximately ± 0.1 °C during the morning and evening. The 6-9 AM PST time period is typically when the water is coolest, and the 6-9 PM PST is typically when the water is at its warmest. Figure 4.11 shows that this trend is maintained but reduced in magnitude. As a result, the daily maximum and minimum water temperatures may be underestimated or overestimated by 0.1 °C due to the temporal resolution of the inputs at the Nautley River in the climate change impact assessment.

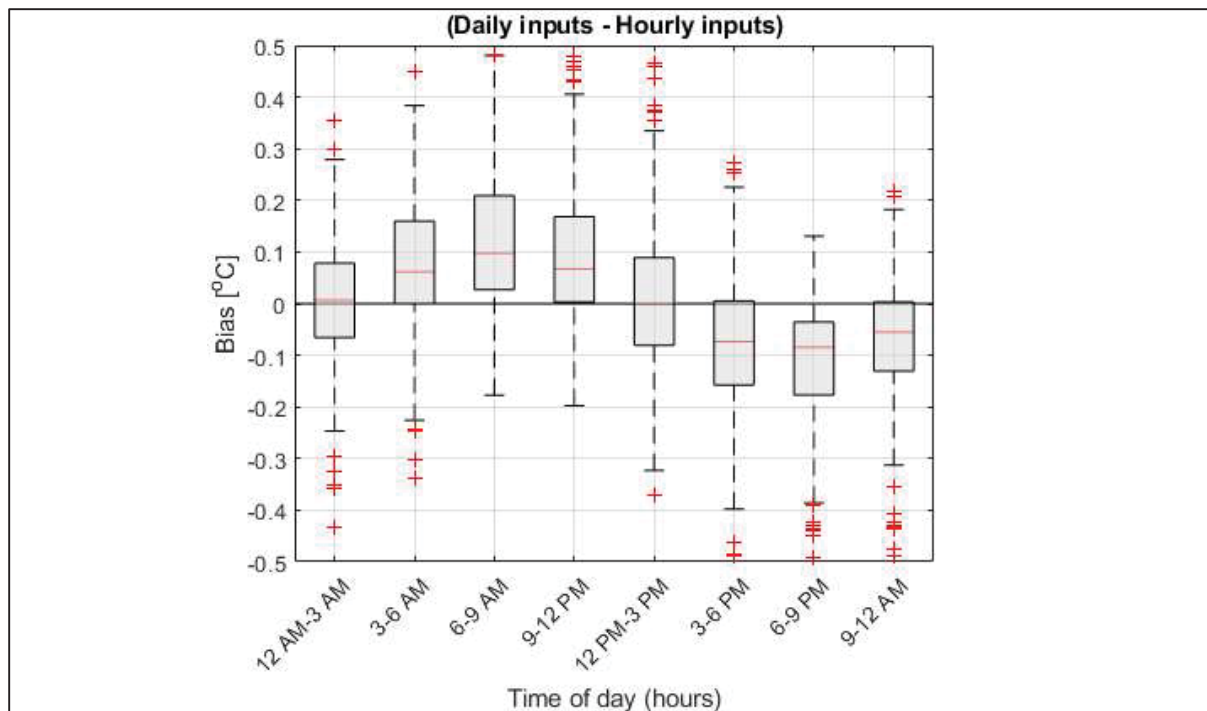


Figure 4.11 Impacts of using daily input data at Nautley instead of hourly data as lateral inflow on water temperature at Vanderhoof. Time periods in PST. The upper and lower portions of the whiskers are the maximum and minimum values of the samples, with the extremities of the boxes representing the 75th and 25th percentile. The inside of the boxes is annexed with the median value. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

4.6 Discussion

This section will explore the effects of climate change on water temperatures in relation to flow profile and SSP scenarios. The skill of the coupled hydraulic and thermal model and other limitations of the study will also be presented.

4.6.1 The effects of climate change on water temperature

It has been shown that increasing water discharge at SLS affects the diurnal variability of water temperature in the Nechako River, likely due to an increase in thermal inertia associated with higher flows downstream (Van Vliet, Ludwig, Zwolsman, Weedon, & Kabat, 2011). Adding more water to regulated waterways has been demonstrated to be an effective means of reducing

water temperatures (Sundt-Hansen et al., 2018). This could mitigate the potentially large fluctuations in diurnal water temperatures through the release of more water upstream at SLS. While simulated water temperatures should not be taken as definitive future projections, they do give an idea of the range of water temperature changes that could occur if management parameters remain relatively unchanged. The best-case scenario saw an average increase of 0.25 °C per decade (SSP2-4.5), while the worst-case scenario saw an overall increase of 0.35 °C per decade (SSP5-8.5).

While the added thermal inertia associated to the mass of higher flows is helpful in reducing the diurnal swing in daily minimum and maximum water temperatures, it is not sufficient to maintain average daily temperatures below 20 °C at the point of interest near the town of Vanderhoof, even when considering the daily median water temperatures. The STMP requires operators to maintain daily mean temperatures below 20 °C during the late summer, which will likely be much more difficult in the future, as all but the near future SSP2-4.5 tests have median daily water temperatures reaching or exceeding 20 °C during the simulation period. These temperatures are far from the thermal optima for migrating ectotherm species in terms of oxygen consumption, with a temperature as low as 16 °C needed for early Stuart Sockeye (Farrell et al., 2008). While temperature tolerance can vary among different species, it is a trait that is found to be adaptive and will evolve based on each population's exposure to increasing water temperatures (Eliason et al., 2011). Current models predict that migration is likely to be unsuccessful, resulting in mortality, when water temperature exceeds 20 °C for multiple consecutive days (Teffer et al., 2017).

Water temperatures are currently being controlled through water released at SLS. When current management rules dictate it, water discharge is increased. For future scenarios, if these water releases are similar in scope to those tested in this study, they will not be sufficient to maintain water temperatures below 20 °C as required by the STMP. It is however important to note that the flows as simulated in this study are an idealized situation, with constant maximum discharges to meet incoming heatwaves, and that in an operational context these discharges would likely not be sustained. The results presented in this study therefore present a lower

bound of the predicted water temperature increases. While increasing the flow does reduce diurnal variability, it remains that for all future scenarios (all SSPs and future period combinations) releasing more water will still result in water temperatures increasing compared to reference period values (see Figure 4.8 and Figure 4.9). Increasing water discharge further may not be a feasible solution to keep rising water temperatures in check, as it creates an environment where migrating species will deplete their energy reserves faster by having to swim through more difficult waters, potentially leading to higher mortality rates (Rand et al., 2006).

4.6.2 The effects of climate change on the timing of the peak temperatures

In the future, water temperatures tend to peak at later dates during the summer, as shown in Figure 4.5. In the worst-case scenario, far future SSP5-8.5, peak temperatures are on average delayed by approximately 10 days from July 17th to the 27th. This shift in temperature distribution may have significant consequences for the Nechako River, as many ectotherm species migrate at specific times during the summer. This could impact spawning migration patterns, which have been previously noted as a potential means for salmon in the Fraser River to avoid suboptimal temperatures, although there is a limit to the hydraulic and thermal conditions that migrating populations can tolerate (Bürger & Lynch, 1995; Hague et al., 2011; Lynch, 1993).

By changing the distribution of water temperatures throughout the summer, not only will the water warm overall, but it will warm unevenly for different ectotherm populations that pass through the river at specific times of the year. Figure 4.5 shows that this delay in peak temperatures is independent of flow intensity at SLS, as the delay in peak temperature is present for all flow patterns. To account for this change, water discharge management would need to be adapted to account for the new peak temperature timing, potentially impacting migratory patterns.

4.6.3 Limitations of the study

There are several sources of uncertainty in this study. One arises from the coupled hydraulic and thermal models themselves. While they are calibrated and validated using observed data, these models and their calibrated parameters operate under the hypothesis that they can be used with future conditions (Westra, Thyer, Leonard, Kavetski, & Lambert, 2014). This uncertainty is partially mitigated by the fact that this is a physically-based model, which ensures that physical processes are relatively well-modeled. For certain years, the models showed an underestimation of summer flows, which could have impacted the calibration process for the thermal model, although the effect of this has not been evaluated.

The lateral inflow and thermal boundary conditions at Nautley River were provided by the CEQUEAU model, which uses multi site calibration and has a daily time step. Using this lateral inflow from the CEQUEAU model at the Nautley junction may have distorted the representation of the diurnal cycle for downstream water temperatures, as results indicate that peak daily temperatures were likely underestimated by about 0.2 °C at the point of interest downstream. It is also worth noting that no model was used for the Nechako Reservoir in this study; instead, a constant value was used for all simulations.

Another source of uncertainty is the climate models used as input for this study, which have their own underlying uncertainties that could impact the results of this study. For example, climate models are known to be sensitive to the indirect impacts of aerosols on cloud cover (Kaufman, Tanré, & Boucher, 2002; Kiehl, Schneider, Rasch, Barth, & Wong, 2000; Ramanathan, Crutzen, Kiehl, & Rosenfeld, 2001). An incorrect representation of clouds in the models could lead to an uncertainty in the short-wave radiation reaching the surface, which is a major driver in the thermal model used in this study. Tests conducted with HEC-RAS revealed that an increase in cloud cover by 10% resulted in a mean reduction of water temperatures of 0.34 °C, which is an order of magnitude smaller than the water temperature increases projected in this study. However, the fact that the ten GCMs used in this study

provide similar results across the study domain with little inter-model variability suggests that the conclusions of this study are robust with respect to this aspect.

Another source of uncertainty is the choice of shared socioeconomic pathways (SSPs). While SSP2-4.5 is considered a middle-of-the-road scenario, SSP5-8.5 has been criticized for its aggressive future emissions through the use of coal (Ritchie & Dowlatabadi, 2017) and is considered unlikely to occur. While this study included SSP-5-8.5 to highlight the potential range of water temperature changes, there is uncertainty about the relevance of such an extreme scenario for the future.

It is also important to note that this is a case study for a single site in western Canada for a specific situation (i.e., a regulated river with a point of interest downstream from the point of thermal equilibrium and near where an unregulated river joins). These results may not be generalizable to other reservoirs/regulated streams.

It is worth noting that the choice of thermal model used in this study produced a 1D simulation, which means that it does not take into account the presence and use of thermal refugia by migratory species in these rivers. Thermal refugia are microclimatic pockets of cooler water that allow fish to swim through otherwise warmer main-stem waters (Goniew et al., 2006).

4.7 Conclusion

This study evaluated the effects of climate change on water temperatures in the Nechako River near the town of Vanderhoof over the near and far future horizons (2041-2070 and 2071-2100) using 10 GCMs that were bias corrected for the region.

The results showed that water temperatures increased in all future scenarios, and for every flow pattern tested. The increases were more pronounced for the lower flows, with a 3.5 °C increase in mean daily temperatures observed for the far future SSP5-8.5 scenario, and peak daily values as high as 4 °C higher than the current values. In addition, the peak water temperature shifted

to a later date in the near and far future horizons, with the biggest shift occurring in the far future by almost ten days. This shift in thermal and temporal behavior of the river could have significant consequences for migrating populations of ectotherm species that rely on the river for spawning migration and warrants further investigation.

It is worth noting that while lower flow regimes led to higher mean daily temperatures, they also resulted in lower minimum daily temperatures due to the lower thermal mass associated with lower flows. Future research could incorporate more climate change scenarios for more robust results and consider using a 2D hydraulic model to better represent the interactions of the flow within cross sections, as well as modelling supplementary cold-water release stations and thermal refugia as potential mitigation efforts.

4.8 Acknowledgements

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 on the Nechako River and associated data (<https://riotinto-nechakofacts.herokuapp.com/>). The results of this study incorporate modified Copernicus Climate Change Service information from 2020. The European Commission and ECMWF are not responsible for any use that may be made of the Copernicus information or data contained within this paper.

This paper uses the ERA5 reanalysis dataset produced by Hersbach, H. et al. (2018), which was 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 base map in Figure 4.1 was created using ArcGIS® software by Esri. ArcGIS® and ArcMap™ are the intellectual property of Esri and are used herein under license. Copyright ©

Esri. All rights reserved. For more information about Esri® software, please visit www.esri.com.

The authors would like to acknowledge the World Climate Research Program, which coordinated and promoted CMIP6 through its Working Group on Coupled Modelling. We would also like to thank the climate modeling groups for producing and making their model output available, the Earth System Grid Federation (ESGF) for archiving the data and providing access, and the various funding agencies that support CMIP6 and ESGF.

4.9 Data availability statement

The data that support the findings of this study are available from the corresponding author, PG, upon reasonable request.

4.10 Supplementary materials

Tableau 4.3 Validation results for hydraulic simulations

Year	NSE (all)	NSE (July/ Aug)	Year	NSE (all)	NSE (July/ Aug)	Year	NSE (all)	NSE (July/ Aug)	Year	NSE (all)	NSE (July/ Aug)
1987	0.69	0.80	1993	-0.26	0.25	1999	-0.09	0.51	2005	0.37	0.84
1988	0.78	0.89	1994	0.34	0.91	2000	0.90	0.95	2006	0.89	0.96
1989	0.86	0.99	1995	0.83	0.99	2001	0.89	0.96	2007	0.30	0.84
1990	0.23	0.88	1996	-0.07	0.79	2002	0.17	0.71	2008	0.12	0.98
1991	0.53	0.86	1997	-0.48	0.82	2003	0.91	0.97	2009	0.41	0.86
1992	0.86	0.98	1998	0.82	0.93	2004	0.88	0.95	2010	0.94	0.99

Tableau 4.4 Validation results for thermal simulations (2005-2020)

Year	MAE (°C)	Year	MAE (°C)
2005	0.71	2013	0.85
2006	0.86	2014	0.74
2007	1.34	2015	1.39
2008	3.46	2016	1.10
2009	0.82	2017	0.75
2010	1.02	2018	0.88
2011	0.55	2019	0.72
2012	0.95	2020	0.64

4.11 References

Angilletta Jr, M.J., Niewiarowski, P.H., Navas, C.A., 2002. The evolution of thermal physiology in ectotherms. *Journal of thermal Biology*, 27(4): 249-268.

Arsenault, R., Brissette, F., Martel, J.-L., 2018. The hazards of split-sample validation in hydrological model calibration. *Journal of hydrology*, 566: 346-362.

Boudreau, K., 2005. Nechako watershed council report: Assessment of potential flow regimes for the Nechako watershed. Prepared for the Nechako Enhancement Society & Nechako Watershed Council: 6-20.

Brunner, G., 2006. HEC-RAS river analysis system, user's manual version 4.0 beta. US Army Corps of Engineers(HYDROLOGIC ENGINEERING CENTER DAVIS CA): 420.

Bürger, R., Lynch, M., 1995. Evolution and extinction in a changing environment: a quantitative-genetic analysis. *Evolution*, 49(1): 151-163.

Carron, J.C., Rajaram, H., 2001. Impact of variable reservoir releases on management of downstream water temperatures. *Water Resources Research*, 37(6): 1733-1743.

Crossin, G.T. et al., 2008. Exposure to high temperature influences the behaviour, physiology, and survival of sockeye salmon during spawning migration. *Canadian Journal of Zoology*, 86(2): 127-140.

Ducharne, A., 2007. Importance of stream temperature to climate change impact on water quality. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 4(4): 2425-2460.

Earhart, M.L. et al., 2023. Identification of upper thermal thresholds during development in the endangered Nechako white sturgeon with management implications for a regulated river. *Conservation Physiology*, 11(1): coad032.

Eliason, E.J. et al., 2011. Differences in thermal tolerance among sockeye salmon populations. *Science*, 332(6025): 109-112.

Fang, X., Stefan, H.G., 1999. Projections of climate change effects on water temperature characteristics of small lakes in the contiguous US. *Climatic Change*, 42(2): 377-412.

Farr, T.G. et al., 2007. The Shuttle Radar Topography Mission. *Reviews of Geophysics*, 45(2). DOI:<https://doi.org/10.1029/2005RG000183>

Farrell, A. et al., 2008. Pacific salmon in hot water: applying aerobic scope models and biotelemetry to predict the success of spawning migrations. *Physiological and Biochemical Zoology*, 81(6): 697-708.

Ferrari, M.R., Miller, J.R., Russell, G.L., 2007. Modeling changes in summer temperature of the Fraser River during the next century. *Journal of Hydrology*, 342(3-4): 336-346.

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*, 48(2): 1-18.

Gille, S.T., 2008. Decadal-scale temperature trends in the Southern Hemisphere ocean. *Journal of Climate*, 21(18): 4749-4765.

Gonia, T.M. et al., 2006. Behavioral thermoregulation and slowed migration by adult fall Chinook salmon in response to high Columbia River water temperatures. *Transactions of the American Fisheries Society*, 135(2): 408-419.

Gooseff, M.N., Strzepek, K., Chapra, S.C., 2005. Modeling the potential effects of climate change on water temperature downstream of a shallow reservoir, Lower Madison River, MT. *Climatic Change*, 68(3): 331-353.

Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K., Martinez, G.F., 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of hydrology*, 377(1-2): 80-91.

Hague, M. et al., 2011. Modelling the future hydroclimatology of the lower Fraser River and its impacts on the spawning migration survival of sockeye salmon. *Global Change Biology*, 17(1): 87-98.

Hansen, J., Ruedy, R., Sato, M., Lo, K., 2010. Global surface temperature change. *Reviews of Geophysics*, 48(4): RG4004.

Hansen, N., Ostermeier, A., 2001. Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. *Evolutionary computation*, 9(2): 159-195.

Hersbach, H. et al., 2020. The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730): 1999-2049.

Hondzo, M., Stefan, H.G., 1993. Regional water temperature characteristics of lakes subjected to climate change. *Climatic change*, 24(3): 187-211.

Hunt Jr, G.L. et al., 2002. Climate change and control of the southeastern Bering Sea pelagic ecosystem. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 49(26): 5821-5853.

Isaak, D., Wollrab, S., Horan, D., Chandler, G., 2012. Climate change effects on stream and river temperatures across the northwest US from 1980–2009 and implications for salmonid fishes. *Climatic change*, 113(2): 499-524.

- Islam, S.U., Hay, R.W., Déry, S.J., Booth, B.P., 2019. Modelling the impacts of climate change on riverine thermal regimes in western Canada's largest Pacific watershed. *Scientific reports*, 9(1): 11398.
- Kappenman, K.M., Fraser, W.C., Toner, M., Dean, J., Webb, M.A., 2009. Effect of temperature on growth, condition, and survival of juvenile shovelnose sturgeon. *Transactions of the American Fisheries Society*, 138(4): 927-937.
- Kaufman, Y.J., Tanré, D., Boucher, O., 2002. A satellite view of aerosols in the climate system. *Nature*, 419(6903): 215-223.
- Kaushal, S.S. et al., 2010. Rising stream and river temperatures in the United States. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 8(9): 461-466.
- Khorsandi, M., St-Hilaire, A., Arsenault, R., 2022. Multisite calibration of a semi-distributed hydrologic and thermal model in a large Canadian watershed. *Hydrological Sciences Journal*, 67(14): 2147-2174.
- Kiehl, J., Schneider, T., Rasch, P., Barth, M., Wong, J., 2000. Radiative forcing due to sulfate aerosols from simulations with the National Center for Atmospheric Research Community Climate Model, Version 3. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 105(D1): 1441-1457.
- Kwak, J., St-Hilaire, A., Chebana, F., Kim, G., 2017. Summer season water temperature modeling under the climate change: case study for Fourchue River, Quebec, Canada. *Water*, 9(5): 346.
- Leonard, B., 1991. The ULTIMATE conservative difference scheme applied to unsteady one-dimensional advection. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 88(1): 17-74.

Lutterschmidt, W.I., Hutchison, V.H., 1997. The critical thermal maximum: history and critique. *Canadian Journal of Zoology*, 75(10): 1561-1574.

Lynch, M., 1993. Evolution and extinction in response to environmental change. *Biotic interactions and global change*: 234-250.

Macdonald, J., Foreman, M., Farrell, T., 2000. The influence of extreme water temperatures on migrating Fraser River sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) during the 1998 spawning season. *Canadian technical report of fisheries and aquatic sciences/Rapport technique canadien des sciences halieutiques et aquatiques*.(2326): 1-117.

Macdonald, J., Morrison, J., Patterson, D., 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.

Macdonald, J.S., 2019. Expert report for the Department of Justice: Sockeye Salmon and Water Temperature. BCSC No.116524, Vancouver Registry.

Maheu, A. et al., 2016. A regional analysis of the impact of dams on water temperature in medium-size rivers in eastern Canada. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 73(12): 1885-1897.

Mann, H.B., Whitney, D.R., 1947. On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *The Annals of Mathematical Statistics*: 50-60.

Mann, M.E. et al., 2008. Proxy-based reconstructions of hemispheric and global surface temperature variations over the past two millennia. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(36): 13252-13257.

- Martel, J.L. et al., 2022. CMIP5 and CMIP6 model projection comparison for hydrological impacts over North America. *Geophysical Research Letters*, 49(15): e2022GL098364.
- Martins, E.G. et al., 2011. Effects of river temperature and climate warming on stock-specific survival of adult migrating Fraser River sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*). *Global Change Biology*, 17(1): 99-114.
- Massey Jr, F.J., 1951. The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American Statistical Association*, 46(253): 68-78.
- Morin, G., Couillard, D., 1990. Predicting river temperatures with a hydrological model. *Encyclopedia of fluid mechanic, surface and groundwater flow phenomena*, 10: 171-209.
- Morrison, J., Quick, M.C., Foreman, M.G., 2002. Climate change in the Fraser River watershed: flow and temperature projections. *Journal of Hydrology*, 263(1-4): 230-244.
- Naughton, G.P. et al., 2005. Late-season mortality during migration of radio-tagged adult sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) in the Columbia River. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 62(1): 30-47.
- Olden, J.D., Naiman, R.J., 2010. Incorporating thermal regimes into environmental flows assessments: modifying dam operations to restore freshwater ecosystem integrity. *Freshwater Biology*, 55(1): 86-107.
- 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.

Pachauri, R.K., Meyer, L., 2014. IPCC, 2014: climate change 2014: synthesis report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the intergovernmental panel on Climate Change. IPCC, Geneva, Switzerland, 151.

Poff, N.L. et al., 1997. The natural flow regime. *BioScience*, 47(11): 769-784.

Poff, N.L., Zimmerman, J.K., 2010. Ecological responses to altered flow regimes: a literature review to inform the science and management of environmental flows. *Freshwater Biology*, 55(1): 194-205.

Quayle, W.C., Peck, L.S., Peat, H., Ellis-Evans, J., Harrigan, P.R., 2002. Extreme responses to climate change in Antarctic lakes. (Climate Change). *Science*, 295(5555): 645-646.

Ramanathan, V., Crutzen, P.J., Kiehl, J., Rosenfeld, D., 2001. Aerosols, climate, and the hydrological cycle. *science*, 294(5549): 2119-2124.

Rand, P. et al., 2006. Effects of river discharge, temperature, and future climates on energetics and mortality of adult migrating Fraser River sockeye salmon. *Transactions of the American Fisheries Society*, 135(3): 655-667.

Ritchie, J., Dowlatabadi, H., 2017. Why do climate change scenarios return to coal? *Energy*, 140: 1276-1291.

Rocheta, E., Evans, J.P., Sharma, A., 2014. Assessing atmospheric bias correction for dynamical consistency using potential vorticity. *Environmental Research Letters*, 9(12): 124010.

Sheedy, B., 2005. Analysis of a cold water release facility in the Nechako Reservoir (Unpublished master's thesis), Simon Fraser University, British Columbia, Canada.

- Shen, H., Tolson, B.A., Mai, J., 2022. Time to Update the Split-Sample Approach in Hydrological Model Calibration. *Water Resources Research*, 58(3): e2021WR031523.
- Shrestha, R.R., Schnorbus, M.A., Werner, A.T., Berland, A.J., 2012. Modelling spatial and temporal variability of hydrologic impacts of climate change in the Fraser River basin, British Columbia, Canada. *Hydrological Processes*, 26(12): 1840-1860.
- Stefan, H., Sinokrot, B., 1993. Projected global climate change impact on water temperatures in five north central US streams. *Climatic Change*, 24(4): 353-381.
- Steinhausen, M., Sandblom, E., Eliason, E., Verhille, C., Farrell, A., 2008. The effect of acute temperature increases on the cardiorespiratory performance of resting and swimming sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*). *Journal of Experimental Biology*, 211(24): 3915-3926.
- Sundt-Hansen, L. et al., 2018. Modelling climate change effects on Atlantic salmon: Implications for mitigation in regulated rivers. *Science of the total environment*, 631: 1005-1017.
- Teffer, A.K. et al., 2017. Capture severity, infectious disease processes and sex influence post-release mortality of sockeye salmon bycatch. *Conservation Physiology*, 5(1).
- Troin, M., Velázquez, J.A., Caya, D., Brissette, F., 2015. Comparing statistical post-processing of regional and global climate scenarios for hydrological impacts assessment: A case study of two Canadian catchments. *Journal of Hydrology*, 520: 268-288.
- Trumpickas, J., Shuter, B.J., Minns, C.K., Cyr, H., 2015. Characterizing patterns of nearshore water temperature variation in the North American Great Lakes and assessing sensitivities to climate change. *Journal of Great Lakes Research*, 41(1): 53-64.

Van Vliet, M., Ludwig, F., Zwolsman, J., Weedon, G., Kabat, P., 2011. Global river temperatures and sensitivity to atmospheric warming and changes in river flow. *Water Resources Research*, 47(2): Article W02544.

Van Vliet, M.T. et al., 2013. Global river discharge and water temperature under climate change. *Global Environmental Change*, 23(2): 450-464.

Watts, R.J. et al., 2009. Pulsed flows: a review of environmental costs and benefits and best practice. *Waterlines report*, 16.

Watts, R.J., Richter, B.D., Opperman, J.J., Bowmer, K.H., 2011. Dam reoperation in an era of climate change. *Marine and Freshwater Research*, 62(3): 321-327.

Westra, S., Thyer, M., Leonard, M., Kavetski, D., Lambert, M., 2014. A strategy for diagnosing and interpreting hydrological model nonstationarity. *Water Resources Research*, 50(6): 5090-5113.

Zanaga, D. et al., 2021. ESA WorldCover 10 m 2020 v100. Zenodo: Geneve, Switzerland.

CHAPITRE 5

ARTICLE 3 : MODELING RIVER WATER TEMPERATURE USING ERA5 REANALYSIS DATA AS INPUT FOR AN LSTM NEURAL NETWORK FOR A RIVER IN WESTERN CANADA

Philippe Gatien^{a*}, Richard Arsenault^a, Jean-Luc Martel^a and André St-Hilaire^b

^aHydrology, Climate and Climate Change Laboratory (HC3), École de technologie supérieure, 1100 Notre-Dame Ouest, Montreal, Canada

^bInstitut National de la Recherche Scientifique, Centre Eau, Terre et Environnement (INRS-ETE), 490 Rue de la Couronne, Québec, Canada

Article soumis au « Canadian Water Resources Journal » en novembre 2024

5.1 Abstract

This study investigates the capability of a Long Short-Term Memory (LSTM) model to accurately predict water temperature in a river downstream from a water release facility, using both observed instream data and meteorological reanalysis data as the main inputs. The model's hyperparameters were optimized through a random search approach, and the various combinations of input variables were subsequently evaluated. The findings revealed the presence of near-equifinal solutions, with multiple distinct model structures yielding similar results. The LSTM model demonstrated strong performances when trained only with observed flow and thermal data from an upstream tributary, with the best-performing model structure achieving a testing Mean Absolute Error (MAE) of 0.68 °C at the hourly scale.

When ERA5 meteorological variables, such as air temperature, wind speed, solar radiation, air pressure, cloud cover, and dew point temperature were added to the LSTM model's training inputs, the results improved by approximately 20%, achieving a testing MAE of 0.56 °C. This indicates that the model effectively leveraged additional information from the ERA5 dataset to enhance water temperature predictions. However, training the model exclusively with the reanalysis dataset, without instream data, resulted in a less accurate model (MAE of 1.09 °C), highlighting the importance of instream data for effective model training. Additionally, the LSTM model captured the diurnal signal better when all datasets were included in training,

with mean biases of -0.12°C and 0.11°C for water temperatures above and below the daily mean, respectively.

When calibrated on the same timeframe with similar data, the LSTM (MAE of 0.58°C) outperformed an established physically-based model (HEC-RAS) for this river (MAE of 0.67°C).

Keywords: LSTM, water temperature, thermal modelling, reanalysis data

5.2 Introduction

River water temperatures play a crucial role in maintaining aquatic habitats. As greenhouse gases and anthropogenic warming continue to impact the climate (Lee et al., 2023; Masson-Delmotte, 2021; Pachauri & Meyer, 2014), rising water temperatures result in a decrease in dissolved oxygen levels (Ducharne, 2007), which directly affects the riverine fauna and flora (Angilletta Jr et al., 2002) and increases mortality rates among various species (Crossin et al., 2008; Kappenman et al., 2009; Macdonald et al., 2000; Naughton et al., 2005). The disruption of natural hydraulic regimes by structures such as dams further impacts the thermal regime (Poff et al., 1997; Poff & Zimmerman, 2010). Consequently, water temperature modeling has become increasingly relevant in recent years for the better management of ectotherm species affected by these changes (Gooseff et al., 2005; Isaak et al., 2012; Stefan & Sinokrot, 1993).

Water temperature modeling typically falls into two categories: deterministic models and statistical models. Deterministic models use a fixed set of equations and variables to determine the outcome, which given the same input will always give the same output. Physically based models are usually deterministic. They typically use a heat budget approach and require large amounts of input variables to compute energy exchanges between water and its surroundings. In situations where observed meteorological data are unavailable, studies have demonstrated that reanalysis data can serve as a suitable alternative for input into physically-based models (Gatien et al., 2022). On the other hand, empirical/statistical approaches, including machine

learning models, establish relationships between water temperature and other variables, with air temperature being the most commonly used. The simplest of these models employ linear or non-linear regression techniques (DeWeber & Wagner, 2014; Moore, 2006; Punzet et al., 2012), with air surface temperature frequently used due to its strong correlation with water temperature (Benyahya et al., 2007).

Within machine learning models, Artificial Neural Networks (ANNs) stand out, inspired by the human nervous system. A fully trained ANN model can process feature variables as inputs through neurons applying weights and biases, to predict one or many target variables as outputs (Haykin, 1998). Their strength over more traditional statistical methods, such as a linear regression, is that they can capture non-linear relationships between input and output variables using non-linear activation functions (Ahmadi-Nedushan et al., 2006). These models can also simulate very complex relationships with multiple layers of neurons (deep learning), each layer capturing different levels of abstractions. This flexibility allows ANNs to handle a much wider variety of problems compared to simpler machine learning methods.

A few decades ago, there was an increase in the application of ANN models in water quality modeling, including water temperature. A study in western Oregon (USA) covering an area roughly 80 000 km² used data collected in 148 streams from May to September and clustered them into three separate groups to simulate water temperatures in streams. A series of ANNs representing the different facets of summer water temperature (the mean water temperature for the summer, the normalized 24-hour moving average for the day and the normalized residual for the 24 hour period) were combined to form an hourly water temperature model. The testing RMSE for this approach was between 0.32 °C and 0.66 °C, which is considered a good result (RMSE < 1 °C). When the model was transposed to different sites not used during training, but with similar stream habitats and basin characteristics, the RMSE ranged from 0.64 °C to 3.04 °C (Risley, Roehl, & Conrads, 2003). Bélanger, El-Jabi et al. (2005) tested both an ANN model (RMSE of 1.15 °C) and a multiple linear regression model (RMSE of 1.06 °C) in Catamaran Brook, New Brunswick, demonstrating their adequate capacity to simulate daily water temperatures. DeWeber and Wagner (2014) used multiple ANN ensembles to model

mean daily water temperatures across nearly 200 000 streams. To do this, the optimal architecture was identified for each of the four ANN, which were then trained 100 consecutive times each with different starting weights to vary the results slightly each time. The median value of each ensemble was the final predictor and helped eliminate outliers. The resulting RMSE of 1.91 °C during training and a testing RMSE of 1.82 °C is not as good as for single stream studies, but adequate for a study encompassing such a large study area.

Recurrent Neural Networks (RNNs) are a subset ANNs capable of modelling from sequential data. They possess an internal memory that distinguishes them from other ANN models, enabling them to recycle information and retain it more effectively over time. Long Short-Term Memory (LSTM) networks, introduced by Hochreiter and Schmidhuber (1997), are a type of RNN that incorporate more complex LSTM cells as neurons. These cells consider both the input at the current time step and information from previous time steps. The advantage of LSTMs over simpler RNN models lies in their ability to update cell memory. Further advancements introduced a forget-gate, developed by Gers, Schmidhuber and Cummins (2000), which determines which information is discarded from the cell state, enhancing the network's ability to manage long-term dependencies.

These models have been successfully applied in the fields of hydrology and water quality. Kratzert, Klotz et al. (2018) showed that LSTM models were capable of simulating runoff in a competitive manner when compared to existing hydrological models. Moreover, they showed that the black-box nature of the model can be better understood, as they explored the contents of a cell state during an entire simulation period (365 days) and saw that it matched the dynamics of a temperature curve for a snow-influenced catchment. Arsenault, Martel et al. (2023) showed that an LSTM model using the same data as traditional conceptual hydrological models, outperformed the latter in streamflow predictions for ungauged basins 93% to 97% of the time. Kratzert, Klotz et al. (2019) also showed that a form of LSTM could be trained on over 400 basins and outperform multiple locally and regionally calibrated benchmark hydrological models. LSTM models have also been applied in climate change studies comparing them to more traditional hydrological models. Martel, Brissette et al. (2024) found

that LSTM models exhibited different sensitivities to changing climate parameters. They also found that an LSTM trained on catchments at the continental scale were better suited for these kinds of studies. Another study demonstrated that LSTM models could even be used to properly simulate under-represented events like peak streamflow as well or better than a distributed hydrological model. These peak streamflow events should be harder to reproduce for the LSTM due to their scarcity in the training data but this was overcome with six different methods, including oversampling historical peak streamflow events and adding data from a set of donor catchments (Martel et al., 2024). LSTM-based models are therefore powerful and versatile tools that can be applied to a wide variety of problems, including water temperature modelling.

Zhang, Wang et al. (2017) used LSTMs to model short-term to long-term predictions of sea surface temperature (SST), achieving an area-average RMSE of 0.39°C over one month. Water quality modeling has advanced with the increasing availability of data for components such as pH and dissolved oxygen. Liu, Wang et al. (2019) used LSTM models to study the Guazhou Water Source of the Yangtze River in Yangzhou, modelling dissolved oxygen levels with a mean squared error of 0.002 mg/L . Similarly, Hu et al. (2019) successfully predicted water temperature in a mariculture base, with a relative deviation of 1.03°C . Rajesh and Rehana (2022) used an LSTM model coupled with the k-nearest neighbor (k-NN) bootstrap resampling simulation technique (kNN-LSTM) to simulate river water temperatures in a data-sparse environment and evaluate the effects of climate change across seven catchments in India. Their results indicated a potential increase in water temperature of up to 7°C during the summers of the 2070-2100 horizon under the SSP 8.5 scenario. Yousefi and Toffolon (2022) demonstrated the feasibility of modelling lake water temperatures at varying depths using machine learning models, including LSTMs, with only air temperature and the day of the year as inputs. This approach yielded RMSE values of 1.49°C and 1.26°C at 5 m and 60 m depths respectively. The study also showed that incorporating additional meteorological data improved model performance, as revealed by a statistical analysis of the most

These LSTM models require extensive training datasets to accurately represent water temperature. These datasets can include variables such as the day-of-year, instream flows, and meteorological variables. Ideally, when such data is unavailable, alternative sources should be identified. Reanalysis datasets such as ERA5 (Hersbach et al., 2020) use weather forecasting models to estimate atmospheric and land surface states on an hourly basis, offering a comprehensive understanding of the atmosphere's state at each time step with a spatial resolution of $0.25^\circ \times 0.25^\circ$. These datasets have recently been coupled with observed data as inputs for machine learning models to simulate various variables, including lake surface water temperature (Yousefi & Toffolon, 2022) and streamflow (Arsenault et al., 2023). For example, future sea surface temperature (SST) was modeled by models using either previous ERA5 SST values alone or by combining previous ERA5 SST data with air temperature and wind speed data also from the ERA5 dataset to help mitigate adverse effects on fisheries and aquaculture in the seas surrounding the Korean Peninsula. When using only SST to train the model, RMSE values of 0.51°C for one-day predictions and 1.32°C for seven-day predictions were achieved, whereas those values drop to 0.44°C and 0.82°C respectively when using all three ERA5 variables (Kim, Yang, & Kim, 2020). Qiu et al. (2021) demonstrated that an LSTM model outperforms traditional methods, such as the air2stream model based on a heat budget, in forecasting mean daily water temperatures in the Yangtze River, with a mean MAE of 0.83°C during the validation period by using ERA5 reanalysis SST to train the LSTM model.

This paper presents a case study conducted on the Nechako River in British Columbia (B.C.), in western Canada. The Nechako River, located downstream of a water release facility, experiences significant flow regulation due to a spillway discharge management framework. Here, an LSTM model is used to simulate river water temperatures at an hourly scale to better capture the diurnal cycle in water temperatures and to evaluate the LSTM model's performance under these conditions. Due to the relative scarcity of observation data, the model will incorporate various observed as well as reanalysis (ERA5) data types and will combine them in various ways to better understand the impact of the choice of training data on an LSTM-based model for water temperature modelling. The hope is to better the model performances

by leveraging both scarcely available temperature and flow data with widely obtainable reanalysis datasets and determine the importance of both within the modeling structure.

5.3 Study area

This case study examines the Nechako River in British Columbia, Canada (see Figure 5.1). The river stems from the Nechako Reservoir, which has two outlets: one directs water to the Kemano Powerhouse, while the other is the Skins Lake Spillway (SLS), which feeds the Nechako River. The reservoir was created in 1954 through a water diversion project that redirected flow that would have otherwise flowed northeast to the Fraser River.

Water release from SLS passes through Cheslatta Lake, then flows over Cheslatta Falls before rejoining the original river reach. This diversion has significantly increased water travel time, as the water now traverses a slower, shallow section through the lakes. The warming rate of the river further downstream is largely influenced by the volume of water released; lower flow releases from SLS result in thermal equilibrium being reached after the lake system (Gatien et al., 2022).

Since water is diverted from a natural river, an environmental flow must be maintained through SLS at all times, and this flow is managed independently from power generation at the Kemano Powerhouse. Recently, rising water temperatures have been observed in the Nechako River, which have had unintended consequences, including a decline in ectotherm species such as sockeye salmon and white sturgeon (Macdonald, 2019; Macdonald et al., 2000).

The operation of SLS, which leads through a series of lakes before rejoining the original Nechako River channel, is managed by Rio Tinto under the legal framework of the Summer Temperature Management Program (STMP) (Boudreau, 2005; Macdonald et al., 2012; Morrison et al., 2002; Ouellet-Proulx et al., 2017). This program mandates that the operators ensure daily mean water temperatures at Finmoore, near the town of Vanderhoof, about 200

km downstream of SLS, remain below 20 °C between July 20th and August 20th (Figure 5.1) during the spawning season of Sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*).

The town of Vanderhoof was selected as the main focus for water temperature modeling, as it provides a rich dataset of long-term thermal observations. Previous studies, including those employing physically-based models like Gatien, Arsenault et al. (2022), have also used it as a target location, making it an ideal point for performance comparison. They simulated water temperatures for the 2020 summer with an MAE of 0.67 °C.

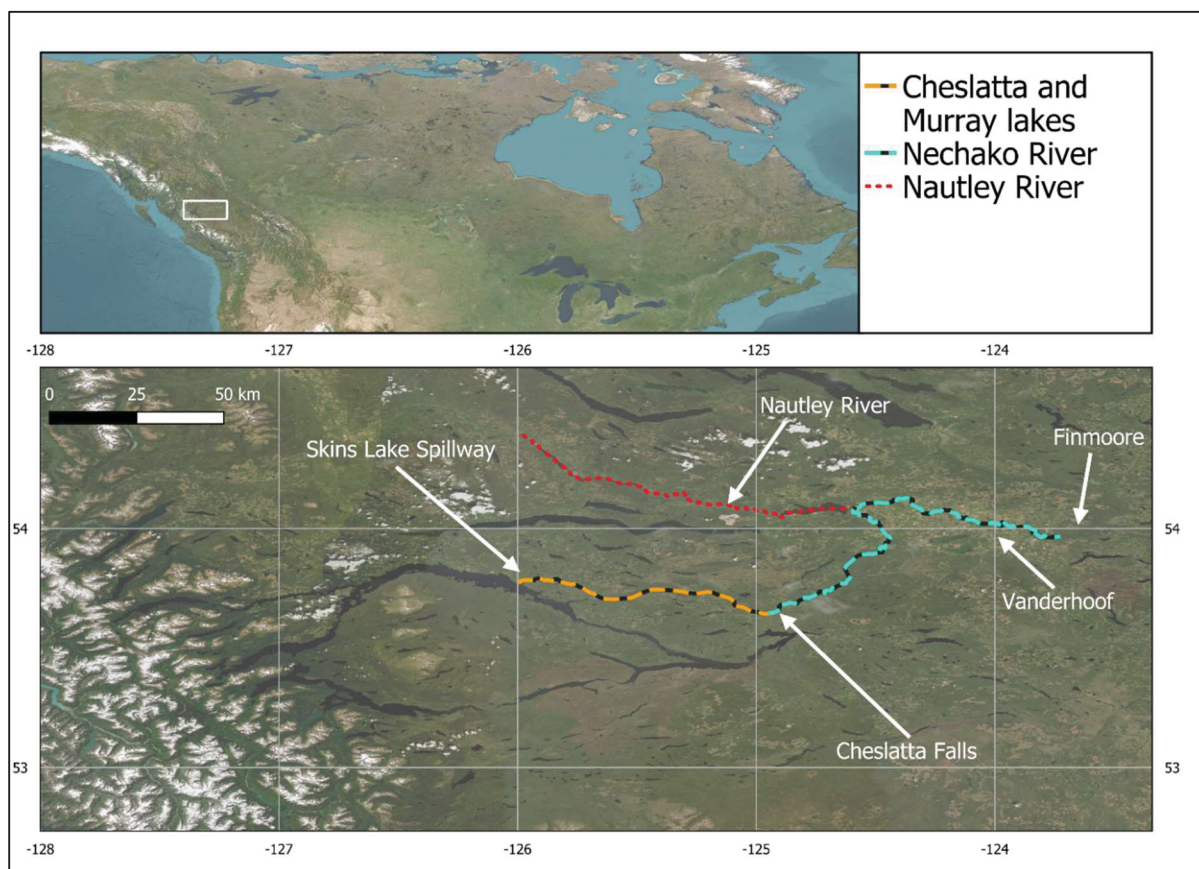


Figure 5.1 The Nechako River study site

Using the Air2stream model, Islam, Hay et al. (2019) found summer water temperatures in the Fraser River Basin, which includes the Nechako River, rose by nearly 1 °C between 1950 and 2015. Nearly 80% of the variance was attributed to increasing air temperatures during this time period. Khorsandi, St-Hilaire et Arsenault (2022) used CEQUEAU, a semi distributed

hydrological and water temperature model to simulate water temperatures in the Nechako river. Using multi-site calibrations, they achieved an overall daily RMSE of 1.57 °C. Oyinlola, Khorsandi et al. (2023) have highlighted the impacts of water temperatures and water releases on early life stages of white sturgeon in the Nechako River. They found that the thermal exposure risk, which indicates the temperature impact on species physiology, had increased considerably for the Nechako white sturgeon comparatively to the first implementation of the STMP in the 1980s and strongly suggest that the current management plan be reviewed to consider all species.

5.4 Methodology

This section outlines the steps taken to assess the capacity of a LSTM model to simulate river water temperatures using reanalysis meteorological data. First, the structure of the LSTM model is discussed, followed by the input variables and the various combinations of these inputs.

5.4.1 LSTM structure

Several LSTM architectures can be used to simulate water temperatures, based on a selection of various hyperparameters. Model structures should be selected using a random search approach (Bergstra & Bengio, 2012) and trained to obtain the best possible performance. The following hyperparameters and their respective range were varied during each iteration within the established model structures (see Figure 5.2):

- Number of hidden layers (between one and three);
- Number of neurons per layer (between 1 and 50);
- Dropout rate, representing the percentage of neurons deactivated per layer during each epoch. (between 0 and 30%);
- Batch size, representing how many training samples are processed before updating the model parameters, which can influence the model training convergence (between 16 and 120).

The choice of activation function after the LSTM layers was also explored, comparing three options:

- Rectified Linear Unit (ReLU): Returns zero for any negative input value, and a linearly-varying value for positive input values, where the slope is a trained parameter;
- Exponential Linear Unit (ELU): Uses an exponential equation for negative values, helping to smooth the gradient;
- Leaky ReLU: Maintains a small linear output for negative inputs, which can help in numerical stability in some cases.

The inclusion of a dense layer was tested in two configurations:

- A single dense layer with one output, directly linking the LSTM outputs to the final target;
- Two consecutive dense layers, where the first dense layer has five neurons feeding into a final single-neuron dense layer.

Additionally, the optimizer was varied between three options:

- Adam: Suited for problems with large datasets and many parameters;
- Adamax: A variant of Adam using the infinity norm, which performs better with sparse datasets (Kingma & Ba, 2014);
- Nadam: An extension of Adam that incorporates Nesterov's accelerated gradient, potentially improving convergence speed (Dozat, 2016).

The learning rate was also varied between 0.00001 and 0.01, tested in powers of 10 to identify the optimal value. During the training process, the Mean Absolute Error (MAE, equation 6.1) was used as the loss function to guide model optimization:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - x_i|}{n} \quad (5.1)$$

where y and x are the target variable simulated and observed values, respectively, for the i timestep and n is the total number of values.

The model is initially fed with data from the 120 preceding timesteps, which represent approximately five days of data, corresponding to the longest travel time for water from SLS to Vanderhoof (Macdonald, Morrison, Patterson, Heinonen, & Foreman, 2007; Triton-Environmental-Consultants-LTD, 2017). Instead of exhaustively cycling through every possible hyperparameter combination, the search was conducted using random sampling across 1 000 iterations, with the entire dataset used as model input for the model. The specifics of these datasets are detailed in the following section.

5.4.2 Model inputs

This section introduces the target variable and the two primary sources of external data used to train the LSTM models. Although some data sources extend back as far as 50 years, only periods with no missing data were included in this study, due to the inability of LSTM models to deal with missing input values.

5.4.2.1 Target variable

The target variable for the LSTM model is the observed water temperature near the town of Vanderhoof. This dataset consists of hourly observations from 2005 to 2020, provided by Rio Tinto.

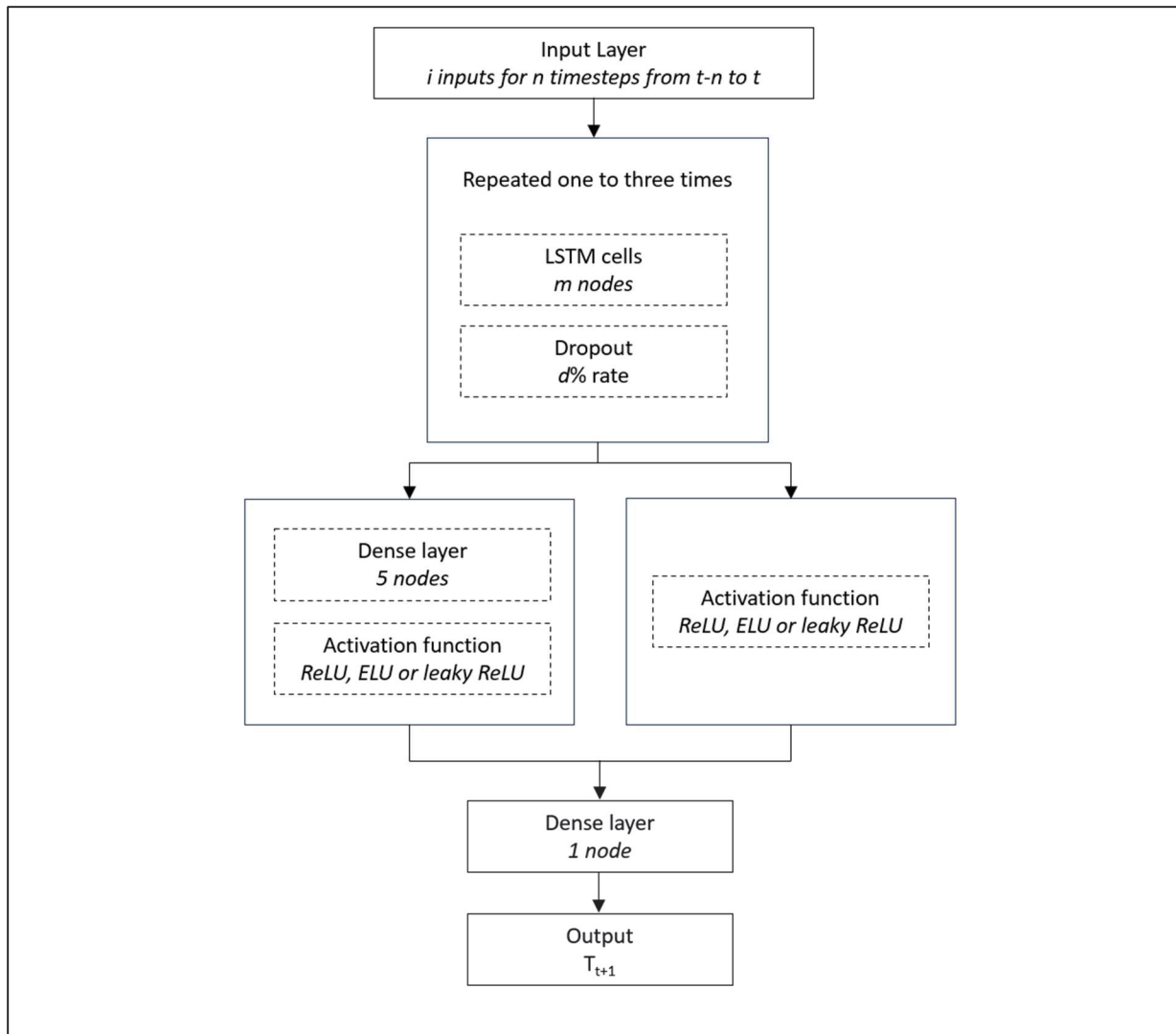


Figure 5.2 Visual representation of the LSTM architecture used in this study

5.4.2.2 Observed data

The training dataset comprises two key observed data types: streamflow (m^3/s) and water temperature ($^{\circ}\text{C}$). The streamflow data near Vanderhoof was obtained from through the Environment and Climate Change Canada (ECCC) Water Survey of Canada (WSC) database on a daily time step, covering the period from 1948 to 2020. Additionally, streamflow and water temperature data for the Nautley River were obtained on a daily timestep from the same database, with supplementary hourly data from Rio Tinto available from 2005 onward.

Streamflow data for SLS were also provided by Rio Tinto on an hourly time step. When training the model, only data from 2005 to 2020 was used, and any years with missing data were excluded. All data were then interpolated down to the hourly timestep, as is detailed in section 3.4.

5.4.2.3 Reanalysis data

Due to the limited availability of observed meteorological variables in the region, the ERA5 reanalysis dataset (Hersbach et al., 2020) was used as a suitable alternative for the Nechako River case study, as demonstrated in previous studies (Gatien et al., 2022; Tarek et al., 2020). This dataset assimilates multiple sources, including satellite, aircraft, and ground-based observations, to estimate atmospheric and land surface states. It has a spatial resolution of $0.25^\circ \times 0.25^\circ$, which translates to approximately 17 km east/west and 28 km north/south near the study area. Tableau 5.1 provides an overview of the meteorological variables used to train the LSTM model, available from 1979 onwards on an hourly time step. Notably, the 10-meter wind speed (10W) was computed from the 10-meter U and V components of wind for model training.

Tableau 5.1 ERA5 variables used in this study

Variable name	Short name	Unit	Level
10 m U wind component	10u	m/s	Near surface (10 m)
10 m V wind component	10v	m/s	Near surface (10 m)
Total cloud cover	tcc	%	Ground or water surface
2-meter temperature	2t	K	Near surface (2 m)
Dew point temperature	2d	K	Near surface (2 m)
Total precipitation	tp	m	Near surface (2 m)
Surface pressure	sp	Pa	Surface
Surface thermal radiation downwards	strd	J/m ²	Surface
Surface solar radiation downwards	ssrd	J/m ²	Surface

5.4.3 Training data combinations

To help establish the impact of the training data's origin on LSTM model performance, multiple combinations of the input variables are used: (1) All data (Observed data and ERA5 data), (2) Observed data only, (3) ERA5 data only and (4) Observed data combined with ERA5 air temperature only. The final combination is tested to assess the importance of air temperature contributions towards improving the LSTM model by isolating it amongst the ERA5 variables, as it is very closely associated with water temperature (Caissie, 2006; Stefan & Preud'homme, 1993). The datasets will be split into three sections: Training, validation and testing. LSTM models have been found to have better results with larger training datasets (Kratzert et al., 2018) and thus roughly 80% of the years will be randomly selected for the training. The remaining 20% is split up evenly into the validation and testing datasets.

5.4.4 Input preprocessing and interpolation

Since the target variable and the model output operate at an hourly timestep, the input data must also be in hourly format. However, most observed flow data are recorded on a daily timestep. To address this, all data not available on an hourly basis were interpolated linearly to create hourly values. This interpolation method was selected due to the low daily variability of river flows which are influenced by long-term hydrological variables. After interpolations, all variables were normalized between zero and one using a min-max scaler to facilitate the learning process.

5.4.5 Training data sensitivity

To establish the sensitivity of each variable, they were varied after the min-max scaler was applied. This was done to show the importance or weight attributed to each input. This was repeated with different models using the various sets of training data and the resulting water temperatures were compared to their baseline values for a given model/training data combination.

5.4.6 Comparing to an existing deterministic model

A recent publication details the performance of a physically based deterministic model, HEC-RAS, for modelling water temperature on the Nechako River (Gatien et al., 2022). The data used by both the LSTM model and HEC-RAS are similar yet have key differences. Firstly, the flow at Vanderhoof, which is simulated by the hydraulic component of HEC-RAS, is an observed timeseries for the LSTM-based model. Precipitation is also not considered by the HEC-RAS model but is included in the training dataset for the LSTM. The timeframe for the HEC-RAS simulations is also shorter (2017-2020), and so to have a better comparison of their respective performances, the LSTM model was retrained on the calibration period for the HEC-RAS model (2017-2019) and their resulting simulated water temperatures compared during the 2020 summer used as the independent testing period.

5.5 Results

This section presents the results from the various tests conducted in this study using LSTM model. The optimization process incorporates training, validation, and testing phases. Training and validation periods are used conjointly to identify the best performing models, which are then evaluated based on their testing MAE values. A comparison of different inputs is discussed in the subsequent section. Note that though the MAE is used as the loss function during the model optimization, it serves more as an overall goodness of fit metric. This is because it informs the user about the average model error across all time steps. Other metrics will be discussed in this section, which better reflect key parts of the thermograph: hourly bias values when above or below the mean daily temperature to establish the representation of the diurnal signal, as well as the peak maximum and minimum daily water temperature MAE values. This last metric best reflects the critical peak values sought after by biologists, which can be linked to the wellbeing of ectotherm species, and informs how well this method could be used in the STMP framework to simulate critical water temperatures (Oyinlola et al., 2024; Oyinlola et al., 2023).

5.5.1 Hyperparameter and structure random search

The following subsections present the results based on 1 000 iterations of random searches with varying architectures and hyperparameters. The model inputs were adjusted to determine their contribution to the overall model performance.

5.5.1.1 All data as input

In this section, the results focus on simulations using the complete set of input variables (i.e., both observation data and ERA5). Figure 5.3 displays the testing MAE results for the 1 000 iterations. The ReLU activation function exhibits more variability compared to the other two activation functions, as indicated by the wider gap in the 1st and 3rd quartiles from the boxplots. However, the lower bounds of all three functions are similar, around the 0.5 °C range, suggesting that all three may be viable options.

The batch size also impacts the uncertainty of results, with nearly all batch sizes showing lower bounds around the 0.5 °C range, making them potentially suitable choices. This lack of a pattern seems to be attributable to some model combinations that failed to provide adequate modelling performance (too simple for the available data, not enough model layers, too many dropouts for the model size, etc.) and skewing their batch size results, due to the relatively small number of members in each category. This also affected other parts of the exercise, such as the tests on the dropout rate. The dropout rate negatively affects model performance as it increases, likely due to the higher dropout rates associated with models using fewer neurons per layer.

The most favorable MAE distributions occur within the 0-10% dropout range. Similarly, using more than two layers generally reduces the model's performance. Regarding the learning rate, the model did not converge when the value was set below 10^{-4} , and optimal performance was achieved with values between 10^{-4} and 10^{-2} . Learning rates above 10^{-2} produced greater variability in results, although some models still performed well. Increasing the number of neurons per layer reduced the spread of MAE values but did not lower the best MAE values.

The choice of optimizer influenced the variability of the results but not the minimum MAE value. Both Adam and Adamax showed greater variability in the 1st and 3rd quartiles compared to Nadam. The presence of a secondary dense layer with five neurons increased the spread of MAE values, but did not affect the best possible value, which remained around 0.5 °C for both configurations, as seen in Figure 5.3. This secondary dense layer did affect the overall distribution negatively as nearly 80% of all poorly performing iterations ($MAE > 2.5$ °C) stemmed from approaches using two dense layers.

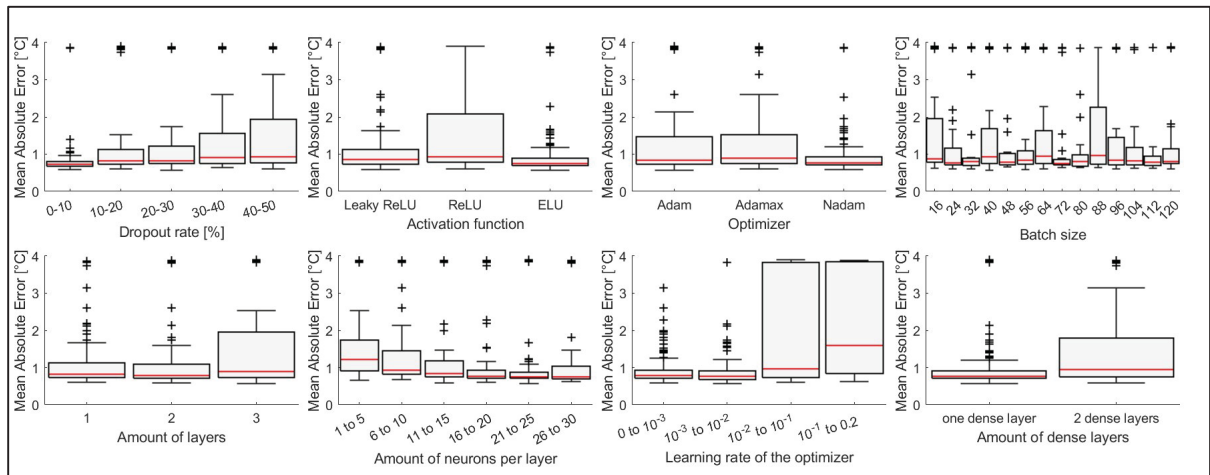


Figure 5.3 Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using all available input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

Tableau 5.2 Hyperparameters for the optimal LSTM model (best in testing) when using all available data as input

Batch Size	Activation function	Amount of layers	Amount of neurons per layer
40	ReLU	3	24
Optimizer	Learning rate	Dropout rate	Dense layer(s)
Adam	0.0008	20 %	1

Overall, the best model performance during testing yielded an MAE of 0.56 °C. When compared to values found in the literature for single stream models, this LSTM performs well ($RMSE \approx 0.5$ °C). The optimal hyperparameters for this model are outlined in Tableau 5.2.

Figure 5.4 shows the water temperature for the training, validation and testing periods using this model architecture. On average, the bias during the testing period is $-0.12\text{ }^{\circ}\text{C}$ when observed water temperatures exceed the daily average and $0.11\text{ }^{\circ}\text{C}$ when they are below. When looking at the peak daily values, which are of interest for the STMP in the Nechako River, the MAE for only these values is $0.71\text{ }^{\circ}\text{C}$. The mean error is $+0.67\text{ }^{\circ}\text{C}$ if considering only the times the simulated water temperature exceeded observations and $-0.74\text{ }^{\circ}\text{C}$ when the model underestimated the peak values. The relatively low bias indicates a fairly good representation of the diurnal cycle but peak values were not properly modeled. Model error on peak daily water temperature reached upwards of $6\text{ }^{\circ}\text{C}$ on certain days. Though, as Figure 5.4 shows, those peak errors are not constant. During the testing period's warmer months (June to August), the LSTM tended to underestimate maximum daily water temperatures, whereas it slightly overestimated them later in the summer.

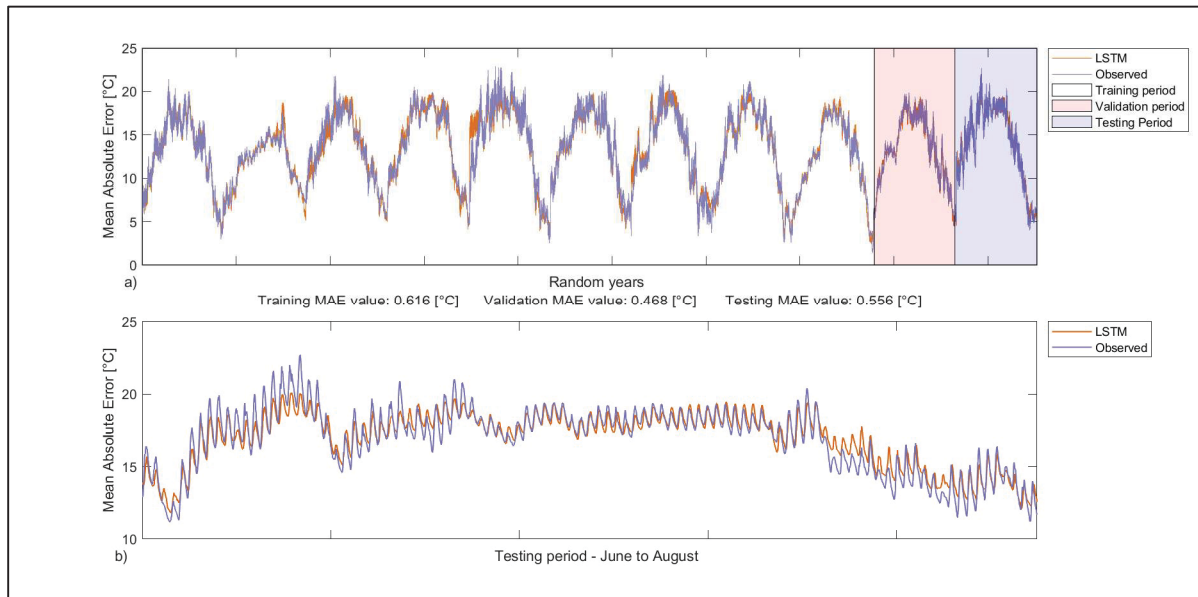


Figure 5.4 a) Thermograph of the model with optimal testing performance for the training (white background), validation (red background) and testing (blue background) periods when using all available data as inputs for the LSTM model. b) Closeup view of the testing thermograph during the warmer months

5.5.1.2 Using only observation data

This section presents results from simulations that excluded the ERA5 dataset, using only the observed flows and water temperatures available at SLS and the junction of the Nechako and Nautley rivers. As shown in Figure 5.5, the model shows similar tendencies to those observed when all input data were used, with a performance ceiling for all hyperparameter configurations approaching 0.7 °C. The optimal configuration using these inputs yielded a testing MAE of 0.69 °C.

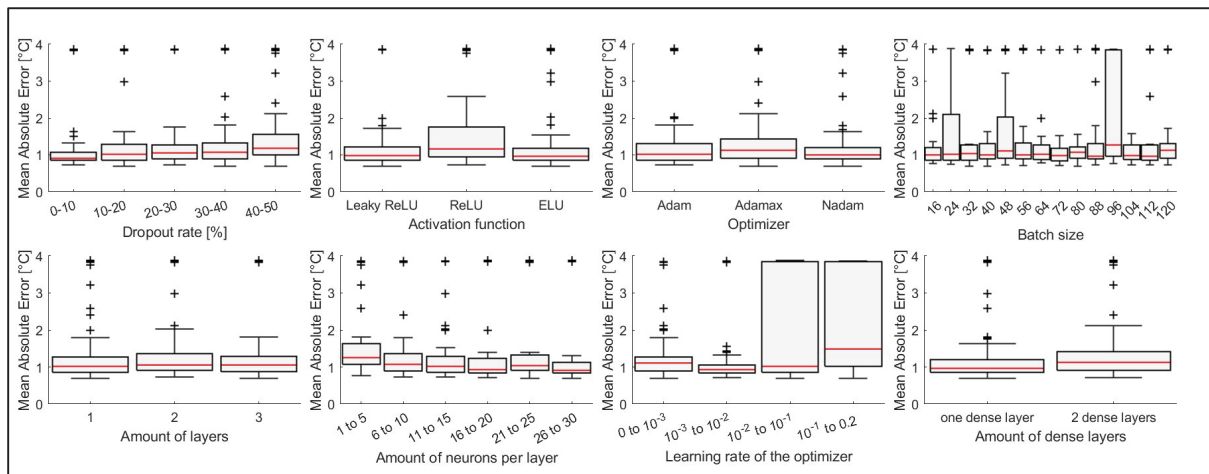
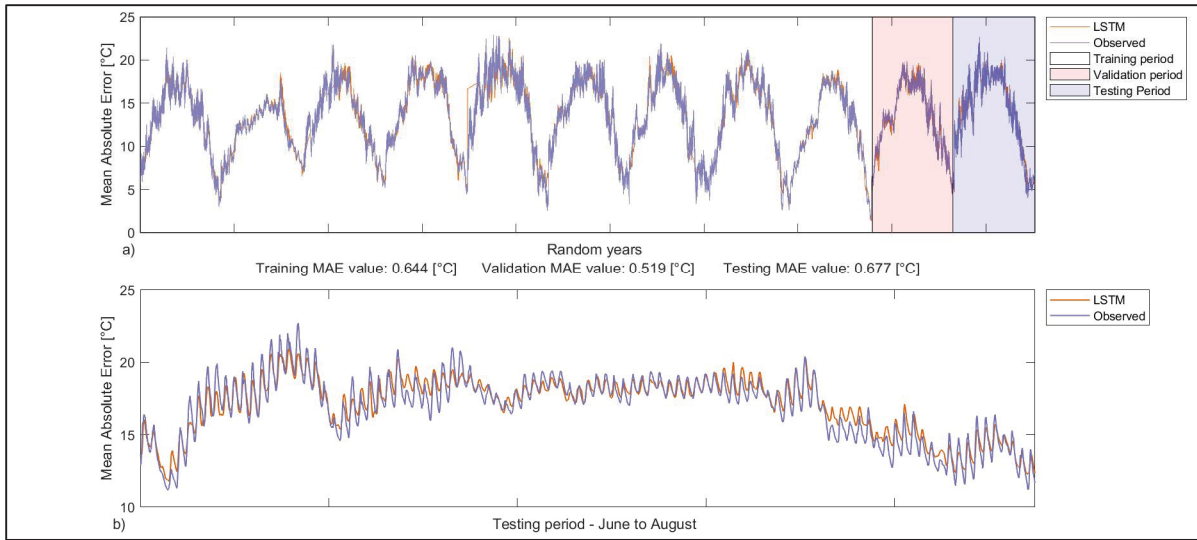


Figure 5.5 Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using only observation data as input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

Figure 5.6 displays the thermograph of the optimal model performance over the entire study period. For this input combination, the bias when water temperatures exceed the daily average is -0.28 °C and 0.27 °C when they are below, again underestimating the diurnal cycle. The MAE for maximum daily temperature for this training dataset is 0.71 °C. On days when the model overestimated the maximum water temperature, the error was on average +0.56 °C, and -0.79 °C when it underestimated it. There is still a fairly adequate representation of the diurnal cycle, but not as good as the previous model that used all available data, including ERA5 reanalysis data.



5.5.1.3 Using only ERA5 data as input

For this section, results are presented for simulations using only the ERA5 dataset as inputs to the LSTM-based model in Figure 5.7 and Figure 5.8. This means that the constraints related to the short historical record of observed flow and water temperature data could be sidestepped. However, using this longer time-series of meteorological data would not allow for a fair comparison between methods. As such, the same time periods as the previous tests were used, and any excess data was discarded for this test.

The model's MAE values exceed 1 °C on average, with lower dropout rates leading to better results, and the ReLU and leaky ReLU activation functions exhibiting the greatest variability in MAE results. The Nadam optimizer appears best suited for this scenario, showing the smallest variability. Larger batch size, larger sizes and more layers also tend to reduce variability. Increasing the number of neurons per layer improves model performance on average. The preferred learning rate range is 10^{-3} to 10^{-2} , and a single dense layer is most favorable. The performance of the optimal model is lacking when compared to other previous

attempts with more complete training datasets, which obtained a testing MAE of 1.09 °C. When water temperatures are below the daily average, the model bias is -0.18 °C, and 0.18 °C when above. Peak daily temperature MAE is also well above 1 °C for this approach, making it much less desirable.

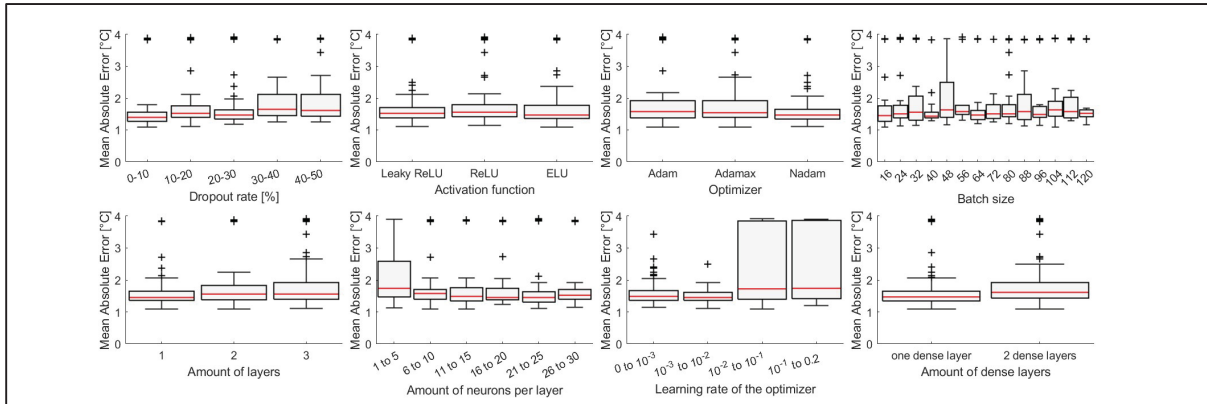


Figure 5.7 Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using only ERA5 data as input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

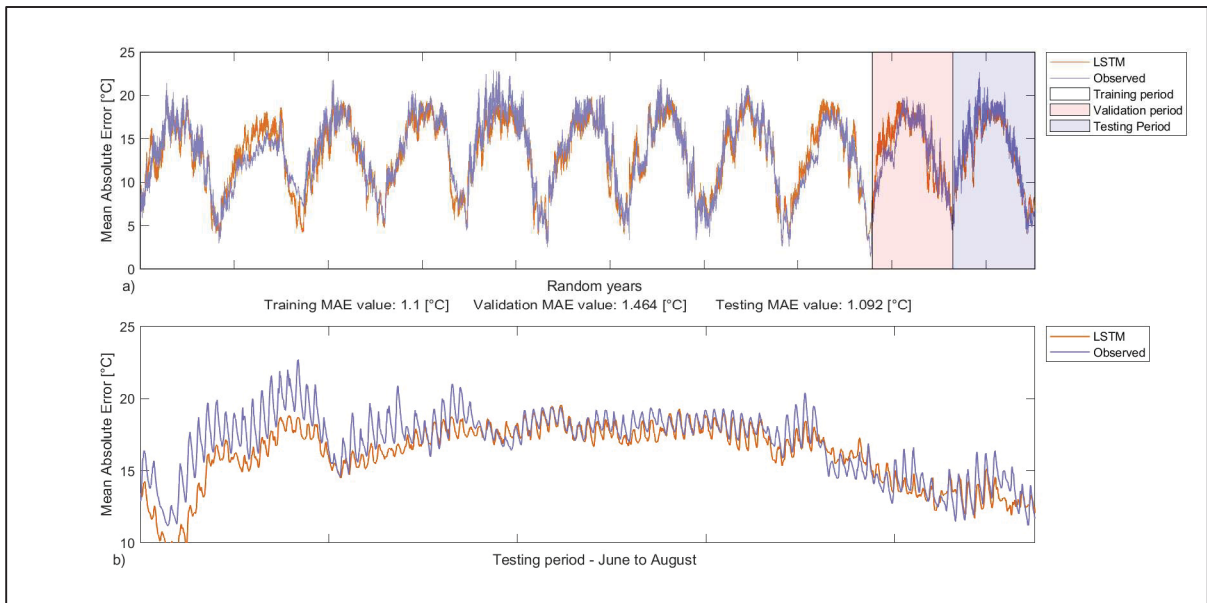


Figure 5.8 a) Thermograph of the model with optimal testing performance for the training (white background), validation (red background) and testing (blue background) periods when using only ERA5 data as inputs for the LSTM model. b) Closeup view of the testing thermograph during the warmer months

5.5.1.4 Observed data supplemented with ERA5 air temperature

Given that air temperature is commonly used in simple regression models, another configuration was tested using all observed inputs combined with ERA5 air temperature. The results were similar to those using only the observed data, as described in section 4.1.2, with the testing MAE differing by only about 0.03 °C between models, as the optimal model achieved a testing MAE of 0.63 °C (see Figure 5.9 and Figure 5.10). This model showed a bias of -0.17 °C when observed water temperatures exceeded the daily average and 0.16 °C when they were below. The peak daily water temperature MAE was also slightly higher at 0.76 °C. The addition of air temperature to the input variables sets this version of the model firmly between an approach using all information as an input (testing MAE of 0.56 °C) and one using only observed data (testing MAE of 0.69 °C). The sensitivity of the LSTM to input variables is explored in the following section.

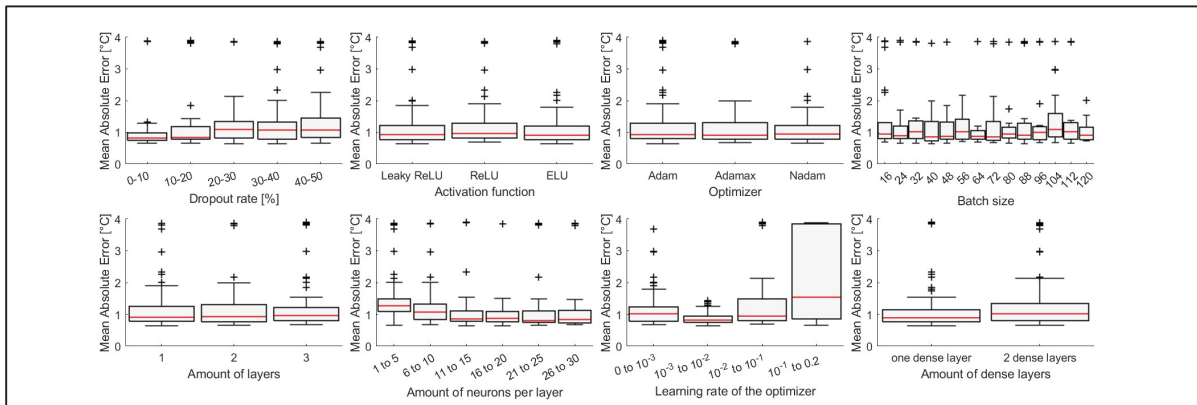


Figure 5.9 Boxplots of testing results of the random hyperparameter search when using observed data along with ERA5 air temperature as input variables. Outliers are identified as anything beyond 1.5 the interquartile range from the top of bottom of the boxes

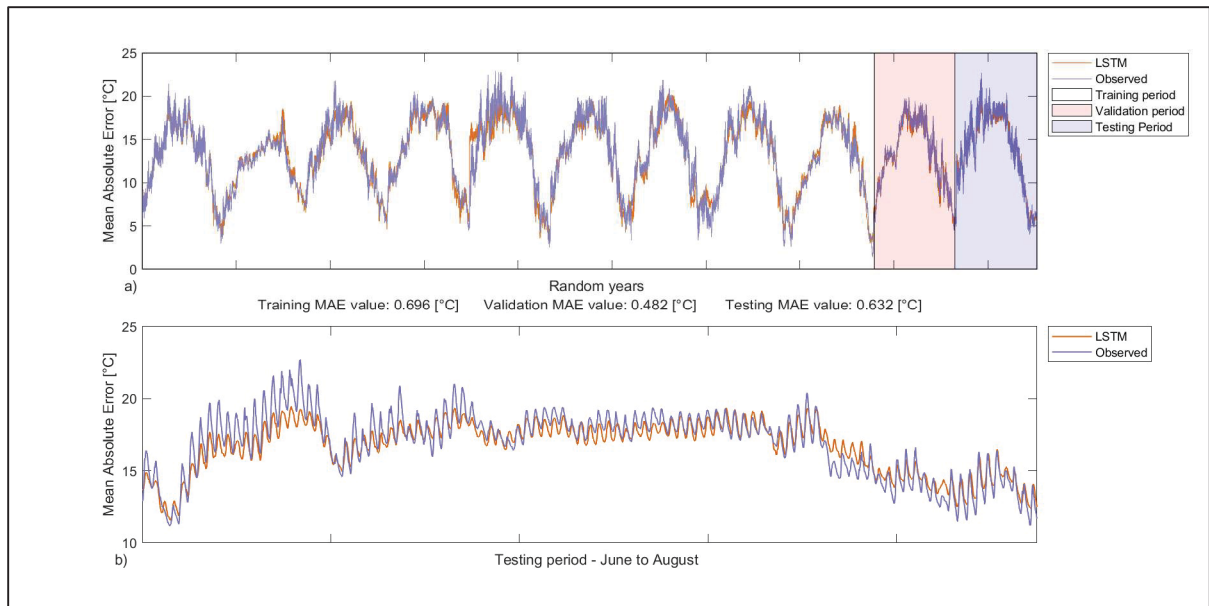


Figure 5.10 a) Thermograph of the model with optimal testing performance for the training (white background), validation (red background) and testing (blue background) periods when using observation data along with ERA5 air temperature as inputs for the LSTM model. b) Closeup view of the testing thermograph during the warmer months

5.5.2 Sensitivity of input variables

For each optimal model architecture using different input data, the LSTM models were rerun with their inputs varied by up to 10% of their range to assess the model's sensitivity to each variable indirectly.

Figure 5.11 shows that when using all available data, the water temperature in the Nautley River at its junction with the Nechako River has the greatest impact as it shows the largest temperature envelope. This effect is consistent throughout the summer. Within the ERA5 dataset, surface downwards thermal radiation (STRD) has the greatest impact, more so than air temperature and dew point temperature, though less so than the observed input data.

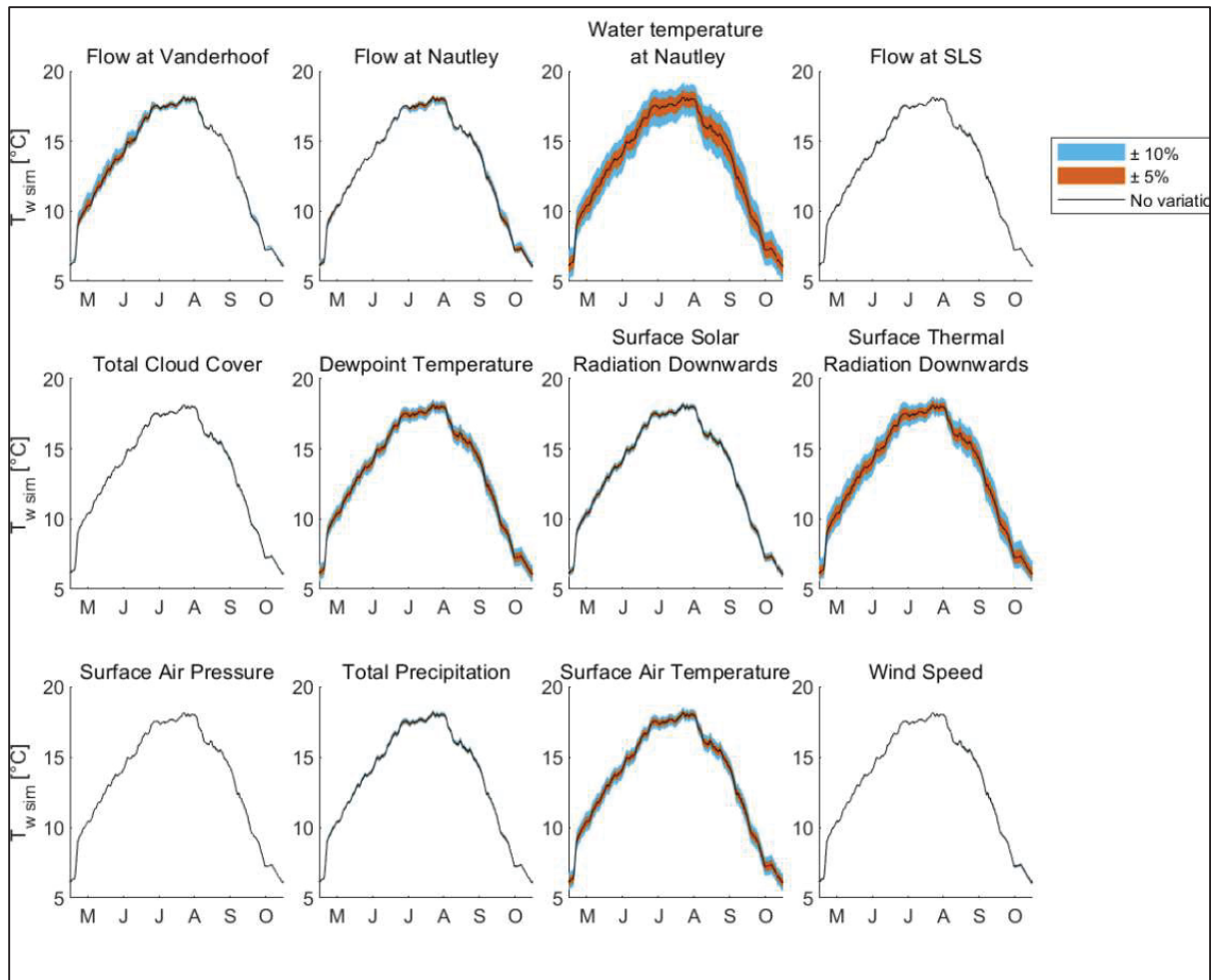


Figure 5.11 Simulated water temperature ($T_{w \text{ sim}}$) envelope for the average daily summer with input variables individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using all available input data

This pattern persists in Figure 5.12 which presents similar information for the optimal model which only used observed data, where the water temperature at the Nautley River again show a large and mostly uniform impact throughout the summer. River flow values from SLS, Vanderhoof and Nautley also impact water temperatures, again outside of the peak value. Nautley shows the largest variability, especially late into the summer. This aligns with Gatien et al. (2022), which indicated that water temperatures at Vanderhoof are more sensitive to flow inputs originating further downstream from SLS.

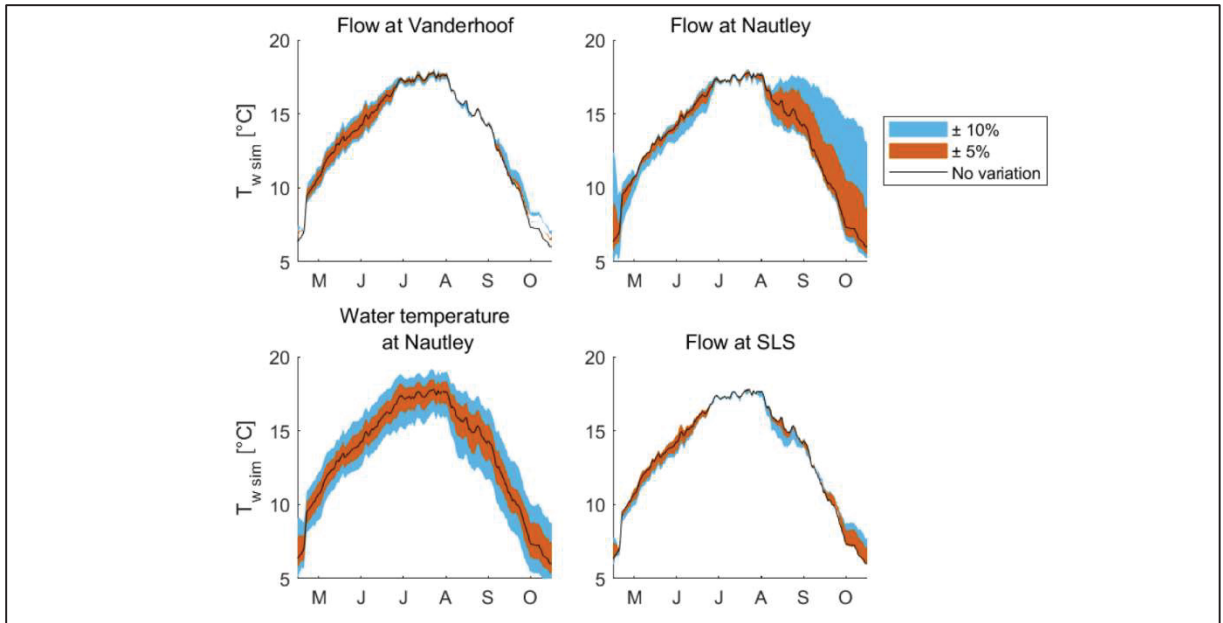


Figure 5.12 Simulated water temperature ($T_{w \text{ sim}}$) envelope for the average daily summer with input variables individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using only observation input data

When testing the model using only ERA5 data, the impact of longwave radiation diminishes, and air temperature and dew point temperature become the dominant input variables, with relatively uniform effects throughout the summer (see Figure 5.13). Precipitation shows a tendency to cool the warmer months when increased and warm the cooler months. The surface downwards thermal radiation displays a different impact than it did when used with all data, with a reduced impact during June and July.

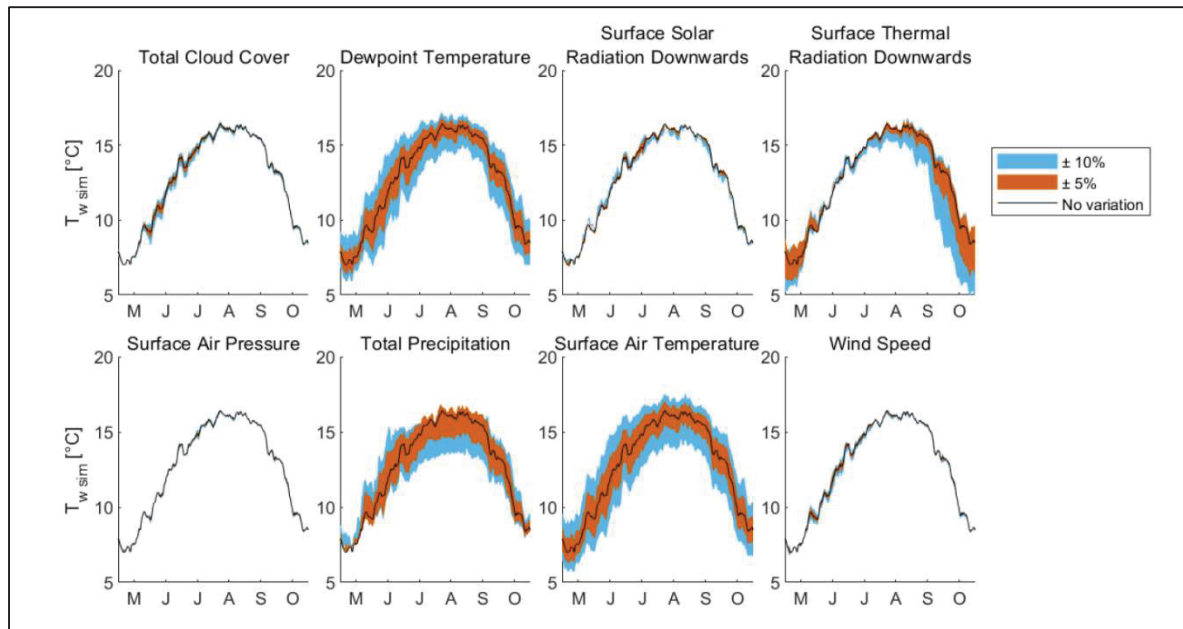


Figure 5.13 Water temperature envelope for the average daily summer with inputs individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using only ERA5 input data

Finally, Figure 5.14 shows that ERA5 air temperature contributes strongly to the LSTM, when used conjointly with observation input data, though again not as much as water temperature at the Nautley river.

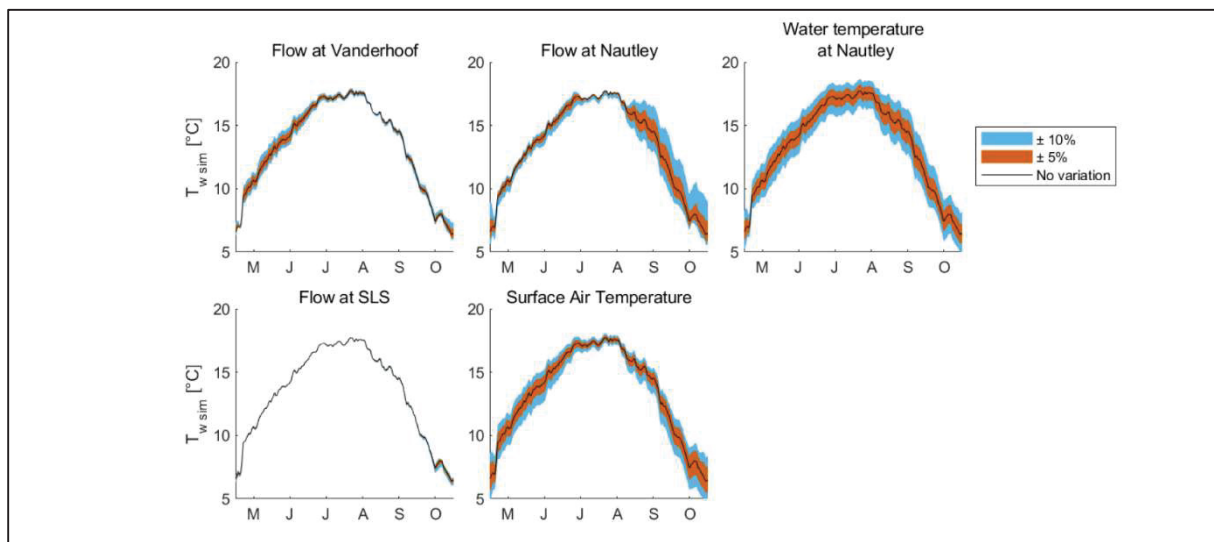


Figure 5.14 Water temperature envelope for the average daily summer with inputs individually varied by $\pm 5\%$ and $\pm 10\%$ when using observation input data combined with ERA5 air temperature

5.6 Discussion

5.6.1 LSTM model

This section analyzes the LSTM model itself, the resulting optimal structures as a function of the training data, as well as model variability.

5.6.1.1 Impacts of model structure and hyperparameters

The optimal hyperparameters and corresponding model architecture varied based on the input training data provided to the model. Multiple structure and hyperparameter combinations exhibited a similar performance ceiling, with MAE values being very close to the optimal solution.

Overall, the results show that lower dropout rates tend to improve model performance on average here, though the performance ceiling remained relatively consistent across dropout rates from 0 to 50%. Dropout rates near or below 10% produced the most robust results across all training data combinations. This preference for lower dropout rates (around 10%) was also observed in similar LSTM models for rainfall-runoff simulations (Anh et al., 2023). This would seem to indicate that the LSTM is able to solve the water temperature problem easily. This is in line with similar, yet more complex problems faced by LSTM model trained successfully on hundreds of river streams simultaneously (Kratzert et al., 2019). While higher dropout rates can usually help counteract poor-quality training data, increasing neuron dropout in the LSTM layer slows convergence. The implied simplicity of this problem means that dropout rates can safely be kept at a minimum and allow for a lower demand in machine-time of this type of model implemented in day-to-day operations in water management.

The optimal batch size varied and, though no performance impact was expected, it also did not significantly impact the speed of convergence as this was not a very taxing model to run on relatively new hardware (less than a second per iteration during training). This once again indicates the ease with which the LSTM could solve the water temperature modelling problem.

The number of optimal layers varied from one to three. The number of neurons per layer ranged from 5 to 28, with no clear correlation between the number of layers and neurons. The optimal learning rates were between 10^{-2} to 10^{-3} . Regarding the choice of optimizer, although all three optimizers showed similar optimal results, Nadam consistently produced a lower spread of MAE values. The inclusion of a secondary dense layer, often used to extract additional information from complex datasets, did not improve performance and occasionally resulted in worse outcomes.

Overall, the impact of most hyperparameters on the LSTM model's performance appears to depend on the input variables, primarily impacting the spread of results rather than the best possible performance. This creates a sort of equifinal solution for the model architecture and hyperparameters, with some combinations proving more robust (i.e., reduced spread). However, the optimal solution remains similar across most training datasets, indicating a co-dependence among hyperparameters that leads to near-equifinal solutions, as shown in Figure 5.3.

5.6.1.2 Impact of input data selection

The optimal LSTM model, using all available data as input, appears to have most of its performance derived from the observed dataset, which contains no meteorological data, only flows for Vanderhoof, SLS and Nautley, as well as water temperature from Nautley. This is evidenced by Figure 5.11 which shows that the variable with the greatest impact on water temperatures at Vanderhoof is the water temperature upstream from the Nautley River confluence.

When compared to the LSTM-based model trained using only this same observed data, therefore neglecting the ERA5 variables, the results were similar, with testing MAEs of 0.56 °C and 0.69 °C, respectively. Although this difference is small, it represents a 20% drop in performance (0.13 °C). This is still considered a good result, but its adequacy strongly depends on the chosen applications of the model. If this type of model were implemented in a water

management case like the Nechako River, which needs to respect a certain temperature threshold due to the STMP, the slight difference in error could impact the reservoir stocks for hydroelectric production due to increased spilling to ensure water temperature targets are met.

Applying the same random search methodology using only the ERA5 dataset, which in-turn only contains meteorological variables, resulted in a lesser model (testing MAE of 1.09 °C). This indicates that the LSTM model struggles to converge on the output variable when using only the ERA5 dataset without contextualizing information, such as instream data. However, completely excluding the ERA5 dataset also reduced the model's performance, implying there is useful information that can be extracted from the ERA5 data.

The different choices of training data also impacted the distribution of errors within the model. Regardless of the training dataset, the LSTM model tended to underestimate warmer temperatures and overestimate cooler temperatures, with the biases being more pronounced when the observed temperatures deviated from daily average. Using the full training dataset resulted in the most accurate representation of the diurnal cycle (biases of ± 0.11 °C and peak daily temperature MAE of 0.71 °C), whereas omitting the ERA5 data led to poorer results (biases of ± 0.28 °C and a peak daily temperature MAE of 0.71 °C). Although the overall MAE was higher when training with only ERA5 data, the diurnal cycle signal was still preserved but peak values were not (biases of ± 0.18 °C and peak daily temperature MAE of 1.19 °C). This indicates that the hourly data from the ERA5 dataset contributes to the diurnal signal, but without contextual instream data, the LSTM model fails to adequately represent peak daily fluctuations of the water temperature.

For all training datasets, despite being able to identify an optimal model architecture and hyperparameter set, other combinations performed similarly well, as shown in Figure 5.3. This flexibility mirrors the findings of Arsenault et al. (2023), who improved hydrological model performance in regionalization by adjusting hyperparameters. The near-equifinal nature of the LSTM model is not well-documented in the literature, indicating that this particular problem may be a simpler and not require complex models like an LSTM.

The importance of water temperature in the Nautley River, which significantly impacts water temperature at Vanderhoof as shown in Figure 5.11, highlights the need for instream data during training. The accrued impact is likely because the Nautley River's thermal mass does not have sufficient time to reach a thermal equilibrium between its confluence with the Nechako River and its arrival at Vanderhoof, leading to similarities in their patterns. Therefore, water temperature at Vanderhoof serves as a proxy for the atmospheric effects on the main stem of the Nechako River that source from SLS and the unregulated Nautley River.

5.6.1.3 Model variability

Although each input training dataset highlighted an optimal model architecture and hyperparameter set, other solutions performed nearly as well. Figure 5.15 shows the distribution of MAE values during the testing phase of optimization.

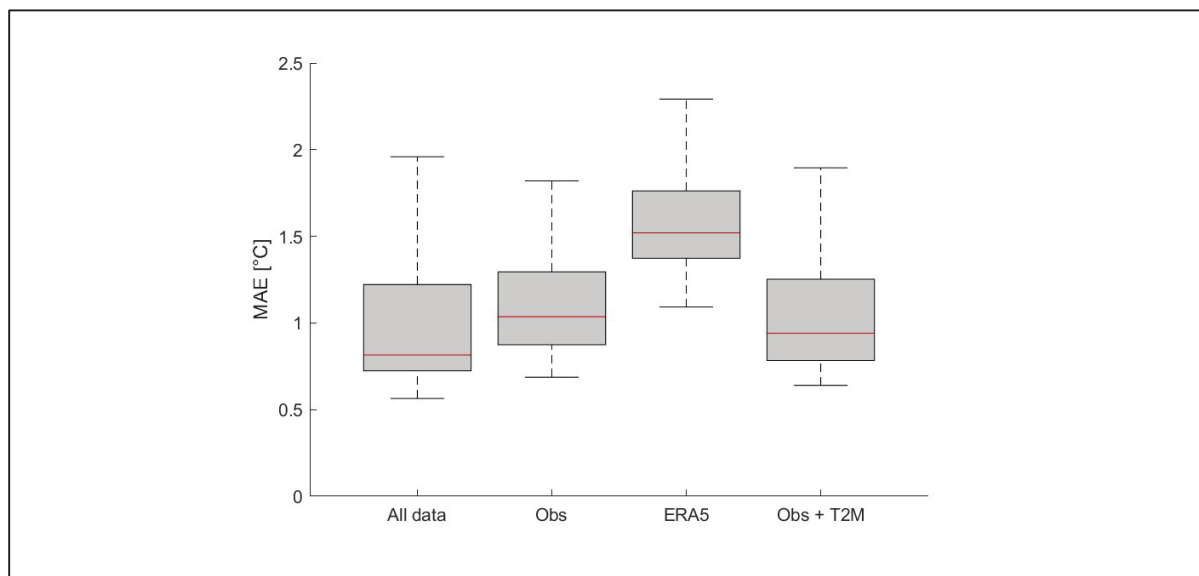


Figure 5.15 Boxplots of testing MAE values for the model trained using all data, using only observed data, using only ERA5 data and using observed data paired with ERA5 air temperatures

Although there is some uncertainty associated with the model, the boxplots in Figure 5.15 demonstrate that the median performance is within 0.30 °C of the optimal solution across

different performance ceilings. This indicates that the model can reliably solve the water temperature problem and consistently performs well regardless of the training dataset used.

5.6.2 Water temperature modelling performance compared to traditional modelling

The optimal LSTM model's results can be best compared to a traditional deterministic model, such as the physically based HEC-RAS model used by Gatien, Arsenault et al. (2022) for water temperature modeling on the Nechako River. Their study demonstrated the ability of HEC-RAS to use the ERA5 reanalysis dataset as input to successfully model water temperatures at the same target location, achieving an hourly MAE of 0.67 °C for the 2020 summer validation period, allthwhile using similar input data and training over the 2017-2019 period. Precipitation is not used in the HEC-RAS model, and solar radiation is computed from clear-sky values and then dampened according to cloud cover.

To have a similar reference frame to compare their performances, the LSTM model was recalibrated using only the 2017-2020 period, using the first three years for training and validation, and testing on the same year as HEC-RAS (year 2020). The LSTM performed slightly better than the physically based model though the difference is very small (LSTM MAE = 0.58 °C and HEC-RAS MAE = 0.67°C).

When observing a thermograph produced by HEC-RAS at Vanderhoof, they appear similar to those produced with an LSTM. In the instance presented in Figure 5.16, the physically based deterministic model seems to have a different error pattern than the LSTM, as shown in Figure 5.17.

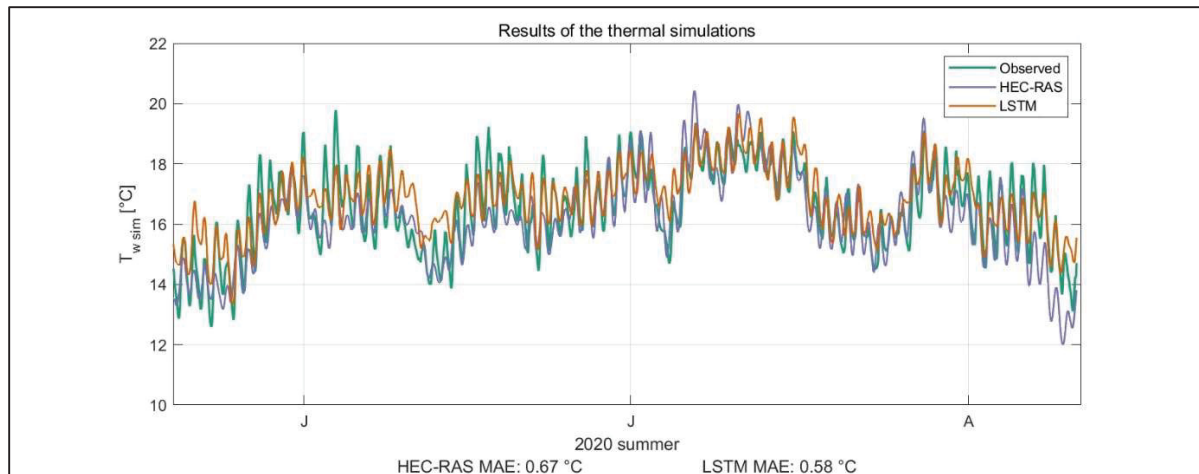


Figure 5.16 Water temperatures simulated by HEC-RAS (purple) and the LSTM (orange) for the summer of 2020 compared to the observed water temperatures (green)
Adapted from Gatien, Arsenault et al. (2022, p.8)

In Figure 5.17, the average daily spread of errors is presented for the summer of the year 2020. HEC-RAS shows a tendency to underestimate the peak afternoon water temperature and underestimate the late-night lows, both by roughly 0.5 °C on average. The LSTM model, on the other hand, has an inverse effect, and tends to overestimate peak daily temperatures in the afternoon by about 0.5 °C on average, but seems to correctly model nightly lows on average.

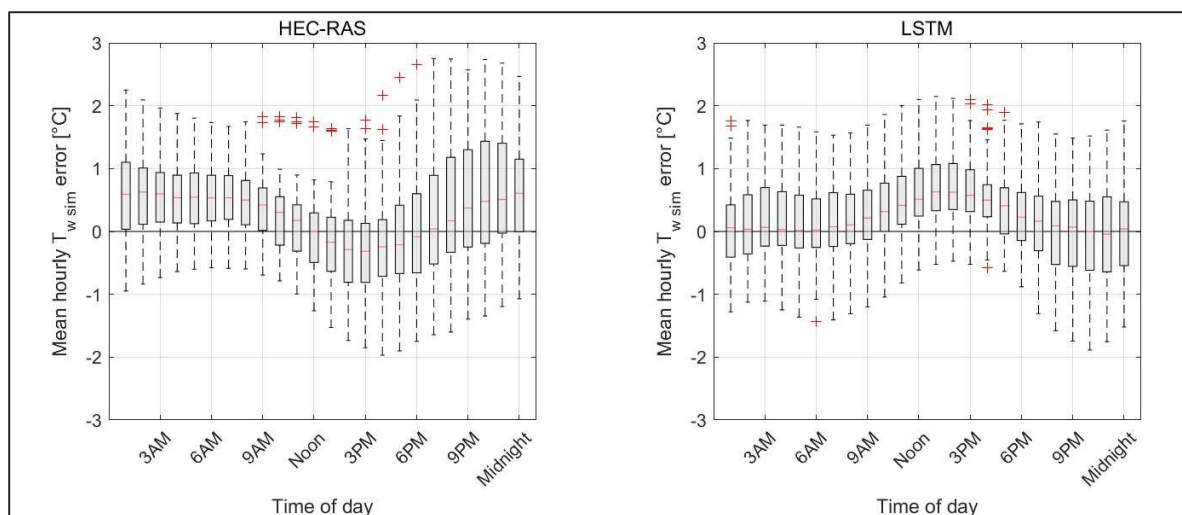


Figure 5.17 Hourly error boxplot for water temperatures simulated by HEC-RAS (left) and the LSTM model (right)
Adapted from Gatien, Arsenault et al. (2022, p.9)

Even with little training data, the LSTM model manages to outperform the HEC-RAS model and have a proper representation of the diurnal cycle in the Nechako River. Moreso, the spread of the errors is much more uniform for the LSTM model (1st and 3rd quartile separated by roughly 2.5 °C to 3 °C) compared to HEC-RAS (1st and 3rd quartile separated by roughly 2 °C to 4.5 °C). It is interesting to note that the sensitivity to downstream water inlets, which was highlighted in section 4.2, was also noted in Gatien, Arsenault et al. (2022). The study modeled a secondary water release system downstream from SLS, nearer to the confluence with the Nautley River, and concluded that this would allow for more cooling power without releasing more water.

It is also important to note that these two studies cannot be directly compared for several reasons. First, the input data required to run each model can differ significantly. The LSTM is far more flexible, as it can adapt to virtually any input, whereas HEC-RAS, uses a heat budget and requires a specific set of inputs. This is a key advantage of the LSTM approach over traditional water quality models. The size (length of the timeseries) and origin (instream, meteorological, etc.) of the training data will greatly impact the quality of the model, as seen in this study. Inversely, only the size of a HEC-RAS dataset can be modified, and not its origin since the internal physics representation requires an exact set of inputs is required.

Another factor is the way the LSTM model partitions data into calibration, validation, and testing sets. In this study, these splits were done randomly, and the model was calibrated on non-continuous datasets, whereas the existing HEC-RAS model was calibrated more traditionally (three years for calibration, one year for validation). For a proper comparison, the LSTM training set could be limited to the same years and same available input variables as used for the HEC-RAS model. However, this again only highlights the advantage and greater flexibility that the LSTM model provides.

5.7 Limitations

This study presents certain limitations. Firstly, the origin of the training datasets led to some being on a daily timestep and others on an hourly timestep. All were then interpolated linearly down to hourly. Since flow values (initially daily) typically present low diurnal variability due to long term dependencies, this was not considered to be an issue. The limitation arises when some observed water temperatures (partially daily) were also interpolated to hourly values. Water temperature usually presents a strong diurnal cycle, and a linear interpolation would hide that signal. These daily variables were, however, kept in the training set in hopes that they would help model the mean daily component of water temperatures, whereas the natively hourly data would better represent the residual diurnal signal of the water temperature.

Another limitation is the stochastic nature of the LSTM model. By running all combinations of hyperparameters and input variables, this study was able to ensure a degree of robustness, as the median values remained consistent. However, the “best” models varied between iterations, unlike HEC-RAS, which is deterministic. The near-equifinal solution found by the LSTM model may also be viewed as a limitation, as it prevents the identification of a single “best” model. Applying similar models to other watersheds could improve understanding of the strengths and weaknesses of this approach. Then, the very nature of the LSTM also poses some challenges, in the sense that it has no physically binding rules. Though the results show promise, there is no defining trait tying the results to any known laws of physics, as relationships are purely derived from data fitting in a highly non-linear fashion. Nonetheless, results were still in line with expectations and did not show any signs of unrealistic values. Finally, this study is strongly linked to a particular case study, namely the Nechako River. Results are therefore strongly limited to this area. This did however allow for some comparisons to existing work done recently involving the use of reanalysis datasets in modeling river water temperatures (HEC-RAS) on the same river, but future work should extend results to more diverse and wide-ranging sets of rivers. Doing so will require setting up physical models on other rivers, which will be a challenge, but would be of interest to properly evaluate the ability of LSTM models to simulate river water temperatures in general. Finally,

it could also be interesting to evaluate LSTM models in forecasting and comparing these to water temperature forecasts from the HEC-RAS model. This could realistically be performed on the Nechako River following the study of Charles, Arsenault et al. (2023), who used HEC-RAS data to forecast water temperatures on the Nechako River, however the periods and datasets are quite different, which would make this out of the scope of this paper.

5.8 Conclusion

This study sought to evaluate the capacity of an LSTM model to simulate water temperatures downstream from a dam on the Nechako River, in British Columbia, Canada, using observed and reanalysis data. A random search was used to identify the optimal model architecture and hyperparameters, with various input variables combinations were used to determine their contribution to model performance. The results indicate that the LSTM has a strong capacity for adaptation, producing near-equifinal solutions across different hyperparameter sets, with testing MAE values around 0.56 °C when using all available input data, including observed flow, water temperature, and ERA5 data. However, the model tends to underestimate the diurnal cycle's spread.

The best results indicate that an experienced deep learning modeler could effectively use all available data, including the ERA5 dataset, to improve existing modelling solutions. Given the stochastic nature of the LSTM model, running multiple instances would be advisable to ensure robust results.

Compared to physically based models like HEC-RAS, the LSTM offers a key advantage: it can work with any relevant data source. This flexibility is crucial in situations where data availability is limited. While the LSTM model shows promise, its results should be interpreted with caution, as they are not bound by physical principles. An interesting way around this would be to use multiple iterations of the same LSTM to produce an ensemble-based model. Section 5.2 showed that the spread of errors in that particular instance was rather uniform and

would therefore lend itself to that approach. This would, in turn, render anomalous behavior a fringe component of the ensemble, and discarded as an outlier.

Also, the ease with which the LSTM-based model converges suggests that the problem may be too simple, indicating that traditional statistical models, such as linear regressions based on air temperature, may still be relevant in this field of research for single stream applications. Rather than replacing existing models, deep learning models like the LSTM should be viewed as complementary tools, offering new insights and supporting existing findings, particularly in data-limited scenarios. Another interesting route could be expanding this approach (using reanalysis data to train alongside instream data) to multiple other rivers to establish the robustness of the methodology.

5.9 Acknowledgements

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 hydrological and water temperature data on the Nechako River (<https://riotinto-nechakofacts.herokuapp.com/>). The results of this study incorporate modified Copernicus Climate Change Service information from 2020. The European Commission and ECMWF are not responsible for any use that may be made of the Copernicus information or data contained within this paper. This paper uses the ERA5 reanalysis dataset produced by Hersbach, H. et al., (2020), which was 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 base map in Figure 5.1 was created using ArcGIS® software by Esri. ArcGIS® and ArcMap™ are the intellectual property of Esri and are used herein under license. Copyright © Esri. All rights reserved. For more information about Esri® software, please visit www.esri.com

5.10 References

- Ahmadi-Nedushan, B., A. St-Hilaire, M. Bérubé, É. Robichaud, N. Thiémonge and B. Bobée (2006). "A review of statistical methods for the evaluation of aquatic habitat suitability for instream flow assessment." *River Research and Applications* 22(5): 503-523.
- Angilletta Jr, M. J., P. H. Niewiarowski and C. A. Navas (2002). "The evolution of thermal physiology in ectotherms." *Journal of thermal Biology* 27(4): 249-268.
- Anh, D. T., D. V. Thanh, H. M. Le, B. T. Sy, A. H. Tanim, Q. B. Pham, T. D. Dang, S. T. Mai and N. M. Dang (2023). "Effect of gradient descent optimizers and dropout technique on deep learning LSTM performance in rainfall-runoff modeling." *Water Resources Management* 37(2): 639-657.
- Arsenault, R., J.-L. Martel, F. Brunet, F. Brissette and J. Mai (2023). "Continuous streamflow prediction in ungauged basins: long short-term memory neural networks clearly outperform traditional hydrological models." *Hydrology and Earth System Sciences* 27(1): 139-157.
- Bélangier, M., N. El-Jabi, D. Caissie, F. Ashkar and J. Ribí (2005). "Estimation de la température de l'eau de rivière en utilisant les réseaux de neurones et la régression linéaire multiple." *Revue des sciences de l'eau* 18(3): 403-421.
- Benyahya, L., D. Caissie, A. St-Hilaire, T. B. Ouarda and B. Bobée (2007). "A review of statistical water temperature models." *Canadian Water Resources Journal* 32(3): 179-192.
- Bergstra, J. and Y. Bengio (2012). "Random search for hyper-parameter optimization." *Journal of machine learning research* 13(2).

Boudreau, K. (2005). Nechako watershed council report: Assessment of potential flow regimes for the Nechako watershed. Prepared for the Nechako Enhancement Society & Nechako Watershed Council.

Caissie, D. (2006). "The thermal regime of rivers: a review." *Freshwater biology* 51(8): 1389-1406.

Charles, P., R. Arsenault, J.-L. Martel, P. Gatién and A. St-Hilaire (2023). "Quantifying the evolution of ensemble water temperature forecasts as a function of weather forecast lead-time: case study on the Nechako River watershed." *Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques* 48(2): 72-92.

Crossin, G. T., S. Hinch, S. Cooke, D. Welch, D. Patterson, S. Jones, A. Lotto, R. Leggatt, M. Mathes and J. Shrimpton (2008). "Exposure to high temperature influences the behaviour, physiology, and survival of sockeye salmon during spawning migration." *Canadian Journal of Zoology* 86(2): 127-140.

DeWeber, J. T. and T. Wagner (2014). "A regional neural network ensemble for predicting mean daily river water temperature." *Journal of Hydrology* 517: 187-200.

Dozat, T. (2016). "Incorporating nesterov momentum into adam."

Ducharme, A. (2007). "Importance of stream temperature to climate change impact on water quality." *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*.

Gatién, P., R. Arsenault, J.-L. Martel and A. St-Hilaire (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* 48(2): 1-18.

Gers, F. A., J. Schmidhuber and F. Cummins (2000). "Learning to forget: Continual prediction with LSTM." *Neural computation* 12(10): 2451-2471.

Gooseff, M. N., K. Strzepek and S. C. Chapra (2005). "Modeling the potential effects of climate change on water temperature downstream of a shallow reservoir, Lower Madison River, MT." *Climatic Change* 68(3): 331-353.

Haykin, S. (1998). *Neural networks: a comprehensive foundation*, Prentice Hall PTR.

Hersbach, H., B. Bell, P. Berrisford, S. Hirahara, A. Horányi, J. Muñoz-Sabater, J. Nicolas, C. Peubey, R. Radu and D. Schepers (2020). "The ERA5 global reanalysis." *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 146(730): 1999-2049.

Hochreiter, S. and J. Schmidhuber (1997). "Long short-term memory." *Neural computation* 9(8): 1735-1780.

Hu, Z., Y. Zhang, Y. Zhao, M. Xie, J. Zhong, Z. Tu and J. Liu (2019). "A water quality prediction method based on the deep LSTM network considering correlation in smart mariculture." *Sensors* 19(6): 1420.

Isaak, D., S. Wollrab, D. Horan and G. Chandler (2012). "Climate change effects on stream and river temperatures across the northwest US from 1980–2009 and implications for salmonid fishes." *Climatic change* 113(2): 499-524.

Islam, S. U., R. W. Hay, S. J. Déry and B. P. Booth (2019). "Modelling the impacts of climate change on riverine thermal regimes in western Canada's largest Pacific watershed." *Scientific reports* 9(1): 11398.

Kappenman, K. M., W. C. Fraser, M. Toner, J. Dean and M. A. Webb (2009). "Effect of temperature on growth, condition, and survival of juvenile shovelnose sturgeon." *Transactions of the American Fisheries Society* 138(4): 927-937.

Khorsandi, M., A. St-Hilaire and R. Arsenault (2022). "Multisite calibration of a semi-distributed hydrologic and thermal model in a large Canadian watershed." *Hydrological Sciences Journal* 67(14): 2147-2174.

Kim, M., H. Yang and J. Kim (2020). "Sea surface temperature and high water temperature occurrence prediction using a long short-term memory model." *Remote Sensing* 12(21): 3654.

Kingma, D. P. and J. Ba (2014). "Adam: A method for stochastic optimization." *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.

Kratzert, F., D. Klotz, C. Brenner, K. Schulz and M. Herrnegger (2018). "Rainfall–runoff modelling using long short-term memory (LSTM) networks." *Hydrology and Earth System Sciences* 22(11): 6005-6022.

Kratzert, F., D. Klotz, G. Shalev, G. Klambauer, S. Hochreiter and G. Nearing (2019). "Towards learning universal, regional, and local hydrological behaviors via machine learning applied to large-sample datasets." *Hydrology and Earth System Sciences* 23(12): 5089-5110.

Lee, H., K. Calvin, D. Dasgupta, G. Krinner, A. Mukherji, P. Thorne, C. Trisos, J. Romero, P. Aldunce and K. Barrett (2023). *Climate change 2023: synthesis report. Contribution of working groups I, II and III to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*, The Australian National University.

Liu, P., J. Wang, A. K. Sangaiah, Y. Xie and X. Yin (2019). "Analysis and prediction of water quality using LSTM deep neural networks in IoT environment." *Sustainability* 11(7): 2058.

Macdonald, J., M. Foreman and T. Farrell (2000). "The influence of extreme water temperatures on migrating Fraser River sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) during the 1998 spawning season." *Canadian technical report of fisheries and aquatic sciences/Rapport technique canadien des sciences halieutiques et aquatiques*.(2326): 1-117.

Macdonald, J., J. Morrison and D. Patterson (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.

Macdonald, J. S. (2019). "Expert report for the Department of Justice: Sockeye Salmon and Water Temperature." BCSC No.116524, Vancouver Registry.

Martel, J.-L., R. Arsenault, R. Turcotte, M. Castañeda-Gonzalez, F. Brissette, W. Armstrong, E. Mailhot, J. Pelletier-Dumont, S. Lachance-Cloutier and G. Rondeau-Genesse (2024). "Exploring the ability of LSTM-based hydrological models to simulate streamflow time series for flood frequency analysis." *EGUsphere* 2024: 1-32.

Martel, J.-L., F. Brissette, R. Arsenault, R. Turcotte, M. Castañeda-Gonzalez, W. Armstrong, E. Mailhot, J. Pelletier-Dumont, G. Rondeau-Genesse and L.-P. Caron (2024). "Assessing the adequacy of traditional hydrological models for climate change impact studies: A case for long-short-term memory (LSTM) neural networks." *EGUsphere* 2024: 1-44.

Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, and B. Zhou (eds.) Core Writing Team, H. Lee and J. Romero (2021). "IPCC, 2021: Summary for Policymakers." *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*.

Moore, R. D. (2006). "Stream temperature patterns in British Columbia, Canada, based on routine spot measurements." *Canadian Water Resources Journal* 31(1): 41-56.

Naughton, G. P., C. C. Caudill, M. L. Keefer, T. C. Bjornn, L. C. Stuehrenberg and C. A. Peery (2005). "Late-season mortality during migration of radio-tagged adult sockeye salmon

(*Oncorhynchus nerka*) in the Columbia River." *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* 62(1): 30-47.

Ouellet-Proulx, S., A. St-Hilaire and M.-A. Boucher (2017). "Water temperature ensemble forecasts: Implementation using the CEQUEAU model on two contrasted river systems." *Water* 9(7): 457.

Oyinlola, M. A., M. Khorsandi, N. Mayer, N. Butler, J. C. Van Wert, E. J. Eliason, R. Arsenault, C. J. Brauner, S. G. Hinch and A. St-Hilaire (2024). "Thermal exposure risk in different life stages of Chinook salmon in the Nechako River system, British Columbia."

Oyinlola, M. A., M. Khorsandi, R. Penman, M. L. Earhart, R. Arsenault, C. J. Brauner and A. St-Hilaire (2023). "Hydrothermal impacts of water release on early life stages of white sturgeon in the Nechako river, BC Canada." *Journal of Thermal Biology* 117: 103682.

Pachauri, R. K. and L. Meyer (2014). "IPCC, 2014: climate change 2014: synthesis report. Contribution of Working Groups I." II and III to the Fifth Assessment Report of the intergovernmental panel on Climate Change. IPCC, Geneva, Switzerland 151.

Poff, N. L., J. D. Allan, M. B. Bain, J. R. Karr, K. L. Prestegard, B. D. Richter, R. E. Sparks and J. C. Stromberg (1997). "The natural flow regime." *BioScience* 47(11): 769-784.

Poff, N. L. and J. K. Zimmerman (2010). "Ecological responses to altered flow regimes: a literature review to inform the science and management of environmental flows." *Freshwater Biology* 55(1): 194-205.

Punzet, M., F. Voß, A. Voß, E. Kynast and I. Bärlund (2012). "A global approach to assess the potential impact of climate change on stream water temperatures and related in-stream first-order decay rates." *Journal of Hydrometeorology* 13(3): 1052-1065.

Rajesh, M. and S. Rehana (2022). "Impact of climate change on river water temperature and dissolved oxygen: Indian riverine thermal regimes." *Scientific Reports* 12(1): 1-12.

Risley, J. C., E. A. Roehl and P. A. Conrads (2003). Estimating water temperatures in small streams in western Oregon using neural network models, US Department of the Interior, US Geological Survey.

Stefan, H. and B. Sinokrot (1993). "Projected global climate change impact on water temperatures in five north central US streams." *Climatic Change* 24(4): 353-381.

Stefan, H. G. and E. B. Preud'homme (1993). "Stream temperature estimation from air temperature 1." *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 29(1): 27-45.

Tarek, M., F. P. Brissette and R. Arsenault (2020). "Evaluation of the ERA5 reanalysis as a potential reference dataset for hydrological modelling over North America." *Hydrology and Earth System Sciences* 24(5): 2527-2544.

Yousefi, A. and M. Toffolon (2022). "Critical factors for the use of machine learning to predict lake surface water temperature." *Journal of Hydrology*: 127418.

Zhang, Q., H. Wang, J. Dong, G. Zhong and X. Sun (2017). "Prediction of sea surface temperature using long short-term memory." *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 14(10): 1745-1749.

CHAPITRE 6

DISCUSSION GÉNÉRALE

L'objectif de cette thèse est d'approfondir les connaissances en matière de modélisation de la température de l'eau en rivière dans un contexte de production hydroélectrique et de gestion d'écosystèmes. Le contenu des chapitres précédents a permis d'accomplir les multiples sous-objectifs du projet, et maintenant, les résultats de ces publications indépendantes seront contextualisés et discutés dans ce chapitre. Les limites de ces résultats seront également abordées, ainsi que des recommandations pour des études futures.

6.1 La gestion de la température de l'eau en aval d'un ouvrage de rétention, en absence des obligations de gestion hydroélectrique

La rivière Nechako constitue un projet pilote idéal pour une étude visant à comprendre la température de l'eau en aval des ouvrages de rétention hydroélectrique. Contrairement à la majorité des installations de ce type, l'eau déversée dans la rivière n'est en aucune manière affectée par le débit turbiné lors de la production, qui se déroule à environ 200 km à l'ouest, à Kemano. L'eau alimentant la rivière entre le réservoir et la confluence avec la rivière Nautley provient presque exclusivement de SLS. Les déversements (qu'ils soient faibles ou forts) se font donc sans intervention sur la production, à l'exception de l'impact sur le niveau du réservoir. Cela permet de mieux répondre aux besoins environnementaux de la rivière.

Présentement, les besoins se limitent légalement à la mise en œuvre du STMP et au maintien d'un débit de base en dehors de cette période. Un aspect actuellement négligé est la représentation du cycle naturel diurne de la rivière, élément important pour assurer une migration adéquate. La température de l'eau à elle seule peut même déclencher la migration de saumons (Jonsson, 1991) et en dicter son intensité (Northcote, 1984). Le STMP sert d'outil administratif en vigueur de fin juillet à fin août, visant à protéger une seule espèce, le saumon rouge (*Oncorhynchus nerka*). Pourtant, la température de l'eau et le débit affectent tout autant les migrations de montaison, comme celles des saumons matures, que les migrations de

dévalaison, comme celles des saumoneaux, tout au long de l'année. Une étude d'impact sur la température de l'eau des modifications des déversements, et donc des règles de gestion de la rivière Nechako, est primordiale.

6.2 Données de réanalyse et leur applicabilité à la modélisation de la température de l'eau

La modélisation de la température de l'eau nécessite des données d'entrée, quel que soit le type de modèle utilisé. Idéalement, des stations météorologiques dispersées auraient été en place depuis plusieurs décennies et auraient enregistré des données de qualité. Malheureusement, cette réalité n'est pas toujours réalisable, et les données sont parfois non disponibles, de faible qualité ou simplement insuffisantes. L'utilisation de données alternatives pour la modélisation est de plus en plus courante dans la littérature, et l'application de produits de réanalyse a montré qu'elle peut remplacer les données observées pour des applications hydrologiques (Tarek et al., 2020) et thermiques (Almeida & Coelho, 2023; Mihalevich et al., 2022).

Les chapitres précédents ont exploré l'applicabilité de données alternatives provenant de réanalyses météorologiques (ERA5) comme intrants pour un modèle déterministe (HEC-RAS) et un modèle statistique non paramétrique (LSTM). Les sous-sections suivantes examineront les forces et les faiblesses de ces approches.

6.2.1 Modèle déterministe

L'analyse du cas de la rivière Nechako du CHAPITRE 3 révèle que les performances d'un modèle déterministe (HEC-RAS) sont similaires, qu'on utilise des données observées ou des réanalyses météorologiques (ERA5) en intrants. Le modèle présente une MAE de l'ordre de 0.6 °C à 1 °C selon la période de validation considérée, avec un pas de temps horaire. Ceci s'aligne avec plusieurs publications récentes indiquant l'applicabilité des données de réanalyses dans divers contextes de modélisation de la température de l'eau (Almeida & Coelho, 2023; Rincón et al., 2023). L'utilisation d'ERA5-Land, une version à résolution plus fine des données de réanalyses, ne semble pas apporter d'amélioration à la qualité des

simulations, ce qui indique que la distribution des points de grille d'ERA5 est suffisamment proche de la rivière pour que la résolution spatiale accrue n'ait pas d'impact significatif, comme le suggère Mihalevich, Neilson et Buahin (2022). Cette proximité du cours d'eau offre donc une représentation relativement bonne des variables météorologiques pour celui-ci. Une récente publication indique que dans les prairies canadiennes, ERA5 aurait même une meilleure représentation de la température de l'air au sol, de la vitesse du vent et des précipitations (Fatolahzadeh Gheysari, Maghoul, Ojo, & Shalaby, 2024), toutes des variables utilisées par HEC-RAS et auxquelles la température de l'eau est sensible. Les résultats indiquent donc qu'un modèle déterministe comme HEC-RAS peut faire usage de données de réanalyses météorologiques, comme celles d'ERA5, pour modéliser la température de l'eau en rivière de manière adéquate.

Le modèle performe encore mieux lorsque la température de l'eau horaire est moyennée sur un pas de temps journalier. Les erreurs associées aux températures extrêmes tendent à se compenser au cours du cycle diurne, ce qui permet d'obtenir un MAE (RMSE) de validation de 0.50 °C (0.65 °C), une amélioration par rapport à Khorsandi, St-Hilaire et Arsenault (2022) qui rapportent un RMSE de validation de 1.57 °C en moyenne sur l'ensemble des stations, et de moins de 1 °C pour la meilleure des stations de calibration pour une température moyenne journalière.

6.2.2 Modèle statistique

L'utilisation d'un modèle statistique non-paramétrique (LSTM) couplé aux données de réanalyses est abordée dans le CHAPITRE 5. Ce modèle représente une approche plus complexe en termes de connaissances informatiques pour la mise en place initiale, mais il est considérablement plus flexible qu'une approche déterministe pour la mise en service.

Le premier point de comparaison avec l'approche déterministe des CHAPITRE 3 et CHAPITRE 4 est la flexibilité du modèle. Le modèle de référence déterministe, HEC-RAS, nécessite une série précise de variables, sans quoi il ne peut fonctionner. En revanche,

l'approche par modèle LSTM permet à l'utilisateur de fournir les données qu'il désire pour entraîner le modèle, peu importe leur origine. Par souci de comparaison, seules les variables similaires à celles nécessaires pour HEC-RAS ont été employées pour entraîner le modèle statistique.

Le meilleur résultat a été obtenu lorsque l'ensemble des données observées et de réanalyses a servi à entraîner le LSTM, atteignant un MAE en période de test de 0.56 °C. Ce résultat démontre la capacité de ce type de modèle à représenter adéquatement la température de l'eau lorsqu'il a accès à des données similaires (débit en rivière et réanalyses météorologiques) à celles utilisées pour un modèle déterministe tel que HEC-RAS. Yousefi et Toffolon (2022) ont également appliqué les données d'ERA5 avec un modèle LSTM, mais pour établir la température de surface d'un lac. Avec un RMSE journalier de 1.49 °C, ils ont déterminé que la température de l'air et le jour de l'année étaient les variables les plus utiles. Cela contraste avec les résultats du CHAPITRE 5, qui ont montré que la température de l'eau en amont de Vanderhoof, à la confluence de la Nechako et de la rivière Nautley, était la variable la plus sensible pour la prévision de la température de l'eau en rivière. Cela peut être attribué à la nature du corps d'eau modélisé, un lac dans le cas de Yousefi et Toffolon (2022), qui n'a pas de mouvement ou d'apport significatif d'un cours d'eau, où les flux d'eau sont quasi négligeables et les échanges thermiques à la surface du lac sont dominants, ce qui permet au système d'atteindre un équilibre. En revanche, la rivière Nechako, près de Vanderhoof, est fortement influencée par les apports de la rivière Nautley, qui perturbe cet équilibre dans la rivière. Feigl, Lebiezinski et al. (2021) ont également trouvé que les modèles LSTM fonctionnaient mieux que les approches statistiques traditionnelles, comme la régression linéaire, ainsi que des approches hybrides comme air2stream, pour les grands bassins présentant des dépendances à long terme. Le RMSE journalier était de 0.55 °C, comparé au 0.72 °C obtenu dans cet article, ce dernier étant sur un pas de temps horaire (équivalent à 0.56 °C lorsqu'il est moyenné sur un pas de temps journalier).

L'approche utilisant un LSTM a permis de démontrer que l'utilisation de modèles statistiques comme celui-ci est non seulement possible, mais qu'elle offre également une plus grande flexibilité quant aux données à collecter pour modéliser la température de l'eau.

Il est à noter que lorsqu'aucune variable observée n'a été utilisée (débit, température de l'eau en amont, température de l'air, etc.), cela a mené à un modèle moins performant, mais tout de même compétent, avec un MAE de l'ordre de 1.20 °C. Un modèle LSTM peut donc avoir certaines applications de modélisation préliminaire dans un bassin où les données météorologiques ne sont pas disponibles, mais présente des limites en termes de précision des résultats. Tout comme Rahmani, Lawson et al. (2021), l'inclusion du débit en rivière s'est révélée essentielle pour obtenir une modélisation de qualité supérieure.

6.3 Utilité d'un modèle statistique dans la modélisation de la température de l'eau de la rivière Nechako

Les performances du LSTM, comparées à celles de HEC-RAS, sont similaires, avec des MAE de test ou de validation de 0.56 °C et 0.66 °C, respectivement selon le modèle. Ainsi, le modèle statistique affiche une performance environ 20 % supérieure à celle du modèle déterministe. Toutefois, HEC-RAS présente un avantage majeur par rapport au LSTM : il fournit des informations sur la température de l'eau en tous points du tronçon modélisé de la rivière, et non seulement près de Vanderhoof. Cette capacité permet notamment de visualiser le point le long de la Nechako où l'équilibre thermique est atteint.

La flexibilité du LSTM permet, en revanche, aux données de réanalyses de contribuer à la robustesse du modèle, contrairement à la structure rigide d'un modèle déterministe. Dans le cas de cette thèse, le LSTM n'a pas eu de difficulté à converger vers une solution, ce qui suggère que le problème de la modélisation thermique serait potentiellement trop simple pour ce type de modèle. Cela est cohérent avec Piotrowski, Napiorkowski et al. (2015), qui ont également conclu que les modèles d'ANN plus simples ne sont typiquement pas surpassés par les modèles plus complexes dans un contexte de modélisation de la température de l'eau.

6.4 L'impact de la résolution spatiale et temporelle des données

La résolution temporelle d'un modèle dépend de l'application, des résultats escomptés et, surtout, des données disponibles. Dans le cas de la rivière Nechako, une résolution sous-journalière (horaire) s'est révélée à la fois utile et nécessaire pour représenter le cycle diurne de la température de l'eau. La base de données ERA5, disponible avec un pas de temps horaire, se prête bien à ce projet. La fluctuation diurne de la température de l'eau influence potentiellement le taux métabolique et la croissance des poissons (Beauregard, Enders, & Boisclair, 2013). Une modélisation avec un pas de temps journalier ne permettrait pas de représenter adéquatement ces fluctuations.

Dans les deux modèles (déterministe et statistique), l'utilisation d'un pas de temps horaire pour les simulations a entraîné une légère sous-estimation des températures en fin de journée, lorsque l'eau est typiquement à sa température la plus élevée, ainsi qu'une légère surestimation en début de journée, lorsqu'elle est la plus froide. Hébert, Caissie et al. (2014) ont obtenu de bons résultats avec un modèle statistique plus simple (ANN), obtenant un R^2 de 0.975 entre la température maximale journalière de l'eau (calculée à partir d'une modélisation horaire de la température de l'eau) simulée et observée.

Quant à la résolution spatiale des données, le CHAPITRE 3 conclut que l'augmentation de la densité des stations offerte par ERA5-Land, comparativement à ERA5, n'apporte pas d'avantage significatif en termes de qualité du modèle. Huang, Bárdossy et Zhang (2019) ont conclu de manière similaire, dans un modèle hydrologique, qu'une augmentation de la résolution spatiale des données entrantes n'améliore pas substantiellement les résultats, alors qu'une augmentation de la résolution temporelle de ces mêmes données améliore la robustesse du modèle. Dans les deux cas, ERA5 et ERA5-Land, les points de grille choisis étaient les plus proches de la rivière. Leach et Moore (2010) ont montré que la radiation solaire varie grandement dans l'espace, surtout dans un bassin de grande taille, et qu'un point de mesure sur le bassin ne suffit pas pour représenter le microclimat d'un cours d'eau (Benyahya et al., 2010). Puisque les points de grille d'ERA5 et d'ERA5-Land sont tous deux situés assez près

de la rivière, il est logique que la densité spatiale accrue d'ERA5-Land n'ait pas permis d'améliorer la qualité de la modélisation.

6.5 Les conditions aux frontières

Une partie de cette thèse aborde l'importance variable des données d'entrée pour assurer une simulation représentative de la température de l'eau. Il a été démontré que, selon le choix du modèle, certaines variables aux frontières ont moins, voire quasi aucune, importance pour les simulations.

Dans le CHAPITRE 3, la température de l'eau à SLS, condition frontière en amont de la rivière, influençait la température de l'eau uniquement jusqu'au système des lacs Cheslatta. Ces lacs, dans lesquels l'eau circule depuis la construction du barrage Kenney, prolongent le temps de transport de 2 à 4 jours selon les débits. Selon le modèle déterministe utilisé, un équilibre thermique est atteint dans le cours d'eau juste avant les chutes Cheslatta, avant que la rivière ne retourne dans son lit d'origine, celui de la rivière Nechako. Cependant, la rivière reste sensible aux apports en eau en aval de ces lacs. Un test faisant varier la température de l'eau de la condition frontière à SLS de ± 5 °C a montré que la température de l'eau simulée n'était affectée que de moins de 0.2 °C à l'arrivée à Vanderhoof.

Dans le prolongement des travaux de Charles, Arsenault et al. (2023), une simulation intégrant un nouveau déversoir au barrage Kenney a été mise en place. Ces simulations maintiennent le même équilibre hydrique pour les déversements, de sorte que la même quantité d'eau circule vers l'aval, jusqu'à Vanderhoof. La majeure partie de l'eau est déplacée juste en aval des chutes Cheslatta, près du barrage Kenney, tout en maintenant un débit environnemental à SLS. L'impact du placement des déversements après les lacs, c'est-à-dire en passant par un nouveau déversoir d'eau froide, sur la température de l'eau à Vanderhoof est significatif. Comparé à la solution actuelle qui déverse l'eau à SLS, transitant ainsi par les lacs, la température de l'eau est près de 3 °C plus froide, tout en utilisant la même quantité d'eau. Larabi, Schnorbus et Zwiers (2022) ont également trouvé qu'un déversoir à eau profonde au barrage Kenney serait

bénéfique pour la gestion de la température de la rivière Nechako dans un climat futur. Selon leur publication, la température de l'eau déversée à SLS est très sensible aux conditions météorologiques et hydrologiques, car l'eau est présentement tirée de l'épilimnion. Cependant, Macdonald, Morrison et al. (2007) mentionnent que toute modification de la gestion doit être soigneusement étudiée, car bien qu'un tel déversoir permettrait probablement d'atteindre les objectifs thermiques à Finnmore, il entraînerait un fort refroidissement près du barrage Kenney et un réchauffement plus en aval. Cette plus grande sensibilité aux déversements serait probablement due au temps de parcours réduit entre le déversoir, qui serait situé au barrage Kenney, et Vanderhoof, réduisant ainsi le temps d'exposition de l'eau aux variables météorologiques.

L'intensité du débit avait un impact plus important sur la température de l'eau dans le modèle déterministe. Dans le CHAPITRE 5, une analyse de sensibilité a été détaillée pour les données météorologiques et hydrologiques utilisées pour entraîner le modèle. La variable ayant le plus d'impact s'est avérée être la température de l'eau de la rivière Nautley. Cela correspond aux conclusions de l'article du CHAPITRE 3, qui indiquait qu'un apport en eau après les chutes Cheslatta, évitant ainsi de transiter par les lacs du système Cheslatta, avait un impact plus fort sur la température de l'eau à Vanderhoof. L'impact de la rivière Nautley dépend de la présence d'un débit suffisant et d'une différence de température entre cette rivière et la Nechako pour que leur mélange ait un effet notable sur la température de cette dernière.

La même analyse a été répétée avec un modèle entraîné sans les variables représentant le débit et la température de l'eau de la Nautley. Dans ce cas, la température de l'air fournie par ERA5 est devenue la variable la plus sensible, donc celle ayant le plus d'impact sur la température de l'eau de la rivière Nechako. Islam, Hay et al. (2019) ont également identifié que le débit de la rivière Nautley influençait davantage la température de l'eau que la température de l'air. Mihalevich, Neilson et Buahin (2022) ont aussi constaté que les rivières Colorado et Greene étaient sensibles aux cours d'eau tributaires en ce qui concerne la température de l'eau.

6.6 Application de données de réanalyse dans un contexte d'étude d'impacts des changements climatiques

Le même modèle déterministe utilisé au CHAPITRE 3 a également servi pour une analyse de l'impact des changements climatiques. En anticipant les effets sur la température de l'eau, les gestionnaires d'ouvrages de rétention pourront appliquer des stratégies pour atténuer l'impact sur la température de l'eau et, par conséquent, sur les écosystèmes.

En utilisant des projections climatiques issues de 10 GCM représentatifs de l'ensemble du CMIP6, l'article du CHAPITRE 4 a mis en place une analyse d'impacts des changements climatiques, utilisant des données de réanalyse pour corriger les biais des GCM.

Une augmentation de la température de l'eau de la rivière Nechako de l'ordre de 3.5 °C est prévue pour la période 2071-2100 dans le cadre du scénario SSP5-8.5. À l'exception du scénario le plus optimiste (SSP2-4.5), la température moyenne journalière de l'eau dépasse les 20 °C dans tous les horizons futurs (2041-2070 et 2071-2100). Cette augmentation pourrait poser des problèmes aux espèces migratrices dans la rivière (Teffer et al., 2017). Van Vliet, Franssen et al. (2013) prévoient également une augmentation de la température de l'eau de l'ordre de 1.0 à 2.2 °C pour cette même période globalement en utilisant les scénarios d'émissions du rapport spécial du GIEC sur les scénarios d'émissions (*Special Report on Emissions Scenarios* – SRES) A2 et B1. Ceci s'aligne avec O'Reilly, Sharma et al. (2015), qui ont montré que les eaux en régions froides ont tendance à se réchauffer plus rapidement. Cette élévation de la température de l'eau peut causer des problèmes, notamment en empêchant certaines espèces de saumons d'entamer leur montaison si la température dépasse 20 °C (Hawkins, 1989).

L'augmentation de la température de l'eau de la Nechako n'est pas uniforme tout au long de l'été. Cela entraîne un décalage d'environ 10 jours dans la date à laquelle la température la plus élevée de l'été est enregistrée (en moyenne du 17 juillet au 27 juillet). Ce changement temporel dans la température de l'eau aura un impact sur les espèces migratoires, car le déclenchement des migrations en dépend (Jonsson, 1991). Ce type de décalage du régime

thermique se manifeste également à d'autres moments de l'année, comme lors de l'avancement de la période de fonte (van Vliet et al., 2013) avec un possible impact sur l'émergence des alevins. Similairement, Zhang, Kang et al. (2019) ont constaté que le changement du régime thermique de la rivière Yangtze, causé par des barrages, avait déplacé la période de reproduction de 29 jours sur une période de 10 ans, affectant le frai des poissons.

Il est important de noter que les différents débits déversés à SLS identifiés dans cette partie de la recherche (jusqu'à 500 m³/s) ne sont pas tous envisageables sur une longue période. Maintenir un débit supérieur à 400 m³/s entraînerait des inondations en aval de l'ouvrage de rétention. À cet égard, l'implantation d'un déversoir en aval du système des lacs Cheslatta pourrait constituer une solution pour atténuer l'augmentation de la température de l'eau sans nécessiter une augmentation drastique du débit. Cette solution a été évoquée à plusieurs reprises dans la littérature, notamment par Macdonald, Morrison et al. (2007), qui ont suggéré que les objectifs thermiques de la rivière, imposés par le STMP, pourraient être atteints tout en utilisant un volume d'eau déversé moindre. Cependant, cela présente des inconvénients, car une réduction rapide de la température de l'eau en aval du système des lacs pourrait provoquer un choc thermique. L'impact de ce choc dépendra fortement de la population, de l'âge et de l'espèce ectotherme concernée (Reid et al., 2022).

6.7 Limites de l'étude

Les résultats de cette étude, bien que de bonne qualité, concernent une seule rivière. Il serait donc essentiel d'étendre l'implémentation à d'autres rivières afin d'assurer la répétabilité et la fiabilité des résultats. Dans le cas de HEC-RAS, cela s'avère plus coûteux, car le modèle thermique dépend entièrement d'une modélisation hydraulique précise. Cela nécessiterait des relevés bathymétriques pour chaque rivière modélisée. En revanche, l'application du LSTM à différents bassins ou à plusieurs endroits à l'intérieur du même bassin versant pourrait se faire relativement rapidement, car les données nécessaires pour l'entraîner sont entièrement flexibles.

En ce qui concerne les données de réanalyse, seules 8 des plus de 250 variables d'ERA5 ont été utilisées pour entraîner le LSTM. Ces variables ont été sélectionnées en fonction de leur importance perçue dans un bilan énergétique traditionnel. Cependant, l'importance relative des autres variables reste discutable, étant donné leur lien apparemment inexistant avec la température de l'eau. La précision de ces variables dépend également de la géolocalisation, ce qui ne garantit pas la robustesse du modèle pour tous les sites. Par exemple, Mihalevich, Neilson et Buahin. (2022) ont noté une mauvaise représentation de la vitesse du vent dans ERA5-Land après correction pour l'altitude. Il serait envisageable d'intégrer davantage de variables d'ERA5 pour entraîner le LSTM, afin de déterminer s'il existe des dépendances atypiques pour certaines variables atmosphériques.

L'application à d'autres sites permettrait non seulement de valider les résultats, mais également d'étendre l'évaluation des modèles, tant déterministes que statistiques, sur une période plus longue. Les bassins idéaux, comme celui de la rivière Nechako, seraient ceux où un modèle déterministe est déjà en place, permettant une comparaison rapide et efficace avec un modèle statistique, qui peut s'adapter à toutes les variables accessibles pour l'entraînement.

Cependant, comme la plupart des modèles statistiques, les LSTM ont une limitation majeure : l'absence de sens physique dans les résultats. Puisque cette approche ne s'appuie pas sur des lois physiques (par exemple, une température de 500 °C ne peut pas être mesurée dans une rivière), toutes les simulations doivent être vérifiées par un hydrologue expérimenté pour valider leur plausibilité. De plus, le LSTM ne peut reproduire que des situations déjà observées (c'est-à-dire les plages des données cibles utilisées lors de l'entraînement). Ainsi, bien que le LSTM ait démontré sa capacité à modéliser la température de l'eau à Vanderhoof lorsque les déversements se font à SLS, il ne serait pas capable de simuler les effets d'un déversement à Kenney, faute de données existantes pour entraîner le modèle. Il convient également de souligner que HEC-RAS a ses propres limites, notamment l'absence d'un module dédié à la glace, ce qui rend impossible une simulation annuelle de la température de l'eau dans des bassins nordiques comme celui de la Nechako.

Enfin, il est important de noter que cette analyse d'impact repose sur les informations fournies par les GCM, qui comportent eux-mêmes des incertitudes. Il est donc difficile de cerner précisément la source des incertitudes dans la chaîne de modélisation. L'article considère uniquement deux SSP (SSP2 et SSP5) parmi les cinq disponibles, ainsi que deux RCP (4.5 et 8.5) parmi les quatre possibles. L'analyse ne représente ainsi qu'un point de vue moyennement optimiste (SSP2-4.5) et un scénario pessimiste (SSP5-8.5). Si les trajectoires d'émissions diffèrent de ces scénarios, la température de l'eau prévue pourrait également varier.

CONCLUSION ET CONTRIBUTIONS

L'objectif principal de cette thèse était d'approfondir les connaissances relatives à la modélisation thermique dans un contexte de rivière régulée par la production hydroélectrique et soumise à des contraintes environnementales. Cet objectif a été atteint grâce à la publication de trois articles, présentés dans les CHAPITRE 3, CHAPITRE 4 et CHAPITRE 5.

Le premier article a démontré que l'utilisation des données de réanalyses météorologiques (ERA5) comme alternative aux données observées était viable pour modéliser la température de l'eau à l'aide d'un modèle déterministe. Les données horaires ont permis une représentation adéquate du cycle diurne du régime thermique et ont permis de cibler le point d'équilibre thermique à partir duquel la température de l'eau en amont, à SLS, n'a plus d'impact significatif. Cette découverte a conduit à des tests proposant un déversoir au barrage Kenney, réduisant le temps de résidence de l'eau dans la rivière. Cela a démontré une approche plausible pour respecter les termes du STMP tout en déversant moins d'eau. De plus, l'étude de cas sur la rivière Nechako a révélé que les points de grille d'ERA5 étaient suffisamment proches du cours d'eau pour refléter adéquatement les conditions atmosphériques locales. En effet, l'augmentation de la résolution avec ERA5-Land n'a pas amélioré la qualité de la modélisation.

Le second article se concentre sur les impacts des changements climatiques. Le modèle déterministe a utilisé plusieurs scénarios provenant de différents GCM pour modéliser la température de l'eau de la rivière Nechako. Divers débits constants ont été testés, y compris certains potentiellement dangereux pour les riverains. Les résultats prévoient une augmentation significative de la température de l'eau (atteignant 20 °C en moyenne journalière estivale), tant dans un scénario optimiste avec un débit acceptable ($Q = 300 \text{ m}^3/\text{s}$) que dans un scénario pessimiste avec un débit dangereux ($Q = 500 \text{ m}^3/\text{s}$), d'ici la fin du siècle. Ces augmentations montrent que la gestion actuelle de la rivière n'est pas adaptée pour atténuer les impacts des changements climatiques. Par ailleurs, le réchauffement ne sera pas uniforme au cours de l'été : la température maximale de l'eau sera atteinte environ 10 jours plus tard qu'actuellement, ce qui affectera le déclenchement de la migration des espèces migratrices.

Le dernier article présente un modèle statistique non paramétrique (LSTM) pour la modélisation de la température de l'eau de la rivière Nechako. Ce modèle flexible a permis d'améliorer les performances d'environ 20 % par rapport au modèle déterministe. Contrairement à ce dernier, la température de l'eau était plus sensible à une condition frontière située plus en aval. En effet, la température de la rivière Nautley influençait davantage la température de l'eau à Vanderhoof que la température de l'air ou d'autres variables météorologiques traditionnellement associées à la température de l'eau. Ces résultats concordent avec ceux du CHAPITRE 3, puisque cette entrée latérale d'eau se trouve bien en aval du point d'équilibre thermique identifié par HEC-RAS. Bien que le LSTM soit probablement un modèle trop complexe pour ce type de problème, il reste utile pour valider le modèle déterministe et offre une option intéressante pour la modélisation dans des bassins non jaugés.

Cette thèse offre une meilleure compréhension de la gestion des débits d'une rivière régulée dans un contexte de contrôle de la température de l'eau. Le cas étudié, celui de la Nechako, est unique parmi les barrages hydroélectriques, car le débit de la rivière est déversé indépendamment du débit turbiné pour la production d'énergie. Ici, les objectifs environnementaux peuvent primer sur la gestion de la rivière, ce qui rend les résultats très utiles pour une révision des règles de gestion des déversements. De plus, l'aperçu des impacts des changements climatiques souligne l'importance d'adapter immédiatement la gestion, sans quoi les populations de plusieurs espèces de poissons seront gravement affectées par l'augmentation de la température de l'eau dans la rivière. Malgré les résultats acceptables du modèle déterministe, le développement d'un LSTM fonctionnel et plus performant démontre l'importance de la recherche continue visant à améliorer les systèmes. Ce second modèle pourra offrir une confiance accrue dans la modélisation thermique pour les scénarios futurs, menant à une gestion plus saine de la rivière aujourd'hui et dans le futur.

RECOMMANDATIONS

Les travaux de cette thèse ont permis d'établir l'utilité et l'applicabilité des données de réanalyses dans un contexte de modélisation thermique de l'eau. Bien que robustes, les modèles utilisant ces données présentent toutefois certaines limitations. Voici une série de recommandations pour poursuivre les travaux en cours :

- L'utilisation d'un modèle à base physique comme HEC-RAS offre une certaine flexibilité quant au mode de fonctionnement. Le choix a été fait d'utiliser le module de simulation 1D pour le cours d'eau, ce qui suppose que chaque section de rivière est uniforme. Une approche de modélisation 2D nécessiterait une bathymétrie et une topographie plus détaillées de la rivière, permettant une compréhension accrue de la répartition thermique dans celle-ci, notamment des refuges thermiques, éléments essentiels pour les espèces migratoires. Il serait possible d'interpoler les sections existantes pour produire une approximation de la bathymétrie et déterminer si cela pourrait offrir des avantages supplémentaires.
- Les essais de cette thèse se sont limités au bassin de la rivière Nechako. En effet, le temps nécessaire pour la calibration de HEC-RAS a rendu difficile l'application du modèle à plusieurs sites. Les modèles d'apprentissage automatique, comme les LSTM, ainsi que les progrès dans les composants informatiques, permettent une application plus rapide du processus de calibration. Il serait donc pertinent de répéter ces expériences sur plusieurs sites afin d'étudier la répétabilité des résultats dans différents contextes (montagneux, aride, tropical, etc.).
- La grande flexibilité des LSTM, couplée à la grande disponibilité des données d'ERA5, permettrait d'étendre le réseau de modélisation thermique de l'eau aux rivières non jaugées. Il serait intéressant d'appliquer certaines techniques de transposition de modèle pour valider l'applicabilité de cette approche.
- Une coopération accrue avec l'équipe de biologistes serait nécessaire pour mieux comprendre l'impact réel que la modification du régime thermique de la Nechako aura

sur les populations d'espèces ectothermes, ainsi que sur l'écosystème dans son ensemble.

- Selon la littérature, il est possible de reproduire les séries de données manquantes, ou celles pour lesquelles la résolution temporelle n'est pas adéquate, comme pour la rivière Nautley, en utilisant un LSTM. Ensuite, ces nouvelles séries pourraient être utilisées pour entraîner à nouveau un modèle statistique ou déterministe.
- Comparer la robustesse d'un modèle RNN plus simple à celle d'un LSTM pour évaluer la nécessité et la complexité requise pour ce type de problème. Ces travaux s'inscriraient dans la même voie que ceux de Abdi, Rust et Hogue et al. (2021).
- L'ensemble de l'exercice devrait être répété lors de la publication de nouveaux scénarios d'émissions / GCM les utilisant pour évaluer de nouveau l'impact des changements climatiques selon les prévisions mises à jour.

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Abdi, R., Rust, A., & Hogue, T. S. (2021). Development of a multilayer deep neural network model for predicting hourly river water temperature from meteorological data. *Frontiers in Environmental Science*, 9, 738322.
- Ahmadi-Nedushan, B., St-Hilaire, A., Bérubé, M., Robichaud, É., Thiémonge, N., & Bobée, B. (2006). A review of statistical methods for the evaluation of aquatic habitat suitability for instream flow assessment. *River Research and Applications*, 22(5), 503-523.
- Ahmed, M. T. (2019). The Grand Ethiopian Renaissance Dam and the sustainability of water resources: would monetary compensation warrant some more restrictions on dams? *Sustainable Water Resources Management*, 5, 1327-1334.
- Ali, S. A., Aadhar, S., Shah, H. L., & Mishra, V. (2018). Projected increase in hydropower production in India under climate change. *Scientific reports*, 8(1), 12450.
- Almeida, M. C., & Coelho, P. S. (2023). Modeling river water temperature with limiting forcing data: air2stream v1. 0.0, machine learning and multiple regression. *Geoscientific Model Development*, 16(14), 4083-4112.
- Angilletta Jr, M. J., Niewiarowski, P. H., & Navas, C. A. (2002). The evolution of thermal physiology in ectotherms. *Journal of thermal Biology*, 27(4), 249-268.
- Anh, D. T., Thanh, D. V., Le, H. M., Sy, B. T., Tanim, A. H., Pham, Q. B., . . . Dang, N. M. (2023). Effect of gradient descent optimizers and dropout technique on deep learning LSTM performance in rainfall-runoff modeling. *Water resources management*, 37(2), 639-657.
- Arsenault, R., Brissette, F., Malo, J.-S., Minville, M., & Leconte, R. (2013). Structural and non-structural climate change adaptation strategies for the Péribonka water resource system. *Water resources management*, 27(7), 2075-2087.
- Arsenault, R., Brissette, F., & Martel, J.-L. (2018). The hazards of split-sample validation in hydrological model calibration. *Journal of hydrology*, 566, 346-362.
- Arsenault, R., Brissette, F. P., Poulin, A., Côté, P., & Martel, J.-L. (2014). Stochastic optimization algorithm selection in hydrological model calibration based on fitness landscape characterization. Dans *EGU General Assembly Conference Abstracts* (pp. 4335).

- Arsenault, R., Gatién, P., Renaud, B., Brissette, F., & Martel, J.-L. (2015). A comparative analysis of 9 multi-model averaging approaches in hydrological continuous streamflow simulation. *Journal of hydrology*, 529, 754-767.
- Arsenault, R., Martel, J.-L., Brunet, F., Brissette, F., & Mai, J. (2023). Continuous streamflow prediction in ungauged basins: long short-term memory neural networks clearly outperform traditional hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 27(1), 139-157.
- Asvall, R. P., & Kvambekk, Å. S. (2001). Ny strategi for tapping av Altamagasinet om vinteren. *Endring av vanntemperatur-og isregimet fra utløpet av kraftstasjonen i Savco ved utvidet bruk av øvre inntak. Norges vassdrags-og energidirektorat, Oppdragsrapport*, (10-2001), 19.
- Baek, S.-S., Pyo, J., & Chun, J. A. (2020). Prediction of water level and water quality using a CNN-LSTM combined deep learning approach. *Water*, 12(12), 3399.
- Baxter, R. (1977). Environmental effects of dams and impoundments. *Annual review of ecology and systematics*, 8(1), 255-283.
- Beauregard, D., Enders, E., & Boisclair, D. (2013). Consequences of circadian fluctuations in water temperature on the standard metabolic rate of Atlantic salmon parr (*Salmo salar*). *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 70(7), 1072-1081.
- Bednarek, A. T., & Hart, D. D. (2005). Modifying dam operations to restore rivers: ecological responses to Tennessee River dam mitigation. *Ecological Applications*, 15(3), 997-1008.
- Bélanger, M., El-Jabi, N., Caissie, D., Ashkar, F., & Ribí, J. (2005). Estimation de la température de l'eau de rivière en utilisant les réseaux de neurones et la régression linéaire multiple. *Revue des sciences de l'eau*, 18(3), 403-421.
- Benestad, R. (2004). Empirical-statistical downscaling in climate modeling. *EOS, Transactions American Geophysical Union*, 85(42), 417-422.
- Benson, N. G. (1953). The importance of groundwater to trout populations in the Pigeon River, Michigan. Dans *Transactions of the North American Wildlife Conference* (Vol. 18, pp. 268-281).
- Benyahya, L., Caissie, D., El-Jabi, N., & Satish, M. G. (2010). Comparison of microclimate vs. remote meteorological data and results applied to a water temperature model (Miramichi River, Canada). *Journal of hydrology*, 380(3-4), 247-259.

- Benyahya, L., Caissie, D., Satish, M. G., & El-Jabi, N. (2012). Long-wave radiation and heat flux estimates within a small tributary in Catamaran Brook (New Brunswick, Canada). *Hydrological processes*, 26(4), 475-484.
- Benyahya, L., Caissie, D., St-Hilaire, A., Ouarda, T. B., & Bobée, B. (2007). A review of statistical water temperature models. *Canadian Water Resources Journal*, 32(3), 179-192.
- Berghuijs, W., Woods, R., & Hrachowitz, M. (2014). A precipitation shift from snow towards rain leads to a decrease in streamflow. *Nature Climate Change*, 4(7), 583-586.
- Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of machine learning research*, 13(2).
- Beschta, R. L. (1997). Riparian shade and stream temperature; an alternative perspective. *Rangelands Archives*, 19(2), 25-28.
- Bjerknes, V. (1910). *Dynamic meteorology and hydrography*. Carnegie.
- Bogan, T., Mohseni, O., & Stefan, H. G. (2003). Stream temperature-equilibrium temperature relationship. *Water resources research*, 39(9).
- Borgomeo, E., Mortazavi-Naeini, M., Hall, J. W., & Guillod, B. P. (2018). Risk, robustness and water resources planning under uncertainty. *Earth's Future*, 6(3), 468-487.
- Boudreau, K. (2005). *Nechako watershed council report: Assessment of potential flow regimes for the Nechako watershed*.
- Breaker, L. C., & Brewster, J. K. (2009). Predicting offshore temperatures in Monterey Bay based on coastal observations using linear forecast models. *Ocean Modelling*, 27(1-2), 82-97.
- British-Columbia (2023). Kenney Dam Cold Water Release Facility. Repéré le 21 novembre 2024 sur Natural Resources Canada à <https://osdp-psdo.canada.ca/dp/en/search/metadata/BC-MPI-1-315>
- Broadmeadow, S., Jones, J., Langford, T., Shaw, P., & Nisbet, T. (2011). The influence of riparian shade on lowland stream water temperatures in southern England and their viability for brown trout. *River Research and Applications*, 27(2), 226-237.
- Brunner, G. (2006). HEC-RAS river analysis system, user's manual version 4.0 beta. *US Army Corps of Engineers*, (HYDROLOGIC ENGINEERING CENTER DAVIS CA), 420.
- Brunner, G. W. (1995). *HEC-RAS River Analysis System. Hydraulic User's Manual. Version 1.0*. HYDROLOGIC ENGINEERING CENTER DAVIS CA.

- Brunner, G. W. (2010). *HEC-RAS river analysis system: hydraulic reference manual*. US Army Corps of Engineers, Institute for Water Resources, Hydrologic
- Bueche, T., & Vetter, M. (2014). Simulating water temperatures and stratification of a pre-alpine lake with a hydrodynamic model: calibration and sensitivity analysis of climatic input parameters. *Hydrological processes*, 28(3), 1450-1464.
- Bürger, R., & Lynch, M. (1995). Evolution and extinction in a changing environment: a quantitative-genetic analysis. *Evolution*, 49(1), 151-163.
- Čadro, S., Miseckaite, O., Gavrić, T., Baublys, R., & Žurovec, J. (2018). Impact of climate change on the annual water balance in a humid climate. *Agriculture & Forestry/Poljoprivreda i šumarstv*, 64(4).
- Caissie, D. (2006). The thermal regime of rivers: a review. *Freshwater biology*, 51(8), 1389-1406.
- Caissie, D., El-Jabi, N., & Turkkan, N. (2014). *Stream water temperature modeling under climate change scenarios B1 & B2*. Fisheries and Oceans Canada= Pêches et océans Canada.
- Caissie, D., Satish, M. G., & El-Jabi, N. (2007). Predicting water temperatures using a deterministic model: Application on Miramichi River catchments (New Brunswick, Canada). *Journal of hydrology*, 336(3-4), 303-315.
- Carlisle, D. M., Wolock, D. M., & Meador, M. R. (2011). Alteration of streamflow magnitudes and potential ecological consequences: a multiregional assessment. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 9(5), 264-270.
- Carron, J. C., & Rajaram, H. (2001). Impact of variable reservoir releases on management of downstream water temperatures. *Water resources research*, 37(6), 1733-1743.
- Casado, A., Hannah, D. M., Peiry, J. L., & Campo, A. M. (2013). Influence of dam-induced hydrological regulation on summer water temperature: Sauce Grande River, Argentina. *Ecohydrology*, 6(4), 523-535.
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247-1250.
- Charles, P., Arsenault, R., Martel, J.-L., Gatien, P., & St-Hilaire, A. (2023). Quantifying the evolution of ensemble water temperature forecasts as a function of weather forecast lead-time: case study on the Nechako River watershed. *Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques*, 48(2), 72-92.

- Charney, J. G. (1949). On a physical basis for numerical prediction of large-scale motions in the atmosphere. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 6(6), 372-385.
- Charney, J. G., & Eliassen, A. (1949). A numerical method for predicting the perturbations of the middle latitude westerlies. *Tellus*, 1(2), 38-54.
- Charney, J. G., Fjörtoft, R., & Neumann, J. v. (1950). Numerical integration of the barotropic vorticity equation. *Tellus*, 2(4), 237-254.
- Chen, G., & Fang, X. (2015). Accuracy of hourly water temperatures in rivers calculated from air temperatures. *Water*, 7(3), 1068-1087.
- Chen, J., Brissette, F. P., Poulin, A., & Leconte, R. (2011). Overall uncertainty study of the hydrological impacts of climate change for a Canadian watershed. *Water resources research*, 47(12).
- Chenard, J. F., & Caissie, D. (2008). Stream temperature modelling using artificial neural networks: application on Catamaran Brook, New Brunswick, Canada. *Hydrological Processes: An International Journal*, 22(17), 3361-3372.
- Choi, H.-M., Kim, M.-K., & Yang, H. (2021). Abnormally high water temperature prediction using LSTM deep learning model. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 40(4), 8013-8020.
- Christensen, J. H., & Christensen, O. B. (2003). Severe summertime flooding in Europe. *Nature*, 421(6925), 805-806.
- Crisp, D., & Howson, G. (1982). Effect of air temperature upon mean water temperature in streams in the north Pennines and English Lake District. *Freshwater biology*, 12(4), 359-367.
- Crossin, G. T., Hinch, S., Cooke, S., Welch, D., Patterson, D., Jones, S., . . . Shrimpton, J. (2008). Exposure to high temperature influences the behaviour, physiology, and survival of sockeye salmon during spawning migration. *Canadian Journal of Zoology*, 86(2), 127-140.
- Crozier, L. G., Burke, B. J., Chasco, B. E., Widener, D. L., & Zabel, R. W. (2021). Climate change threatens Chinook salmon throughout their life cycle. *Communications biology*, 4(1), 222.
- Crozier, L. G., Hendry, A., Lawson, P. W., Quinn, T., Mantua, N., Battin, J., . . . Huey, R. (2008). Potential responses to climate change in organisms with complex life histories: evolution and plasticity in Pacific salmon. *Evolutionary Applications*, 1(2), 252-270.

- D'Odorico, P., Davis, K. F., Rosa, L., Carr, J. A., Chiarelli, D., Dell'Angelo, J., . . . Suweis, S. (2018). The global food-energy-water nexus. *Reviews of Geophysics*, 56(3), 456-531.
- Daigle, A., St-Hilaire, A., Ouellet, V., Corriveau, J., Ouarda, T. B., & Bilodeau, L. (2009). Diagnostic study and modeling of the annual positive water temperature onset. *Journal of hydrology*, 370(1-4), 29-38.
- Daniels, M. E., & Danner, E. M. (2020). The drivers of river temperatures below a large dam. *Water resources research*, 56(5), e2019WR026751.
- Dean, J. F., Middelburg, J. J., Röckmann, T., Aerts, R., Blauw, L. G., Egger, M., . . . Rasigraf, O. (2018). Methane feedbacks to the global climate system in a warmer world. *Reviews of Geophysics*, 56(1), 207-250.
- Dee, D. P., Uppala, S. M., Simmons, A. J., Berrisford, P., Poli, P., Kobayashi, S., . . . Bauer, d. P. (2011). The ERA-Interim reanalysis: Configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 137(656), 553-597.
- Déry, S. J., & Wood, E. F. (2005). Decreasing river discharge in northern Canada. *Geophysical Research Letters*, 32(10).
- Deser, C., Phillips, A., Bourdette, V., & Teng, H. (2012). Uncertainty in climate change projections: the role of internal variability. *Climate dynamics*, 38(3-4), 527-546.
- DeWeber, J. T., & Wagner, T. (2014). A regional neural network ensemble for predicting mean daily river water temperature. *Journal of hydrology*, 517, 187-200.
- Dingle, H. (2014). *Migration: the biology of life on the move*. Oxford University Press, USA.
- Dos Santos, E. S., Lopes, P. P. P., da Silva Pereira, H. H., de Oliveira Nascimento, O., Rennie, C. D., O'Reilly, L. d. S. L., & da Cunha, A. C. (2018). The impact of channel capture on estuarine hydro-morphodynamics and water quality in the Amazon delta. *Science of the total environment*, 624, 887-899.
- Dozat, T. (2016). Incorporating nesterov momentum into adam. *International Conference on Learning Representations Workshop*, 1-4.
- Duan, Q., 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.
- Ducharne, A. (2007). Importance of stream temperature to climate change impact on water quality. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*.

- Dugdale, S. J., Allen Curry, R., St-Hilaire, A., & Andrews, S. N. (2018). Impact of future climate change on water temperature and thermal habitat for keystone fishes in the lower Saint John River, Canada. *Water resources management*, 32, 4853-4878.
- 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.
- Earhart, M. L., Blanchard, T. S., Morrison, P. R., Strowbridge, N., Penman, R. J., Brauner, C. J., . . . Baker, D. W. (2023). Identification of upper thermal thresholds during development in the endangered Nechako white sturgeon with management implications for a regulated river. *Conservation Physiology*, 11(1), coad032.
- Eaton, J. G., & Scheller, R. M. (1996). Effects of climate warming on fish thermal habitat in streams of the United States. *Limnology and oceanography*, 41(5), 1109-1115.
- Edinger, J. E., Duttweiler, D. W., & Geyer, J. C. (1968). The response of water temperatures to meteorological conditions. *Water resources research*, 4(5), 1137-1143.
- Eliason, E. J., Clark, T. D., Hague, M. J., Hanson, L. M., Gallagher, Z. S., Jeffries, K. M., . . . Farrell, A. P. (2011). Differences in thermal tolerance among sockeye salmon populations. *Science*, 332(6025), 109-112.
- Essou, G. R., Sabarly, F., Lucas-Picher, P., Brissette, F., & Poulin, A. (2016). Can precipitation and temperature from meteorological reanalyses be used for hydrological modeling? *Journal of Hydrometeorology*, 17(7), 1929-1950.
- Eyring, V., Bony, S., Meehl, G. A., Senior, C. A., Stevens, B., Stouffer, R. J., & Taylor, K. E. (2016). Overview of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6) experimental design and organization. *Geoscientific Model Development*, 9(5), 1937-1958.
- Fang, X., & Stefan, H. G. (1999). Projections of climate change effects on water temperature characteristics of small lakes in the contiguous US. *Climatic change*, 42(2), 377-412.
- Farr, T. G., Rosen, P. A., Caro, E., Crippen, R., Duren, R., Hensley, S., . . . Roth, L. (2007). The shuttle radar topography mission. *Reviews of Geophysics*, 45(2).
- Farrell, A., Hinch, S., Cooke, S., Patterson, D., Crossin, G. T., Lapointe, M., & Mathes, M. (2008). Pacific salmon in hot water: applying aerobic scope models and biotelemetry to predict the success of spawning migrations. *Physiological and Biochemical Zoology*, 81(6), 697-708.

- Fatolahzadeh Gheysari, A., Maghoul, P., Ojo, E. R., & Shalaby, A. (2024). Reliability of ERA5 and ERA5-Land reanalysis data in the Canadian Prairies. *Theoretical and Applied Climatology*, 155(4), 3087-3098.
- Feigl, M., Lebieczinski, K., Herrnegger, M., & Schulz, K. (2021). Machine-learning methods for stream water temperature prediction. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(5), 2951-2977.
- Ferchichi, H., St-Hilaire, A., Ouarda, T. B., & Lévesque, B. (2022). Prediction of coastal water temperature using statistical models. *Estuaries and Coasts*, 45(7), 1909-1927.
- Ferrari, M. R., Miller, J. R., & Russell, G. L. (2007). Modeling changes in summer temperature of the Fraser River during the next century. *Journal of hydrology*, 342(3-4), 336-346.
- Ferreira, A. R., & Teegavarapu, R. S. (2012). Optimal and adaptive operation of a hydropower system with unit commitment and water quality constraints. *Water resources management*, 26(3), 707-732.
- Frassl, M. A., Boehrer, B., Holtermann, P. L., Hu, W., Klingbeil, K., Peng, Z., . . . Rinke, K. (2018). Opportunities and limits of using meteorological reanalysis data for simulating seasonal to sub-daily water temperature dynamics in a large shallow lake. *Water*, 10(5), 594.
- Friedman, R. M. (1993). *Appropriating the weather: Vilhelm Bjerknes and the construction of a modern meteorology*. Cornell University Press.
- Garner, G., Malcolm, I. A., Sadler, J. P., & Hannah, D. M. (2017). The role of riparian vegetation density, channel orientation and water velocity in determining river temperature dynamics. *Journal of hydrology*, 553, 471-485.
- 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*, 48(2), 1-18.
- Gaudard, L., Gilli, M., & Romerio, F. (2013). Climate change impacts on hydropower management. *Water resources management*, 27, 5143-5156.
- Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (2000). Learning to forget: Continual prediction with LSTM. *Neural computation*, 12(10), 2451-2471.
- Gidden, M. J., Riahi, K., Smith, S. J., Fujimori, S., Luderer, G., Kriegler, E., . . . Klein, D. (2019). Global emissions pathways under different socioeconomic scenarios for use in CMIP6: a dataset of harmonized emissions trajectories through the end of the century. *Geoscientific Model Development*, 12(4), 1443-1475.

- GIEC, R., & Pachauri, A. R. (2014). *Changements Climatiques 2014: Rapport de Synthèse: GIEC*.
- Gilbert, D. E., Morris, J. E., Kaveney, A. R., & Déry, S. J. (2022). Sub-hourly water temperature data collected across the Nechako Watershed, 2019-2021. *Data in Brief*, 43, 108425.
- Gille, S. T. (2008). Decadal-scale temperature trends in the Southern Hemisphere ocean. *Journal of Climate*, 21(18), 4749-4765.
- Gillespie, B. R., Desmet, S., Kay, P., Tillotson, M. R., & Brown, L. E. (2015). A critical analysis of regulated river ecosystem responses to managed environmental flows from reservoirs. *Freshwater biology*, 60(2), 410-425.
- Giorgi, F., Hewitson, B., Arritt, R., Gutowski, W., Gutowski, W., Knutson, T., & Landsea, C. (2001). Regional climate information—evaluation and projections.
- Gizińska, J., & Sojka, M. (2023). How climate change affects river and lake water temperature in central-west Poland—A case study of the Warta River catchment. *Atmosphere*, 14(2), 330.
- Gonia, T. M., Keefer, M. L., Bjornn, T. C., Peery, C. A., Bennett, D. H., & Stuehrenberg, L. C. (2006). Behavioral thermoregulation and slowed migration by adult fall Chinook salmon in response to high Columbia River water temperatures. *Transactions of the American Fisheries Society*, 135(2), 408-419.
- Gooseff, M. N., Strzepek, K., & Chapra, S. C. (2005). Modeling the potential effects of climate change on water temperature downstream of a shallow reservoir, Lower Madison River, MT. *Climatic change*, 68(3), 331-353.
- Gouvernement du Canada et de la Colombie-Britannique et Alcan Aluminium (1987). *1987 settlement agreement*. Canada: Canada-Alcan Agreement.
- Grbić, R., Kurtagić, D., & Slišković, D. (2013). Stream water temperature prediction based on Gaussian process regression. *Expert systems with applications*, 40(18), 7407-7414.
- Guo, S., Wang, J., Xiong, L., Ying, A., & Li, D. (2002). A macro-scale and semi-distributed monthly water balance model to predict climate change impacts in China. *Journal of hydrology*, 268(1-4), 1-15.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of hydrology*, 377(1-2), 80-91.

- Haag, I., & Luce, A. (2008). The integrated water balance and water temperature model LARSIM-WT. *Hydrological Processes: An International Journal*, 22(7), 1046-1056.
- Haasnoot, M., Kwakkel, J. H., Walker, W. E., & Ter Maat, J. (2013). Dynamic adaptive policy pathways: A method for crafting robust decisions for a deeply uncertain world. *Global Environmental Change*, 23(2), 485-498.
- Hague, M., Ferrari, M., Miller, J., Patterson, D., Russell, G., Farrell, A., & Hinch, S. (2011). Modelling the future hydroclimatology of the lower Fraser River and its impacts on the spawning migration survival of sockeye salmon. *Global Change Biology*, 17(1), 87-98.
- Hansen, J., Ruedy, R., Sato, M., & Lo, K. (2010). Global surface temperature change. *Reviews of Geophysics*, 48(4), RG4004.
- Hansen, N., & Ostermeier, A. (2001). Completely derandomized self-adaptation in evolution strategies. *Evolutionary computation*, 9(2), 159-195.
- Hartman, G., Scrivener, J., & Miles, M. (1996). Impacts of logging in Carnation Creek, a high-energy coastal stream in British Columbia, and their implication for restoring fish habitat. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 53(S1), 237-251.
- Hawkins, A. (1989). Factors affecting the timing of entry and upstream movement of Atlantic salmon in the Aberdeenshire Dee. Dans *Salmonid Migration and Distribution Symp* (pp. 101-105).
- Haykin, S. (1998). *Neural networks: a comprehensive foundation*. Prentice Hall PTR.
- Hebert, C., Caissie, D., Satish, M. G., & El-Jabi, N. (2014). Modeling of hourly river water temperatures using artificial neural networks. *Water Quality Research Journal of Canada*, 49(2), 144-162.
- Heggenes, J., Stickler, M., Alfredsen, K., Brittain, J. E., Adeva-Bustos, A., & Huusko, A. (2021). Hydropower-driven thermal changes, biological responses and mitigating measures in northern river systems. *River Research and Applications*, 37(5), 743-765.
- Hersbach, H., Bell, B., Berrisford, P., Hirahara, S., Horányi, A., Muñoz-Sabater, J., . . . Schepers, D. (2020). The ERA5 global reanalysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(730), 1999-2049.
- Hill, R. A., Hawkins, C. P., & Jin, J. (2014). Predicting thermal vulnerability of stream and river ecosystems to climate change. *Climatic change*, 125, 399-412.
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.

- Holtby, L. B. (1988). Effects of logging on stream temperatures in Carnation Creek British Columbia, and associated impacts on the coho salmon (*Oncorhynchus kisutch*). *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 45(3), 502-515.
- Hondzo, M., & Stefan, H. G. (1993). Regional water temperature characteristics of lakes subjected to climate change. *Climatic change*, 24(3), 187-211.
- Hondzo, M., & Stefan, H. G. (1994). Riverbed heat conduction prediction. *Water resources research*, 30(5), 1503-1513.
- Hu, Z., Zhang, Y., Zhao, Y., Xie, M., Zhong, J., Tu, Z., & Liu, J. (2019). A water quality prediction method based on the deep LSTM network considering correlation in smart mariculture. *Sensors*, 19(6), 1420.
- Huang, F., Qian, B., & Ochoa, C. G. (2023). Long-term river water temperature reconstruction and investigation: A case study of the Dongting Lake Basin, China. *Journal of hydrology*, 616, 128857.
- Huang, Y., Bárdossy, A., & Zhang, K. (2019). Sensitivity of hydrological models to temporal and spatial resolutions of rainfall data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(6), 2647-2663.
- Hunt Jr, G. L., Stabeno, P., Walters, G., Sinclair, E., Brodeur, R. D., Napp, J. M., & Bond, N. A. (2002). Climate change and control of the southeastern Bering Sea pelagic ecosystem. *Deep Sea Research Part II: Topical Studies in Oceanography*, 49(26), 5821-5853.
- International Energy Agency (2024). Energy Statistics Data Browser. Repéré à <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-tools/energy-statistics-data-browser>
- Isaac, M., & Van Vuuren, D. P. (2009). Modeling global residential sector energy demand for heating and air conditioning in the context of climate change. *Energy policy*, 37(2), 507-521.
- Isaak, D., Wollrab, S., Horan, D., & Chandler, G. (2012). Climate change effects on stream and river temperatures across the northwest US from 1980–2009 and implications for salmonid fishes. *Climatic change*, 113(2), 499-524.
- Isaak, D. J., & Rieman, B. E. (2013). Stream isotherm shifts from climate change and implications for distributions of ectothermic organisms. *Global Change Biology*, 19(3), 742-751.
- Islam, S. U., Hay, R. W., Déry, S. J., & Booth, B. P. (2019). Modelling the impacts of climate change on riverine thermal regimes in western Canada's largest Pacific watershed. *Scientific reports*, 9(1), 11398.

- Johnson, M. F., Albertson, L. K., Algar, A. C., Dugdale, S. J., Edwards, P., England, J., . . . MacColl, A. D. (2024). Rising water temperature in rivers: Ecological impacts and future resilience. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, e1724.
- Jonsson, B., & Jonsson, N. (2009). A review of the likely effects of climate change on anadromous Atlantic salmon *Salmo salar* and brown trout *Salmo trutta*, with particular reference to water temperature and flow. *Journal of fish biology*, 75(10), 2381-2447.
- Jonsson, N. (1991). Influence of water flow, water temperature and light on fish migration in rivers. *Nordic journal of freshwater research*, 66(1991), 20-35.
- Kang, D. H., Shi, X., Gao, H., & Déry, S. J. (2014). On the changing contribution of snow to the hydrology of the Fraser River Basin, Canada. *Journal of Hydrometeorology*, 15(4), 1344-1365.
- Kappenman, K. M., Fraser, W. C., Toner, M., Dean, J., & Webb, M. A. (2009). Effect of temperature on growth, condition, and survival of juvenile shovelnose sturgeon. *Transactions of the American Fisheries Society*, 138(4), 927-937.
- Karvonen, A., Rintamäki, P., Jokela, J., & Valtonen, E. T. (2010). Increasing water temperature and disease risks in aquatic systems: climate change increases the risk of some, but not all, diseases. *International journal for parasitology*, 40(13), 1483-1488.
- Kaufman, Y. J., Tanré, D., & Boucher, O. (2002). A satellite view of aerosols in the climate system. *Nature*, 419(6903), 215-223.
- Kaushal, S. S., Likens, G. E., Jaworski, N. A., Pace, M. L., Sides, A. M., Seekell, D., . . . Wingate, R. L. (2010). Rising stream and river temperatures in the United States. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 8(9), 461-466.
- Kędra, M. (2016). Reservoir-induced changes in dynamics and synchrony of river water temperatures revealed by RQA and CRQA. Dans *Recurrence Plots and Their Quantifications: Expanding Horizons: Proceedings of the 6th International Symposium on Recurrence Plots, Grenoble, France, 17-19 June 2015* (pp. 289-300). Springer.
- Kędra, M., & Wiejaczka, Ł. (2016). Disturbance of water-air temperature synchronisation by dam reservoirs. *Water and Environment Journal*, 30(1-2), 31-39.
- Kędra, M., & Wiejaczka, Ł. (2018). Climatic and dam-induced impacts on river water temperature: Assessment and management implications. *Science of the total environment*, 626, 1474-1483.
- Kemenes, A., Forsberg, B. R., & Melack, J. M. (2007). Methane release below a tropical hydroelectric dam. *Geophysical Research Letters*, 34(12).

- Kendrick, M. R., Huryn, A. D., Bowden, W. B., Deegan, L. A., Findlay, R. H., Hershey, A. E., . . . Schuett, E. B. (2018). Linking permafrost thaw to shifting biogeochemistry and food web resources in an arctic river. *Global Change Biology*, 24(12), 5738-5750.
- Khorsandi, M., St-Hilaire, A., & Arsenault, R. (2022). Multisite calibration of a semi-distributed hydrologic and thermal model in a large Canadian watershed. *Hydrological sciences journal*, 67(14), 2147-2174.
- Khorsandi, M., St-Hilaire, A., Arsenault, R., Martel, J.-L., Larabi, S., Schnorbus, M., & Zwiers, F. (2023). Future flow and water temperature scenarios in an impounded drainage basin: implications for summer flow and temperature management downstream of the dam. *Climatic change*, 176(12), 164.
- Kiehl, J., Schneider, T., Rasch, P., Barth, M., & Wong, J. (2000). Radiative forcing due to sulfate aerosols from simulations with the National Center for Atmospheric Research Community Climate Model, Version 3. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 105(D1), 1441-1457.
- Kim, M., Yang, H., & Kim, J. (2020). Sea surface temperature and high water temperature occurrence prediction using a long short-term memory model. *Remote Sensing*, 12(21), 3654.
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- Kirby, J., Mainuddin, M., Mpelasoka, F., Ahmad, M., Palash, W., Quadir, M., . . . Hossain, M. (2016). The impact of climate change on regional water balances in Bangladesh. *Climatic change*, 135, 481-491.
- Konapala, G., Mishra, A. K., Wada, Y., & Mann, M. E. (2020). Climate change will affect global water availability through compounding changes in seasonal precipitation and evaporation. *Nature Communications*, 11(1), 3044.
- Kothandaraman, V. (1971). Analysis of water temperature variations in large river. *Journal of the Sanitary Engineering Division*, 97(1), 19-31.
- Kratzert, F., Klotz, D., Brenner, C., Schulz, K., & Herrnegger, M. (2018). Rainfall–runoff modelling using long short-term memory (LSTM) networks. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(11), 6005-6022.
- Kratzert, F., Klotz, D., Shalev, G., Klambauer, G., Hochreiter, S., & Nearing, G. (2019). Towards learning universal, regional, and local hydrological behaviors via machine learning applied to large-sample datasets. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(12), 5089-5110.

- Kundzewicz, Z. W., Krysanova, V., Benestad, R., Hov, Ø., Piniewski, M., & Otto, I. M. (2018). Uncertainty in climate change impacts on water resources. *Environmental Science & Policy*, 79, 1-8.
- Kvambekk, Å. (2012). Vanntemperatur i kraftverksmagasiner-Hvilke temperaturforskjeller kan oppnås ved bruk av flere inntaksdyp. *Rapport Miljøbasert Vannføring*, 33.
- Kwak, J., St-Hilaire, A., & Chebana, F. (2017). A comparative study for water temperature modelling in a small basin, the Fourchue River, Quebec, Canada. *Hydrological sciences journal*, 62(1), 64-75.
- Kwak, J., St-Hilaire, A., Chebana, F., & Kim, G. (2017). Summer season water temperature modeling under the climate change: case study for Fourchue River, Quebec, Canada. *Water*, 9(5), 346.
- Langan, S., Johnston, L., Donaghy, M., Youngson, A., Hay, D., & Soulsby, C. (2001). Variation in river water temperatures in an upland stream over a 30-year period. *Science of the total environment*, 265(1-3), 195-207.
- Larabi, S., Schnorbus, M. A., & Zwiers, F. (2022). A coupled streamflow and water temperature (VIC-RBM-CE-QUAL-W2) model for the Nechako Reservoir. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 44, 101237.
- Lauri, H., Räsänen, T. A., & Kumm, M. (2014). Using reanalysis and remotely sensed temperature and precipitation data for hydrological modeling in monsoon climate: Mekong River case study. *Journal of Hydrometeorology*, 15(4), 1532-1545.
- Leach, J., & Moore, R. (2010). Above-stream microclimate and stream surface energy exchanges in a wildfire-disturbed riparian zone. *Hydrological processes*, 24(17), 2369-2381.
- Lee, H., Calvin, K., Dasgupta, D., Krinner, G., Mukherji, A., Thorne, P., . . . Barrett, K. (2023). *Climate change 2023: synthesis report. Contribution of working groups I, II and III to the sixth assessment report of the intergovernmental panel on climate change*. The Australian National University.
- Leon, A. S., & Goodell, C. (2016). Controlling hec-ras using matlab. *Environmental modelling & software*, 84, 339-348.
- Leonard, B. (1991). The ULTIMATE conservative difference scheme applied to unsteady one-dimensional advection. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 88(1), 17-74.

- Lessard, J. L., & Hayes, D. B. (2003). Effects of elevated water temperature on fish and macroinvertebrate communities below small dams. *River Research and Applications*, 19(7), 721-732.
- Li, K., Zhu, C., Wu, L., & Huang, L. (2013). Problems caused by the Three Gorges Dam construction in the Yangtze River basin: a review. *Environmental Reviews*, 21(3), 127-135.
- Liu, P., Wang, J., Sangaiah, A. K., Xie, Y., & Yin, X. (2019). Analysis and prediction of water quality using LSTM deep neural networks in IoT environment. *Sustainability*, 11(7), 2058.
- Luo, B., Minnett, P. J., Szczodrak, M., Nalli, N. R., & Morris, V. R. (2020). Accuracy assessment of MERRA-2 and ERA-Interim sea surface temperature, air temperature, and humidity profiles over the atlantic ocean using AEROSSE measurements. *Journal of Climate*, 33(16), 6889-6909.
- Lutterschmidt, W. I., & Hutchison, V. H. (1997). The critical thermal maximum: history and critique. *Canadian Journal of Zoology*, 75(10), 1561-1574.
- Lynch, M. (1993). Evolution and extinction in response to environmental change. *Biotic interactions and global change*, 234-250.
- Maavara, T., Chen, Q., Van Meter, K., Brown, L. E., Zhang, J., Ni, J., & Zarfl, C. (2020). River dam impacts on biogeochemical cycling. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(2), 103-116.
- Macan, T. (1958). The temperature of a small stony stream. *Hydrobiologia*, 12, 89-106.
- Macdonald, J., Morrison, J., & Patterson, D. (2011). The efficacy of Reservoir Flow Regulation for Cooling Migration Temperature for Sockeye Salmon in the Nechako Watershed.
- Macdonald, J. S. (2019). Expert report for the Department of Justice: Sockeye Salmon and Water Temperature. *BCSC No.116524, Vancouver Registry*.
- Macdonald, J. S., Foreman, M., & Farrell, T. (2000). The influence of extreme water temperatures on migrating Fraser River sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) during the 1998 spawning season. *Canadian technical report of fisheries and aquatic sciences/Rapport technique canadien des sciences halieutiques et aquatiques.*, (2326), 1-117.
- Macdonald, J. S., Morrison, J., & Patterson, D. (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.
- Macdonald, J. S., Morrison, J., Patterson, D. A., Heinonen, J., & Foreman, M. (2007). Examination of factors influencing Nechako River discharge, temperature, and aquatic habitats. *Can. Tech. Rep. Fish. Aquat. Sci*, 2773, 1-32.
- Magilligan, F. J., & Nislow, K. H. (2005). Changes in hydrologic regime by dams. *Geomorphology*, 71(1-2), 61-78.
- Maheu, A., St-Hilaire, A., Caissie, D., El-Jabi, N., Bourque, G., & Boisclair, D. (2016). A regional analysis of the impact of dams on water temperature in medium-size rivers in eastern Canada. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 73(12), 1885-1897.
- Manabe, S., & Wetherald, R. T. (1967). Thermal equilibrium of the atmosphere with a given distribution of relative humidity. *J. atmos. Sci*, 24(3), 241-259.
- Mann, H. B., & Whitney, D. R. (1947). On a test of whether one of two random variables is stochastically larger than the other. *The annals of mathematical statistics*, 50-60.
- Mann, M. E., Zhang, Z., Hughes, M. K., Bradley, R. S., Miller, S. K., Rutherford, S., & Ni, F. (2008). Proxy-based reconstructions of hemispheric and global surface temperature variations over the past two millennia. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(36), 13252-13257.
- Mantua, N., Tohver, I., & Hamlet, A. (2010). Climate change impacts on streamflow extremes and summertime stream temperature and their possible consequences for freshwater salmon habitat in Washington State. *Climatic change*, 102(1), 187-223.
- Martel, J.-L., Arsenault, R., Turcotte, R., Castañeda-Gonzalez, M., Brissette, F., Armstrong, W., . . . Rondeau-Genesse, G. (2024). Exploring the ability of LSTM-based hydrological models to simulate streamflow time series for flood frequency analysis. *EGUsphere*, 2024, 1-32.
- Martel, J. L., Brissette, F., Troin, M., Arsenault, R., Chen, J., Su, T., & Lucas-Picher, P. (2022). CMIP5 and CMIP6 model projection comparison for hydrological impacts over North America. *Geophysical Research Letters*, 49(15), e2022GL098364.
- Martins, E. G., Hinch, S. G., Patterson, D. A., Hague, M. J., Cooke, S. J., Miller, K. M., . . . Farrell, A. P. (2011). Effects of river temperature and climate warming on stock-specific survival of adult migrating Fraser River sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*). *Global Change Biology*, 17(1), 99-114.

- Massey Jr, F. J. (1951). The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American statistical Association*, 46(253), 68-78.
- Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S. Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, and B. Zhou (eds.) Core Writing Team, H. Lee and J. Romero. (2021). IPCC, 2021: Summary for Policymakers. *Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*.
- McCann, E. L., Johnson, N. S., & Pangle, K. L. (2018). Corresponding long-term shifts in stream temperature and invasive fish migration. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 75(5), 772-778.
- Mearns, L., Giorgi, F., Whetton, P., Pabon, D., Hulme, M., & Lal, M. (2003). Guidelines for use of climate scenarios developed from regional climate model experiments. *Data Distribution Centre of the Intergovernmental Panel on Climate Change*, 38.
- Meinshausen, M., Smith, S. J., Calvin, K., Daniel, J. S., Kainuma, M. L., Lamarque, J.-F., . . . Riahi, K. (2011). The RCP greenhouse gas concentrations and their extensions from 1765 to 2300. *Climatic change*, 109, 213-241.
- Mestekemper, T., Windmann, M., & Kauermann, G. (2010). Functional hourly forecasting of water temperature. *International Journal of Forecasting*, 26(4), 684-699.
- Michel, A., Schaeffli, B., Wever, N., Zekollari, H., Lehning, M., & Huwald, H. (2022). Future water temperature of rivers in Switzerland under climate change investigated with physics-based models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(4), 1063-1087.
- Mihalevich, B. A., Neilson, B. T., & Buahin, C. A. (2022). Evaluation of the ERA5-Land Reanalysis Data Set for Process-Based River Temperature Modeling Over Data Sparse and Topographically Complex Regions. *Water resources research*, 58(7), e2021WR031294.
- Minville, M., Brissette, F., Krau, S., & Leconte, R. (2009). Adaptation to climate change in the management of a Canadian water-resources system exploited for hydropower. *Water resources management*, 23(14), 2965-2986.
- Moberg, F., & Galaz, V. (2005). Resilience: going from conventional to adaptive freshwater management for human and ecosystem compatibility. *Swedish Water House Policy Brief*, 3.
- Mohseni, O., & Stefan, H. G. (1999). Stream temperature/air temperature relationship: a physical interpretation. *Journal of hydrology*, 218(3-4), 128-141.

- Mohseni, O., Stefan, H. G., & Erickson, T. R. (1998). A nonlinear regression model for weekly stream temperatures. *Water resources research*, 34(10), 2685-2692.
- Moore, R. D. (2006). Stream temperature patterns in British Columbia, Canada, based on routine spot measurements. *Canadian Water Resources Journal*, 31(1), 41-56.
- Morin, G., & Couillard, D. (1990). Predicting river temperatures with a hydrological model. *Encyclopedia of fluid mechanic, surface and groundwater flow phenomena*, 10, 171-209.
- Morrill, J. C., Bales, R. C., & Conklin, M. H. (2005). Estimating stream temperature from air temperature: implications for future water quality. *Journal of Environmental Engineering*, 131(1), 139-146.
- Morrison, J., Quick, M. C., & Foreman, M. G. (2002). Climate change in the Fraser River watershed: flow and temperature projections. *Journal of hydrology*, 263(1-4), 230-244.
- Mukheibir, P. (2013). Potential consequences of projected climate change impacts on hydroelectricity generation. *Climatic change*, 121, 67-78.
- Muñoz Sabater, J. (2019). First ERA5-Land dataset to be released this spring. *ECMWF Newslett*, 159.
- 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.
- Naughton, G. P., Caudill, C. C., Keefer, M. L., Bjornn, T. C., Stuehrenberg, L. C., & Peery, C. A. (2005). Late-season mortality during migration of radio-tagged adult sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*) in the Columbia River. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, 62(1), 30-47.
- NCAR. (2024). Atmospheric Reanalysis: Overview & Comparison Tables. Repéré à <https://climatedataguide.ucar.edu/climate-data/atmospheric-reanalysis-overview-comparison-tables>.
- Nebeker, F. (1995). *Calculating the weather: Meteorology in the 20th century*. Elsevier.
- Nilsson, C., & Berggren, K. (2000). Alterations of riparian ecosystems caused by river regulation: Dam operations have caused global-scale ecological changes in riparian ecosystems. How to protect river environments and human needs of rivers remains one of the most important questions of our time. *BioScience*, 50(9), 783-792.
- Northcote, T. (1984). Mechanisms of fish migration in rivers. *Mechanisms of migration in fishes*, 317-355.

- O'Neill, B. C., Tebaldi, C., Van Vuuren, D. P., Eyring, V., Friedlingstein, P., Hurtt, G., . . . Lowe, J. (2016). The scenario model intercomparison project (ScenarioMIP) for CMIP6. *Geoscientific Model Development*, 9(9), 3461-3482.
- O'Reilly, C. M., Sharma, S., Gray, D. K., Hampton, S. E., Read, J. S., Rowley, R. J., . . . Kraemer, B. M. (2015). Rapid and highly variable warming of lake surface waters around the globe. *Geophysical Research Letters*, 42(24), 10,773-710,781.
- Oke, T. R. (1973). City size and the urban heat island. *Atmospheric Environment (1967)*, 7(8), 769-779.
- Olden, J. D., & Naiman, R. J. (2010). Incorporating thermal regimes into environmental flows assessments: modifying dam operations to restore freshwater ecosystem integrity. *Freshwater biology*, 55(1), 86-107.
- 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.
- Ouellet, V., Mingelbier, M., St-Hilaire, A., & Morin, J. (2010). Frequency analysis as a tool for assessing adverse conditions during a massive fish kill in the St. Lawrence River, Canada. *Water Quality Research Journal*, 45(1), 47-57.
- Ouellet, V., St-Hilaire, A., Dugdale, S. J., Hannah, D. M., Krause, S., & Proulx-Ouellet, S. (2020). River temperature research and practice: Recent challenges and emerging opportunities for managing thermal habitat conditions in stream ecosystems. *Science of the total environment*, 736, 139679.
- Oyinlola, M., Khorsandi, M., Mayer, N., Butler, N., Van Wert, J. C., Eliason, E. J., . . . St-Hilaire, A. (en révision). Evaluating the Effectiveness of the Current Nechako Water Management Program on Chinook Salmon Under Climate Change Scenarios. *Available at SSRN 4647386*.
- Oyinlola, M. A., Khorsandi, M., Mayer, N., Butler, N., Van Wert, J. C., Eliason, E. J., . . . St-Hilaire, A. (2024). Thermal exposure risk in different life stages of Chinook salmon in the Nechako River system, British Columbia.
- Oyinlola, M. A., Khorsandi, M., Penman, R., Earhart, M. L., Arsenault, R., Brauner, C. J., & St-Hilaire, A. (2023). Hydrothermal impacts of water release on early life stages of white sturgeon in the Nechako river, BC Canada. *Journal of thermal Biology*, 117, 103682.
- Pachauri, R. K., & Meyer, L. (2014). IPCC, 2014: climate change 2014: synthesis report. Contribution of Working Groups I. II and III to the Fifth Assessment Report of the intergovernmental panel on Climate Change. *IPCC, Geneva, Switzerland*, 151.

- Pahl-Wostl, C. (2002). Towards sustainability in the water sector—The importance of human actors and processes of social learning. *Aquatic sciences*, 64, 394-411.
- Pahl-Wostl, C. (2007). Transitions towards adaptive management of water facing climate and global change. *Water resources management*, 21(1), 49-62.
- Pappenberger, F., Beven, K., Horritt, M., & Blazkova, S. (2005). Uncertainty in the calibration of effective roughness parameters in HEC-RAS using inundation and downstream level observations. *Journal of hydrology*, 302(1-4), 46-69.
- Parnesan, C., Morecroft, M. D., & Trisurat, Y. (2022). *Climate change 2022: Impacts, adaptation and vulnerability* (GIEC).
- Phillips, N. A. (1956). The general circulation of the atmosphere: A numerical experiment. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 82(352), 123-164.
- Piccolroaz, S., Toffolon, M., & Majone, B. (2013). A simple lumped model to convert air temperature into surface water temperature in lakes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(8), 3323-3338.
- Picketts, I. M., Parkes, M. W., & Déry, S. J. (2017). Climate change and resource development impacts in watersheds: Insights from the Nechako River Basin, Canada. *The Canadian Geographer/Le Géographe Canadien*, 61(2), 196-211.
- Pike, A., Danner, E., Boughton, D., Melton, F., Nemani, R., Rajagopalan, B., & Lindley, S. (2013). Forecasting river temperatures in real time using a stochastic dynamics approach. *Water resources research*, 49(9), 5168-5182.
- Pilgrim, J. M., Fang, X., & Stefan, H. G. (1998). STREAM TEMPERATURE CORRELATIONS WITH AIR TEMPERATURES IN MINNESOTA: IMPLICATIONS FOR CLIMATE WARMING 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 34(5), 1109-1121.
- Piotrowski, A. P., & Napiorkowski, J. J. (2019). Simple modifications of the nonlinear regression stream temperature model for daily data. *Journal of hydrology*, 572, 308-328.
- Piotrowski, A. P., Napiorkowski, M. J., Napiorkowski, J. J., & Osuch, M. (2015). Comparing various artificial neural network types for water temperature prediction in rivers. *Journal of hydrology*, 529, 302-315.
- Poff, N. L., Allan, J. D., Bain, M. B., Karr, J. R., Prestegard, K. L., Richter, B. D., . . . Stromberg, J. C. (1997). The natural flow regime. *BioScience*, 47(11), 769-784.

- Poff, N. L., & Zimmerman, J. K. (2010). Ecological responses to altered flow regimes: a literature review to inform the science and management of environmental flows. *Freshwater biology*, 55(1), 194-205.
- Prakash, S. (2021). Impact of Climate change on Aquatic Ecosystem and its Biodiversity: An overview. *International Journal of Biological Innovations*, 3(2).
- Preud'homme, E. B., & Stefan, H. G. (1992). Relationship between water temperatures and air temperatures for central US streams.
- Punzet, M., Voß, F., Voß, A., Kynast, E., & Bärlund, I. (2012). A global approach to assess the potential impact of climate change on stream water temperatures and related in-stream first-order decay rates. *Journal of Hydrometeorology*, 13(3), 1052-1065.
- Qiu, R., Wang, Y., Rhoads, B., Wang, D., Qiu, W., Tao, Y., & Wu, J. (2021). River water temperature forecasting using a deep learning method. *Journal of hydrology*, 595, 126016.
- Rabi, A., Hadzima-Nyarko, M., & Šperac, M. (2015). Modelling river temperature from air temperature: case of the River Drava (Croatia). *Hydrological sciences journal*, 60(9), 1490-1507.
- Rahmani, F., Lawson, K., Ouyang, W., Appling, A., Oliver, S., & Shen, C. (2021). Exploring the exceptional performance of a deep learning stream temperature model and the value of streamflow data. *Environmental Research Letters*, 16(2), 024025.
- Rajesh, M., & Rehana, S. (2022). Impact of climate change on river water temperature and dissolved oxygen: Indian riverine thermal regimes. *Scientific reports*, 12(1), 1-12.
- Ramanathan, V., Crutzen, P. J., Kiehl, J., & Rosenfeld, D. (2001). Aerosols, climate, and the hydrological cycle. *Science*, 294(5549), 2119-2124.
- Rand, P., Hinch, S., Morrison, J., Foreman, M., MacNutt, M., Macdonald, J., . . . Higgs, D. (2006). Effects of river discharge, temperature, and future climates on energetics and mortality of adult migrating Fraser River sockeye salmon. *Transactions of the American Fisheries Society*, 135(3), 655-667.
- Reid, C. H., Patrick, P. H., Rytwinski, T., Taylor, J. J., Willmore, W. G., Reesor, B., & Cooke, S. J. (2022). An updated review of cold shock and cold stress in fish. *Journal of fish biology*, 100(5), 1102-1137.
- Riahi, K., Van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., . . . Fricko, O. (2017). The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: An overview. *Global Environmental Change*, 42, 153-168.

- Richardson, L. F. (1922). *Weather prediction by numerical process*. University Press.
- Rincón, E., St-Hilaire, A., Bergeron, N. E., & Dugdale, S. J. (2023). Combining Landsat TIR-imagery data and ERA5 reanalysis information with different calibration strategies to improve simulations of streamflow and river temperature in the Canadian Subarctic. *Hydrological processes*, 37(10), e15008.
- Risley, J. C., Roehl, E. A., & Conrads, P. A. (2003). *Estimating water temperatures in small streams in western Oregon using neural network models* (Vol. 2). US Department of the Interior, US Geological Survey.
- Ritchie, J., & Dowlatabadi, H. (2017). Why do climate change scenarios return to coal? *Energy*, 140, 1276-1291.
- Rizwan, A. M., Dennis, L. Y., & Chunho, L. (2008). A review on the generation, determination and mitigation of Urban Heat Island. *Journal of environmental sciences*, 20(1), 120-128.
- Rocheta, E., Evans, J. P., & Sharma, A. (2014). Assessing atmospheric bias correction for dynamical consistency using potential vorticity. *Environmental Research Letters*, 9(12), 124010.
- Rosenzweig, C., Solecki, W. D., Parshall, L., Chopping, M., Pope, G., & Goldberg, R. (2005). Characterizing the urban heat island in current and future climates in New Jersey. *Global Environmental Change Part B: Environmental Hazards*, 6(1), 51-62.
- Sabzipour, B., Arsenault, R., Troin, M., Martel, J.-L., Brissette, F., Brunet, F., & Mai, J. (2023). Comparing a long short-term memory (LSTM) neural network with a physically-based hydrological model for streamflow forecasting over a Canadian catchment. *Journal of hydrology*, 627, 130380.
- Sanderson, D., Picketts, I. M., Déry, S. J., Fell, B., Baker, S., Lee-Johnson, E., & Auger, M. (2015). Climate change and water at Stellat'en First Nation, British Columbia, Canada: Insights from western science and traditional knowledge. *The Canadian Geographer/Le Géographe Canadien*, 59(2), 136-150.
- Schnorbus, M., Werner, A., & Bennett, K. (2014). Impacts of climate change in three hydrologic regimes in British Columbia, Canada. *Hydrological processes*, 28(3), 1170-1189.
- Sheedy, B. (2005). Analysis of a cold water release facility in the Nechako Reservoir (Unpublished master's thesis), Simon Fraser University, British Columbia, Canada.

- Sherman, B. (2000). *Scoping options for mitigating cold water discharges from dams*. CSIRO Land and Water Canberra, Australia.
- Shrestha, R. R., Schnorbus, M. A., Werner, A. T., & Berland, A. J. (2012). Modelling spatial and temporal variability of hydrologic impacts of climate change in the Fraser River basin, British Columbia, Canada. *Hydrological processes*, 26(12), 1840-1860.
- Sinokrot, B. A., & Gulliver, J. S. (2000). In-stream flow impact on river water temperatures. *Journal of Hydraulic Research*, 38(5), 339-349.
- Sinokrot, B. A., & Stefan, H. G. (1993). Stream temperature dynamics: measurements and modeling. *Water resources research*, 29(7), 2299-2312.
- Solaun, K., & Cerdá, E. (2019). Climate change impacts on renewable energy generation. A review of quantitative projections. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 116, 109415.
- Spezia, L., Gibbs, S., Glendell, M., Helliwell, R., Paroli, R., & Pohle, I. (2023). Bayesian analysis of high-frequency water temperature time series through Markov switching autoregressive models. *Environmental modelling & software*, 167, 105751.
- St-Hilaire, A., Morin, G., El-Jabi, N., & Caissie, D. (2000). Water temperature modelling in a small forested stream: implication of forest canopy and soil temperature. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 27(6), 1095-1108.
- St-Hilaire, A., Oyinlola, M. A., Rincón, E., & Ferchichi, H. (2023). Six decades of research on river temperature in Canada. *Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques*, 48(4), 450-474.
- Stajkowski, S., Kumar, D., Samui, P., Bonakdari, H., & Gharabaghi, B. (2020). Genetic-algorithm-optimized sequential model for water temperature prediction. *Sustainability*, 12(13), 5374.
- Stefan, H., & Sinokrot, B. (1993). Projected global climate change impact on water temperatures in five north central US streams. *Climatic change*, 24(4), 353-381.
- Stefan, H. G., & Preud'homme, E. B. (1993). Stream temperature estimation from air temperature 1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 29(1), 27-45.
- Steinhausen, M., Sandblom, E., Eliason, E., Verhille, C., & Farrell, A. (2008). The effect of acute temperature increases on the cardiorespiratory performance of resting and swimming sockeye salmon (*Oncorhynchus nerka*). *Journal of Experimental Biology*, 211(24), 3915-3926.

- Sundt-Hansen, L., Hedger, R. D., Ugedal, O., Diserud, O. H., Finstad, A. G., Sauterleute, J. F., . . . Forseth, T. (2018). Modelling climate change effects on Atlantic salmon: Implications for mitigation in regulated rivers. *Science of the total environment*, 631, 1005-1017.
- Sunyer, M., Madsen, H., & Ang, P. (2012). A comparison of different regional climate models and statistical downscaling methods for extreme rainfall estimation under climate change. *Atmospheric Research*, 103, 119-128.
- Tapiador, F. J., Navarro, A., Moreno, R., Sánchez, J. L., & García-Ortega, E. (2020). Regional climate models: 30 years of dynamical downscaling. *Atmospheric Research*, 235, 104785.
- Tarek, M., Brissette, F. P., & Arsenault, R. (2020). Evaluation of the ERA5 reanalysis as a potential reference dataset for hydrological modelling over North America. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(5), 2527-2544.
- Tavares, M. H., Cunha, A. H. F., Motta-Marques, D., Ruhoff, A. L., Fragoso Jr, C. R., Munar, A. M., & Bonnet, M.-P. (2020). Derivation of consistent, continuous daily river temperature data series by combining remote sensing and water temperature models. *Remote sensing of environment*, 241, 111721.
- Teegavarapu, R. S. (2010). Modeling climate change uncertainties in water resources management models. *Environmental modelling & software*, 25(10), 1261-1265.
- Teffer, A. K., Hinch, S. G., Miller, K. M., Patterson, D. A., Farrell, A. P., Cooke, S. J., . . . Juanes, F. (2017). Capture severity, infectious disease processes and sex influence post-release mortality of sockeye salmon bycatch. *Conservation Physiology*, 5(1).
- Thomas, T., Ghosh, N., & Sudheer, K. (2021). Optimal reservoir operation—A climate change adaptation strategy for Narmada basin in central India. *Journal of hydrology*, 598, 126238.
- Toffolon, M., & Piccolroaz, S. (2015). A hybrid model for river water temperature as a function of air temperature and discharge. *Environmental Research Letters*, 10(11), 114011.
- Tost, H., Jöckel, P., & Lelieveld, J. (2006). Influence of different convection parameterisations in a GCM. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 6(12), 5475-5493.
- Triton-Environmental-Consultants-LTD. (2017). *Summer Temperature Manamgement Program Overview Manual*.
- Troin, M., Velázquez, J. A., Caya, D., & Brissette, F. (2015). Comparing statistical post-processing of regional and global climate scenarios for hydrological impacts

- assessment: A case study of two Canadian catchments. *Journal of hydrology*, 520, 268-288.
- Trumpickas, J., Shuter, B. J., Minns, C. K., & Cyr, H. (2015). Characterizing patterns of nearshore water temperature variation in the North American Great Lakes and assessing sensitivities to climate change. *Journal of Great Lakes Research*, 41(1), 53-64.
- Ugedal, O., Næsje, T. F., Thorstad, E. B., Forseth, T., Saksgård, L. M., & Heggberget, T. G. (2008). Twenty years of hydropower regulation in the River Alta: long-term changes in abundance of juvenile and adult Atlantic salmon. *Hydrobiologia*, 609, 9-23.
- Van Vliet, M., Ludwig, F., Zwolsman, J., Weedon, G., & Kabat, P. (2011). Global river temperatures and sensitivity to atmospheric warming and changes in river flow. *Water resources research*, 47(2).
- van Vliet, M. T., Franssen, W. H., Yearsley, J. R., Ludwig, F., Haddeland, I., Lettenmaier, D. P., & Kabat, P. (2013). Global river discharge and water temperature under climate change. *Global Environmental Change*, 23(2), 450-464.
- Van Vliet, M. T., 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. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(11), 4303-4321.
- Van Vuuren, D. P., Edmonds, J., Kainuma, M., Riahi, K., Thomson, A., Hibbard, K., . . . Lamarque, J.-F. (2011). The representative concentration pathways: an overview. *Climatic change*, 109, 5-31.
- Vasseur, D. A., DeLong, J. P., Gilbert, B., Greig, H. S., Harley, C. D., McCann, K. S., . . . O'Connor, M. I. (2014). Increased temperature variation poses a greater risk to species than climate warming. *Proceedings of the royal society B: biological sciences*, 281(1779), 20132612.
- Wang, L., Xu, B., Zhang, C., Fu, G., Chen, X., Zheng, Y., & Zhang, J. (2022). Surface water temperature prediction in large-deep reservoirs using a long short-term memory model. *Ecological Indicators*, 134, 108491.
- Ward, H. B. (1927). The influence of a power dam in modifying conditions affecting the migration of the salmon. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 13(12), 827-833.
- Ward, J. (1963). Annual variation of stream water temperature. *Journal of the Sanitary Engineering Division*, 89(6), 1-16.

- Watts, R. J., Allan, C., Bowmer, K. H., Page, K. J., Ryder, D. S., & Wilson, A. L. (2009). Pulsed flows: a review of environmental costs and benefits and best practice. *Waterlines report*, 16.
- Watts, R. J., Richter, B. D., Opperman, J. J., & Bowmer, K. H. (2011). Dam reoperation in an era of climate change. *Marine and Freshwater Research*, 62(3), 321-327.
- Webb, B., & Walling, D. (1986). Spatial variation of water temperature characteristics and behavior in a Devon river system. *Freshwater biology*, 16(5), 585-608.
- Webb, B., & Walling, D. (1993a). Longer-term water temperature behaviour in an upland stream. *Hydrological processes*, 7(1), 19-32.
- Webb, B., & Walling, D. (1993b). Temporal variability in the impact of river regulation on thermal regime and some biological implications. *Freshwater biology*, 29(1), 167-182.
- Webb, B., & Zhang, Y. (1997). Spatial and seasonal variability in the components of the river heat budget. *Hydrological processes*, 11(1), 79-101.
- Webb, B. W., Clack, P. D., & Walling, D. E. (2003). Water–air temperature relationships in a Devon river system and the role of flow. *Hydrological processes*, 17(15), 3069-3084.
- Westra, S., Thyer, M., Leonard, M., Kavetski, D., & Lambert, M. (2014). A strategy for diagnosing and interpreting hydrological model nonstationarity. *Water resources research*, 50(6), 5090-5113.
- Whitehead, P. G., Wilby, R. L., Battarbee, R. W., Kernan, M., & Wade, A. J. (2009). A review of the potential impacts of climate change on surface water quality. *Hydrological sciences journal*, 54(1), 101-123.
- Whitford, J. (2008). Kenney Dam Cold Water Release Facility: Interim Report (2002-2007). Prepared for the Nechako Enhancement Society, 76.
- Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate research*, 30(1), 79-82.
- Woltemade, C. J., & Hawkins, T. W. (2016). Stream temperature impacts because of changes in air temperature, land cover and stream discharge: Navarro River watershed, California, USA. *River Research and Applications*, 32(10), 2020-2031.
- Woolway, R. I., Kraemer, B. M., Lenters, J. D., Merchant, C. J., O'Reilly, C. M., & Sharma, S. (2020). Global lake responses to climate change. *Nature Reviews Earth & Environment*, 1(8), 388-403.

- Yousefi, A., & Toffolon, M. (2022). Critical factors for the use of machine learning to predict lake surface water temperature. *Journal of hydrology*, 127418.
- Zaidel, P. A., Roy, A. H., Houle, K. M., Lambert, B., Letcher, B. H., Nislow, K. H., & Smith, C. (2021). Impacts of small dams on stream temperature. *Ecological Indicators*, 120, 106878.
- Zanaga, D., Van De Kerchove, R., De Keersmaecker, W., Souverijns, N., Brockmann, C., Quast, R., . . . Vergnaud, S. (2021). ESA WorldCover 10 m 2020 v100. *Zenodo: Geneva, Switzerland*.
- Zhang, H., Kang, M., Wu, J., Wang, C., Li, J., Du, H., . . . Wei, Q. (2019). Increasing river temperature shifts impact the Yangtze ecosystem: Evidence from the endangered Chinese sturgeon. *Animals*, 9(8), 583.
- Zhang, Q., Wang, H., Dong, J., Zhong, G., & Sun, X. (2017). Prediction of sea surface temperature using long short-term memory. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(10), 1745-1749.
- Zhu, S., Bonacci, O., Oskoruš, D., Hadzima-Nyarko, M., & Wu, S. (2019). Long term variations of river temperature and the influence of air temperature and river discharge: case study of Kupa River watershed in Croatia. *Journal of hydrology and hydromechanics*, 67(4), 305-313.
- Zhu, S., Hadzima-Nyarko, M., Gao, A., Wang, F., Wu, J., & Wu, S. (2019). Two hybrid data-driven models for modeling water-air temperature relationship in rivers. *Environmental Science and Pollution Research*, 26, 12622-12630.
- Zhu, S., Heddam, S., Wu, S., Dai, J., & Jia, B. (2019). Extreme learning machine-based prediction of daily water temperature for rivers. *Environmental Earth Sciences*, 78, 1-17.
- Zhu, S., Nyarko, E. K., & Hadzima-Nyarko, M. (2018). Modelling daily water temperature from air temperature for the Missouri River. *PeerJ*, 6, e4894.
- Zhu, S., & Piotrowski, A. P. (2020). River/stream water temperature forecasting using artificial intelligence models: a systematic review. *Acta Geophysica*, 68, 1433-1442.