



HAL
open science

Projections des températures de l'eau de la Seine à Paris à l'horizon 2100

Agnès Rivière, Daphné Ladet, William Thomas, Guillaume Le Breton, Agnès
Ducharne, Ludovic Oudin

► **To cite this version:**

Agnès Rivière, Daphné Ladet, William Thomas, Guillaume Le Breton, Agnès Ducharne, et al.. Projections des températures de l'eau de la Seine à Paris à l'horizon 2100. Mines Paris-PSL. 2021. hal-03533469

HAL Id: hal-03533469

<https://minesparis-psl.hal.science/hal-03533469>

Submitted on 18 Jan 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Projections des températures de l'eau de la Seine à Paris à l'horizon 2100

Agnès Rivière¹, Daphné Ladet², William Thomas³, Guillaume Le Breton⁴,
Agnès Ducharne⁵ et Ludovic Oudin⁶

¹ Mines Paris Tech PSL University

² Université Claude Bernard Lyon 1

³ DRIEAT Ile de France

⁴ Ecole centrale Nantes

⁵ Sorbonne Université

⁶ Sorbonne Université

Mail contact : agnes.riviere@mines-paristech.fr

Résumé

Ce rapport est le fruit d'un travail réalisé entre la DRIEAT et des scientifiques du PIREN Seine.

La température de l'eau est un facteur déterminant de la vie des rivières et conditionne les activités industrielles. L'objectif de l'étude est d'établir l'évolution de la température de la Seine et de la Marne dans l'agglomération parisienne depuis la fin du XIX^e siècle jusqu'à l'horizon 2100.

L'exploitation statistique des observations déjà collectées ont mis en évidence les liens très forts entre température de l'air et la température de l'eau. Les conséquences du réchauffement climatique sont nettement visibles depuis la fin du XIX^e siècle jusqu'à nos jours : hausse de 1,7°C par siècle des températures de la Seine, de la Marne, et de l'air.

Les méthodes de Machine Learning, sont très efficaces pour l'exploration de jeux de données massifs et sont déjà utilisées en climatologie, météorologie ou hydrologie. Elles ont été retenues pour déterminer les futures températures jusqu'à l'horizon 2100. Les projections de température de l'air estimées à la station proche d'Orly par 12 instituts européens, selon 3 scénarios des émissions terrestres en CO₂ (RCP 2.6, 4.5 et 8.5) ont été téléchargées depuis le site web DRIAS.

Ces modélisations annoncent une accélération de la hausse notamment dans le scénario RCP 8.5 à l'horizon 2100 : augmentation de la température moyenne annuelle de 2,7°C et multiplication par 3 des périodes chaudes (>25,5°C) depuis nos jours.

Points clefs

- ✓ *La base de données montre une augmentation de la température de l'eau depuis la fin du 19^e siècle*
- ✓ *La température de l'eau de la Seine et de la Marne est prédite jusqu'en 2100 pour quatre stations*
- ✓ *Les projections de la température de l'eau prédisent une augmentation par 10 du nombre de jours supérieur à 25.5°C par année*

Abstract

This work is the result of a collaboration between DRIAT and the researchers of the PIREN Seine.

River temperature plays a fundamental role in the ecology of rivers and streams and it is a key factor for numerous industrial activities. This study predicts the mean daily temperature of the Marne and in the Seine river in Paris since the end of the 19th century until the year 2100.

The statistical exploitation of the observations have highlighted the strength and direction of the relationship between the daily temperature of river water and the air temperature. The consequences of global warming are clearly visible since the end of the 19th century until today. The temperature of the Seine river increases of 1.7°C per century.

Machine learning methods are very efficient for the exploration of massive data sets and are already used in geoscience. They have been used to determine future temperatures up to the year 2100. Air temperature projections estimated at the station near Orly by 12 European institutes, according to 3 scenarios of terrestrial CO2 emissions (RCP 2.6, 4.5 and 8.5) have been downloaded from the DRIAS website.

These models show an acceleration of the rise, particularly in the RCP 8.5 scenarios by 2100: an increase in the average annual temperature of 2.7°C and a threefold increase in hot periods (>25.5°C) since today.

Key points

- ✓ The database shows an increase in water temperature since the end of the 19th century
- ✓ Water temperature of the Seine and Marne rivers is predicted until 2100 for four stations
- ✓ Water temperature projections predict a 10-fold increase in the number of days per year above 25.5°C

Introduction

La température d'un cours d'eau joue un rôle fondamental de la qualité de l'eau en contrôlant fortement de nombreux processus physiques, chimiques et biologiques dans les rivières et dans la dynamique des écosystèmes aquatiques (Caissie, 2006; Dallas and Ross-Gillespie, 2015; Isaak et al., 2012; Marmonier et al., 2012; Olden and Naiman, 2010; Poole and Berman, 2001). Les changements de température de l'eau affectent les quantités d'oxygène dissous (DREAL Pays de la Loire, 2016; Ducharne, 2008; Marzadri et al., 2013; Matthews and Berg, 1997; Vega et al., 1998), la transformation des nitrates (Ficklin et al., 2013; Pan et al., 2021) et également le cycle du carbone (Comer-Warner et al., 2018). Elle influe sur la distribution spatiale des organismes vivants, leur croissance, leur reproduction (Maheu et al., 2016), leur comportement ainsi que leur état sanitaire (Dallas and Rivers-Moore, 2012; Fullerton et al., 2017; Stanford and Boulton, 1993).

La température de l'eau des rivières est soumise à des changements diurnes, quotidiens, saisonniers, annuels et pluriannuels. Les changements saisonniers sont la conséquence de l'influence des facteurs climatiques géographiques, tandis que les changements pluriannuels peuvent également indiquer l'impact de facteurs régionaux. Actuellement, toutes les observations prouvent que la température de l'air augmente fortement (Allen, and Barros, Vicente Broome et al., 2014; Bates et al., 2008; IPCC, 2018; Shukla et al., 2019).

L'intérêt pour la prédiction de la température de l'eau des rivières est lié au rôle écologique et économique de la température, mais également pour les usages de l'eau. De nombreux facteurs affectent la température de l'eau des rivières, tels que les conditions météorologiques, les conditions du lit de la rivière, la topographie de la rivière et le débit (Caissie, 2006). Les régimes thermiques des eaux des grands cours sont influencés avant tout par les échanges thermiques entre l'eau et l'atmosphère (Dugdale et al., 2017; Ficklin et al., 2013; Mohseni and Stefan, 1999). Le changement climatique augmente la température de l'eau des cours d'eau et modifie leur régime thermique (Isaak et al., 2012, 2010). Parmi les nombreuses conséquences du réchauffement climatique, s'ajoutent des périodes avec de faibles précipitations et de hautes températures. De fortes températures associées à de faibles débits provoquent donc des conditions critiques maximales non seulement pour les écosystèmes, mais aussi pour les activités industrielles : l'énergie électrique et l'industrie (refroidissement), la production d'eau potable (problème de formation de bromate), les process industriels (nettoyage, biofilm..). Des arrêtés, ainsi que des textes réglementaires ont été mis en place, notamment pour limiter les rejets thermiques afin de préserver au mieux les écosystèmes. Par exemple, l'arrêté ministériel du 2 février 1998 (ATEP9870017A) implique des restrictions sur les rejets thermiques. La température des rejets doit être inférieure à 21,5°C pour les eaux salmonicoles et 28°C pour les eaux cyprinicoles sans entraîner une hausse respective de plus de 1.5°C ou 3°C. Cependant, certaines mesures ont été mises en place quant à la consommation de l'eau : de l'eau destinée à de la production alimentaire ne peut être prélevée si la température de celle-ci dépasse les 25°C.

La gestion durable des ressources en eau, tant du point de vue de sa qualité physico-chimique et écologique, en passant par son potentiel de production d'énergie, sera sous-tendue dans le futur par notre capacité à anticiper les effets du changement climatique, l'évolution des demandes, et les nouveaux systèmes de gouvernance relatifs à la gestion des milieux anthropisés (gestion des infrastructures, politiques de développement territorial) (Ouellet et al., 2020). Il est ainsi impératif de décrire aussi précisément que possible les évolutions des températures dans les différents compartiments tout en tenant compte des changements globaux.

Différents modèles ont été développés pour étudier l'hétérogénéité thermique à différentes échelles temporelles et spatiales, la nature de la disponibilité passée et les tendances futures probables (Webb and Nobilis, 2007). En général, la température de l'eau dans les rivières est modélisée par des modèles basés sur des processus, des modèles statistiques ou des modèles à base physique approchés. Les modèles à base physique représentent les processus physiques contrôlant la température des rivières. Selon Dugdale et al., 2017, ces modèles sont basés sur deux étapes clés : d'abord, le calcul des échanges de flux d'énergie entre la rivière et l'air, puis la détermination du changement de température dans une deuxième étape. Calculer les flux d'énergie signifie résoudre l'équation du bilan énergétique pour un tronçon de rivière en considérant les flux de chaleur aux interfaces air-eau et lit de la rivière-eau (Beaufort et al., 2016). Ces composantes exigeantes du bilan énergétique sont dérivées soit des mesures de terrain, soit par des approximations (Dugdale et al., 2017; Ouellet et al., 2020; Webb et al., 2008). Il est difficile de valider la paramétrisation de ce type de modèle. Bien qu'il ne soit pas possible de surveiller ces composantes sur de longues périodes ou en tout point d'un réseau fluvial et des bassins-versants contributeurs, elles présentent des avantages évidents : (i) donner un aperçu des facteurs de contrôle de la température de l'eau des rivières (ii) informer sur les métriques, qui peuvent être utilisées

dans des modèles statistiques plus importants et (iii) différents scénarios d'impact (Dugdale et al., 2017). Ces arguments sont également les raisons pour lesquelles les modèles à base physique sont largement utilisés malgré leur grande complexité.

Les modèles statistiques et des modèles de *machine learning* sont regroupés en approches paramétriques, y compris la régression et les modèles stochastiques et les approches non paramétriques basées sur des algorithmes de calcul comme les réseaux neuronaux. Contrairement aux modèles à base physique, les modèles statistiques ne peuvent pas informer sur les mécanismes de transfert d'énergie dans une rivière (Dugdale et al., 2017). Les méthodes de *machine learning* sont efficaces dans l'exploration et dans l'exploitation des informations à travers un grand nombre de données. Ces outils sont capables d'établir des relations entre de multiples variables, rendant donc possible une meilleure représentation, et donc une compréhension d'un grand nombre de processus. Le *machine learning* a suscité un fort intérêt de la part de la communauté scientifique, spécialement dans les domaines touchant au futur de la planète, comme la climatologie, la météorologie ou l'hydrologie. En effet, cet outil prend sens, notamment dans le cadre de la lutte contre le réchauffement climatique. Le modèle de prédiction des températures de l'eau de la Seine sera donc basé sur l'utilisation du *machine learning*. Cependant, contrairement aux modèles à base physique, ils ne nécessitent pas un grand nombre de variables d'entrée, qui ne sont pas disponibles dans de nombreux cas. Les modèles statistiques non paramétriques ont attiré une attention accrue au cours des dernières années. En particulier, les méthodes de *machine learning* se sont avérées être des outils utiles pour la modélisation de la température des rivières (Zhu and Piotrowski, 2020).

L'objectif de cette étude est d'analyser la variabilité spatiale des régimes thermiques des cours d'eau à l'échelle de l'agglomération parisienne; elle contribue ainsi à mieux connaître et comprendre l'état thermique de la Seine. En particulier, elle vise à :

- Collecter de manière exhaustive et qualifier l'ensemble des données de température des cours d'eau disponibles sur la Seine,
- reproduire la température de la Seine observée à partir des données de température de l'air,
- simuler des projections thermiques de la Seine à partir de plusieurs scénarios climatiques disponibles sur DRIAS (DRIAS, 2020).

1. Contexte et données historiques

1.1 Bassin de la Seine et ses stations de mesures

Le bassin Seine-Normandie, situé dans le nord de la France, d'altitude homogène, avec moins de 1% du bassin-versant au-dessus de 550 m, comporte 55 000 km de rivière, dont la Seine et ses principaux affluents : l'Yonne, La Marne et l'Oise, s'écoulant du Sud-Est vers le Nord-Ouest. La Seine est un fleuve d'ordre de Strahler 7 au niveau de Paris, elle prend sa source sur le plateau de Langres à 450 m d'altitude et se jette 773 km plus loin dans la mer de la Manche. Sa largeur est en moyenne 130 m et sa profondeur est de 4.5 m au niveau de Paris. De nombreuses écluses et barrages présents sur son cours contrôlent sa hauteur d'eau et permettent un mélange homogène de l'eau, excluant un gradient de température vertical. Le climat du bassin Seine-Normandie est tempéré avec des influences océaniques.

Depuis la fin du XX^{ème} siècle, la surveillance de la température de l'eau dans la Seine consistait principalement en des mesures ponctuelles sur quelques rivières. À la fin des années 80, l'intérêt pour l'étude des processus thermiques s'est accru. Ces dernières années, cet intérêt s'est considérablement développé et le suivi de cette variable est devenu une priorité pour les gestionnaires des ressources en eau. En 2017, William Thomas a débuté une base de données regroupant les différents réseaux de surveillance de la température de l'eau. Cette base de données permet de dresser un inventaire complet des données historiques sur la température. De plus, la mise en œuvre de la collecte de données avec des protocoles appropriés et des méthodes pour optimiser le réseau étaient nécessaires.

Dans le cadre de cette étude, nous nous focaliserons sur des stations positionnées sur la Seine et sur la Marne. Cela nous permettra d'avoir une vue globale et d'étudier les variations de température de l'eau de part et d'autre de Paris. Il est important de couvrir une grande partie du bassin, afin de pouvoir mettre en avant un

comportement similaire. Au total, nous exploiterons les données de 4 stations qui sont les suivantes, la Seine à Paris, la Seine à Choisy-le-Roi, la Seine à Bougival, la Marne à Neuilly-sur-Marne (Figure 1). Les données de températures de l'air utilisées sont celles de la station d'Orly de la base SAFRAN . La carte de la Figure 1 représente la position des stations étudiées sur la Seine et la Marne.



Figure 1. Cartes de la localisation des stations.

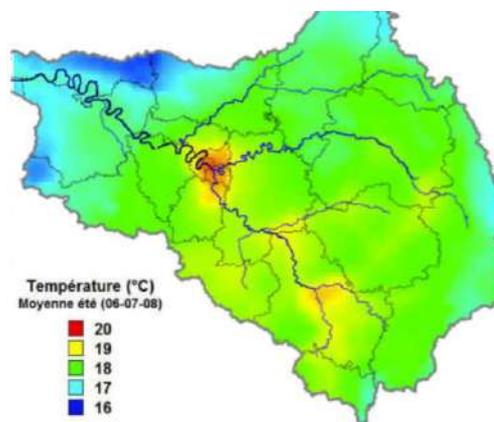


Figure 2. Représentation des moyennes de température de l'air de juin à août de 1950 à 2005 du bassin Seine-Normandie.

La carte de la Figure 2 représente la moyenne des températures des mois de juin à août de 1950 à 2005. La température maximum est observée pour Paris et sa périphérie. Cette zone est un îlot de chaleur urbain. La température de l'air est un paramètre clé dans la compréhension de la dynamique des variations de la température de l'eau. En effet, la largeur des fleuves engendre une surface de contact entre l'eau et l'atmosphère suffisamment grande favorisant les échanges thermiques.

1.1.1 Disponibilités des données

Nous disposons d'une base de données très riche, nous prendrons en compte les données de 1980 à 2020 pour les différentes stations citées précédemment. La base de données regroupe les données de moyenne de température journalière pour l'eau. Suivant la station étudiée et notamment suivant l'année, des données peuvent manquer, que ce soit en raison d'une dégradation des capteurs, de défauts de transmission, d'un défaut de stockage des données ou de la date de la mise en place de la station. En effet, pour les stations de la Seine à Choisy-le-Roi, la Marne à Neuilly-sur-Marne ainsi que la Seine à Bougival, nous avons accès à un grand nombre de données de 1990 à 2002 ainsi qu'un jeu de données complet de 2003 à 2020 (Tableau 1). Elles correspondent aux représentations de la température de l'eau en fonction de la température de l'air qui sont les plus complètes. Cependant, certaines stations ne sont pas dans ce cas, comme les stations de l'Oise à Méry-sur-Oise et de l'Yerres à Villeneuve-Saint-Georges, qui sont plus pauvres en données et seront traitées ultérieurement avec une seconde méthodologie.

Tableau 1. Description des données des stations utilisées

Station	Rivière	Pas de temps	Période		Nombre (Années et de données)	
Choisy-le-Roi	Seine	journalier	17/02/1987	19/01/2021	35	12 091
Paris	Seine	horaire	15/02/1994	31/12/2020	26	8 789
Neuilly-sur-Marne	Marne	journalier	31/05/1984	31/12/2020	37	12 596
Bougival	Seine	horaire	01/01/1995	31/12/2020	26	8 400

Températures maximales sur 3 jours consécutifs à Bougival (°C) et débits associés à Austerlitz (m3/s) de 1990 à 2020

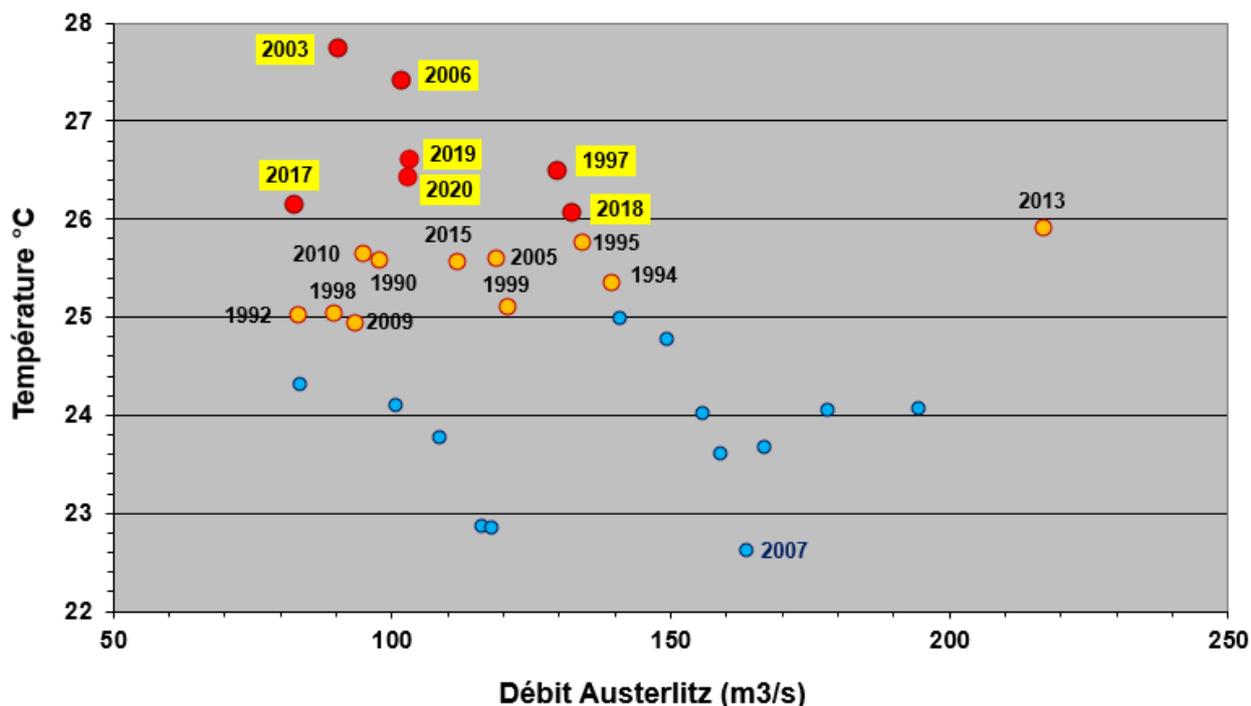


Figure 4. Années critiques des 30 dernières années.

Les maxima annuels des moyennes sur **3 jours consécutifs** sont associés aux débits moyens 3j sur les mêmes périodes. Les années **2003, 2006 et 1997**, et toutes les années **depuis 2017** jusqu'à nos jours ont connu des conditions hydroclimatiques **les très sévères**. les années **2003 et 2006** demeurent toujours les années **les plus critiques**.

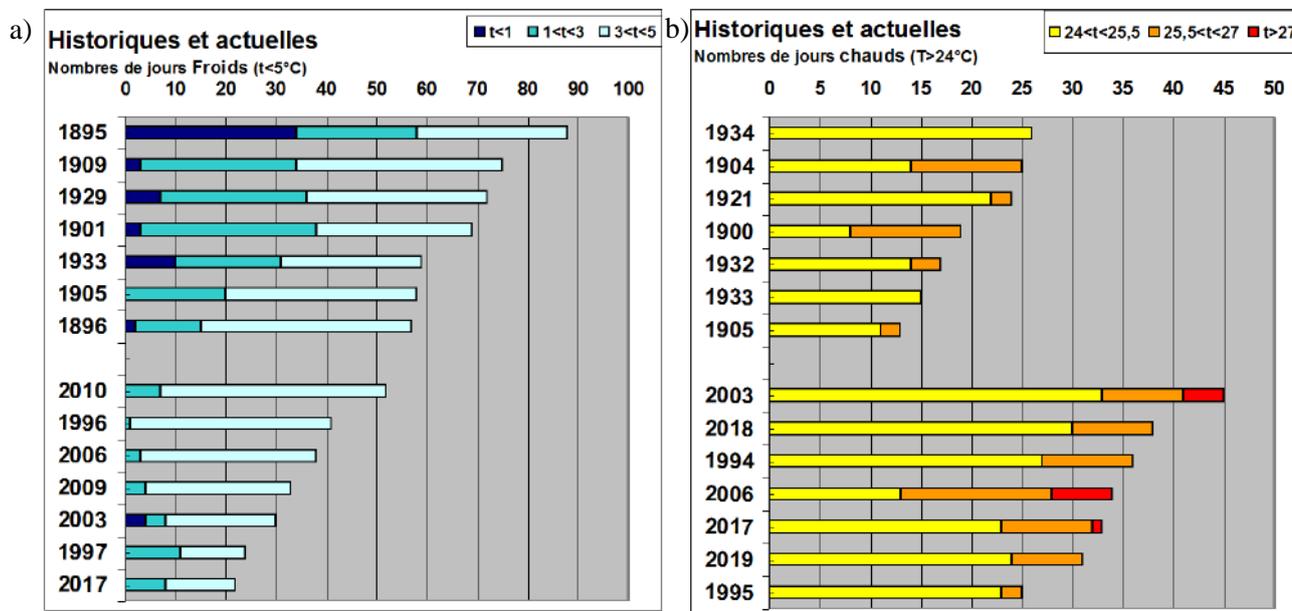


Figure 5. Températures extrêmes de la Seine à Paris en 150 ans : a) nombre de jours froids à gauche et b) nombre de jours chauds à droite.

Le graphe (a) de gauche de la Figure 5, indique le nombre de jours froids (<5°C) observés par année. Autrefois, la température de la Seine à Paris **descendait souvent en dessous de 5 °C** et même souvent **en dessous de 1 °C** **durant plus de 30 jours, notamment en 1895**. À cette époque, il n'était pas rare que la Seine gèle, parfois sur plusieurs semaines : des récits depuis le IX^{ème} siècle jusqu'à la moitié du XX^{ème} siècle en témoignent.

L'observatoire Montsouris a mesuré -23.9°C le 10 décembre 1879 : la Seine et la Marne restèrent gelées durant un mois ! Cependant, de gros pains de glace (embâcles) ont été observés à la dérive sur l'Oise dans les années 1990. De même, les canaux champenois gèlent encore certains hivers rigoureux, ce qui a justifié l'acquisition de brise-glaces par Voies Navigable de France (VNF). Actuellement, ces périodes froides en Seine sont plus rares. Le seuil de 5 °C s'observe **rarement plus de 50 jours**, et celui de 1 °C ne s'observe quasiment plus. Depuis la moitié du XX^{ème} siècle, la Seine n'a plus gelé à Paris.

Le graphe (b) de droite de la Figure 5 indique le nombre de jours chauds (>24°C). Les périodes chaudes sont beaucoup plus longues maintenant : elles sont **actuellement de 45 jours, contre 25 jours au début du XX^{ème} siècle**. De plus, les maximas actuels dépassent 27°C alors que ce seuil n'était jamais atteint à la fin du XIX^{ème} siècle.

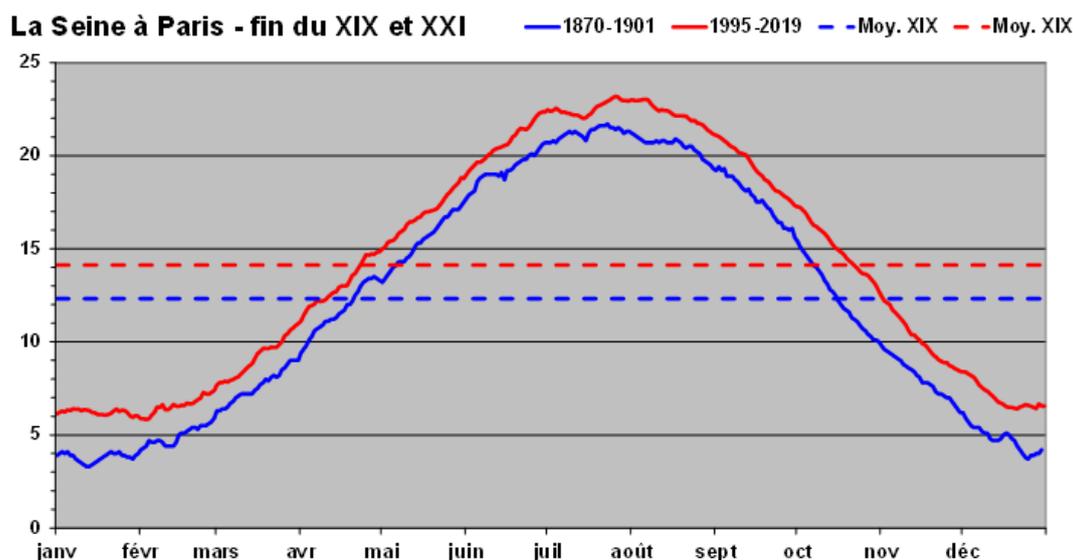


Figure 6. Évolution du régime thermique de la Seine depuis 150 ans.

Les graphes de la Figure 6 comparent les variations saisonnières de la fin du XIX^{ème} et XXI^{ème} siècle de la Seine à Paris. On peut observer des écarts dépassant 2 °C, **notamment en hiver**. La moyenne annuelle entre les deux périodes est de 1,8 °C. Ce graphe met nettement en évidence les **conséquences du réchauffement climatique**.

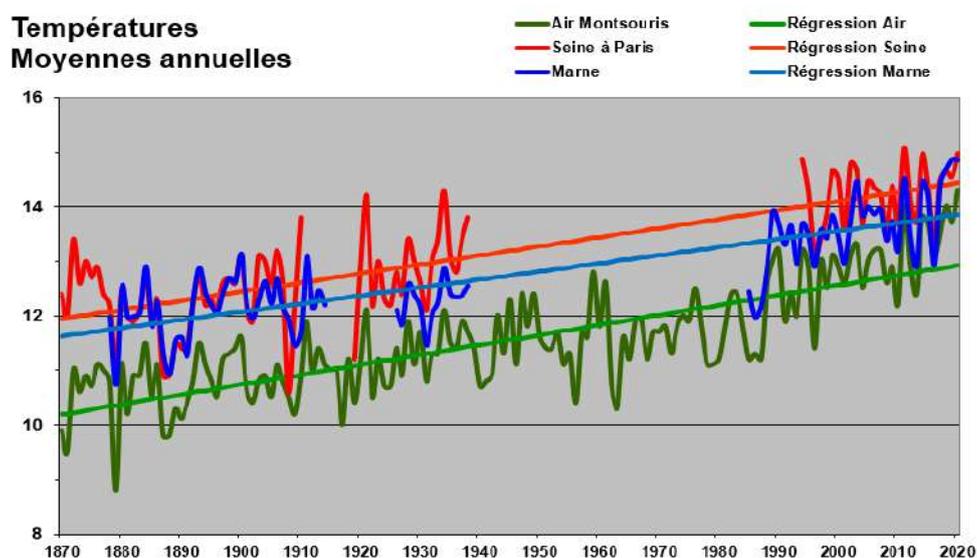


Figure 7. Tendence actuelle de l'évolution de la température de l'eau.

Les **moyennes annuelles** de 1870 à 2019 sont représentées dans la figure 7. Ces graphes indiquent une hausse de **2,5 °C** pour l'Air à Montsouris, comme pour la Seine à Paris et la Marne soit **1,6 °C par siècle**. Ces 3 courbes quasiment parallèles confirment les annonces de **Météo-France et les craintes du GIEC**. Actuellement, la température de l'eau dépasse celle de l'air : de 1°C pour la Marne et de 1,5°C pour la Seine.

1.3 Liens entre la température de l'eau et de l'air

Une relation non linéaire a été utilisée afin de décrire au mieux la distribution de la température de l'eau en fonction de celle de l'air. Différents modèles ont été proposés par Harvey et al., 2011, Mohseni et al., 1998 et Graaf et al. (2019) basés sur une fonction logistique, une sigmoïde. L'équation suivante a été utilisée :

$$T_{eau} = \frac{T_w}{1 + a e^{-rT_{air}}}$$

Équation 1

Les paramètres r , a et T_w sont optimisés en fonction des valeurs de T_{eau} et T_{air} pour que la sigmoïde soit au mieux adaptée aux pointes. Le paramètre T_w correspond à la température maximale atteinte par l'eau.

Nombreux sont les facteurs influençant la température de l'eau, des conditions météorologiques (ensoleillement, précipitations...) aux conditions géographiques (rejets thermiques industriels, ripisylve...). Cependant, tous les paramètres ont une influence plus ou moins importante, et nous allons chercher à comprendre l'influence de la température de l'air. Pour cela, il a été mentionné précédemment, nous utiliserons les données de la période 1990-2021. Ces longues chroniques permettent de prendre en compte des événements extrêmes comme les vagues de chaleur ainsi que les événements hivernaux. Ceci permet une meilleure définition de la relation entre la température de l'air et celle de l'eau.

La Figure 8 représente les données de température de l'eau journalière en fonction de celles de l'air. Le Tableau 2 regroupe les paramètres obtenus après l'optimisation de l'*Équation 1*. Les courbes obtenues air-eau sont représentées en rouge sur la Figure 8. La relation air-eau est linéaire dans l'intervalle $0^\circ\text{C} < T_{air} < 25^\circ\text{C}$.

Le palier supérieur est compris entre 24 et 29°C pour l'air et entre 28 et 31°C pour l'eau et varie notamment en fonction du cours d'eau. Dans le cas du palier inférieur, on remarque entre 1 et 4°C pour l'air et entre -5 et -10°C pour l'eau. De plus, les années 2003 et 2006, ayant été particulièrement chaudes, remplissent la pointe supérieure des sigmoïdes (Figure 9). Les années 2011 et 1990, ayant été particulièrement froides, remplissent la pointe inférieure de la Figure 9.

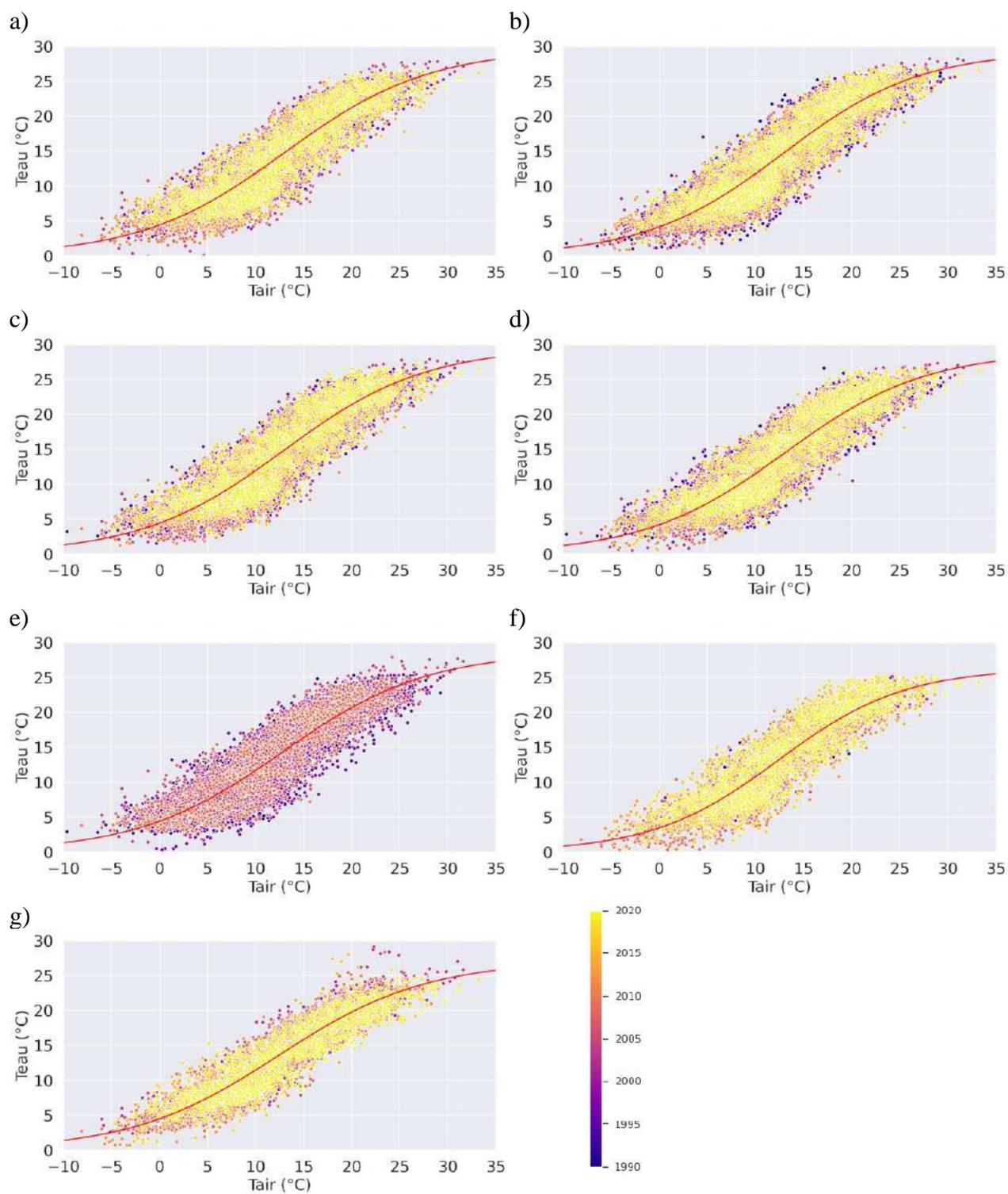


Figure 8. Relation entre la température de l'air et la température de l'eau entre 1990 et 2020 (chaque année est représentée par des couleurs différentes et la loi sigmoïde est représentée en rouge): a) Eau de la Seine à Paris, b) Eau de la Seine à Choisy-le-roi, c) La Seine à Bougival, d) La Marne à Neuilly sur Marne, e) La Seine à Oissel, f) L'Oise à Méry-sur-Oise et g) L'Yerres à Villeneuve Saint-Georges.

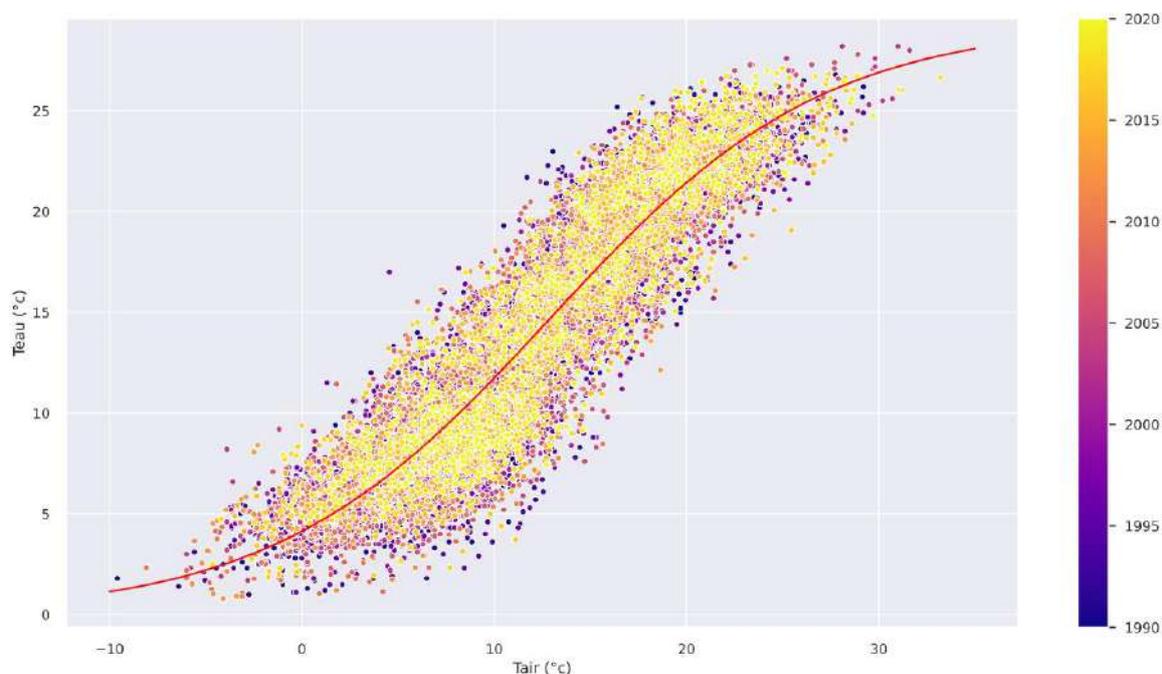


Figure 9. Liens entre la température de l'air et la température de l'eau pour la station sur la Seine à Choisy-le-Roi, de 1990 à 2020.

Cette relation sigmoïde a été également observée sur d'autres rivières comme pour la rivière Waterford au Canada (Harvey et al., 2011), la rivière Notec-Pakoscn en Pologne (Graf, 2019; Graf et al., 2019), ainsi que pour la rivière Cuyahoga aux USA (Mohseni et al., 1998). La relation air-eau de la rivière Cuyahoga, étant réalisée sur deux ans, ne fait pas ressortir les deux paliers, d'où l'importance d'une longue période d'étude. Les paliers inférieurs des rivières polonaises étudiées par Graf (2019) réalisée sur la période 1987-2013, sont parfaitement définis, contrairement au palier supérieur. Ceci s'explique notamment par la zone géographique et le climat qui influence la relation air-eau. La position de la rivière dans le bassin a également un impact sur la relation air-eau. Les relations air-eau pour la Seine ont des maxima de température plus élevés que les cours d'eau d'ordre de Stralher moins élevé. Ceci s'explique par plusieurs facteurs : i) la surface de contact entre l'air et l'eau plus importante pour les ordres de Stralher élevés, la ripisylve moins importante sur les grands cours d'eau que sur les petits cours d'eau et un ombrage moins conséquent. Dans le cas de l'agglomération parisienne, nous pouvons également ajouter la végétation moins importante, les échanges nappe-rivière peu conséquents ainsi que l'impact de l'îlot de chaleur (voir Figure 2).

Tableau 2. Récapitulatif des paramètres de la fonction de régression non linéaire pour les différentes stations.

<i>Station</i>	<i>Ordre de Stralher</i>	T_w	a	r
La Seine à Choisy-le-Roi	6	29.6	5.71	0.14
La Seine à Paris	7	29.6	5.70	0.13
La Seine à Bougival	7	29.6	5.71	0.13
La Seine à Oissel	7	28.7	5.49	0.13
La Marne à Neuilly sur Marne	6	29	5.94	0.14
L'Oise à Méry-sur-Oise	6	26.3	6.62	0.15
L'Yerres à Villeneuve Saint-Georges	4	27.0	5.02	0.13

2 Méthodologie: Projections des températures de l'eau par l'utilisation d'approches multivariées de *machine learning*

La vue d'ensemble de la méthodologie utilisée est illustrée à la Figure 10. La première étape consiste à sélectionner les prédicteurs (variables explicatives) les plus appropriés pour la prédiction de la température de l'eau grâce au module scikit-learn (Buitinck et al., 2013; Pedregosa et al., 2011)

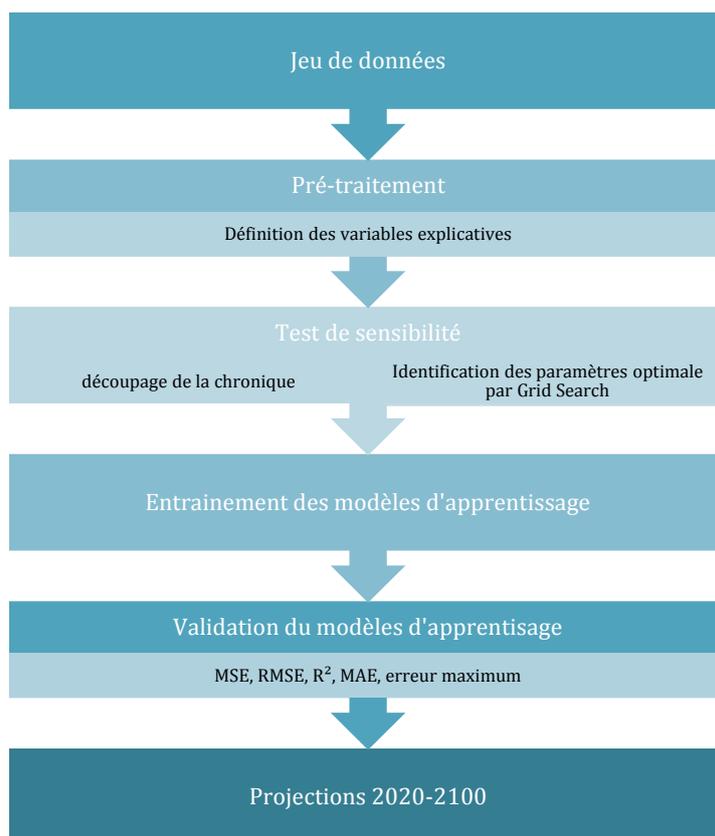


Figure 10. Architecture de la méthode de choix et d'optimisation des modèles.

2.1 Variables explicatives

Une étude de sensibilité a été réalisée en testant les diverses variables météorologiques, dont l'humidité de l'air, les précipitations, l'évapotranspiration potentielle (ETP), le débit de la rivière, le rayonnement incident, la vitesse du vent, la température maximale (T_{\max}), la température minimum (T_{\min}) et la température moyenne (T_{moy}) journalière de l'air. Les températures de l'air maximum, minimum et moyenne sont les principaux paramètres expliquant le comportement de la température de l'eau.

Des études antérieures ont montré que les informations sur les dates améliorent la prédiction de la température de l'eau (Graf et al., 2019; Zhu et al., 2018; Zhu and Heddam, 2019). Cela inclut les dates exprimées en tant que jour de l'année, selon le calendrier grégorien (c'est-à-dire année, mois, jour).

Pour améliorer ces approches, les variables d'état ont été transformées en différentes caractéristiques: variables décalées, moyennes glissantes, médianes. Les variables décalées sont des caractéristiques contenant des données provenant d'étapes temporelles antérieures. Les décalages ont été définis sur la base de variables quotidiennes. Ces décalages ont été calculés entre 1 et 30 jours. Les médianes et les moyennes glissantes ont été calculées sur des périodes de 3 jours à 30 jours. Ces caractéristiques ont également été multipliées entre elles. Le test de sensibilité des variables explicatives a été réalisé grâce au module scikit-learn (Buitinck et al., 2013; Pedregosa et al., 2011). Les prédicteurs du modèle ont été choisis en fonction de l'importance qu'il

prenait dans la prédiction. Cette importance a pu être déterminée grâce à la fonction `model.feature_importances`. Pour les modèles finaux, seules les variables dont l'importance était supérieure à 0.0001 ont été conservées. Les autres variables n'ont pas d'impact sur le résultat des prédictions. Deux autres transformations des variables explicatives ont également été utilisées : la transformation de Fourier et les transformés en ondelette.

2.1.1 La transformée de Fourier

La transformée de Fourier est utilisée pour transformer un signal de son domaine temporel à son domaine fréquentiel. Les pics du spectre de fréquences indiquent les fréquences les plus fréquentes du signal. Plus un pic est grand et net, plus une fréquence est prévalente dans un signal. L'emplacement (valeur de la fréquence) et la hauteur (amplitude) des pics du spectre de fréquence peuvent ensuite être utilisés comme des variables explicatives.

En règle générale, cette approche consistant à utiliser la transformée de Fourier fonctionne très bien lorsque le spectre de fréquences est stationnaire. En d'autres termes, les fréquences présentes dans le signal ne dépendent pas du temps ; si un signal contient une fréquence de x Hz, cette fréquence devrait être présente partout de la même manière dans le signal. Plus un signal est non stationnaire/dynamique, plus les résultats seront mauvais. Nous avons utilisé une périodicité de 365 jours pour décrire l'effet saisonnier interannuel de la variation de la température de l'air. Nous n'avons pas eu le temps de faire des tests de sensibilité sur le nombre de coefficients sinus et cosinus à inclure dans la décomposition et n'avons donc utilisé qu'un seul coefficient sinus et cosinus.

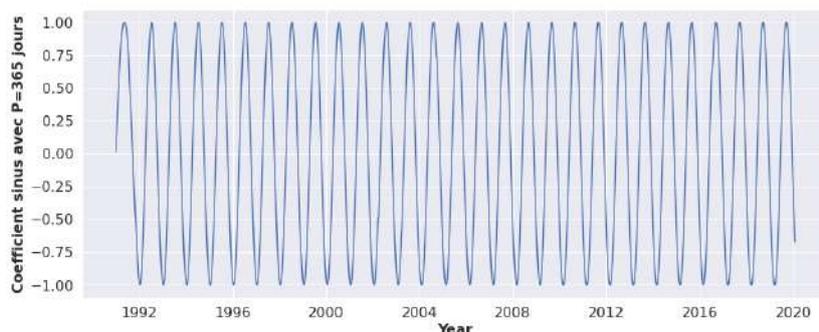


Figure 11. Coefficients sinus de la transformée de Fourier de la température de l'air.

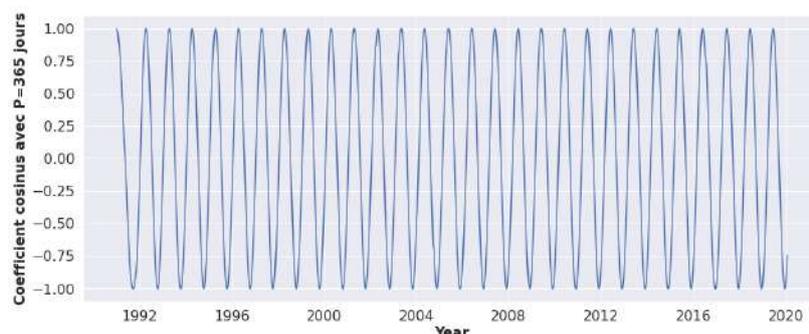


Figure 12. Coefficients de cosinus de la transformée de Fourier de la température de l'air.

2.1.2 Les transformées en ondelettes

Les transformations en ondelettes sont utilisées depuis longtemps pour le traitement du signal. Les données brutes de chroniques de données peuvent être décomposées en ondelettes. Le principal problème de l'application de la transformation en ondelettes est la sélection de l'ondelette mère et du niveau de décomposition (Ibrahim et al., 2015; Nourani et al., 2011; Nourani and Parhizkar, 2013; Sang, 2012). La méthode de la transformée en ondelettes discrètes (DWT) a été utilisée dans cette étude pour décomposer les données brutes de la chronique des températures de l'air, car les études ont montré que la DWT a une plus

grande efficacité et est plus simple à utiliser (Adamowski and Chan, 2011; Montalvo and García-Berrocal, 2015). Pour la DWT, des techniques de filtrage numérique sont utilisées pour générer un signal temporel. Les coefficients détaillés et les séries d'approximation sont obtenus à l'aide de l'algorithme des ondelettes une fois que les données brutes de la série temporelle sont passées par des filtres passe-haut et passe-bas (Zhang and Li, 2001). Le filtre est répété chaque fois qu'une partie du signal est traité puis éliminé, ce qui permet d'obtenir l'approximation (A) et un ou plusieurs détails (D). Il existe de nombreux types d'ondelettes, dont les ondelettes de Daubechies, Symmlet, Haarn. Pour la DWT, les plus couramment utilisées sont les ondelettes de Daubechies. L'ondelette de Daubechies de niveau 10 (Db10) a été largement utilisée, car ses coefficients d'ondelettes peuvent capturer la quantité maximale d'énergie du signal (Jensen, 2000; Wang et al., 2013). La Db10 a donc été utilisée dans cette étude. Le nombre de niveaux de décomposition peut être déterminé à l'aide de la méthode fournie par (Nourani et al., 2009) dans notre étude, le niveau de décomposition est de 8. Lorsque la chronique des températures de l'air est transformée par l'ondelette, nous obtenons une partie d'approximation (A) et huit détails (D1, D2, D3, D4, D5, D6, D7 et D8). La Figure 13 présente les résultats de la température de l'air pour la station de la Seine à Paris.

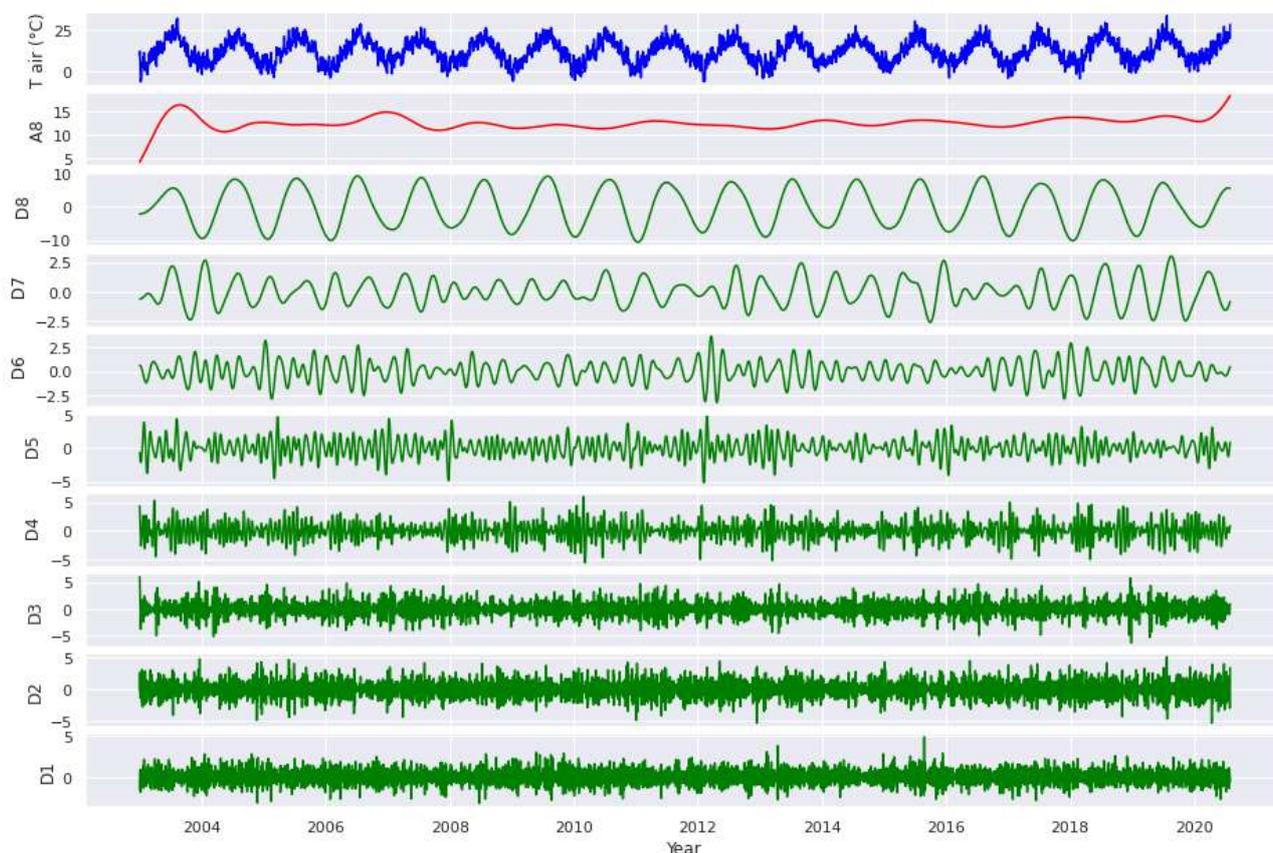


Figure 13. Chronique de température de l'air à Orly et décompositions de cette chronique en utilisant l'ondelette db10. A8) approximation. D1) D2) D3) D4) D5) D6) D7) et D8) : détails.

2.2 Périodes d'entraînement et de validations des modèles

Les périodes d'entraînement doivent être plus longues que les périodes de validations. Ces deux périodes ne doivent pas se superposer pour assurer la validité du modèle. Les périodes d'entraînement ont été choisies en fonction des stations et des manques de données. Cette période ne doit contenir aucun manque de données de plus de 7 jours.

2.3 Critère d'évaluation

Quatre indicateurs de performance de modélisation, tels que le coefficient de corrélation (r), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et l'erreur maximum, sont utilisés pour évaluer les performances des modèles. Les formules des différents critères sont données ci-dessous :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{pred}^i - y_{obs}^i)^2}$$

Équation 2

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{pred}^i - y_{obs}^i|$$

Équation 3

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{obs}^i - \overline{y_{obs}})(y_{pred}^i - \overline{y_{pred}})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{obs}^i - \overline{y_{obs}})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{pred}^i - \overline{y_{pred}})^2}}$$

Équation 4

où n est le nombre d'échantillons, y_{obs} les températures de l'eau observées et y_{pred} les températures prédites par les modèles.

2.4 Projection de la température de l'eau de la Seine

Le jeu de projections DRIAS-2020 (DRIAS, 2020; Ouzeau et al., 2014) a été élaboré et mis à disposition par Météo-France avec l'appui du Cerfacs et de l'IPSL, et avec le soutien financier du ministère de la Transition écologique. L'évolution des émissions des gaz à effet de serre (GES) dépend des activités anthropiques et des choix politiques futurs. Ceux-ci sont pris en compte à travers les scénarios d'émissions RCP - *Representative Concentration Pathways* (Annexe 1). Les différents scénarios donnent des températures très différentes (Figure 14). Le jeu de projections DRIAS se compose de 30 simulations couvrant les trois scénarios climatiques. Ces différents RCP sont classés, nommés en termes de forçage radiatif, c'est-à-dire en fonction des résultats du bilan radiatif global de la planète pour différents scénarios d'émissions de GES et d'aérosols.

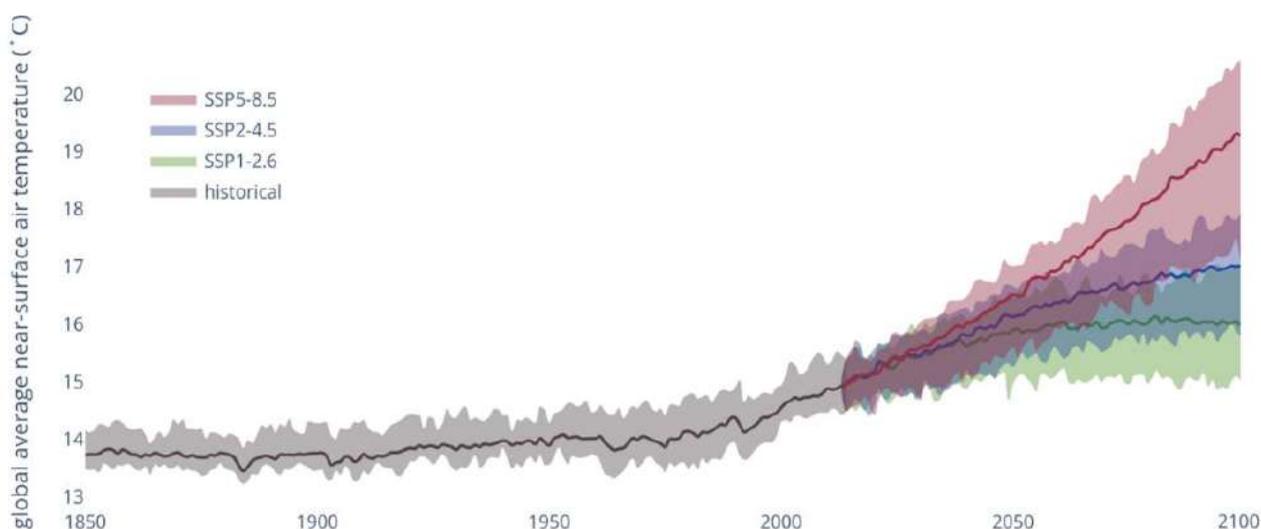


Figure 14. Évolutions des températures entre 1950 et 2100, selon les différents scénarios disponibles. D'après Climate Model Intercomparison (CPMI version 6). Source : Copernicus 04/2021.

Trois profils ont été établis, avec des forçages radiatifs de 2.6, 4.5 et 8.5. Ces différents scénarios correspondent à une hausse de la température moyenne de la surface du globe différente : 0,3°C à 1,7°C (RCP 2.6), 1,1°C à 2,6°C (RCP 4.5), et 2,6°C à 4,8°C (RCP 8.5). La hausse de température est plus forte l'été dans les scénarios RCP4.5 et RCP8.5 avec respectivement +2,2°C et +4,5°C en valeur médiane et jusqu'à +3,3°C et +6°C dans l'enveloppe haute de la distribution (DRIAS, 2020).

Grâce au modèle LASSO, des projections sur la période 2021-2100 ont été réalisées en utilisant les données et projections climatiques disponibles sur DRIAS 2020 (DRIAS, 2020). Les données DRIAS sont extraites de l'Euro-Cordex couvrant trois scénarios climatiques RCP2.6, RCP4.5 et RCP 8.5. Les différents modèles sont décrits dans le Tableau 3.

Tableau 3. Liste des différents modèles climatiques utilisés (DRIAS, 2020).

Nom de la simulation	Institution	GCM	RCM	Scénarios
CNRM-CERFACS-CNRM-CM5_CNRM-ALADIN63	CNRM	CNRM-CM5	ALADIN63	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6
MPI-M-MPI-ESM-LR_CLMcom-CCLM4-8-17	CLMcom	MPI-ESM	CCLM4-8-17	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6
MOHC-HadGEM2-ES_ICTP-RegCM4-6	ICTP	HadGEM2	RegCM4-6	RCP8.5, — , RCP2.6
ICHEC-EC-EARTH_SMHI-RCA4	SMHI	EC-EARTH	RCA4	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6
IPSL-IPSL-CM5A-MR_IPSL-WRF381P	IPSL	IPSL-CM5A	WRF381P	RCP8.5, RCP4.5, —
NCC-NorESM1-M_GERICS-REMO2015	GERICS	Nor-ESM1	REMO2015	RCP8.5, — , RCP2.6
MPI-M-MPI-ESM-LR_MPI-CSC-REMO2009	CSC	MPI-ESM	REMO2009	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6
MOHC-HadGEM2-ES_CLMcom-CCLM4-8-17	CLMcom	HadGEM2	CCLM4-8-17	RCP8.5, RCP4.5, —
ICHEC-EC-EARTH_KNMI-RACMO22E	KNMI	EC-EARTH	RACMO22E	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6
IPSL-IPSL-CM5A-MR_SMHI-RCA4	SMHI	IPSL-CM5A	RCA4	RCP8.5, RCP4.5, —
CNRM-CERFACS-CNRM-CM5_KNMI-RACMO22E	KNMI	CNRM-CM5	RACMO22E	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6
NCC-NorESM1-M_DMI-HIRHAM5	DMI	Nor-ESM1	HIRHAM5 v3	RCP8.5, RCP4.5, —

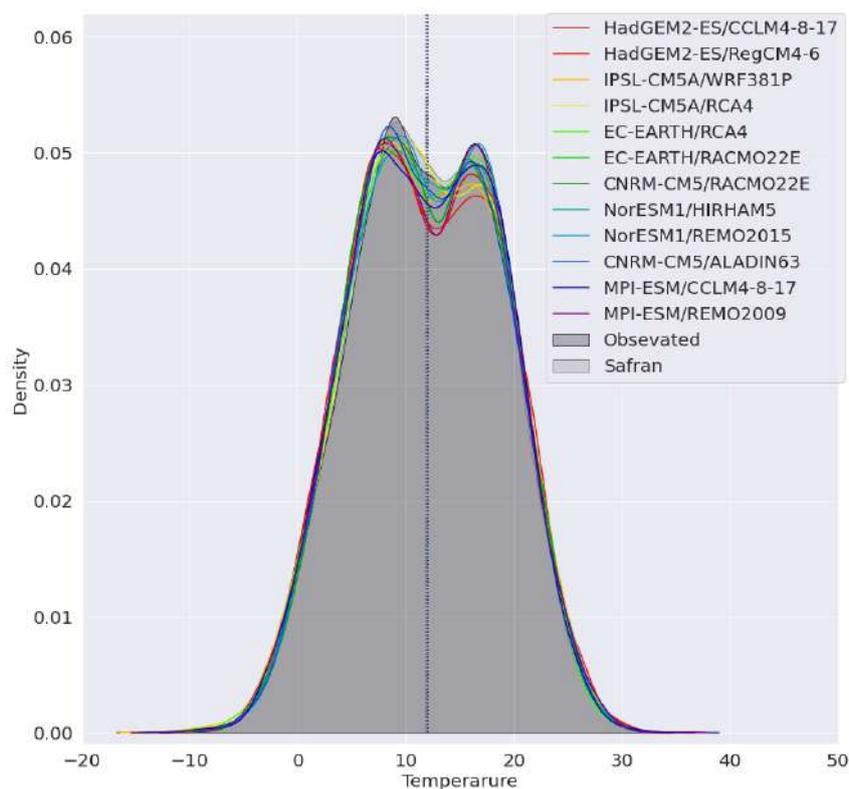


Figure 15. Comparaison des densités de température de l'air entre les modèles climatiques, les données observées à la station d'Orly et les données SAFRAN sur la période de 1970 à 2020.

La Figure 15 représente la distribution des températures de l'air pour les différents modèles climatiques. Les distributions sont très proches les unes des autres. Les données de températures d'air pour entraîner et valider les modèles sont les données de la base de données SAFRAN.

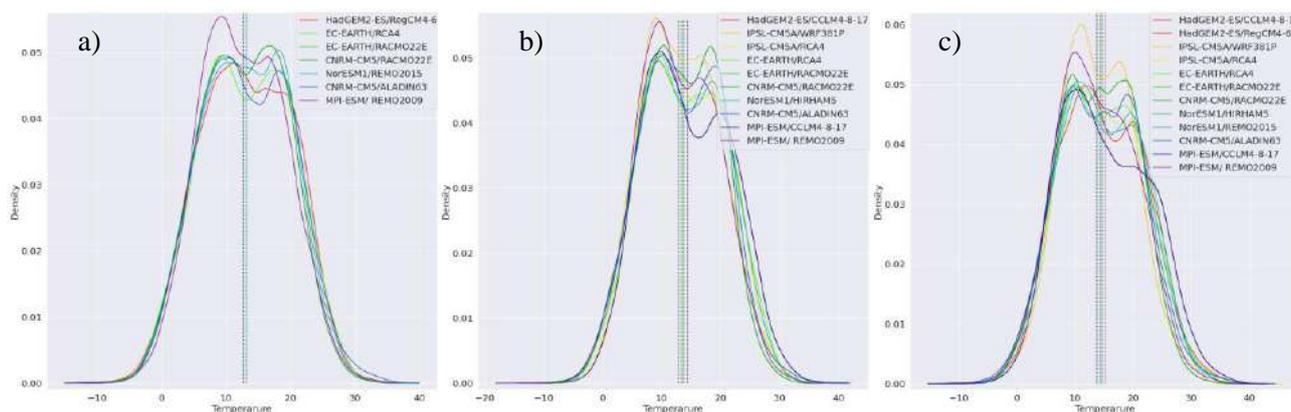


Figure 16. Comparaison des densités de température de l'air entre les modèles climatiques pour la projection 2020 à 2100 pour les trois scénarios : a) RCP2.6, RCP4.5 et RCP8.5.

La Figure 16 représente la distribution des températures de l'air pour les différents RCP. Chaque modèle climatique présente une distribution de température de l'air différente malgré une moyenne très proche. Ceci est important pour la suite de notre étude et explique les différences que l'on obtient dans nos projections de la température de l'eau.

3 Résultats et discussions

3.1 Choix des variables explicatives (*features*)

Les principales variables explicatives les plus importantes sont les mêmes pour toutes les stations. Elles dérivent toutes des moyennes et médianes glissantes de la température journalière moyenne, minimale et maximale de l'air. Les autres variables ont obtenu des importances inférieures à 0.0001. Nous détaillerons seulement les variables explicatives de la Seine à Paris, car les résultats sont très proches. La médiane glissante calculée sur une fenêtre de 15 jours précédents le jour de la prédiction est le prédicteur avec le plus de poids à la hauteur de 15%. Il en va de même pour les moyennes glissantes calculées sur des fenêtres de 15, 10 et 30 jours, avec des importances respectives de 10% , 8% et 2%. Les médianes classiques apportent elles aussi une amélioration des projections, avec 6% d'importance avec une fenêtre de 10 jours et 5% avec une de 15. En effet, la température de l'air doit rester supérieure à celle de l'eau pendant une période suffisamment longue pour induire un réchauffement de celle-ci. Le nombre de jours consécutifs où la température de l'air a été inférieur à 14°C, impact sur la projection avec 1% d'importance. Les minima et maxima journaliers de la température de l'air influencent également la température de l'eau, particulièrement du jour précédent, qui améliore aussi les projections. Les nouveaux prédicteurs, basés sur la multiplication ou la division de prédicteurs importants, ont permis de leur donner plus de poids dans le modèle. En effet, la multiplication des moyennes glissantes sous 10 et 15 jours a une importance de 12%, semblablement au quotient de la médiane sous 15 jours et du maximum atteint par la température de l'air le jour précédant la projection. Cela fait de ces deux prédicteurs les deuxièmes plus important dans le modèle.

Les différentes décompositions réalisées avec la transformée de Fourier et les ondelettes de la température moyenne journalière de l'air ont nettement amélioré les prévisions. Les transformées de Fourier, partie cosinus et sinus, nous donnent accès à la décomposition en fréquence, améliorant le modèle via la mise en évidence de comportements saisonniers. La partie cosinus prend une importance de 1% dans le modèle. Le signal sera aussi décomposé en échelle de temps, la 8ème décomposition a été retenue comme celle ayant le plus d'importance dans la prédiction avec 3%.

3.2 Choix du modèle

Une fois les paramètres des différents modèles (linéaire, polynomial, LASSO, ridge et random forest) optimisés pour chaque station, les performances de modélisation ont été évaluées sur les périodes de validation en utilisant les valeurs RMSE, MAE, R et l'erreur maximale (Tableau 4). Les différents coefficients de déterminations r^2 n'auront pas été pris en compte pour le choix du modèle, car étant tous plus ou moins égaux à 0.99. Les modèles développés ont été capables de prédire avec succès la température de l'eau en utilisant la température de l'air déclinée en différentes variables.

Les différences entre les modèles restent faibles, néanmoins, les modèles Lasso possèdent les MAE et RMSE et l'erreur maximum les plus faibles. Le modèle linéaire est le plus mauvais des modèles. Il ne permet pas de reproduire les valeurs extrêmes.

Tableau 4. Critères statistiques des meilleurs modèles.

Rivière	Station	Modèle	RMSE	MAE	Erreur max
Seine	Bougival	Linéaire	0,94°C	0,78°C	3,5°C
	Paris		0,85°C	0,69°C	3,5°C
	Choisy-le-roi		0,98°C	0,74°C	3°C
Marne	Neuilly sur Marne		1,13°C	0,83°C	3,2°C
Seine	Bougival	Polynomial	0,74°C	0,58°C	2,61°C
	Paris		0,65°C	0,49°C	3,09°C
	Choisy-le-roi		0,68°C	0,54°C	2,53°C
Marne	Neuilly sur Marne		0,8°C	0,63°C	2,80°C
Seine	Bougival	Ridge $\alpha=0.1$	0,73°C	0,59°C	2,61°C
	Paris	Ridge $\alpha=3$	0,65°C	0,46°C	3,06°C
	Choisy-le-roi	Ridge $\alpha=0.01$	0,68°C	0,54°C	2,53°C
Marne	Neuilly sur Marne	Ridge $\alpha=0.01$	0,80°C	0,63°C	2,80°C
Seine	Bougival	Lasso $\alpha=0.0001$	0,73°C	0,58°C	2,55°C
	Paris	Lasso $\alpha=0.01$	0,63°C	0,49°C	2,48°C
	Choisy-le-roi	Lasso $\alpha=0.003$	0,66°C	0,52°C	2,47°C
Marne	Neuilly sur Marne	Lasso $\alpha=0.005$	0,64°C	0,49°C	2,79°C
Seine	Bougival	Random Forest	0,77°C	0,62°C	3,01°C
	Paris		0,69°C	0,53°C	2,93°C
	Choisy-le-roi		0,73°C	0,58°C	2,79°C
Marne	Neuilly sur Marne		0,65°C	0,53°C	1,97°C

3.3 Projections climatiques de la température de l'eau de 2020 à 2100

3.3.1 Projections de la température annuelle de 2020 à 2100

Les résultats de toutes les projections de la température de l'eau de la Seine à Paris ont été regroupés sur la Figure 17. Les figures (a), (b) et (c) représentent les moyennes des projections pour chaque scénario climatique (RSP2.6, RCP 4.5 et RCP8.5). Les enveloppes représentent l'intervalle entre la température prédite la plus élevée et la température la moins élevée. Cet intervalle rend compte des différences de températures obtenues avec les différents modèles climatiques. Pour les projections obtenues avec le RCP 2.6, on observe pour l'eau une certaine stabilisation des températures actuelles dans les projections à long terme, alors que le scénario de RCP 4.5 reste dans la continuité des observations actuelles, avec une légère hausse au fil du temps. Dans tous les cas, l'évolution des températures futures présentées sur la Figure 17 est marquée par une augmentation de la température de l'eau. Les projections faites pour le scénario 2.6 ne seront pas retenues et étudiées, car cette perspective ne serait pas réaliste au vu de la situation actuelle.

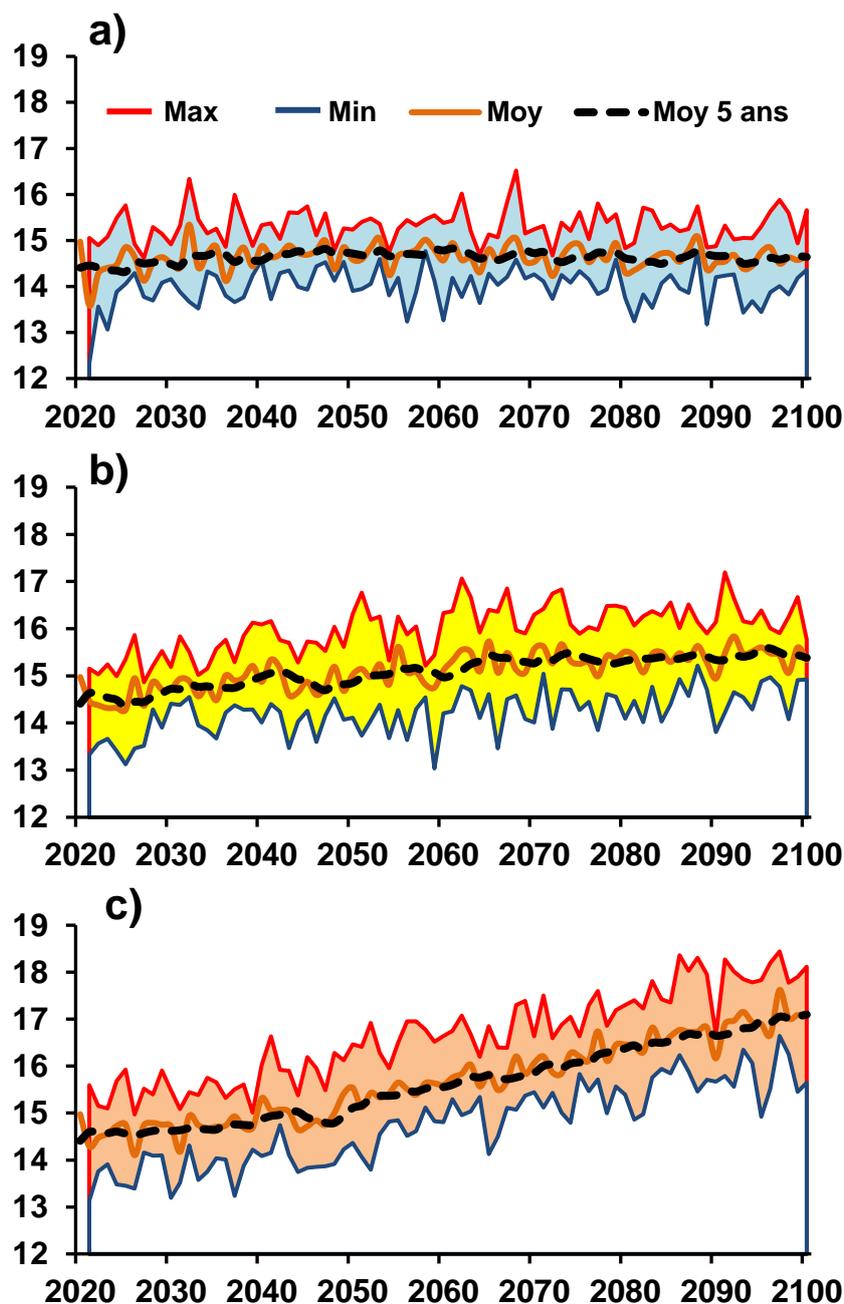


Figure 17. Résultats des projections de la température de la Seine pour tous les scénarios climatique présentés dans le Tableau 3, (a) projections réalisées avec le scénario RCP 2.6, (b)) projections réalisées avec le scénario RCP 4.5, (c)) projections réalisées avec le scénario RCP 8.5.

Les figures 18 et 19 présentent l'évolution annuelle des températures de l'eau pour les quatre stations. Le Tableau 5 regroupe les températures moyennes des projections de la température de l'eau pour les 4 stations et les 3 scénarios RCP. Ces estimations découlent de la moyenne des projections réalisées avec les 30 scénarios climatiques. Les trois stations de la Seine ont une évolution très similaire avec des températures de l'eau légèrement plus réactives aux variations de la température de l'air pour la station située à Choisy-le-roi, c'est-à-dire que la température diminue ou augmente plus rapidement que pour les autres stations. Ceci est lié à sa position dans le bassin, cette station étant située en amont de Paris. La Marne est plus fraîche que la Seine dans les données historiques, et reste plus fraîche dans les projections avec le scénario RCP 4.5. Dans les projections réalisées avec le scénario RCP 8.5, la température de la Marne devient plus forte que celle de la Seine à partir de 2060. Des analyses plus poussées doivent être réalisées pour comprendre ce résultat.

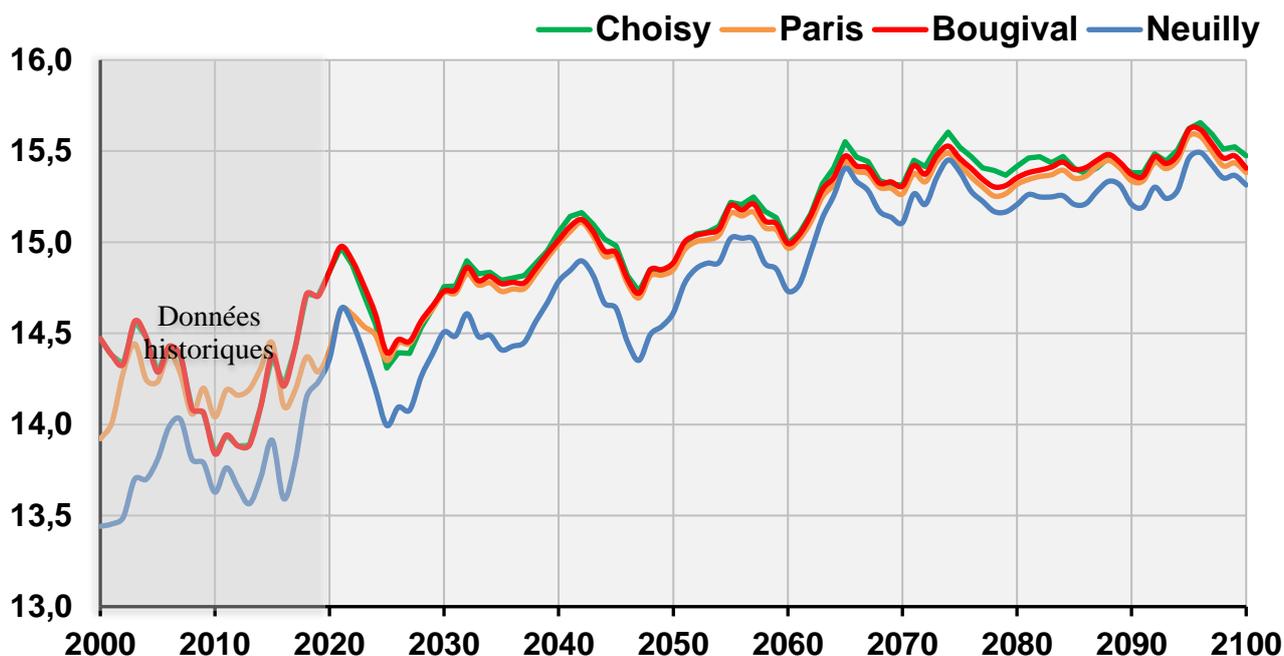


Figure 18 Comparaison des projections de la température de l'eau pour les quatre stations pour le scénario 4.5 : Choisy : la Seine à Choisy-le-roi, Paris : la Seine à Paris, Bougival : la Seine à Bougival et Neuilly : la Marne à Neuilly sur Marne.

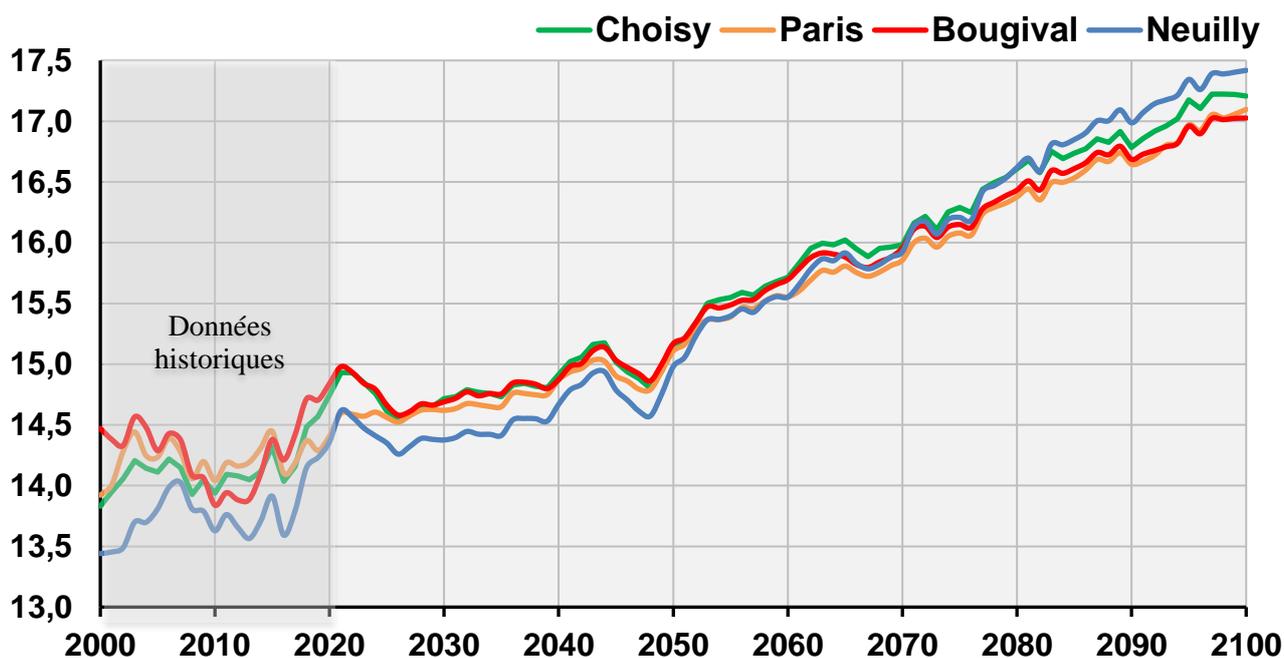


Figure 19. Comparaison des projections de la température de l'eau pour les quatre stations pour le scénario 8.5 : Choisy : la Seine à Choisy-le-roi, Paris : la Seine à Paris, Bougival : la Seine à Bougival et Neuilly : la Marne à Neuilly sur Marne.

Tableau 5. Température moyenne sur 5 ans pour quatre horizons.

Horizons	Rivière	Station	RCP 2,6	RCP 4,5	RCP 8,5
H0 (2020)	Seine	Bougival	14.8	14.8	14.8
		Paris	14.4	14.4	14.4
		Choisy-le-roi	14.8	14.8	14.8
	Marne	Neuilly sur Marne	14.4	14.4	14.4
H1 (2050)	Seine	Bougival	14.6	14.9	15.2
		Paris	14.7	14.8	15.1
		Choisy-le-roi	14.6	14.6	15.0
	Marne	Neuilly sur Marne	14.8	14.9	15.2
H2 (2070)	Seine	Bougival	14.7	15.3	16.0
		Paris	14.7	15.3	15.9
		Choisy-le-roi	14.7	15.3	16.0
	Marne	Neuilly sur Marne	14.6	15.1	15.9
H3 (2100)	Seine	Bougival	14.8	15.4	17.0
		Paris	14.6	15.4	17.1
		Choisy-le-roi	14.7	15.5	17.2
	Marne	Neuilly sur Marne	14.4	15.3	17.4

3.3.2 Évolution du régime thermique de la Seine

L'évolution des régimes annuels de températures pour la Seine depuis 1870 est représentée sur la Figure 20 où on observe globalement une forte hausse de la température. Dans le cas du scénario RCP4.5, les projections prévoient une certaine constance des régimes de températures à partir de l'horizon 2080, ce qui n'arrive pas dans le cas du scénario RCP 8.5. En effet, pour l'horizon 2100, la moyenne annuelle tend vers les 17°C, pour le scénario RCP 8.5, impliquant une hausse maximale des moyennes annuelles des températures de plus de 2.5°C pour la Seine d'ici 2100. Cependant, les observations montrent que les saisons les plus impactées sont et resteront l'hiver et l'été. Les hivers sont plus doux et les étés plus chauds. Ce phénomène persiste dans les différentes projections, mais reste le plus visible pour les scénarios avec un forçage radiatif élevé. En effet, au printemps, les projections sont quasiment superposées, notamment pour le scénario RCP 4.5. Dans le cas de l'automne, une légère hausse est observée pour les deux scénarios. Cependant, au vu de l'augmentation déjà constatée entre les périodes 1870-1901 et 1995-2020, avec une hausse d'environ 2°C, c'est le scénario de RCP 8.5 qui respecte le mieux cette continuité.

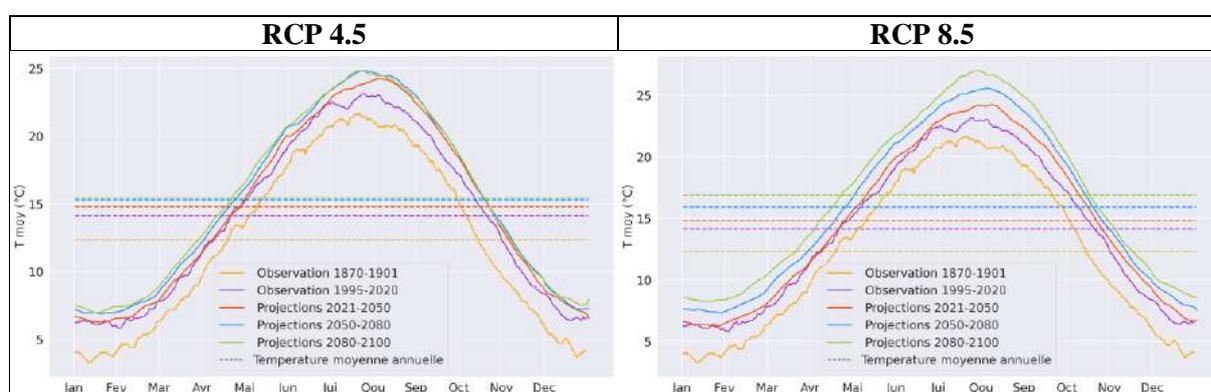


Figure 20. Projections des régimes thermiques annuels de la Seine pour les différents scénarios climatiques RCP4.5 et RCP8.5

3.3.3 Évolution du nombre de jours froids et chauds des différentes projections

L'étude quantitative du nombre de jours qualifiés de chauds et de froids, en fonction des différents paliers de températures choisies, confirme les observations réalisées sur la Figure 5. Les résultats présentés sur

les figures 21 et 22 sont ceux obtenus sur la moyenne des différentes projections de la température de l'eau. Le RCP4.5 comporte 10 projections et le RCP8.5 inclut 12 projections. Le nombre de jours est cumulé par décennie. Nous observons une diminution drastique des jours où $T_{eau} \leq 5^{\circ}\text{C}$ ainsi qu'une augmentation du nombre de jours où $T_{eau} > 27^{\circ}\text{C}$, et ce peu importe le forçage radiatif du scénario climatique utilisé. Les températures sont inférieures à 5°C jusqu'à présent. Dans le futur, les températures inférieures à 5°C disparaissent et les températures les plus basses sont comprises entre 5°C et 7°C , les températures inférieures à 3°C n'existeront plus du tout.

La différence entre les scénarios 4.5 et 8.5 est particulièrement marquée pour les décennies de 2050 à 2070, et s'accroît pour les décennies 2080 et 2100. D'ici l'année 2100, nous pouvons donc nous attendre à voir peu à peu disparaître la quantité de jours où la température de l'eau sera inférieure ou égale à 7°C , jusqu'à disparition complète, pour le scénario RCP 8.5 pour la décennie 2090-2100. La conséquence sera inversée pour les températures élevées, où une prédominance va s'installer, comme on les constate sur les figures 21 et 22. Jusqu'à présent, la température de la Seine et la température de la Marne ne connaissent que très peu des températures telles que $T_{eau} > 27^{\circ}\text{C}$. Pour le scénario RCP 8.5, la quantité de jours où la température de la Seine dépassera les 27°C se verra multipliée d'ici 2100.

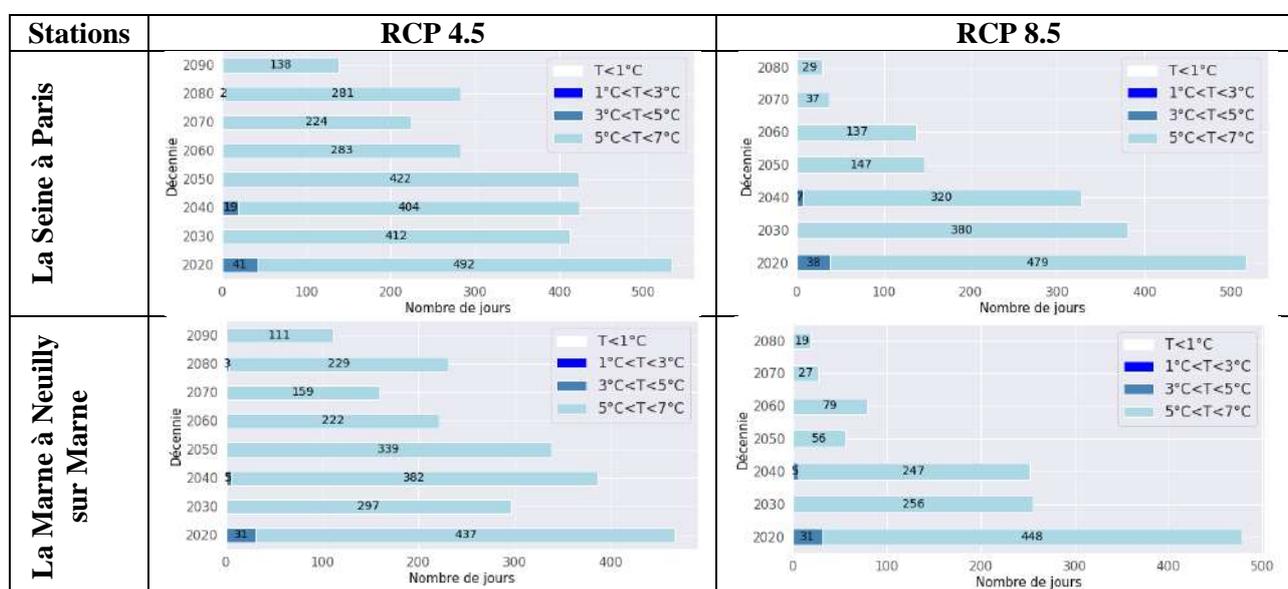


Figure 21. Nombre de jours froids par décennie jusqu'en 2100 pour les deux scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5.

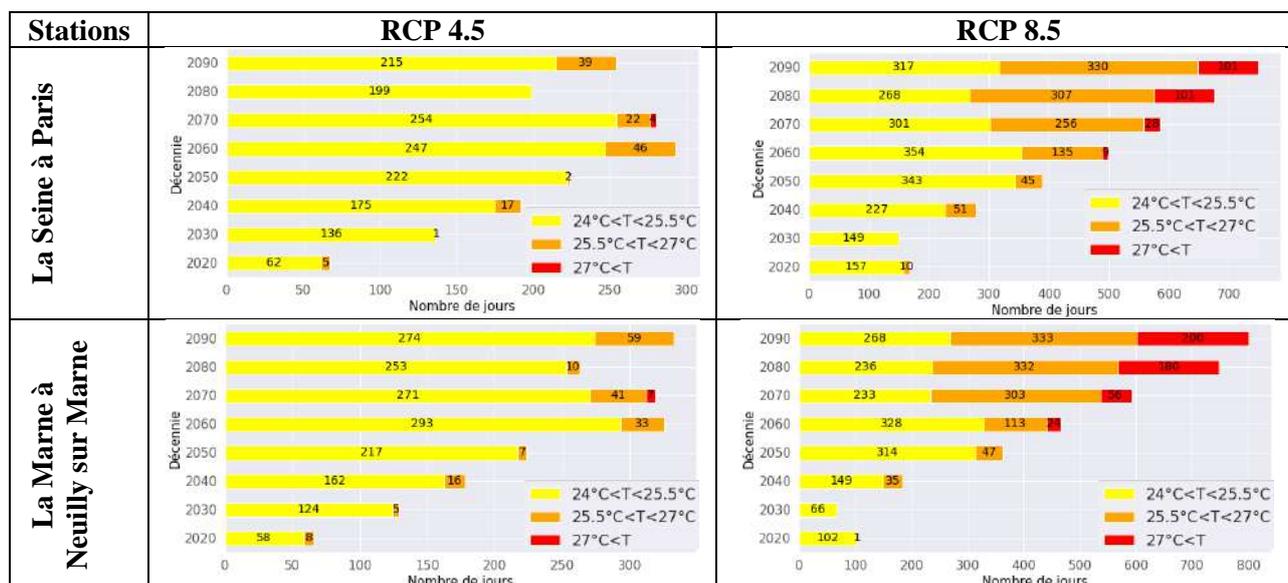


Figure 22. Nombre de jour chaud par décennie jusqu'en 2100 pour les deux scénarios RCP 4.5 et RCP 8.5

L'apparition régulière des températures extrêmes, $T_{eau} > 27^{\circ}\text{C}$, est confirmé par le diagramme par la Figure 22, pour les deux scénarii. La quantité de jours où $24^{\circ}\text{C} < T_{eau} < 25.5^{\circ}\text{C}$ se stabilise à partir de 2050, entre 200 et 300 jours par décennie pour le scénario 4.5 et entre 250 et 350 pour le scénario 8.5. Les différences seront notables pour des températures supérieures à 25.5°C , où la quantité de jours concernés sera de plus en plus importante. Les gammes de températures utilisées n'ont pas été choisies au hasard. En effet, comme il en a été discuté dans la partie 1.1, des arrêtés réglementent l'utilisation de l'eau. L'arrêté ministériel du 2 février 1998 stipule que de l'eau dont la température dépasse les 25°C ne peut être utilisée pour de la production d'eau alimentaire. Si d'ici l'année 2100, le réchauffement climatique suit le scénario RCP 8.5, la température de l'eau pourrait poser de gros problèmes quant à l'utilisation de l'eau dans un cadre alimentaire au vu de l'augmentation croissante du nombre de jours où $T_{eau} > 25.5^{\circ}\text{C}$. Le secteur de la production d'énergie sera lui aussi fortement touché par le réchauffement des rivières (Calmets and Corompt, 1972; Hartmann et al., 2013). Par exemple, lors de l'été 2020, et selon la RGN, un des réacteurs de la centrale nucléaire de Golfech a été arrêté le 31 juillet pendant plusieurs jours, à la suite de l'évolution de la température des eaux de la Garonne qui était montée à 27.5°C (Crampon, 2020). Or le seuil d'autorisation d'exploitation de la centrale stipule que la température de l'eau utilisée doit être inférieure à 28°C , sous peine d'arrêt de la production. Concernant les écosystèmes, et notamment les poissons, une telle hausse des températures pourrait avoir des conséquences catastrophiques d'ici 2100 sur la qualité de l'eau, par exemple la modification des cycles biogéochimique (Berounsky and Nixon, 1990; Wang et al., 2019) ou la production de biofilm (Bouletreau et al., 2012; Maki and Mitchell, 1989). De manière globale, la hausse des températures va directement impacter les différentes espèces piscicoles tout au long de leur développement ainsi que pendant leur phase de reproduction (Isaak et al., 2012; Jonsson and Jonsson, 2017; Payne et al., 2016; Sallam and Elsayed, 2015; Salmaso et al., 2017; Sinokrot et al., 1995). Les gammes de températures maximales des espèces majoritaires de l'Europe de l'Ouest sont listées dans la Figure 23. Par exemple, dans la phase embryonnaire, des espèces telles que le hotu, le brochet ou la perche ont une limite supérieure respective de leurs zones de résistance de 20°C , 23°C et 21°C (Tissot and Souchon, 2010). Il en va de même pour les températures maximales permettant la reproduction, qui tournent majoritairement entre 14°C et 25°C . Les températures maximales sont de 14°C pour le hotu et de 15°C pour le brochet et la perche fluviatile.. Ces trois espèces sont présentes dans les eaux de la Seine. Au vu des résultats obtenus lors des projections pour la température de l'eau de la Seine, des conséquences néfastes sur les poissons seront certaines.

	Embryon			Larve			Juvénile			Adulte			Reproduction	
	Opt. min	Opt. max	MAX	Opt. min	MAX									
BLN							13	15		10	18	27	12	15
TOX				14	18					16	25		9	14
HOT	10	17	20	15	25	28	15	25		15	24		8	14
GOU	16	20					7	27		7	30	36	12	17
CHE	16	24	30	14	25		14	25	30	14	24	30	15	20
VAN	7	15	25	16	25		12	25		10	25	32	7	12
SPI				19	24		12	24		12	24	27	14	21
BAF	16	21		15	19	24	13	24	32	10	24	32	13	20
BOU										12	30	37	15	21
GAR	12	24	26				7	21	30	12	25	31	10	18
ABL	21	27	31							20	30	35	15	28
BRE	12	23	28				14	28	34	10	26	35	12	20
BRB										16	25		15	25
PER	12	18	21	12	25	34	10	25	32	16	27	33	8	15
GRE	9	21	24	25	30		7	25	30	15	25	31	6	18
SAN	12	20	25	14	23	31	27	30	34	27	30	35	6	20
BRO	8	14	23	12	21	28	19	21	31	10	24	31	8	15
PES							13	28	30	12	30	35	13	25
SIL										12	28	32	20	25

Code	Famille	Nom vernaculaire	Nom latin
ABL	Cyprinidae	ablette	<i>Alburnus alburnus</i>
BAF	Cyprinidae	barbeau fluviatile	<i>Barbus barbus</i>
BLN	Cyprinidae	blageon	<i>Telestes souffia</i>
BOU	Cyprinidae	bouvière	<i>Rhodeus sericeus</i>
BRB	Cyprinidae	brème bordelière	<i>Blicca bjoerkna</i>
BRE	Cyprinidae	brème commune	<i>Abramis brama</i>
BRO	Esocidae	brochet	<i>Esox lucius</i>
CHE	Cyprinidae	chevesne	<i>Leuciscus cephalus</i>
GAR	Cyprinidae	gardon	<i>Rutilus rutilus</i>
GOU	Cyprinidae	goujon	<i>Gobio gobio</i>
GRE	Percidae	grémille	<i>Gymnocephalus cernuus</i>
HOT	Cyprinidae	hotu	<i>Chondrostoma nasus</i>
PER	Percidae	perche fluviatile	<i>Perca fluviatilis</i>
PES	Centrarchidae	perche soleil	<i>Lepomis gibbosus</i>
SAN	Percidae	sandre	<i>Stizostedion lucioperca</i>
SIL	Siluridae	silure	<i>Silurus glanis</i>
SPI	Cyprinidae	spirlin	<i>Alburnoides bipunctatus</i>
TOX	Cyprinidae	toxostome	<i>Chondrostoma toxostoma</i>
VAN	Cyprinidae	vandoise	<i>Leuciscus leuciscus</i>

Figure 23. Gamme des températures optimales pour chaque espèce de poisson : Opt. Min température minimum optimal, Opt. Max ; température maximale optimal et MAX ; limite supérieure de résistance, et max. Les espèces suivantes ont été recensées dans la Seine : Ablette, Barbeau fluviatile, Bouvière, Brème bordelière, Brème commune, Brochet, Chevesne, Epinochette Gardon, Goujon, Grémille, Hotu, Perche, Perche soleil, Sandre, Silure glane. (Tissot and Souchon, 2010)

Conclusion et perspectives

Lors de cette étude, plusieurs modèles de *machine learning*, basés en grande partie sur les moyennes journalières de la température de l'air ont été développés afin d'obtenir les meilleures prévisions possibles de la température de l'eau des rivières. Le modèle a pour le moment, uniquement été appliqué à la Seine et la Marne, mais le sera prochainement sur toutes les stations qui ont été étudiées dans le cadre de l'étude de la corrélation entre la température de l'air et celle de l'eau. Les résultats des différents modèles conduisent à dire qu'un modèle non linéaire reste le mieux adapté pour prédire la température des rivières. De plus, les différentes décompositions du signal ont montré l'importance de l'exploitation d'une métrique. Dans le cas de la Seine et la Marne, le débit ainsi que les précipitations ne font pas partie des prédicteurs les plus importants, du fait des nombreux barrages se trouvant sur ces axes fluviaux. La température de l'air et ses paramètres dérivés sont donc les plus impactant. La **corrélation entre la température de l'eau et la température de l'air** se présente sous la forme **d'une relation sigmoïde pour toutes les rivières du bassin Seine-Normandie**. Une observation importante de cette corrélation est aussi la nécessité de disposer d'un grand nombre de données, sur **au moins 30 ans**, les pointes de la sigmoïde étant définie uniquement par les deux extremums de températures. Les paramètres climatiques pourraient cependant être très importants dans le cas d'une rivière impactée directement par la fonte des neiges ou dépourvue d'installations hydrauliques (écluses, barrages). Un grand nombre d'autres paramètres climatiques pourraient fortement participer à améliorer le modèle pour la prédiction de la température de l'eau des rivières plus petites (ordre de Strahler <4), comme les radiations solaires, l'ombrage, l'évapotranspiration ou les apports d'eau souterrains. Il serait néanmoins intéressant d'étudier d'autres rivières et d'évaluer l'importance des différents paramètres utilisés pour la prédiction, afin de voir quels sont ceux qui ont le plus d'importance en fonction de différents régimes climatiques, hydrologiques et de la position de la rivière dans le bassin.

Les résultats des différentes projections montrent l'importance de surveiller l'évolution des températures des fleuves. L'utilisation de scénarios climatiques différents a montré une convergence des résultats pour les projections réalisées sur la base d'un modèle pour l'air avec des RCP identiques. De manière journalière, les températures de la Seine ne dépasseront pas les 28-30°C en moyenne, suivant la localisation de la rivière. Cependant, les températures élevées seront observées de manière plus régulière. D'ici 2100, nous estimons que la quantité de jours, par **décennie**, où la température de l'eau dépassera les **27°C** en moyennes journalières **passera de 0 à 100** dans le scénario RCP 8.5. Les conséquences d'une telle augmentation seront dévastatrices pour l'équilibre des écosystèmes. De même, nous devons nous attendre à faire face à de plus en plus de problèmes quant à la consommation de l'eau, ainsi qu'à son utilisation notamment dans le secteur de la production d'énergie. L'arrêté du 2 février 1998 stipule que la température de rejets maximaux autorisés est de 28°C avec un écart de température induit de 3°C maximum. D'après les diagrammes de la Figure 22, **la quantité de jours où $T_{\text{eau}} > 25.5^{\circ}\text{C}$ augmentera de manière croissante dans le temps. Des dérogations devront être mises en place, lorsque cela sera possible, des productions pourraient être arrêtées, comme pour la centrale de Golfech, et les prélèvements d'eau pour un usage alimentaire seront fortement restreints.**

De nombreuses perspectives sont envisagées pour le travail qui a été réalisé lors de cette étude. La température de l'air est reconnue comme un facteur de contrôle de la température de l'eau, et même la principale dans le cas de la Seine. Des projections étendues sur d'autres rivières françaises, plus ou moins grandes, pourraient mettre en avant le fort impact d'autres paramètres, mais aussi l'homogénéité des résultats en termes de réchauffement. En effet, les observations actuelles, combinées avec projections des scénarios climatiques pointent tous deux dans la direction d'un réchauffement **certain pour l'eau de la Seine**. Les **projections des températures de l'eau** des rivières seront d'une importance capitale pour les secteurs directement dépendants de l'eau afin de pouvoir **anticiper les conséquences du réchauffement climatique**.

Bibliographie

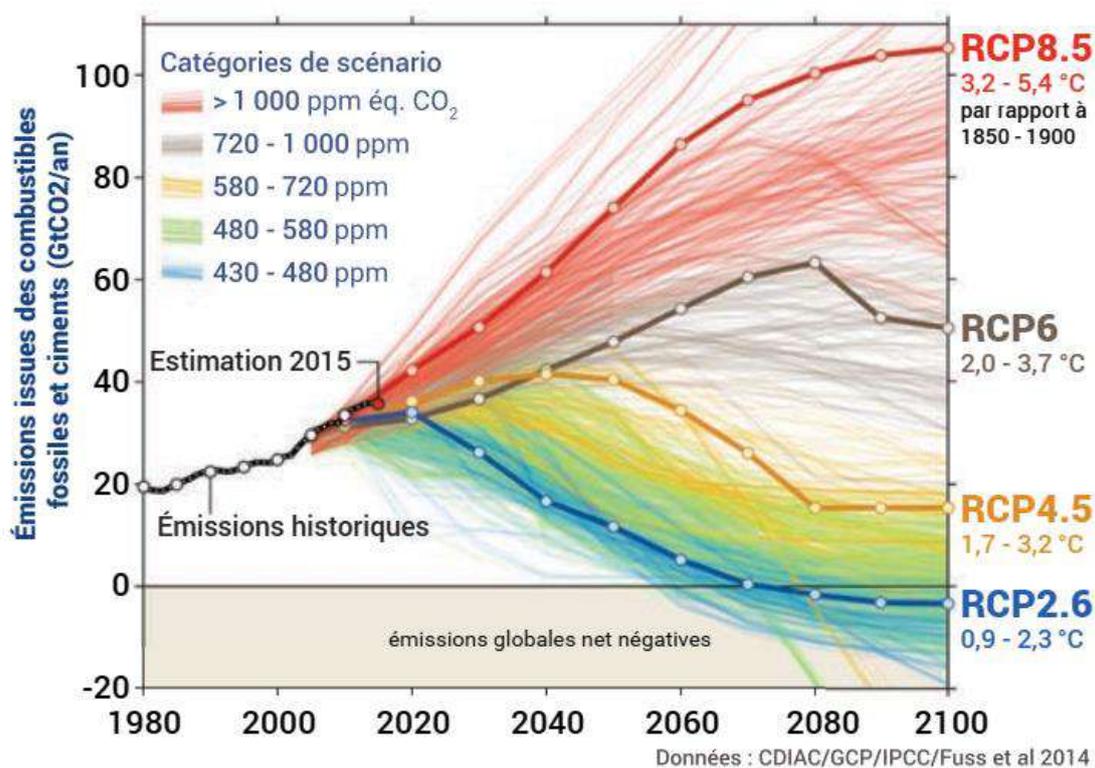
- Adamowski, J., Chan, H.F., 2011. A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *J. Hydrol.* 407, 28–40. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.06.013>
- Allen, and Barros, Vicente Broome, J., Cramer, W., Christ, R., Church, J., Clarke, L., Dahe, Q., Dasgupta, P., Dubash, N., Edenhofer, O., Elgizouli, I., Field, C., Forster, P., Friedlingstein, Pierre Fuglestvedt, J., Gomez-Echeverri, L., Hallegatte, S., Hegerl, G., Urge-Vorsatz, D., 2014. *Climate Change 2014: Synthesis Report*.
- Bates, B.C., Kundzewics, Z.W., Wu, S., J Palutikof, P., 2008. Le changement climatique et l'eau, document technique publié par le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat. Rapp. du GIEC éd. 2008 236.
- Beaufort, A., Moatar, F., Curie, F., Ducharne, A., Bustillo, V., Thiéry, D., 2016. River Temperature Modelling by Strahler Order at the Regional Scale in the Loire River Basin, France. *River Res. Appl.* 32, 597–609. <https://doi.org/10.1002/rra.2888>
- Berounsky, V., Nixon, S.W., 1990. Temperature and the annual cycle of nitrification in waters of Narragansett Bay. *Limnol. Ocean.* 35, 1610–1617.
- Bouletreau, S., Salvo, E., Lyautey, E., Mastroiello, S., 2012. Temperature dependence of denitrification in phototrophic river biofilms. *Sci. Total Environ.* 416, 323–328. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2011.11.066>
- Buitinck, L., Louppe, G., Blondel, M., Pedregosa, F., Mueller, A., Grisel, O., Niculae, V., Prettenhofer, P., Gramfort, A., Grobler, J., Layton, R., VanderPlas, J., Joly, A., Holt, B., Varoquaux, G., 2013. {API} design for machine learning software: experiences from the scikit-learn project, in: *ECML PKDD Workshop: Languages for Data Mining and Machine Learning*. pp. 108–122.
- Caissie, D., 2006. The thermal regime of rivers: a review. *Freshw. Biol.* 51, 1389–1406. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2427.2006.01597.x>
- Calmets, P., Corompt, P., 1972. Détermination de la distribution des temps de séjour de la Seine entre le pont de Poissy et le barrage de Méricourt (Essais de mai à octobre 1972). Etude dans le cadre de la pollution thermique.
- Comer-Warner, S.A., Romeijn, P., Gooddy, D.C., Ullah, S., Kettridge, N., Marchant, B., Hannah, D.M., Krause, S., 2018. Thermal sensitivity of CO₂ and CH₄ emissions varies with streambed sediment properties. *Nat. Commun.* 9. <https://doi.org/10.1038/s41467-018-04756-x>
- Crampon, C., 2020. EN DIRECT 18.08.2020, Canicule 2020, quel impact sur les centrales nucléaires françaises et les autres énergies? *La Rev. générale du Nucléaire, SFEN, L'INFORMATION RÉFÉRENCE SUR L'ÉNERGIE NUCLÉAIRE*. <https://doi.org/https://climate.copernicus.eu/index.php/latest-projections-future-climate-now-available>
- Dallas, H.F., Rivers-Moore, N.A., 2012. Critical Thermal Maxima of aquatic macroinvertebrates: towards identifying bioindicators of thermal alteration. *Hydrobiologia* 679, 61–76. <https://doi.org/10.1007/s10750-011-0856-4>
- Dallas, H.F., Ross-Gillespie, V., 2015. Sublethal effects of temperature on freshwater organisms, with special reference to aquatic insects. *Water SA* 41, 712–726.
- DREAL Pays de la Loire, 2016. Température des cours d'eau sur le périmètre de la cellule de qualité des eaux. *Collection Analyses et connaissance*.
- DRIAS, 2020. LES NOUVELLES PROJECTIONS CLIMATIQUES DE RÉFÉRENCE DRIAS 2020 POUR LA MÉTROPOLE.
- Ducharne, A., 2008. Importance of stream temperature to climate change impact on water quality. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 12, 797–810. <https://doi.org/10.5194/hess-12-797-2008>
- Dugdale, S.J., Hannah, D.M., Malcolm, I.A., 2017. River temperature modelling: A review of process-based approaches and future directions. *Earth-Science Rev.* 175, 97–113. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2017.10.009>
- Ficklin, D.L., Stewart, I.T., Maurer, E.P., 2013. Effects of climate change on stream temperature, dissolved oxygen, and sediment concentration in the Sierra Nevada in California. *Water Resour. Res.* 49, 2765–2782. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20248>
- Fullerton, A.H., Torgersen, C.E., Lawler, J.J., Steel, E.A., Ebersole, J.L., Lee, S.Y., 2017. Longitudinal thermal heterogeneity in rivers and refugia for coldwater species: effects of scale and climate change. *Aquat. Sci.* 80, 3. <https://doi.org/10.1007/s00027-017-0557-9>
- Graf, R., 2019. A multifaceted analysis of the relationship between daily temperature of river water and air. *Acta Geophys.* 67, 905–920. <https://doi.org/10.1007/s11600-019-00285-3>

- Graf, R., Zhu, S., Sivakumar, B., 2019. Forecasting river water temperature time series using a wavelet–neural network hybrid modelling approach. *J. Hydrol.* 578, 124115. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124115>
- Hartmann, P., Bordet, F., Chevalier, C., Colin, J., Michel, K., 2013. Centrales nucléaires et environnement, Prélèvements d'eau et rejets. Guid. d'information.
- Harvey, R., Lye, L., Khan, A., Paterson, R., 2011. The Influence of Air Temperature on Water Temperature and the Concentration of Dissolved Oxygen in Newfoundland Rivers. *Can. Water Resour. J.* 36, 171–192. <https://doi.org/10.4296/cwrj3602849>
- Ibrahim, M., Jemei, S., Wimmer, G., Steiner, N.Y., Kokonendji, C.C., Hissel, D., 2015. Selection of mother wavelet and decomposition level for energy management in electrical vehicles including a fuel cell. *Int. J. Hydrogen Energy* 40, 15823–15833. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2015.06.055>
- IPCC, 2018. Global Warming of 1.5° C: An IPCC Special Report on the Impacts of Global Warming of 1.5° C Above Pre-industrial Levels and Related Global Greenhouse Gas Emission Pathways, in the Context of Strengthening the Global Response to the Threat of Climate Chang. Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Isaak, D.J., Luce, C.H., Rieman, B.E., Nagel, D.E., Peterson, E.E., Horan, D.L., Parkes, S., Chandler, G.L., 2010. Effects of climate change and wildfire on stream temperatures and salmonid thermal habitat in a mountain river network. *Ecol. Appl.* 20, 1350–1371. <https://doi.org/10.1890/09-0822.1>
- Isaak, D.J., Wollrab, S., Horan, D., Chandler, G., 2012. Climate change effects on stream and river temperatures across the northwest U.S. from 1980--2009 and implications for salmonid fishes. *Clim. Change* 113, 499–524. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0326-z>
- Jensen, M.J., 2000. An alternative maximum likelihood estimator of long memory processes using compactly supported wavelets. *J Econ Dyn Control* 24, 361–387.
- Jonsson, B., Jonsson, N., 2017. Fecundity and water flow influence the dynamics of Atlantic salmon. *Ecol. Freshw. Fish* 26, 497–502. <https://doi.org/10.1111/eff.12294>
- Maheu, A., St-Hilaire, A., Caissie, D., El-Jabi, N., 2016. Understanding the Thermal Regime of Rivers Influenced by Small and Medium Size Dams in Eastern Canada. *River Res. Appl.* 32, 2032–2044. <https://doi.org/10.1002/rra.3046>
- Maki, J.S., Mitchell, R., 1989. L'adhésion microbienne aux surfaces et ses conséquences, in: *Micro-Organismes Dans Les Écosystèmes Océaniques*. Masson, pp. 387–409.
- Marmonier, P., Archambaud, G., Belaidi, N., Bougon, N., Breil, P., Chauvet, E., Claret, C., Cornut, J., Datry, T., Dole-Olivier, M.J., Dumont, B., Flipo, N., Foulquier, A., Gérino, M., Guilpart, A., Julien, F., C.Maazouzi, Martin, D., Mermillod-Blondin, F., Montuelle, B., Namour, P., Navel, S., Ombredane, D., Pelte, T., Piscart, C., Pusch, M., Stroffek, S., Robertson, A., Sanchez-Pérez, J.M., Sauvage, S., Taleb, A., Wantzen, M., Vervier, P., 2012. The role of organisms in hyporheic processes: gaps in current knowledge, needs for future research and applications. *Ann. Limnol. - Int. J. Lim.* 48, 253–266.
- Marzadri, A., Tonina, D., Bellin, A., 2013. Effects of stream morphodynamics on hyporheic zone thermal regime. *Water Resour. Res.* 49, 2287–2302. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20199>
- Matthews, K.R., Berg, N.H., 1997. Rainbow trout responses to water temperature and dissolved oxygen stress in two southern California stream pools. *J. Fish Biol.* 50, 50–67. <https://doi.org/10.1111/j.1095-8649.1997.tb01339.x>
- Mohseni, O., Stefan, H.G., Erickson, T.R., 1998. A nonlinear regression model for weekly stream temperatures. *Water Resour. Res.* 34, 2685–2692. <https://doi.org/10.1029/98WR01877>
- Mohseni, O., Stefan, H.G.G., 1999. Stream temperature/air temperature relationship: a physical interpretation. *J. Hydrol.* 218, 128–141. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00034-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00034-7)
- Montalvo, C., García-Berrocal, A., 2015. Improving the in situ measurement of RTD response times through Discrete Wavelet Transform in NPP. *Ann. Nucl. Energy* 80, 114–122. <https://doi.org/10.1016/j.anucene.2015.02.004>
- Nourani, V., Alami, M.T., Aminfar, M.H., 2009. A combined neural-wavelet model for prediction of Ligvanchai watershed precipitation. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 22, 466–472. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2008.09.003>
- Nourani, V., Kisi, Ö., Komasi, M., 2011. Two hybrid Artificial Intelligence approaches for modeling rainfall–runoff process. *J. Hydrol.* 402, 41–59. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.03.002>
- Nourani, V., Parhizkar, M., 2013. Conjunction of SOM-based feature extraction method and hybrid wavelet-ANN approach for rainfall–runoff modeling. *J. Hydroinformatics* 15, 829–848. <https://doi.org/10.2166/hydro.2013.141>
- Olden, J.D., Naiman, R.J., 2010. Incorporating thermal regimes into environmental flows assessments:

- modifying dam operations to restore freshwater ecosystem integrity. *Freshw. Biol.* 55. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2427.2009.02179.x>
- 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. *Sci. Total Environ.* 736, 139679. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139679>
- Ouzeau, G., Déqué, M., Jouini, M., Planton, S., Vautard, R., 2014. Drias, données Météo-France. CERFACS, IPSL.
- Pan, W., Huang, Q., Huang, G., Xing, L., 2021. Modeling the effects of temperature on the migration and transformation of nitrate during riverbank filtration using HYDRUS-2D. *Sci. Total Environ.* 783, 146656. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.146656>
- Payne, N.L., Smith, J.A., van der Meulen, D.E., Taylor, M.D., Watanabe, Y.Y., Takahashi, A., Marzullo, T.A., Gray, C.A., Cadiou, G., Suthers, I.M., 2016. Temperature dependence of fish performance in the wild: links with species biogeography and physiological thermal tolerance. *Funct. Ecol.* 30, 903–912. <https://doi.org/10.1111/1365-2435.12618>
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., Duchesnay, E., 2011. Scikit-learn: Machine Learning in {P}ython. *J. Mach. Learn. Res.* 12, 2825–2830.
- Poole, G.C., Berman, C.H., 2001. An Ecological Perspective on In-Stream Temperature: Natural Heat Dynamics and Mechanisms of Human-Caused Thermal Degradation. *Environ. Manage.* 27, 787–802. <https://doi.org/10.1007/s002670010188>
- Sallam, G.A.H., Elsayed, E.A., 2015. Estimating the impact of air temperature and relative humidity change on the water quality of Lake Manzala, Egypt. *J. Nat. Resour. Dev.* <https://doi.org/10.5027/jnrd.v5i0.11>
- Salmaso, F., Quadroni, S., Gentili, G., Crosa, G., 2017. Thermal regime of a highly regulated Italian River (Ticino River) and implications for aquatic communities. *J. Limnol.* 76, 23–33. <https://doi.org/10.4081/jlimnol.2016.1437>
- Sang, Y.-F., 2012. A Practical Guide to Discrete Wavelet Decomposition of Hydrologic Time Series. *Water Resour. Manag.* 26, 3345–3365. <https://doi.org/10.1007/s11269-012-0075-4>
- Shukla, P.R., Skea, J., Buendia, E.C., Masson-Delmotte, V., Pörtner, H.-O., Roberts, D.C., Zhai, P., Slade, R., Connors, S., Diemen, R. van, Ferrat, M., Haughey, E., Luz, S., Neogi, S., Pathak, M., Petzold, J., Pereira, J.P., Vyas, P., Huntley, E., Kissick, K., Malley, M.J., 2019. IPCC, 2019: Climate Change and Land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems.
- Sinokrot, B.A., Stefan, H.G., McCormick, J.H., Eaton, J.G., 1995. Modeling of climate change effects on stream temperatures and fish habitats below dams and near groundwater inputs. *Clim. Change* 30, 181–200. <https://doi.org/10.1007/BF01091841>
- Stanford, J.A., Boulton, A.J., 1993. Hydrology and the distribution of hyporheos: perspectives from a mesic river and a desert stream. *J. North Am. Benthol. Soc.* 12, 79–83.
- Tissot, L., Souchon, Y., 2010. Synthèse des tolérances thermiques des principales espèces de poissons des rivières et fleuves de plaine de l'ouest européen 17. <https://doi.org/https://doi.org/10.1051/hydro/2010004>
- Vega, M., Pardo, R., Barrado, E., Debán, L., 1998. Assessment of seasonal and polluting effects on the quality of river water by exploratory data analysis. *Water Res.* 32, 3581–3592. [https://doi.org/10.1016/S0043-1354\(98\)00138-9](https://doi.org/10.1016/S0043-1354(98)00138-9)
- Wang, D., Tse, P.W., Tsui, K.L., 2013. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings. *Mech. Syst. Signal Process.* 35, 176–199. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2012.10.003>
- Wang, S., Flipo, N., Romary, T., 2019. Oxygen data assimilation for estimating micro-organism communities' parameters in river systems. *Water Res.* 165, 115021. <https://doi.org/10.1016/j.watres.2019.115021>
- Webb, B.W., Hannah, D.M., Moore, R.D., Brown, L.E., Nobilis, F., 2008. Recent advances in stream and river temperature research. *Hydrol. Process.* 22, 902–918. <https://doi.org/10.1002/hyp.6994>
- Webb, B.W., Nobilis, F., 2007. Long-term changes in river temperature and the influence of climatic and hydrological factors. *Hydrol. Sci. J.* 52, 74–85. <https://doi.org/10.1623/hysj.52.1.74>
- Zhang, X., Li, D., 2001. Trous Wavelet Decomposition Applied to Image Edge Detection. *Ann. GIS* 7, 119–123. <https://doi.org/10.1080/10824000109480563>
- Zhu, S., Heddam, S., 2019. Modelling of Maximum Daily Water Temperature for Streams: Optimally Pruned Extreme Learning Machine (OPELM) versus Radial Basis Function Neural Networks (RBFNN). *Environ. Process.* 6, 789–804. <https://doi.org/10.1007/s40710-019-00385-8>

- Zhu, S., Nyarko, E.K., Hadzima-Nyarko, M., 2018. Modelling daily water temperature from air temperature for the Missouri River. PeerJ 2018, 1–19. <https://doi.org/10.7717/peerj.4894>
- Zhu, S., Piotrowski, A.P., 2020. River/stream water temperature forecasting using artificial intelligence models: a systematic review. Acta Geophys. 1–10.

Annexes



Annexe 1 : Évolution des émissions entre 1980 et 2100, selon les différents scénarios disponibles. Les quatre scénarios sélectionnés dans le cadre du 5^e rapport du Giec (RCP) sont mis en évidence. Source : Global Carbon Project.