

Titre: Développement d'un modèle conceptuel pour l'évaluation de la
Title: demande en eau urbaine future : application à une ville Québécoise

Auteur: Marie-Belle Achkar
Author:

Date: 2023

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Achkar, M.-B. (2023). Développement d'un modèle conceptuel pour l'évaluation
de la demande en eau urbaine future : application à une ville Québécoise
Citation: [Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie.
<https://publications.polymtl.ca/57086/>

 Document en libre accès dans PolyPublie
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/57086/>
PolyPublie URL:

**Directeurs de
recherche:** Françoise Bichai, & Elmira Hassanzadeh
Advisors:

Programme: Génie civil
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Développement d'un modèle conceptuel pour l'évaluation de la demande en
eau urbaine future : application à une ville Québécoise**

MARIE-BELLE ACHKAR

Département des génies civil, géologique et des mines

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

Génie civil, géologique et des mines

Décembre 2023

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

Développement d'un modèle conceptuel pour l'évaluation de la demande en eau urbaine future : application à une ville Québécoise

présenté par **Marie-Belle ACHKAR**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Émilie BÉDARD , présidente

Françoise BICHAÏ, membre et directrice de recherche

Elmira HASSANZADEH, membre et codirectrice de recherche

Richard TURCOTTE, membre externe

DÉDICACE

À mes chers parents, Marcelle et Jad pour leur amour infini, leur soutien inébranlable et leurs encouragements constants malgré les distances,

À Pascale, Hanna et leurs enfants pour leur support et leur accompagnement tout au long de mon parcours académique,

À l'auditoire avec qui j'ai partagé ma passion lors de mes présentations et conférences, et à chaque personne qui a cru en moi et m'a donné l'opportunité de la partager,

À chaque personne qui a croisé mon chemin et a contribué, de près ou de loin, à mon épanouissement académique et personnel.

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude envers Françoise Bichai pour son encadrement et sa confiance en débutant ce projet avec moi, bien avant mon arrivée à Montréal. Je lui suis reconnaissante pour son soutien continu malgré sa maladie, ainsi que pour avoir eu confiance en moi pour la remplacer en tant qu'enseignante dans son cours. Je suis également reconnaissante pour toutes les opportunités professionnelles qu'elle a partagées avec moi au sein de la communauté de l'eau au Canada.

Je souhaite adresser mes remerciements les plus chaleureux à ma co-directrice, Elmira Hassanzadeh, pour son encadrement et son aide tout au long du projet, en particulier au cours des dernières semaines. Je lui suis reconnaissante pour sa confiance en m'invitant à intervenir en tant que conférencière invitée dans son cours, offrant ainsi l'opportunité de partager mes connaissances avec ses étudiants.

Je tiens également à exprimer ma gratitude envers Garance Gougeon, dont le soutien moral et l'assistance dans l'organisation et la rédaction de ce mémoire ont été précieux.

Mes remerciements vont également à Faezeh Absalan, présente à mes côtés dès le début de mon projet, qui a été une référence importante et un soutien à plusieurs étapes cruciales de mon parcours.

Je suis reconnaissante envers Claudio Al-Kazzi pour sa motivation et son assistance, en particulier dans le développement de mes compétences en programmation Python, une compétence que j'ai acquise tout au long de ma maîtrise.

Enfin, je souhaite exprimer ma reconnaissance envers l'Université Libanaise pour m'avoir offert l'opportunité d'intégrer Polytechnique Montréal. Cet environnement éducatif, de partage et de rayonnement scientifique me remplit de fierté et je suis honorée d'en faire partie.

RÉSUMÉ

La demande en eau future d'une ville moyenne québécoise sous l'impact du changement climatique, de la démographie et des mesures d'économie d'eau a été évaluée pour la période de 2025 à 2055 par le développement d'un modèle, basé d'une part sur la régression linéaire simple, et d'autre part sur une analyse par scénarios. L'approche par essais-erreur a été utilisée, i.e., le modèle s'est construit suivant les résultats obtenus à chaque étape. Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes limités à l'évaluation de l'impact de la température maximale de l'air (T_{max}) sur la demande à base journalière, et ce en considérant un seuil de température de 10°C. Afin de prédire cette demande par temps chaud, deux modèles de prédiction ont été testés, montrant que le modèle se basant sur une variation des paramètres de régression linéaire d'une année à une autre est plus performant que celui avec des paramètres constants. Pour la ville étudiée, nous avons trouvé qu'au-dessus de 10°C, une augmentation d'un degré Celsius de T_{max} engendre une augmentation moyenne d'environ 182 m³ au niveau de la demande quotidienne. Les résultats peu probants, montrant une décroissance sans arrêt de la demande avec les années, ont motivé une nouvelle analyse par composantes selon des scénarios liés à la démographie, la consommation par personne et celles des industries, commerces et institutions et les pertes dans le réseau. L'effet du climat a été inclus à travers la consommation par personne résidentielle, considérée dépendante de la température à partir d'un certain seuil de température, une hypothèse basée sur l'année 2019 et supposée valable pour le futur. Enfin, les résultats ont démontré que le changement climatique a un impact sur la demande future en eau, laquelle devrait augmenter si aucune mesure n'est prise, en conjonction avec une population en croissance dynamique. De plus, l'évaluation de l'efficacité des stratégies d'économie d'eau devrait tenir compte du climat variable, quel que soit le scénario d'émissions, car une augmentation significative de la température de l'air d'au moins 1,69°C d'ici 30 ans est attendue, et donc la réduction de la consommation attendue pourrait être perturbée par les impacts du changement climatique.

ABSTRACT

The future water demand of a medium city in Quebec under the impact of climate change, demographics, and water-saving measures has been assessed for the period from 2025 to 2055 by developing a model based on both simple linear regression and scenario analysis. The trial-and-error approach was used, i.e., the model was built based on the results obtained at each stage. Within the scope of this project, we focused on assessing the impact of maximum air temperature (T_{max}) on daily water demand, considering a temperature threshold of 10°C. In order to predict this demand during hot weather, two prediction models were tested, showing that the model based on varying linear regression parameters from year to year performs better than the one with constant parameters. We found that above 10°C, a one-degree Celsius increase in T_{max} results in an average increase of about 182 m³ in daily demand. Unsatisfactory results, showing a continuous and nonstop decrease in demand over the years, prompted a new analysis based on components related to demographics, per capita consumption, industrial, commercial, and institutional consumption, and losses in the network. The effect of climate was included through residential per capita consumption, proven to be temperature-dependent above a certain temperature threshold, an assertion based on the year 2019 and assumed valid for the future. Finally, the results demonstrated that climate change has an impact on future water demand, which is expected to increase if no measures are taken, along with a dynamically growing population. Furthermore, evaluating the effectiveness of water-saving strategies should take into account the variable climate, regardless of the emission scenario, as a significant increase in air temperature of at least 1,69°C is projected within 30 years, and thus the expected consumption reduction could be disrupted by the impacts of climate change.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	III
REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ	V
ABSTRACT.....	VI
LISTE DES TABLEAUX	XI
LISTE DES FIGURES	XIV
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XVIII
LISTE DES ANNEXES	XIX
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 2 OBJECTIFS DE LA RECHERCHE.....	3
2.1 Objectifs principaux	3
2.2 Sous-objectifs.....	3
CHAPITRE 3 REVUE DE LITTÉRATURE.....	4
3.1 Considérations fondamentales pour la modélisation de la demande en eau	4
3.1.1 Variable de réponse	4
3.1.2 Facteurs impactant la demande en eau	5
3.1.3 Approches de modélisation.....	6
3.1.4 Horizons de projection	7
3.1.5 Complexité et défis.....	8
3.2 Évaluation de l'impact du climat sur la demande	9
3.2.1 Modélisation par seuil de température	10
3.2.2 Évaluation de l'impact du changement climatique prévu	10
3.3 Modélisation du climat futur.....	11

3.3.1	Aperçu des modèles climatiques disponibles	11
3.3.2	Le projet d'intercomparaison de modèles couplés 6 (CMIP6)	12
3.3.3	Scénarios d'émissions futurs	13
3.4	Contexte d'économie d'eau au Québec	14
3.4.1	Réduction de la consommation	14
3.4.2	Réduction des pertes dans les réseaux de distribution	16
CHAPITRE 4	MATÉRIEL ET MÉTHODES.....	17
4.1	Description de l'étude de cas	17
4.1.1	Démographie et utilisation du sol	17
4.1.2	Description du système de production d'eau potable.....	20
4.2	Choix des données climatiques historiques utilisées.....	25
4.2.1	Sélection des variables d'intérêt	25
4.2.2	Choix de la meilleure station climatique	26
4.2.3	Séries temporelles des données climatiques	29
4.3	Données climatiques futures	31
4.3.1	Choix des scénarios en climats futurs	31
4.3.2	Données à l'échelle spatiale réduite	31
4.4	Description des outils mathématiques et statistiques utilisées.....	34
4.4.1	Corrélation	34
4.4.2	Régression linéaire	35
4.4.3	Analyse de tendance monotone.....	36
4.4.4	Boîtes à moustaches	38
4.4.5	Mesure de performance d'un modèle	39
4.5	Estimation des composantes de la demande en eau	41

4.5.1	Bilan de l'utilisation de l'eau	41
4.5.2	Estimation de la consommation des industries, commerces et institutions	42
4.5.3	Estimation de la consommation résidentielle	42
4.5.4	Estimation des pertes dans le réseau de distribution	42
4.6	Démarche par essais-erreur de modélisation de la demande en eau	43
4.6.1	Recherche de corrélation entre la température et la demande	45
4.6.2	Construction de modèles pour prédire la demande en fonction de la température ..	46
4.6.3	Construction et application du modèle global	47
4.6.4	Construction de scénarios par composantes	47
4.6.5	Application des scénarios pour prédire la future demande.....	52
4.6.6	Prédiction de la consommation par personne en fonction de la température	52
4.6.7	Prédiction de la demande par scénarios et en fonction de la température.....	53
CHAPITRE 5	RÉSULTATS ET DISCUSSION.....	55
5.1	Analyse des données disponibles de la demande en eau	55
5.1.1	Étude des variations mensuelles et annuelles de la demande en eau	55
5.1.2	Analyse des composantes de la demande en eau	57
5.2	Analyse des données climatiques	60
5.2.1	Analyse des données de température historiques.....	60
5.2.2	Analyse des données de température futures.....	62
5.3	Analyse de l'influence de la température sur la demande en eau	67
5.3.1	Analyse de corrélation.....	67
5.3.2	Analyse par seuil de température	71
5.3.3	Construction de modèles pour estimer la demande en temps chaud.....	76
5.3.4	Construction d'un modèle pour estimer la demande en temps froid.....	82

5.3.5	Construction d'un modèle de prédiction de la demande	87
5.4	Projection de la demande en eau future.....	89
5.4.1	Application de THRESHOLD_MODEL : projection de la demande en eau selon le modèle dépendant du seuil de température	89
5.4.2	Identification des évènements impactant la demande historique.....	90
5.4.3	Prédiction de la demande en eau future en appliquant les scénarios	93
5.4.4	Évaluation de l'impact de la température sur la consommation résidentielle unitaire	95
5.4.5	Évaluation de l'impact du climat et des mesures d'économie d'eau potable	98
CHAPITRE 6	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS.....	103
6.1	Conclusion	103
6.2	Caractère novateur et limites de l'étude	104
RÉFÉRENCES.....		106
ANNEXES		114

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1 Classification des facteurs influençant la demande en eau.....	5
Tableau 3.2 Description des trois horizons de projection explorés dans la littérature	8
Tableau 3.3 Les différents scénarios RCP développés dans le cadre du CMIP5 (Youjeong et al., 2018)	13
Tableau 3.4 Classification de la performance du réseau de distribution selon l'IFI calculé	16
Tableau 4.1 Dates et périodes des données manquantes du volume d'eau potable produit par l'UEP entre 2005 et 2022.....	22
Tableau 4.2 Caractéristiques des deux stations climatiques A et B	27
Tableau 4.3 Scénarios en climats futurs choisis.....	31
Tableau 4.4 Caractéristiques des données à échelle réduite utilisés dans le projet.....	32
Tableau 4.5 Description des 26 modèles du CMIP6 considérés dans cette recherche.....	33
Tableau 4.6 Principaux coefficients de corrélation	34
Tableau 4.7 interprétation des valeurs possible de R^2 (inspiré de (Chicco et al., 2021)).....	36
Tableau 4.8 Différents scénarios futurs considérés en lien avec la population, les consommations résidentielle et des ICI et les pertes	51
Tableau 4.9 Hypothèses en lien avec la consommation par personne par jour considérées	54
Tableau 4.10 Scénarios principaux considérés	54
Tableau 5.1 Volume journalier moyen annuel et sa variation par rapport à l'année précédente..	57
Tableau 5.2 Données mesurées et estimées de 2019 relatives aux composantes de la demande .	59
Tableau 5.3 Coefficients de performance mesurant la compatibilité entre chaque modèle climatique et les observations de la Station B, en rouge les plus petites valeurs et en vert les plus grandes	65
Tableau 5.4 Caractéristiques de la moyenne annuelle des 26 modèles pour les trois SSP.....	66
Tableau 5.5 Coefficients de corrélation mesurant l'intensité de la relation entre V et chacune des trois variables climatiques	69

Tableau 5.6 Paramètres du modèle linéaire de la demande en fonction de T_{max} spécifiques pour chaque année	76
Tableau 5.7 Modèles linéaires proposés pour estimer $VHOT$ en fonction de $T_{max} \geq 10^{\circ}C$	79
Tableau 5.8 Mesure de performance des deux modèles estimant la demande journalière en temps chaud $VHOT$	80
Tableau 5.9 Modèle proposée pour estimer la demande pour les jours où $T_{max} < 10^{\circ}C$	86
Tableau 5.10 Mesure de performance du modèle d'estimation de la demande THRESHOLD_MODEL	87
Tableau 5.11 Performance mesurée par R^2 et MAPE de différents types de modèles développés dans la littérature et incluant des facteurs climatiques	88
Tableau 5.12 Description des cinq phases chronologiques identifiées entre 2005 et 2022 justifiant la variation de la production journalière d'eau potable	91
Tableau 5.13 Description du modèle permettant l'estimation de la consommation résidentielle journalière par personne en fonction de la température maximale	97
Tableau A.1 Population et taux de croissance démographique de la ville étudiée d'après les données du Recensement récents	114
Tableau B.1 Consommation annuelle totale en eau potable pour chaque type d'ICI, ainsi que le nombre de bâtiments correspondant, pour les années 2019, 2020 et 2021. Les cellules en rouges indiquent les trois plus grandes consommations annuelles en m^3 , alors que les grises désignent les quatre type de bâtiments les plus nombreux (données fournies par la Ville)	117
Tableau C.1 Description des cinq scénarios SSP introduits dans le cadre du projet CMIP6 (Riahi et al., 2017)	119
Tableau D.1 Coefficients de corrélation mesurant l'intensité de relation entre la demande et chacune des températures minimale, maximale et moyenne de l'air (en rouge, les trois plus petites valeurs de chaque coefficient marquant une relation quasi absente entre les variables ; en vert, les trois plus grandes valeurs indiquant une forte relation positive entre les variables	124

Tableau D.2 Coefficients de régression linéaire annuels évaluant la relation entre V et T_{min} à partir des six seuils de température (en rouge les valeurs négatives montrant une variation opposée des deux variables) 125

Tableau D.3 Coefficients de régression linéaire annuels évaluant la relation entre V et T_{max} à partir des six seuils de température (en rouge les valeurs négatives montrant une variation opposée des deux variables) 125

Tableau D.4 Coefficients de régression linéaire annuels évaluant la relation entre V et T_{moy} à partir des six seuils de température (en rouge les valeurs négatives montrant une variation opposée des deux variables) 126

LISTE DES FIGURES

Figure 3.1 Projection du MAMH de la consommation résidentielle canadienne de 2015 à 2025	15
Figure 4.1 Évolution de la population annuelle et du taux de croissance de la ville à l'étude	18
Figure 4.2 Répartition des ménages privés selon (A) la taille et (B) la période de construction..	19
Figure 4.3 Représentation schématique des différentes zones identifiées sur le territoire du cas d'étude.....	20
Figure 4.4 Proportion des tronçons du réseau d'aqueduc selon la fraction de la durée de vie écoulée	21
Figure 4.5 Pourcentage des données manquantes par année du volume d'eau potable produit par l'usine de production d'eau potable (UEP)	23
Figure 4.6 Aperçu des séries (A) journalière, (B) mensuelle et (C) annuelle de la demande en eau urbaine entre le 11 mai 2005 et le 7 mars 2022.....	24
Figure 4.7 Ratio de données manquantes par variable par année pour la « Station A »	26
Figure 4.8 Coupe transversale retirée de Google Earth, suivant la ligne droite reliant la Station B (à gauche) à la Station A (à droite).....	27
Figure 4.9 Séries journalières des quatre variables climatiques pour les deux stations, ainsi que les observations de la « Station A » en fonction de celles de la « Station B »	28
Figure 4.10 Série journalière des précipitations totales mesurée par la Station B entre 2005 et 2022	29
Figure 4.11 Séries journalières des températures (A) moyenne, (B) minimale et (C) maximale mesurées par la Station B entre 2005 et 2022	30
Figure 4.12 Schématisation d'une boîte à moustache avec les différentes grandeurs explicatives	39
Figure 4.13 Aperçu global de la méthode utilisée pour modéliser la demande en eau en fonction de la température de l'air ; UEP : usine eau potable ; CPC : consommation par personne ; ICI : industries, commerces et institutions ; T : température de l'air	44
Figure 4.14 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour la population de la ville à l'étude	48

Figure 4.15 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour la consommation résidentielle par personne ...	49
Figure 4.16 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour la consommation des ICI	50
Figure 4.17 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour les pertes	51
Figure 5.1 Variation de la moyenne mensuelle (A) et annuelle (B) de la demande en eau urbaine pour le cas d'étude	55
Figure 5.2 Consommation moyenne journalière et nombre d'industries, commerces et institutions ICI équipés de compteurs entre 2019 et 2021	58
Figure 5.3 Proportion des différentes composantes de la demande en eau urbaine pour le cas d'étude	60
Figure 5.4 Régression linéaire ajustée pour la variation de chaque composante de la température de l'air pour la période de 1991 à 2022	61
Figure 5.5 Variabilité intra-annuelle de la température moyenne de l'air (moyenne entre 2005 – 2022)	62
Figure 5.6 Variation de la moyenne annuelle de la température maximale de l'air historique modélisée pour les trois scénarios d'émission entre 1950 et 2100.....	63
Figure 5.7 Variation interannuelle de la moyenne (A) mensuelle et (B) annuelle, et (C) intra-annuelle des températures maximales journalières observées et modélisées (2005 – 2021)	64
Figure 5.8 Variation de la température maximale pour la période future étudiée de 2025 à 2055 pour les différents SSP	67
Figure 5.9 Représentation graphique de la demande totale en eau en fonction de (A) T_{min} , (B) T_{max} et (C) T_{moy} , pour la période de 2005 à 2022	68
Figure 5.10 Identification des ensembles de points déviés des autres en noir (au-delà de 60 000 m ³) et en magenta (en deçà de 30 000 m ³)	69
Figure 5.11 Identification des périodes correspondantes aux deux ensembles de points déviés des autres par rapport à la variation quotidienne de V	70
Figure 5.12 Séparation des données annuelles de 2009 à 2019 par un seuil de 10°C pour le volume d'eau produit (V) en fonction des températures (A) T_{min} , (B) T_{max} et (C) T_{moy}	72

Figure 5.13 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 10°C	74
Figure 5.14 Variation de la moyenne du coefficient de corrélation r en fonction du seuil de température pour T_{min} , T_{max} et T_{moy}	75
Figure 5.15 Variation du paramètre a avec les années et meilleur ajustement linéaire estimé	77
Figure 5.16 Variation du paramètre b avec les années et meilleur ajustement linéaire estimé	78
Figure 5.17 Comparaison des coefficients de performance annuels relatifs à chaque modèle de prédiction VHOT_AV et VHOT_TREND de la demande journalière en temps chaud $VHOT$	81
Figure 5.18 Variation de la demande journalière en temps chaud $VHOT$ en fonction de T_{max} pour chaque année, selon les observations historiques et les modèles d'estimation VHOT_AV et VHOT_TREND.....	82
Figure 5.19 Variation (A) annuelle et (B) mensuelle de la demande en eau journalière pour les jours où $T_{max} < 10^{\circ}C$	83
Figure 5.20 Variation de la moyenne annuelle de la demande $VCOLD$ en temps froid.....	84
Figure 5.21 Variation de la moyenne annuelle de $VCOLD$ pour chaque mois	85
Figure 5.22 Séries journalières de la demande en eau (en noir) et estimé (en bleu) pour la période historique de 2009 à 2019	87
Figure 5.23 Projection de la demande moyenne journalière en eau potable par THRESHOLD_MODEL selon les trois scénarios SSP pour la période de 2025 à 2055	89
Figure 5.24 Identification des cinq phases chronologiques par rapport aux variations de la demande en eau totale journalière entre 2005 et 2022	93
Figure 5.25 Variation de la moyenne annuelle du volume total d'eau potable produit par jour de 2025 à 2055, d'après les deux combinaisons de scénarios choisis.....	94
Figure 5.26 Consommation résidentielle par personne par jour en fonction de T_{max} pour 2019 et représentation de la tendance linéaire croissante détectée à partir de 10°C.....	95

Figure 5.27 Variation de la consommation résidentielle par personne par jour (<i>CPC</i>) selon le volume estimé en fonction de T_{max} et équation linéaire détectée à partir d'un seuil de 10°C	96
Figure 5.28 Variation de <i>CPC</i> moyenne annuelle pour les trois scénarios d'émission.....	98
Figure 5.29 Demande totale journalière en eau potable estimée pour la période de 2025 à 2055, selon les scénarios OPT et PES	99
Figure 5.30 Différence relative entre le volume calculé sous H2 et H4 (courbe en traits-tirés) et entre H3 et H4 (courbes en continues) pour les deux scénarios principaux considérés	101
Figure B.1 Code de couleur utilisé dans le Tableau B.1	116
Figure D.2 Demande journalière en eau potable en fonction de la température maximale de l'air pour chaque année de 2005 à 2022.....	120
Figure D.3 Demande journalière en eau potable en fonction de la température moyenne de l'air pour chaque année de 2005 à 2022.....	121
Figure D.4 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 12°C	125
Figure D.5 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 14°C	126
Figure D.6 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 16°C	127
Figure D.7 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 18°C	128
Figure D.8 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 20°C	129

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

CMIP	« Climate Model Intercomparison Project Phase »
DD	Développement durable
GCM	« General Circulation Model »
GES	Gaz à effet de serre
ICI	Industries, commerces, institutions
IWA	International Water Association
ODD	Objectifs du développement durable
MAMH	Ministère des Affaires municipales et de l'Habitation
<i>MAPE</i>	« Mean Absolute Percentage Error » ou erreur moyenne absolue en pourcentage
NB	Nombre
<i>P</i>	Précipitations totales (<i>mm</i>)
R^2	Coefficient de détermination
RCP	« Representative Concentration Pathway »
<i>RMSE</i>	« Root Mean Squared Error » ou erreur quadratique moyenne
SQEEP	Stratégie Québécoise d'économie d'eau potable
SSP	« Shared Socio-Economic Pathway »
T_{max}	Température maximale de l'air ($^{\circ}C$)
T_{min}	Température minimale de l'air ($^{\circ}C$)
T_{moy}	Température moyenne de l'aire ($^{\circ}C$)
UEP	Usine d'eau potable
<i>V</i>	Volume total d'eau potable produit

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A Variation de la population du cas à l'étude	114
ANNEXE B Consommation des industries, commerces et institutions	115
ANNEXE C Scénarios d'émissions futurs	119
ANNEXE D Analyse de l'influence de la température sur la demande	121

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

L'eau représente une ressource naturelle cruciale sur notre planète, essentielle à la survie de toute forme de vie (Eslamian, 2016). Dans le contexte urbain, l'eau potable joue un rôle majeur dans le développement économique, la sécurité alimentaire et la santé des populations (Wang et al., 2016) et une disponibilité insuffisante de celle-ci peut engendrer une dégradation du bien-être des individus et une perturbation des activités industrielles, commerciales et institutionnelles, tout en augmentant le risque de conflit (Darrel Jenerette & Larsen, 2006). Cependant, la demande en eau fait face à différentes pressions socio-économiques et climatiques, affectant les tendances saisonnières et hebdomadaires de celle-ci et rendant donc difficile sa gestion équitable et économiquement viable (Rasifaghihi et al., 2020). Ainsi, avec une population croissante en continu, les usines de traitement d'eau pourraient devoir augmenter leur production, tout en veillant à ce que le réseau d'aqueduc soit bien entretenu pour minimiser les pertes dues aux fuites. De plus, la situation devient plus complexe avec les impacts émergents du changement climatique, se traduisant par une augmentation de la température globale et une modification des régimes de précipitations. Dans le contexte québécois, il est prévu que la population dépasse les dix millions vers 2066 (Institut de la statistique du Québec, 2021). De plus, selon un scénario pessimiste d'émissions élevées, la température moyenne de la province augmenterait d'au moins de 2°C d'ici 30 ans (Ouranos, 2023), alors que le Québec se situe parmi les sociétés les plus grandes consommatrices d'eau, avec une consommation moyenne double de celle de la France (Gouvernement du Québec, 2011). Ces changements peuvent entraîner des défis supplémentaires pour la gestion de l'eau, tels que l'adaptation des infrastructures existantes aux fluctuations de la disponibilité en eau, la mise en place de mesures d'économie d'eau et la protection contre les pénuries potentielles dans certaines régions.

La planification de la demande en eau urbaine joue un rôle essentiel dans la gestion de ces enjeux. En effet, anticiper avec précision cette demande est un paramètre clé pour concevoir, entretenir et exploiter un système d'approvisionnement en eau fiable et économique (Gharabaghi et al., 2019). Cette demande constitue le volume d'eau nécessaire pour alimenter les divers utilisateurs sur une période donnée (jour, mois ou année), incluant également une composante inévitable liée aux pertes d'eau tout au long du processus (Billings & Jones, 2008). Par conséquent, cette évaluation de la demande peut être réalisée grâce à un modèle construit. Ce modèle a pour objectif, d'une part, de

représenter cette demande en tenant compte des facteurs socio-économiques et climatiques susceptibles de l'influencer, et d'autre part, de tenter d'anticiper les possibles évolutions de celle-ci en menant des analyses de scénarios, en corrélation avec les diverses perspectives envisageables de changements climatiques, de dynamiques démographiques et d'interventions à travers des stratégies d'économie d'eau.

L'objectif de ce projet est d'évaluer l'incidence du changement climatique sur la demande en eau d'une ville du Québec, à travers le développement d'un modèle simple, en prenant également en compte les effets potentiels de l'augmentation démographique, des mesures visant à réduire les fuites, ainsi que des actions et incitations pour diminuer la consommation. Il est crucial de considérer tous ces éléments pour élaborer des plans stratégiques durables en matière de gestion de l'eau urbaine.

CHAPITRE 2 OBJECTIFS DE LA RECHERCHE

2.1 Objectifs principaux

Cette recherche vise deux objectifs principaux, dont :

1. Évaluer l'impact des changements climatiques et d'autres facteurs socio-économiques sur la demande en eau urbaine ;
2. Développer un modèle simple de projection en eau urbaine et l'appliquer à une municipalité québécoise.

2.2 Sous-objectifs

Afin d'atteindre les objectifs principaux ci-dessus, les sous-objectifs suivants ont été établis :

1. (SO-1) Identification des considérations fondamentales pour la modélisation de la demande en eau (revue de littérature) ;
2. (SO-2) Analyse des séries historiques de la demande en eau et de ses composantes ;
3. (SO-3) Analyse des données climatiques historiques et futures ;
4. (SO-4) Recherche de corrélation entre la température et la demande ;
5. (SO-5) Construction d'un modèle pour prédire la demande considérant un seuil de température et application en climat futur ;
6. (SO-6) Construction de scénarios par composantes (démographie, consommation résidentielle et des industries, commerces et institutions) en se basant sur le contexte actuel et futur du cas d'étude ;
7. (SO-7) Évaluation de l'impact du climat et des mesures d'économie d'eau en projetant la demande en eau future suivant les scénarios et le modèle estimant la consommation par personne en fonction de la température.

CHAPITRE 3 REVUE DE LITTÉRATURE

La revue de littérature aborde plusieurs aspects essentiels de la modélisation de la demande en eau, englobant les fondements de cette modélisation, y compris les variables de réponse, les facteurs influençant cette demande, les diverses approches de modélisation et les défis rencontrés. Elle explore également l'évaluation de l'impact climatique sur cette demande, en se penchant sur la modélisation par seuil de température et l'évaluation des impacts potentiels du changement climatique à venir. De plus, elle examine la modélisation du climat futur, en présentant les modèles de circulation globale (GCM), source principale des données climatiques futures utilisées dans ce projet. Enfin, elle situe le contexte de l'économie d'eau au Québec, offrant ainsi une vue d'ensemble complète des enjeux abordés dans ce domaine.

3.1 Considérations fondamentales pour la modélisation de la demande en eau

Nous avons d'abord exploré les modèles d'évaluation de la demande en eau urbaine déjà développés et présentés dans la littérature. Une stratégie de recherche par mots clés a été introduite dans la base de données Web of Science, visant les études les plus récentes (i.e., depuis 2010) pour différents contextes géographiques. Ainsi, 35 articles ont été consultés. D'après la revue de littérature, plusieurs considérations fondamentales ont été identifiées pour le processus de modélisation ou de projection de la demande en eau urbaine.

3.1.1 Variable de réponse

Le choix de la variable à modéliser et son unité varient selon les études, bien que l'objectif commun soit d'estimer un volume pour une période spécifique, selon les besoins du modélisateur. La plupart des études ont estimé la demande totale, représentant le volume total nécessaire pour répondre aux besoins en eau de tous les usagers sur une période spécifiée. L'unité la plus couramment utilisée était le mètre cube par jour (Adamowski et al., 2012 ; Al-Zahrani & Abo-Monasar, 2015 ; Banihabib & Mousavi-Mirkalaei, 2019 ; Felfelani & Kerachian, 2016 ; Gharabaghi et al., 2019 ; Guo et al., 2022 ; Wong et al., 2010). D'autres unités de volume ont été également employées sur une base quotidienne, telles que la tonne (Zhang et al., 2019) et le million de litres (Gato et al., 2007 ; Tiwari & Adamowski, 2013). Certaines estimations ont été effectuées sur une base mensuelle, comme observé dans les études de (Firat et al., 2010 ; Pena-Guzman et al., 2016 ; Tiwari & Adamowski, 2013 ; Wong et al., 2010 ; Yasar et al., 2012 ; Zubaidi et al., 2020), et sur une base

annuelle (Kitessa et al., 2021; Wu et al., 2017; Yin et al., 2018; Zhi-guo et al., 2010). Quelques auteurs ont plutôt opté pour la consommation par personne (Eslamian, 2016; Haque et al., 2014 ; Meng & Wu, 2021; Silva et al., 2021) ou par bâtiment (Galaiti et al., 2015; Nawaz et al., 2019; Potter et al., 2022; Silva et al., 2021). Dans certains cas, il était possible de différencier la consommation de plusieurs secteurs, notamment résidentiel et industriel (Pena-Guzman et al., 2016; Zhi-guo et al., 2010), bien que globalement, la modélisation se concentrait sur la consommation domestique ou urbaine.

3.1.2 Facteurs impactant la demande en eau

Afin d'estimer la demande en eau, il a été essentiel d'identifier les multiples facteurs ayant une influence sur cette demande. D'après les articles consultés, ces facteurs ont été classifiés en plusieurs catégories distinctes (Tableau 3.1).

Tableau 3.1 Classification des facteurs influençant la demande en eau

Catégorie	Exemples de facteurs tirés de la littérature
Facteurs climatiques	Température maximale, minimale et moyenne de l'air, précipitations totales, ensoleillement, vitesse du vent, pression atmosphérique humidité relative, température du point de rosée
Facteurs socio-économiques	Population, revenu, produit intérieur brut, niveau de vie, ethnicité
Caractéristiques des ménages	Taille des ménages, surface du bâtiment, présence de piscine, nombre de chambres
Facteurs en lien avec le système d'eau potable	Mesures d'économie d'eau potable, prix de l'eau, sécurité de l'eau
Facteurs calendaires	Jour de la semaine, mois, vacances

Le choix des facteurs est étroitement lié au contexte spécifique de l'étude, notamment aux aspects socio-économiques. Par exemple, dans certaines études, la tarification de l'eau est prise en compte (Eslamian, 2016; Fullerton et al., 2016; Gharabaghi et al., 2019; Haque et al., 2014; Pena-Guzman et al., 2016; Rasifaghihi et al., 2020a; Yasar et al., 2012), tandis que dans d'autres cas, cela n'est pas considéré en raison de l'absence de tarification du service. En effet, il s'agit d'un facteur

influençant directement la consommation des usagers lorsque ceux-ci payent au volume. Dans la même logique, les villes à grandes fluctuations démographiques en raison du tourisme, comme la Mecque en Arabie Saoudite (Almutaz et al., 2012), ou la présence remarquable d'étudiants, comme Guelph au Canada (Gharabaghi et al., 2019), ont vu leur demande en eau potable fortement dépendante de la population urbaine. Même au sein d'un même pays, l'impact d'un facteur donné peut varier significativement d'une ville à une autre. Par exemple, dans une étude menée en Chine, l'indice de niveau de vie n'a pas démontré une influence significative sur la demande en eau pour la ville de Jinane, alors que la température de l'air et la démographie ont joué un rôle important, contrairement à Pékin (Zhi-guo et al., 2010). Le choix des facteurs est également influencé par les objectifs spécifiques de la modélisation, incluant l'évaluation de l'impact climatique (Banihabib & Mousavi-Mirkalaei, 2019; Rasifaghihi et al., 2020 ; Zhang et al., 2019), le contexte socio-économique (Kitessa et al., 2021 ; Mostafavi et al., 2018), les initiatives d'économie d'eau (Almutaz et al., 2012; Haque et al., 2014; Nawaz et al., 2019), voire la combinaison de ces trois aspects. Pour appuyer la sélection des variables utilisés pour modéliser la demande, des évaluations mathématiques et statistiques peuvent être réalisées, telles que les analyses de corrélation les plus souvent employées (Potter et al., 2022) ou la régression pas à pas (Yasar et al., 2012). Dans certains cas, seules les séries historiques de la demande sont utilisées pour projeter la demande future, en raison de l'absence de données relatives aux facteurs socio-économiques potentiellement reliés à la variable de réponse (Zubaidi et al., 2020).

3.1.3 Approches de modélisation

Il existe diverses méthodes mathématiques et statistiques pour modéliser la demande en eau, allant d'approches simples à d'autres plus complexes. On a pu identifier cinq catégories de modèles, brièvement expliquées ci-dessous :

1. Analyse de régression (simple ou multiple) : approche la plus utilisée, notamment la régression linéaire multiple, et reposant sur une estimation statistique de la relation entre la demande en eau et les variables indépendantes, pouvant être linéaire ou non-linéaire (Qi & Chang, 2011) ;
2. Analyse des séries temporelles : approche statistique utilisée pour étudier des données qui évoluent avec le temps, afin de détecter des tendances, des motifs ou des modèles récurrents dans ces données (Shumway & Stoffer, 2017) ;

3. Approche de l'intelligence computationnelle : approche purement pilotée par les données, entraînement d'un algorithme d'apprentissage pour capturer le comportement d'un processus (Qi & Chang, 2011). Elle inclut une vaste variété de méthodes dont les réseaux de neurones artificiels, très récurrents dans le domaine de projection de la demande ;
4. Approches probabilistes : méthodes utilisées pour estimer ou prédire des valeurs futures en tenant compte de l'incertitude associée aux données qui reposent sur des concepts probabilistes pour modéliser et estimer les variations futures (Hyndman & Athanasopoulos, 2018) ;
5. Approches hybrides : combinaison de deux ou plus des méthodes énumérées ci-dessus, notamment les analyses des séries temporelles avec une ou plusieurs des approches d'intelligence computationnelle comme par exemple (Al-Zahrani & Abo-Monasar, 2015) et (Zubaidi et al., 2020).

3.1.4 Horizons de projection

La prévision de la demande en eau peut être réalisée sur des horizons temporels variés tels que court, moyen et long termes. Le choix de l'horizon dépend des objectifs spécifiques du modélisateur. Les spécificités de chaque horizon, basées sur des articles consultés (Banihabib & Mousavi-Mirkalaei, 2019; Kitessa et al., 2021; Pena-Guzman et al., 2016; Qi & Chang, 2011; Tiwari & Adamowski, 2013), sont résumées dans le Tableau 3.2

Tableau 3.2 Description des trois horizons de projection explorés dans la littérature

Horizon	Échelle temporelle de projection	Objectifs
Court-terme	Horaire, journalière, hebdomadaire	• Contrôle, exploitation et gestion en temps réel du système d'approvisionnement en eau potable (sur une période de temps spécifique) ; • Gestion quotidienne des réservoirs urbains.
Moyen-terme	Mensuelle, saisonnière	• Analyse de la variabilité de la consommation d'eau ; • Gestion mensuelle du réservoir/barrage.
Long-terme	Annuelle à décennale	• Support aux problèmes de décision tels que l'expansion des capacités au niveau de la planification stratégique et sa planification financière ; • Gestion des actifs ; • Évaluation de l'efficacité des mesures de conservation et élaboration des politiques et des stratégies telles que la tarification de l'eau ; • Évaluation des impacts du changement climatique.

3.1.5 Complexité et défis

Comme observé dans la littérature, aucun modèle global applicable à tous les contextes n'existe. Ainsi, le développement d'un modèle pour estimer ou comprendre la demande en eau nécessite la compréhension du contexte de chaque étude de cas. Selon Kitessa et al., 2021, la prédiction de la demande en eau est une tâche complexe en raison de la disponibilité des données, de divers facteurs influençant la demande (e.g., sociaux, économiques et technologiques), des différents horizons temporels et méthodes de prédiction. L'urbanisation et la croissance démographique locales suivent généralement un processus complexe et incertain, influencé par une gamme de facteurs économiques, politiques, sociaux, culturels et environnementaux, ce qui rend la modélisation plus difficile. Dans la majorité des études, la quantité réelle d'eau utilisée par les ménages individuels n'était pas disponible. Par conséquent, la quantité d'eau utilisée par habitant et par jour a été estimée en divisant l'approvisionnement total quotidien en eau de la ville par sa population (Rasifaghihi et al., 2020). De plus, les pertes n'ont pas été prises en compte, en supposant que toute l'eau produite est correctement distribuée et entièrement consommée par les habitants (Eslamian, 2016).

3.2 Évaluation de l'impact du climat sur la demande

L'influence du climat sur la demande en eau a été étudiée dans des contextes arides et secs tels que l'Arabie Saoudite (Almutaz et al., 2012; Al-Zahrani & Abo-Monasar, 2015), Téhéran en Iran (Mousavi-Mirkalaei et al., 2022), El Paso aux États-Unis (Fullerton et al., 2016) et East Doncaster en Australie (Gato et al., 2007). Cependant, cet aspect a également été pris en compte dans des environnements climatiques différents, comme au Canada, par exemple à Montréal, une ville reconnue pour sa forte consommation d'eau et l'abondance de ses ressources en eau douce, avec une dynamique démographique constante (Adamowski et al., 2012). Parmi les nombreuses variables climatiques (Tableau 3.1), les plus utilisées dans les modèles de projection étaient principalement la température de l'air et les précipitations. Guo et al., 2022 ont démontré que la température maximale présentait une corrélation plus forte que les variables calendaires telles que le jour ou le mois, dans le cadre d'une modélisation par séries temporelles, montrant une performance assez rigoureuse (erreur moyenne absolue de l'ordre de 1%). Al-Zahrani & Abo-Monasar ont constaté que la température minimale, maximale et moyenne avaient les impacts les plus significatifs, indépendamment de l'humidité de l'air, des précipitations ou de la vitesse du vent. De même, Yasar et al., 2012 et Banihabib & Mousavi-Mirkalaei 2019 ont montré que l'ensoleillement jouait un rôle aussi important que la température dans la consommation urbaine. Adamowski et al., 2012 ont constaté que pour Montréal, les meilleurs modèles étaient ceux dépendant de la température mais indépendants des précipitations, tandis que d'autres auteurs ont uniquement pris en compte les précipitations et ont obtenu de bons résultats, dans un contexte où les variations interannuelles des précipitations régionales fournissent des preuves pour l'approvisionnement et la demande en ressources en eau (Yin et al., 2018). L'effet du climat est pris en compte seul ou couplé avec d'autres facteurs socio-économiques, en particulier la population et le prix de l'eau. Dans le contexte québécois, les études antérieures se sont principalement concentrées sur la grande agglomération de Montréal, et toutes ont pris en considération la température et les précipitations, que ce soit dans le cadre d'approches d'intelligence computationnelle (Adamowski et al., 2012; Tiwari & Adamowski, 2013) ou de régressions linéaires ou non linéaires multivariées (Eslamian, 2016; Rasifaghihi et al., 2020).

3.2.1 Modélisation par seuil de température

La méthode de modélisation basée sur le seuil des variables climatiques, en particulier la température, a démontré son efficacité pour prédire la demande d'eau dans divers contextes canadiens. Adamowski et al., 2012 ont cherché à détecter les influences climatologiques sur la demande quotidienne en eau urbaine dans différentes villes canadiennes, en se basant sur l'hypothèse que des seuils de température et/ou de précipitations au-dessus desquels la demande en eau change existent. Les résultats ont montré que la demande urbaine n'était liée au climat qu'au-dessus d'un certain seuil de température spécifique pour chaque région. Pour Calgary, le seuil a été fixé à 10°C et pour Montréal et Ottawa à 12°C. À partir de ces seuils, une corrélation linéaire forte a été détectée. Les auteurs ont suggéré que l'application de relations linéaires saisonnières entre la demande urbaine en eau et la température est peut-être plus appropriée et potentiellement plus réussie pour les prévisions que l'application d'une fonction non linéaire continue pour expliquer les fluctuations quotidiennes tout au long de l'ensemble des données. Eslamian, 2016 et Rasifaghihi et al., 2019 ont différencié la demande urbaine de base liée à la consommation durant les périodes froides, i.e., lorsque la température de l'air ne dépasse pas un seuil de 10°C, de la consommation saisonnière pour la ville de Brossard, Québec, Canada. La consommation saisonnière est relative aux autres jours et est influencée par les variations climatiques. Pour en déterminer le seuil, les auteurs ont identifié le point de rupture où la demande commence à évoluer dans la même direction que la température. Ainsi, la demande de base est soit calculée en fonction du temps, soit en fonction de facteurs socio-économiques, par opposition à la demande saisonnière qui dépend désormais des facteurs climatiques (température et précipitations).

3.2.2 Évaluation de l'impact du changement climatique prévu

Parmi les 35 articles consultés, seules deux études ont évalué l'impact du changement climatique sur une période de projection à long terme, utilisant des prévisions de variables climatiques générées par des modèles de circulation globaux, selon différents scénarios climatiques. Dans la région des Blue Mountains en Australie, Haque et al., 2014 ont élaboré un modèle probabiliste basé sur des données historiques de températures, de précipitations, de population et de prix de l'eau de 1997 à 2011. Ils l'ont ensuite utilisé pour estimer la demande future en eau selon divers scénarios d'émissions de gaz à effet de serre (faibles, moyens et élevés) et de mesures de conservation de l'eau. Les projections futures de température et de précipitations ont été obtenues grâce au modèle

climatique global CSIRO Mark 3,0 avec une réduction d'échelle pour la période de 2015 à 2040. Ils ont constaté que les restrictions obligatoires en matière d'utilisation de l'eau dans la prévision de la demande en eau ont plus d'impacts que les différents scénarios climatiques. Ils ont également noté que l'augmentation future de la demande en eau n'est pas principalement influencée par les conditions climatiques projetées, mais plutôt par l'augmentation du nombre de logements à venir, soit l'augmentation de la population totale.

Pour la ville de Brossard au Québec, Rasifaghihi et al., 2020 ont également pris en compte les projections futures de température et de précipitations jusqu'en 2050, issues de 21 modèles climatiques globaux sous le projet CMIP5, ainsi que deux scénarios d'émissions selon deux profils représentatifs d'évolution de concentration (RCP), intermédiaire (RCP 4,5) et élevé (RCP 8,5). La consommation urbaine annuelle d'eau a montré une tendance à augmenter pour les trois prochaines décennies. Comparé à RCP 4,5, RCP 8,5 a montré une augmentation de 4 % de la consommation urbaine annuelle d'eau. Au moment de notre projet et à notre connaissance aucune étude n'a utilisé les données climatiques projetées sous le projet CMIP6 (Eyring et al., 2016) pour évaluer l'impact du changement climatique à long-terme sur la demande en eau.

3.3 Modélisation du climat futur

Les projections de données climatiques futures sous différents scénarios futurs possibles peuvent servir à estimer la demande en eau future en utilisant des modèles développés sur la base de séries historiques. Dans cette section, les principaux éléments caractérisant le processus d'obtention de ces données projetées sont présentés, en s'intéressant en particulier au projet le plus récent d'intercomparaison de modèles couplés.

3.3.1 Aperçu des modèles climatiques disponibles

Les modèles climatiques sont des représentations mathématiques du système climatique exprimées sous forme de codes informatiques et exécutées sur des ordinateurs puissants. Leurs principes fondamentaux sont basés sur des lois physiques établies, telles que la conservation de la masse, de l'énergie et de la quantité de mouvement, ainsi que sur une multitude d'observations (IPCC, 2007). Les processus naturels de l'atmosphère, de l'océan, de la surface terrestre et des éléments gelés de la planète, ainsi que les systèmes biochimiques sont alors représentés, permettant ainsi de simuler le fonctionnement du système climatique et son évolution au fil du temps, que ça soit pour le passé

ou pour le futur dépendamment de plusieurs scénarios d'émissions (Environnement et Changement climatique Canada, s. d.). Les modèles les plus communs sont ceux de circulation générale atmosphérique, représentant le système climatique tridimensionnel en décrivant le mouvement de l'énergie, la quantité de mouvement et la conservation de la masse et de la vapeur d'eau (Alexander et al., 2009)

Il existe actuellement des douzaines d'institutions de modélisation climatique réparties partout dans le monde, où chacune produit son propre modèle (Eyring et al., 2016). Malgré le fait que tous ces modèles obéissent aux mêmes principes physiques, chacun possède ses propres hypothèses en lien avec les équations utilisées la résolution spatiale et temporelle, les conditions initiales et aux limites, les données entrantes, le nombre de simulations et les scénarios. Ainsi, il est intéressant de travailler avec les simulations produites par un ensemble de modèles plutôt qu'un seul, pour tenir compte de toutes les valeurs futures possibles, puisqu'il n'y a pas qu'un seul modèle idéal.

3.3.2 Le projet d'intercompararion de modèles couplés 6 (CMIP6)

Le projet d'intercomparaison de modèles couplés (CMIP) est un projet international de modélisation climatique, conçu pour mieux comprendre les changements climatiques passés, présents et futurs, dans le cadre du Programme mondial de recherche sur le climat de l'Organisation des Nations Unies (CMIP, 2023). Il sert de référence à la communauté de modélisation climatique, soit les différentes institutions, fournissant des guides et recommandations standardisés au niveau de la conception climatique (Environnement et Changement climatique Canada, s. d.). Les modèles de circulation générale (GCM), issus de CMIP, sont les outils les plus avancés pour projeter les conditions climatiques (Randall et al., 2007).

CMIP6 représente la version la plus récente du projet et constitue une amélioration de la version précédente CMIP5. Elle se caractérise par une augmentation de la résolution spatiale, une meilleure représentation des processus physiques à des échelles plus petites et un ajout du nombre de simulations pour mieux représenter les variabilités internes (Bourdeau-Goulet & Hassanzadeh, 2021). Une des différences les plus importantes entre les deux versions est l'introduction d'une gamme de forçages radiatifs plus larges pour CMIP6, prenant en compte les conditions-socioéconomiques possibles dans le futur : les scénarios du CMIP5 fondés sur les profils représentatifs d'évolution de concentration (RCP) sont alors remplacés par d'autres, basés sur les

trajectoires communes d'évolution socioéconomique (SSP) du CMIP6. Les scénarios SSP sont présentés dans l'Annexe C.

Il faut noter qu'une analyse effectuée pour le contexte canadien a montré qu'il n'y a pas de supériorité claire du modèle CMIP6 sur le modèle CMIP5 en fonction de leur performance dans la représentation des caractéristiques des indices climatiques par rapport aux données historiques de réanalyse (Bourdeau-Goulet & Hassanzadeh, 2021).

3.3.3 Scénarios d'émissions futurs

Les scénarios basés sur les SSP forment un raffinement des scénarios d'émissions des gaz à effet de serre (GES) des RCP, selon plusieurs possibilités de forçages radiatifs (Tableau 3.3). Chacun combine plusieurs prévisions en lien avec la croissance démographique, le développement socio-économique et énergétique. Cependant, ces caractéristiques ne sont pas normalisées, rendant l'association des changements sociétaux aux cibles climatiques difficile (Gouvernement du Canada, s. d.).

Tableau 3.3 Les différents scénarios RCP développés dans le cadre du CMIP5 (Youjeong et al., 2018)

Scénario RCP	Forçage radiatif (W/m^2)	Description
RCP 2,6	3,0	Un scénario de réduction stricte qui vise à maintenir le réchauffement climatique en dessous de 2°C par rapport aux températures préindustrielles.
RCP 4,5	4,5	Un scénario de réduction dans lequel une politique significative d'atténuation des GES est mise en œuvre.
RCP 6,0	6,0	Un scénario normal de réduction dans lequel une politique ordinaire d'atténuation des GES est mise en œuvre.
RCP 8,5	8,5	Des émissions de GES très élevées, scénarios sans efforts supplémentaires pour limiter les émissions.

Les SSP sont alors introduits proposant des récits possibles du développement à venir de la société, reflétant le taux de réussite des stratégies d'atténuation ou d'adaptation en lien avec la taille de la

population, l'étendue de la collaboration régionale, les développements technologiques et autres caractéristiques sociétales (Riahi et al., 2017).

Cinq scénarios SSP sont introduits, conçus pour fonctionner en combinaison avec une nouvelle version des RCP pour différents scénarios de forçage radiatif, présentés en détails dans le Tableau C. de l'Annexe C.

La nomenclature adoptée dans la littérature des scénarios obtenus indique le choix du SSP et du forçage radiatif. Par exemple, « SSP5-8,5 » désigne un récit où le développement est à base de combustibles fossiles (SSP5), considérant un forçage radiatif de 8,5 watts par mètres carrés (RCP 8,5).

3.4 Contexte d'économie d'eau au Québec

En 2011, la Politique nationale de l'eau au Québec propose l'élaboration d'une stratégie de conservation de l'eau en collaboration avec les municipalités, pour un horizon de 2011 à 2017. En effet, le Québec est identifié comme ayant une consommation d'eau anormalement élevée, principalement due aux fuites dans les réseaux et à une « utilisation abusive de la ressource » (Gouvernement du Québec, 2011). Cette stratégie vise une réduction d'au moins 20% de la consommation moyenne d'eau par personne et une diminution des pertes par fuites à 20% du volume total d'eau produit. À la fin de l'horizon d'application, les différentes mesures adoptées, telles que l'installation de compteurs sur les bâtiments non résidentiels et leur tarification, ainsi que les incitatifs de réduction de la consommation sous forme de campagnes de sensibilisation et des réglementations, ont permis une diminution de 26 % de la demande depuis 2001 dans plus de 600 municipalités. L'objectif de réduire les fuites à 20 % a été atteint par 77 % des municipalités.

En 2019, une nouvelle version de la Stratégie québécoise d'économie d'eau potable (SQEEP) voit le jour pour un nouvel horizon de 2019 à 2025 et des objectifs plus pointus, notamment une diminution de 20 % de la distribution d'eau par personne par rapport à 2015 et une atteinte d'un niveau de fuites modéré selon l'indice de l'Association internationale de l'eau expliqué dans la section 3.4.2 (IWA) (Gouvernement du Québec, 2019).

3.4.1 Réduction de la consommation

L'objectif exigé par la SQEEP (2019-2025) est d'atteindre ou de maintenir une consommation résidentielle équivalente ou inférieure à la moyenne observée en Ontario ou au Canada, en fonction

des spécificités de chaque municipalité. Dans le cadre de ce projet, l'attention est particulièrement portée sur la moyenne canadienne, qui, selon les projections du Ministère des Affaires municipales et de l'habitation (MAMH), affiche une diminution d'environ 0,9 % par an (voir Figure 3.1). Pour réaliser cet objectif, quatre actions principales sont préconisées, chacune avec des échéances et des délais d'application distincts :

1. Révision de la réglementation municipale sur l'utilisation de l'eau (prévue dans un délai d'un an à partir de 2019) ;
2. Campagnes de sensibilisation annuelles auprès des citoyens ;
3. Exemplarité à travers la mise en place de pratiques municipales multiples (à mettre en œuvre annuellement) ;
4. Estimation de la consommation résidentielle par échantillonnage ou par secteur de suivi de la consommation (échéance prévue dans les trois prochaines années à partir de 2019).

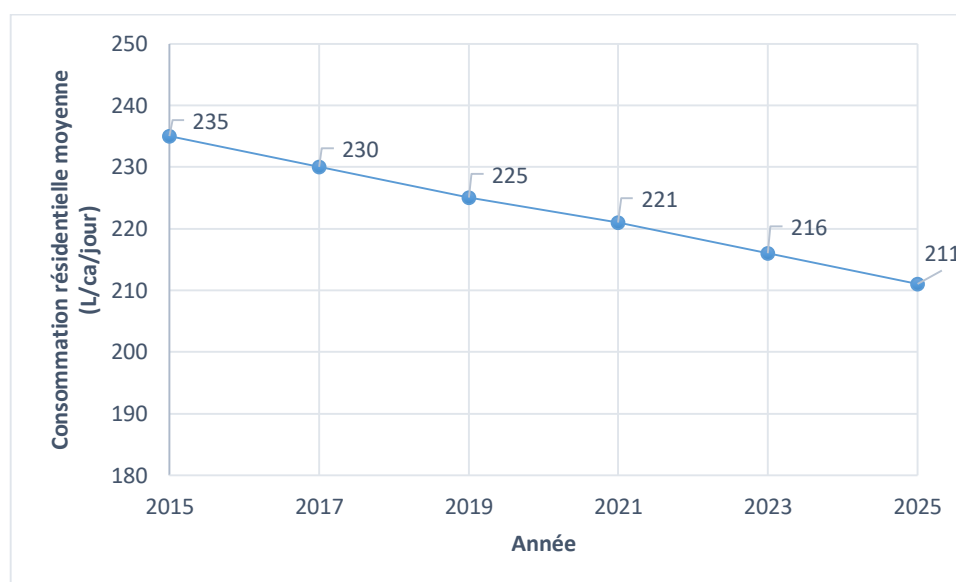


Figure 3.1 Projection du MAMH de la consommation résidentielle canadienne de 2015 à 2025

Pour ce qui est de la consommation des industries, commerces et institutions (ICI), à compter de 2021, il est nécessaire d'équiper les bâtiments correspondant de compteurs dans un délai de trois ans à partir de 2019 ou à un rythme minimum de 500 compteurs par an, ce qui représente une poursuite de l'initiative lancée dans la première version de la stratégie. Ces usagers sont sujets à une tarification volumétrique, une stratégie qui s'est révélée être un succès au niveau de la diminution de l'eau consommée.

3.4.2 Réduction des pertes dans les réseaux de distribution

L'évaluation de la performance des réseaux de distribution d'eau au Québec en termes de fuites est basée sur l'Indice de fuites des infrastructures (IFI), remplaçant le taux de pertes en raison de ses limitations, utilisé dans la première version de la SQEEP. L'IFI est calculé en comparant les pertes d'eau réelles (PER) aux pertes inévitables (PERI), représentant le ratio $PER/PERI$. Les PER incluent les fuites sur les conduites, les débordements des réservoirs et les fuites sur les branchements publics, tandis que les PERI sont la limite théorique des pertes dans un réseau en bon état, calculée selon les meilleures technologies actuelles par l'International Water Association (IWA). Ce changement aligne le Québec sur la norme internationale pour mesurer les performances des réseaux d'eau potable. L'interprétation de la valeur de l'indice permet de classer les réseaux d'aqueduc en quatre catégories (Tableau 3.4).

Tableau 3.4 Classification de la performance du réseau de distribution selon l'IFI calculé

Classification	IFI	Interprétation
A	$IFI < 2$	Niveau de fuite faible
B	$2 < IFI < 4$	Niveau de fuite modéré
C	$4 < IFI < 8$	Niveau de fuite élevé
D	$IFI > 8$	Niveau de fuite très élevé

La SQEEP (2019 – 2025) exige aux municipalités d'atteindre un IFI de 4, essayant ainsi d'atteindre un niveau de pertes économiquement optimal, sachant qu'il existera toujours des pertes inévitables.

Les méthodes d'intervention pour réduire les pertes réelles sont la gestion de la pression, le contrôle actif des fuites, la gestion des actifs du réseau et l'amélioration de la rapidité et de la qualité des réparations, des approches que le Service de l'eau met en œuvre activement dans les municipalités québécoises.

CHAPITRE 4 MATÉRIEL ET MÉTHODES

Avant de plonger dans les détails de la méthodologie adoptée et des différentes étapes suivies tout au long du projet, cette section préliminaire établit le contexte de la ville étudiée. Elle expose également les données disponibles ainsi que les méthodes mathématiques employées, permettant ainsi une compréhension approfondie des démarches ultérieures. La description de l'étude de cas comprend plusieurs aspects cruciaux, allant de la démographie à l'utilisation du territoire, en passant par une analyse approfondie du système de production d'eau potable, incluant les sources d'approvisionnement et l'état du réseau. De plus, cette section énumère les données relatives à la demande en eau utilisées pour l'analyse. En outre, elle justifie le choix des données climatiques historiques et explique le processus de sélection des variables climatiques pertinentes ainsi que le choix de la station météorologique. Ensuite, elle aborde les données climatiques futures en énumérant les scénarios d'émissions futures choisis, ainsi que les modèles utilisés pour projeter ces données. Enfin, elle expose les outils mathématiques et statistiques employés pour l'analyse, ainsi que la méthode spécifique utilisée pour estimer les différentes composantes de la demande en eau.

4.1 Description de l'étude de cas

L'étude de cas est une ville représentative d'une ville moyenne québécoise avec une superficie de $17,7 \text{ km}^2$ et une population d'environ 50 000 habitants. Le nom de la ville n'est pas divulgué afin de préserver la confidentialité des données fournies par la municipalité pour ce projet.

4.1.1 Démographie et utilisation du sol

D'après les données de recensement de Statistique Canada les plus récentes, la ville comptait une population de 46 428 habitants en 2021, représentant une augmentation de 4,4% par rapport à 2016, plus grande en comparaison avec la croissance provinciale moyenne du Québec de 4,1%. Sa densité de population s'élève alors à 2620 habitants par kilomètre carré, beaucoup plus dense en comparaison au 6,5 habitants par kilomètre carré au niveau de tout le territoire de la province québécoise (Gouvernement du Canada, 2023).

Les précédents recensements émis tous les cinq ans depuis 2001 (Tableau A.1) ont permis de tracer la courbe de variation de la population annuelle pour la ville étudiée, montrée dans la Figure 4.1. Depuis 2006, une croissance continue du nombre de personnes résidentes dans la ville est observée avec un taux de croissance plus grand à partir de 2011.

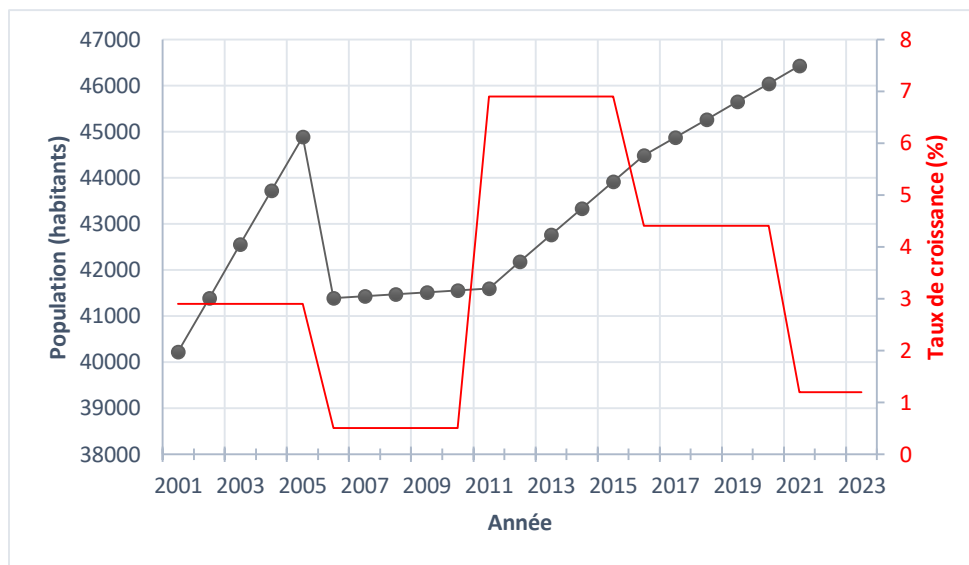


Figure 4.1 Évolution de la population annuelle et du taux de croissance de la ville à l'étude

L'identification des types de bâtiments dans la zone d'étude peut fournir des informations sur les différents usagers qui s'y trouvent, dont la consommation en eau diffère les uns des autres.

L'étude de cas est caractérisée par une diversité au niveau de l'occupation de son sol et donc de ses bâtiments. En effet, d'après les informations fournies par la ville, on distingue cinq types de bâtiments (résidentiel, commercial, industriel, institutionnel et les parcs et espaces verts) détaillés ci-dessous.

Les bâtiments résidentiels

La majorité des résidences (environ 70 %) est du type régulier (i.e., maisons individuelles), alors que le reste (environ 30 %) sont de type condominium. Concernant la taille des ménages, 40 % correspondent à une personne par logement (taille relativement petite), alors que 5 % sont pour 5 personnes ou plus, (Figure 4.2.A). Près de la moitié des bâtiments résidentiels ont été construits entre les années 1950 et 1999, et 22 % de ceux-ci sont assez récents, soit construits entre 2000 et 2023. À noter qu'il reste quelques bâtiments historiques datant d'avant le 19^e siècle (moins de 1% au total, Figure 4.2.B).

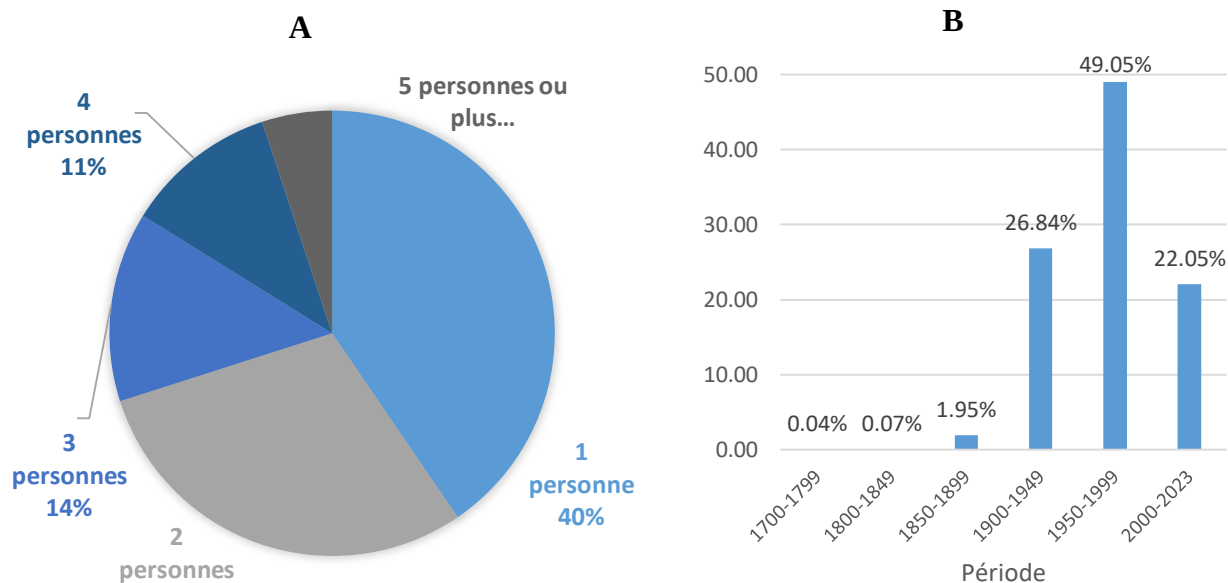


Figure 4.2 Répartition des ménages privés selon (A) la taille et (B) la période de construction

Les bâtiments commerciaux et industriels

Ce type de bâtiments inclut les immeubles commerciaux à usages divers, les entrepôts et stations de transport de marchandises, les centres commerciaux, les bureaux, les garages publics, de stationnement, de réparation et d'entretien automobile, les postes d'essences, les hôtels et motels, les théâtres et stades, et tout autres commerces divers. Le secteur industriel dans la ville inclut des chemins de fer, des usines, ainsi que des manufactures légères.

Les bâtiments institutionnels et les parcs et espaces verts

On distingue les institutions économiques, dont un hôpital et 15 écoles, et non-économiques, comme les églises et lieux de cultes. On trouve également quelques immeubles publics et gouvernementaux. La ville étudiée compte une trentaine de parcs et promenades, ainsi qu'un centre récréatif. Un seul espace de jeux d'eau et sept piscines s'y trouvent.

D'après les cartographies d'occupation du sol fournies, on peut diviser le territoire de la ville en quatre zones, représentées schématiquement dans la Figure 4.3 :

- Zone A : zone à caractère résidentiel (dominance des résidences privées), regroupant les institutions économiques et non-économiques, ainsi que les parcs et espaces verts et récréatifs de la ville, avec présence timide de quelques commerces et industries ;

- Zone B : zone à caractère purement industriel et commercial, absence d'autres types de bâtiments ;
- Zone C : zone similaire à la Zone C avec une plus petite superficie ;
- Zone D : zone ferroviaire.

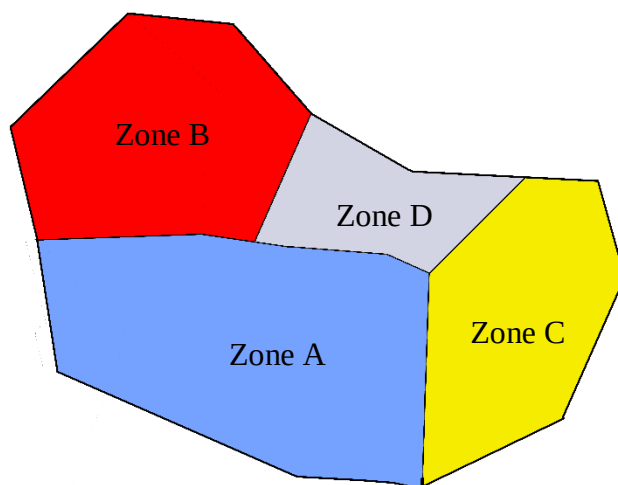


Figure 4.3 Représentation schématique des différentes zones identifiées sur le territoire du cas d'étude

Pendant une décennie, le territoire de la ville étudiée a connu une transformation significative, caractérisée par une croissance démographique soutenue et un développement résidentiel dynamique, à priori du secteur industriel. En effet, un projet lancé en 2018 avec une échéance de dix ans visait à accroître le nombre d'unités résidentielles de 2640, objectif prévu pour la fin de l'année 2021. De plus, un vaste programme de transformation d'un site anciennement dédié à des activités industrielles en une zone largement résidentielle est en cours de planification. Ce projet s'étale sur une période d'environ trente ans, offrant un potentiel de construction de 7800 nouvelles unités résidentielles, intégrées à un environnement de travail et de vie sociale favorable. Si tout se déroule comme prévu, la construction devrait débuter aux alentours des années 2030.

4.1.2 Description du système de production d'eau potable

4.1.2.1 Source d'approvisionnement

Près de 90% de la population résidente dans la ville étudiée est desservie en eau potable par une usine de production d'eau potable (UEP), ayant sa prise sur le Fleuve Saint-Laurent (source d'eau

de surface). La consommation du reste de la population est comblée par une usine secondaire. Il faut noter que l'UEP principale a desservi également une partie d'une autre ville voisine jusqu'en juillet 2016. La présente recherche s'intéresse uniquement aux consommateurs (résidentiels et non résidentiels) se trouvant dans le territoire de la ville étudiée et desservis par l'UEP.

4.1.2.2 Réseau de distribution

Le réseau d'aqueduc du cas d'étude est identifiable par un indice de fuites particulièrement élevé ($IFI > 8$), se distinguant ainsi des villes voisines du Québec en raison de son infrastructure vieillissante. En 2016, comme indiqué dans la Figure 4.4, près de la moitié des 668 tronçons du réseau d'aqueduc, dont la durée de vie a été mesurée, présentaient une durée de vie écoulee se situant entre 50 % et 75 %. Environ 30 % de ces tronçons avaient une durée de vie entre 75 % et 100 %. Une vingtaine de tronçons (soit 3,6 % du total) affichaient une durée de vie dépassée (100 %). Ces données montrent le besoin urgent d'investir et d'améliorer les performances du réseau de distribution d'eau potable afin de réduire les pertes d'eau potable.

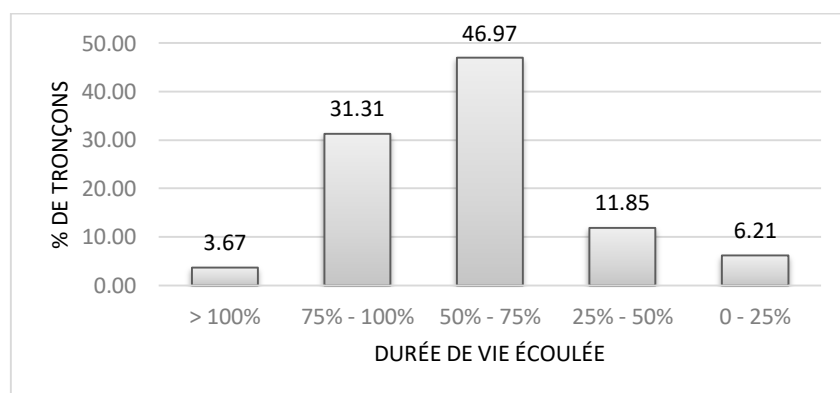


Figure 4.4 Proportion des tronçons du réseau d'aqueduc selon la fraction de la durée de vie écoulee

4.1.2.3 Données de la demande en eau utilisées

Les enregistrements du volume d'eau potable produit quotidiennement par l'UEP (en $m^3/jour$) sont disponibles pour la période du 11 mai 2005 au 7 mars 2022. Ces données sont fournies par la municipalité du cas d'étude et elles n'incluent pas le volume distribué à la ville voisine (période avant juillet 2016). Dans la présente recherche, ce volume-là est confondu avec la « demande en eau urbaine ». Ceci dit, les différentes analyses impliquant la demande seront basées sur ces données. Généralement, des incohérences, des données manquantes et des valeurs atypiques dans

l'ensemble de données des séries existent et peuvent interférer avec l'interprétation des tests statistiques (Silva et al., 2021). Celles-ci sont discutées dans les sous-sections qui suivent.

Données manquantes

Il existe des dates où le volume d'eau potable produit n'a pas été enregistré. Pour décider du traitement de ces données manquantes, les dates et périodes où l'enregistrement est absent ont été repérés. Les données peuvent manquer sur plusieurs jours consécutifs (i.e., deux jours et plus) ou sur une seule date, avec les jours précédents et suivants possédant un enregistrement. L'analyse de ces données manquantes vont permettre de mieux comprendre et d'investiguer les causes expliquant ce manque de données et d'établir des hypothèses si nécessaires. Les dates et périodes sont regroupées dans le Tableau 4.1.

Tableau 4.1 Dates et périodes des données manquantes du volume d'eau potable produit par l'UEP entre 2005 et 2022.

Périodes d'absence d'enregistrement (2 jours consécutifs et plus)			Dates singulières où l'enregistrement est absent
Date de début	Date de fin	Période (jours)	
05/11/2005	13/11/2005	9	30/05/2006
16/09/2006	17/09/2006	2	23/08/2006
22/09/2006	24/09/2006	3	14/09/2006
10/10/2006	01/11/2006	23	30/09/2006
29/12/2008	04/01/2009	7	07/10/2006
01/01/2010	10/09/2010	253	12/02/2008
01/07/2013	08/06/2016	1074	

Une attention particulière est attribuée à la période du 1^{er} juillet 2013 au 8 juin 2016, avec 1074 jours consécutifs (soit environ trois ans) d'enregistrement manquant (Tableau 4.1). D'après des communications avec la Ville, il s'agit de la période où le débitmètre permettant de mesurer la portion d'eau potable allouée à la ville voisine était défectueux. Ainsi, il est impossible de

soustraire ce volume inconnu de la quantité totale produite par l'UEP, pour obtenir la demande de la population cible étudiée. La seconde plus longue période de manque de données s'étend du 1^{er} janvier 2010 au 10 septembre 2010, avec 253 jours (soit environ huit mois). Cependant, la cause est inconnue.

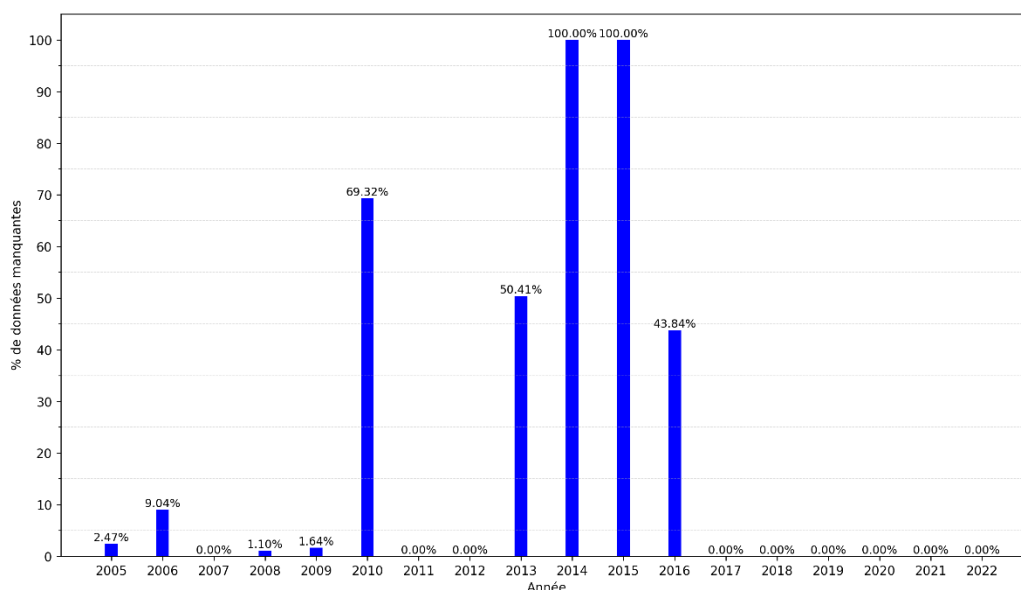


Figure 4.5 Pourcentage des données manquantes par année du volume d'eau potable produit par l'usine de production d'eau potable (UEP)

Finalement, les années ayant le plus de données manquantes sont 2014 et 2015, avec un ratio de 100 % (aucun enregistrement pour ces années); vient ensuite 2010 (ratio de 70 %), puis 2013 (ratio de 50 %), et enfin 2016 (ratio de 44 %) (voir Figure 4.5). Dans le cadre de ce projet, aucune intervention ou remplacement au niveau des données manquantes de la demande n'ont pu être faits. Les analyses se sont donc limitées aux valeurs disponibles, éliminant ainsi les dates et périodes non disponibles.

Séries temporelles

Les données typiques de la demande en eau urbaine journalière, exprimée en $m^3/jour$, pour la période disponible sont représentées sur la Figure 4.6 ci-dessous. Les séries mensuelle (Figure 4.6.B) et annuelle (Figure 4.6.C) correspondent aux moyennes mensuelle et annuelle respectivement calculées à partir des données quotidiennes de la demande.

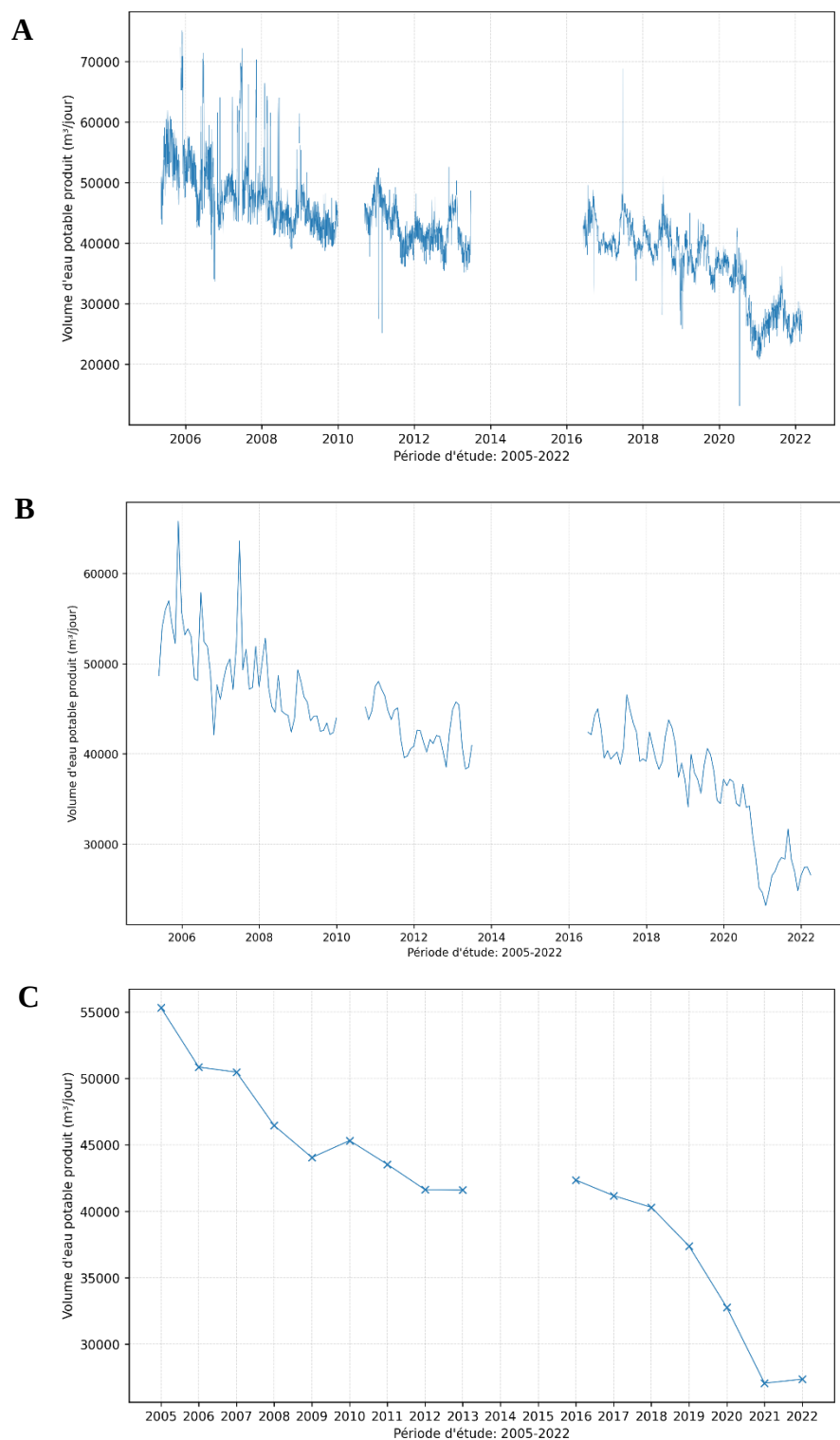


Figure 4.6 Aperçu des séries (A) journalière, (B) mensuelle et (C) annuelle de la demande en eau urbaine entre le 11 mai 2005 et le 7 mars 2022

4.2 Choix des données climatiques historiques utilisées

Les données climatiques historiques constituent les enregistrements et mesures effectuées par les stations météorologiques installées sur le territoire. Celles-ci sont gérées par le Service météorologique du Canada et d'Environnement et Changement Climatique Canada (Environnement et Changement climatique Canada, s. d.). Cette base de données, accessible en libre accès, inclut des séries temporelles quotidiennes pour différentes localisations géographiques et pour une variété de variables climatiques, notamment la température de l'air (moyenne, maximale et minimale) et les précipitations totales.

4.2.1 Sélection des variables d'intérêt

Dans le cadre de cette étude, seules certaines variables qui influencent la modélisation de la demande en eau ont été utilisées :

1. T_{moy} : température moyenne de l'air (en $^{\circ}C$) ;
2. T_{max} : température maximale de l'air (en $^{\circ}C$) ;
3. T_{min} : température minimale de l'air (en $^{\circ}C$) ;
4. P : précipitations totales (en mm).

En effet, il s'agit des « variables climatiques les mieux surveillées et les plus largement étudiées » (Zhang et al., 2019). Au niveau canadien, de longs enregistrements quotidiens historiques existent pour de nombreuses localisations, malgré la répartition inégale des sites d'observation sur le territoire (densité plus importante au Sud du pays). La qualité des données est améliorée avec l'évolution de la technologie de surveillance, soit la transition de mesures manuelles à automatiques (Zhang et al., 2019). De plus, la température et les précipitations constituent des variables principales et fondamentales pour décrire le climat : l'observation de leurs évolution temporelle et altérations par rapport à une période de référence est révélatrice de l'occurrence des changements climatiques (Rana et al., 2017). Des projections futures de celles-ci sous différents scénarios climatiques, générées par les modèles de circulation générale, sont également disponibles en libre accès.

4.2.2 Choix de la meilleure station climatique

Le choix de la station climatique dépend de :

1. La proximité de la station au terrain d'étude ;
2. La fréquence de mesure des données (horaire, journalière, mensuelle ou annuelle) ;
3. La disponibilité de longues séries temporelles de bonne qualité.

Une station, nommée ici « Station A », est installée au centre du territoire de la région étudiée. Cependant, ses enregistrements de température et de précipitations ne couvrent qu'une période de quatre ans (de 1960 à 1963), avec un ratio non négligeable de données manquantes (Figure 4.7). Il a fallu alors rechercher une autre station plus fiable, à proximité de la zone d'étude et ayant des caractéristiques semblables à la première, soit la Station B, située au-delà des frontières de la zone, et éloignée de 6 km de la Station A (la plus proche du terrain d'étude). Les caractéristiques des deux stations sont présentées dans le Tableau 4.2.

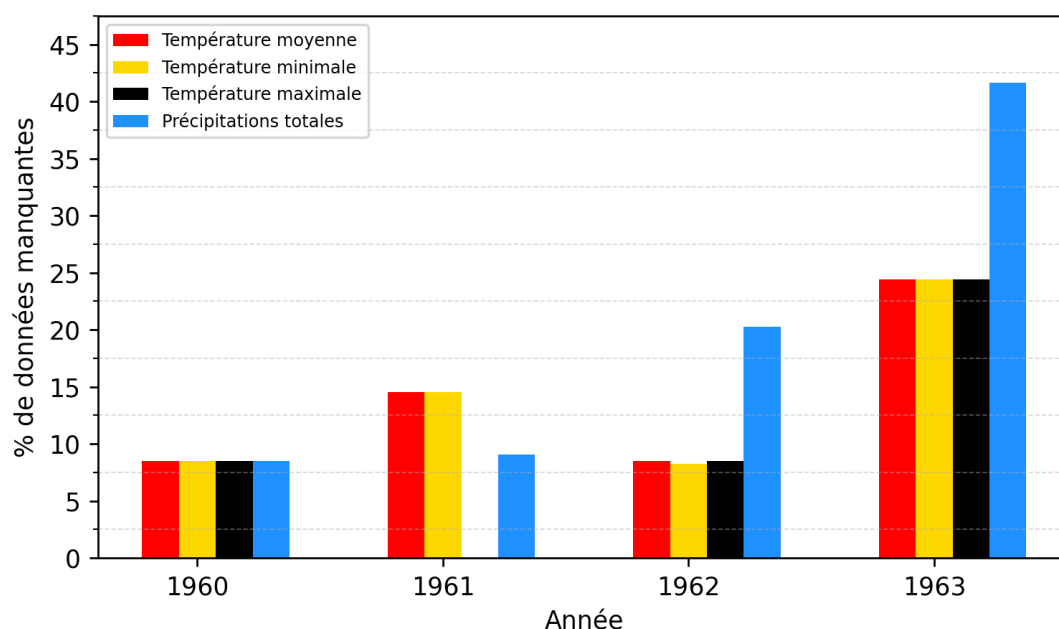


Figure 4.7 Ratio de données manquantes par variable par année pour la « Station A »

Tableau 4.2 Caractéristiques des deux stations climatiques A et B

Nom de la station climatique		Station A	Station B
Localisation par rapport à la zone d'étude		Au centre de la zone d'étude	Au-delà des frontières de la zone d'étude, distante de 6 km de la Station A
Élévation (voir Figure 4.8)		34 m	31 m
Période de disponibilité des données		12/09/1963 – 30/09/1963	01/09/1941 – 31/12/2022
Fréquence de mesure		Journalière, mensuelle	Horaire, journalière, mensuelle
Ratio des données manquantes par rapport au nombre total d'observations (%)	T_{moy}	21,86	0,23
	T_{max}	16,18	0,19
	T_{min}	21,76	0,15
	P	31,10	0,09



Figure 4.8 Coupe transversale retirée de Google Earth, suivant la ligne droite reliant la Station B (à gauche) à la Station A (à droite)

La Figure 4.9 montre la pertinence des séries journalières entre les deux stations A et B, pour les quatre variables considérées. En effet, en traçant les observations de la Station A en fonction de celles de la Station B, une forte régression linéaire est détectée avec un coefficient de détermination R^2 presque égal à 1. Ainsi, vu la vraisemblance des caractéristiques des deux stations, que ce soit au niveau de l'emplacement géographique ou des séries temporelles journalières, les données climatiques historiques considérées dans ce projet seront celles de la Station B.

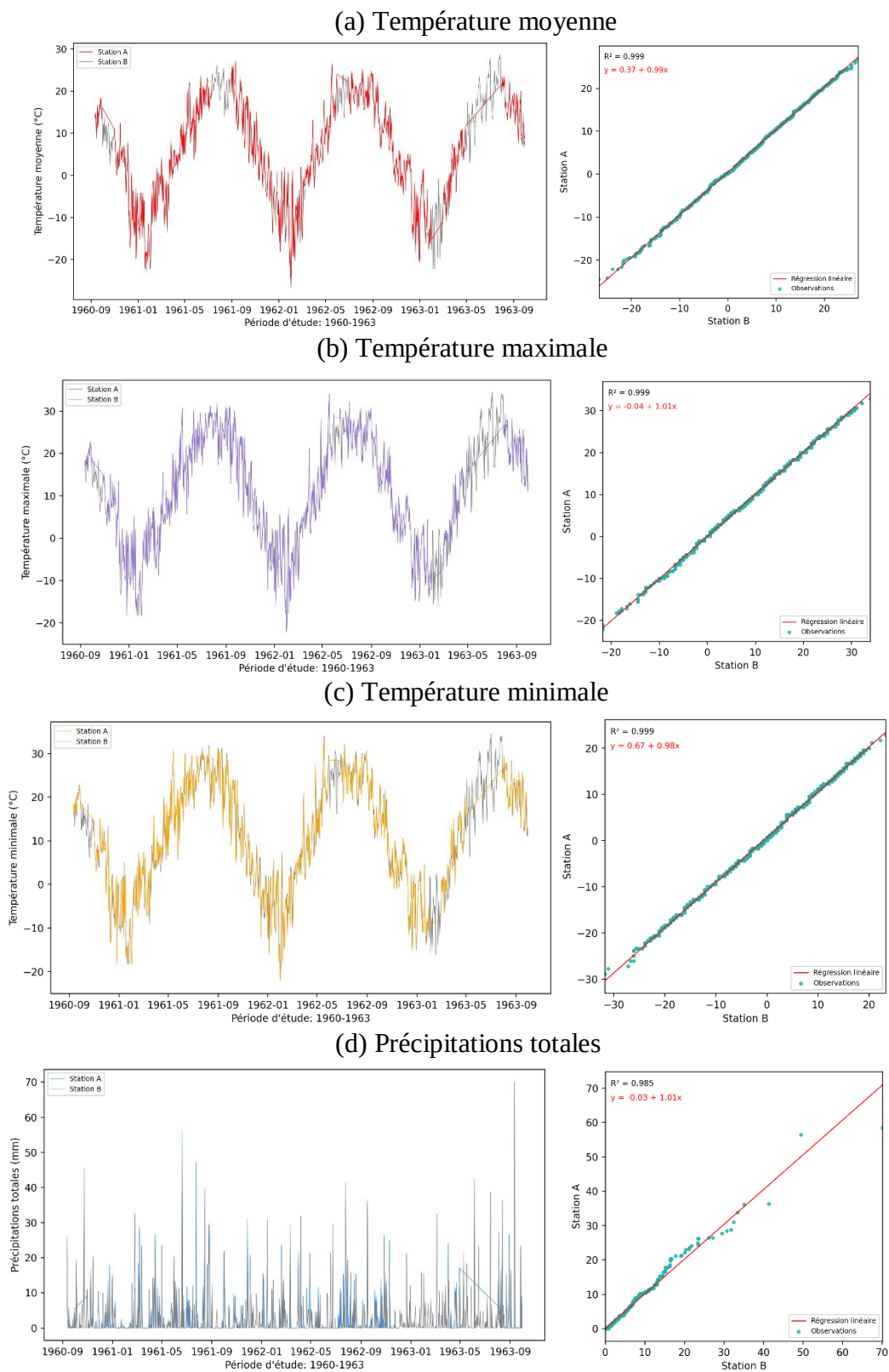


Figure 4.9 Séries journalières des quatre variables climatiques pour les deux stations, ainsi que les observations de la « Station A » en fonction de celles de la « Station B »

4.2.3 Séries temporelles des données climatiques

Entre 2005 et 2022, nous avons identifié quelques jours sans enregistrement pour les quatre variables climatiques, avec un nombre consécutif de données manquantes par date ne dépassant pas cinq. Nous avons utilisé une méthode d'interpolation temporelle pour remplacer toutes les valeurs manquantes. Les séries journalières complètes des précipitations totales (Figure 4.10) et des températures moyenne (Figure 4.11.A), minimale (Figure 4.11.B) et maximale (Figure 4.11.C), sont représentées graphiquement, pour la période de 2005 à 2022 (période de disponibilité des données de production d'eau potable).

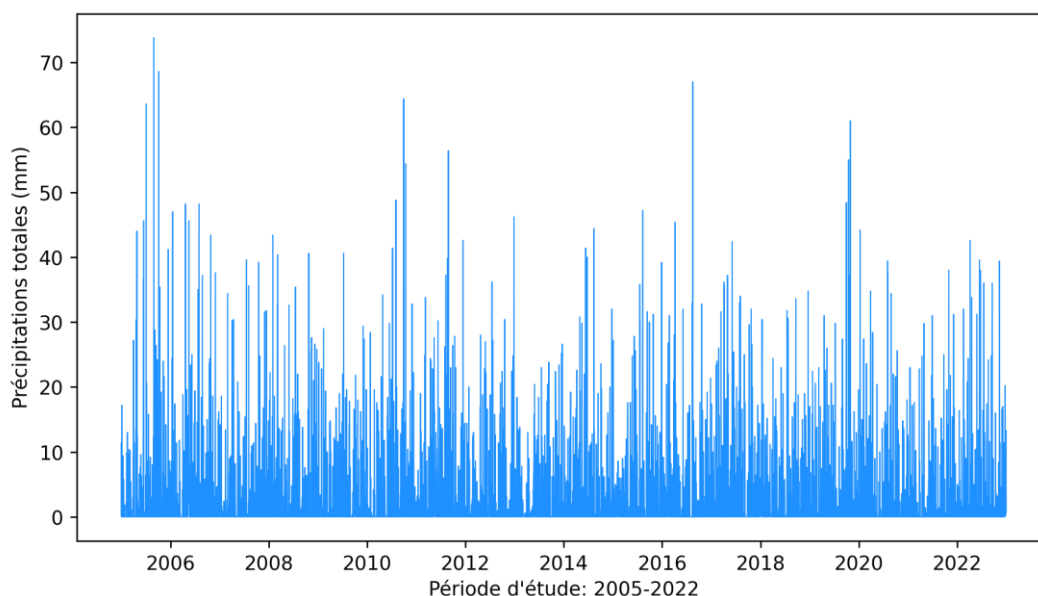


Figure 4.10 Série journalière des précipitations totales mesurée par la Station B entre 2005 et 2022

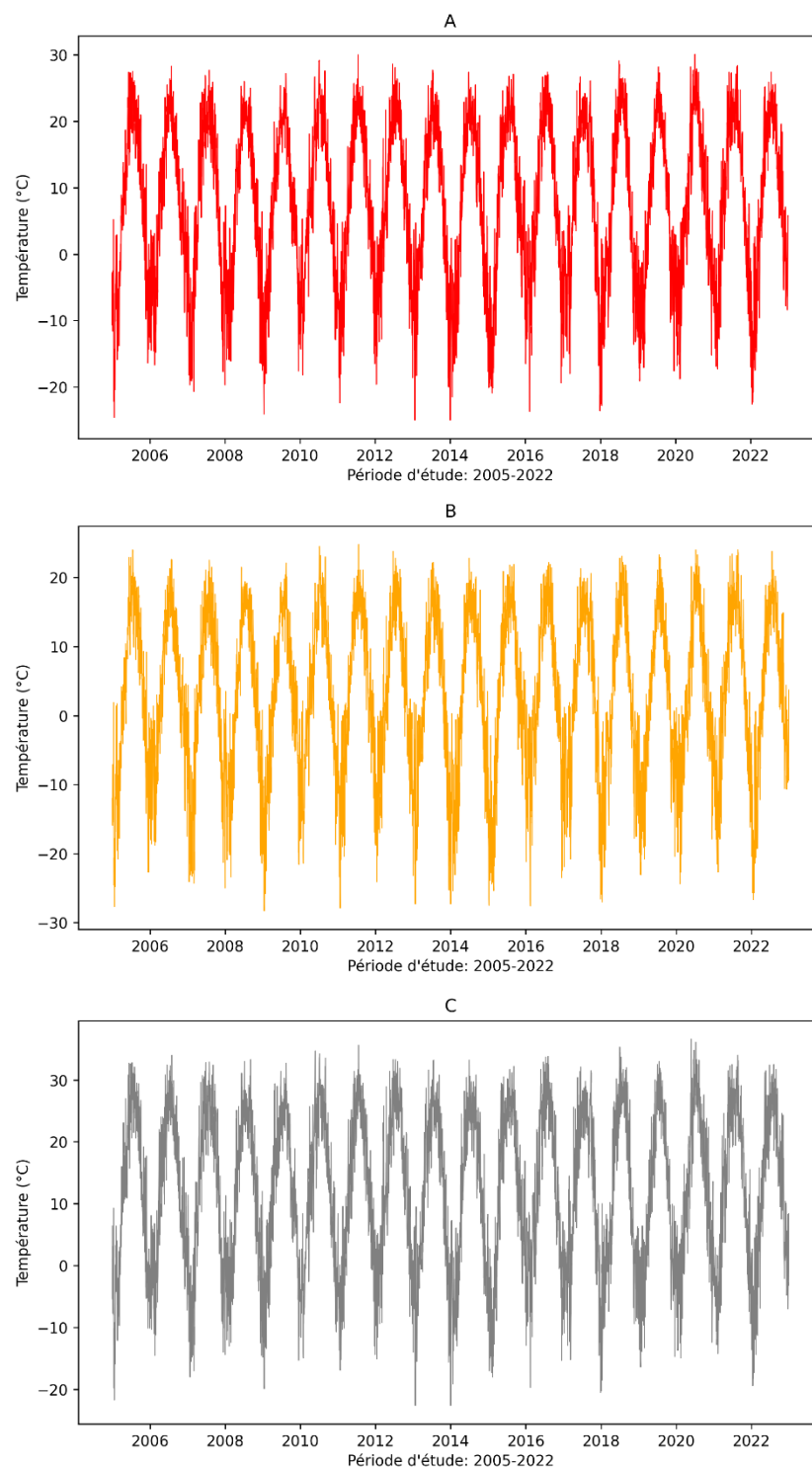


Figure 4.11 Séries journalières des températures (A) moyenne, (B) minimale et (C) maximale de l'air mesurées par la Station B entre 2005 et 2022

4.3 Données climatiques futures

4.3.1 Choix des scénarios en climats futurs

Dans ce projet, trois scénarios sont considérés, présentés dans le Tableau 4.3.

Tableau 4.3 Scénarios en climats futurs choisis

Nom du scénario (désignation)	Type	Description
SSP1-2,6 (SSP126)	Optimiste	Concentration faible en GES et une durabilité atteinte au niveau socio-économique.
SSP2-4,5 (SSP245)	Intermédiaire	Concentration plus élevée mais modérée en GES et des défis moyens en termes d'atténuation et d'adaptation.
SSP5-8,5 (SSP585)	Pessimiste	Concentration élevée en GES et un développement orienté vers les combustibles fossiles

4.3.2 Données à l'échelle spatiale réduite

Les données prédites par les modèles climatiques sont à l'échelle de grilles d'une centaine de kilomètres. Cependant, notre étude de cas est locale, soit avec des limites de la taille d'une ville. L'échelle spatiale des modèles climatiques doit donc être adaptée, soit réduite. En effet, la plupart des GCM utilisent des grilles de résolution relativement grossière (quelques degrés), ce qui limite leur capacité à capturer les détails spatiaux des systèmes climatiques qui sont souvent requis ou souhaités dans les analyses régionales ou locales. Deuxièmement, même le GCM le plus avancé peut produire des projections qui sont globalement précises mais localement biaisées dans leurs caractéristiques statistiques (notamment la moyenne et la variance), par rapport aux observations (Thrasher et al., 2012). Il existe plusieurs méthodes statistiques de réduction d'échelles utilisées partout dans le monde. Dans ce projet, nous avons utilisé les données librement accessibles par Environnement et Changement climatique Canada issus de l'ensemble CanDCS-U6, relatifs à la localisation du cas d'étude. Le Tableau 4.4 résume les caractéristiques de ces données.

Tableau 4.4 Caractéristiques des données à échelle réduite utilisés dans le projet

Nom de l'ensemble des données	CanDCS-U6 : Scénarios climatiques canadiens à échelle réduite – Méthode à une variable du CMIP6 (« Canadian Downscaled Climate Scenarios–Univariate method from CMIP6 »)
Variables climatiques	Température maximale journalière (°C), température minimale journalière (°C), précipitations totales journalières (mm).
Résolution spatiale (après réduction)	Résolution de grille de $1/12^\circ$ ($\approx 0,083^\circ$), soit 10 <i>km</i> .
Période de données simulées disponible	De 1950 à 2100
GCMs utilisés	26 modèles globaux développés par plusieurs institution climatique, présentés dans le Tableau 4.5.
Scénarios d'émissions futurs	SSP126, SSP245 et SSP585.

L'approche statistique utilisées pour CanDCS-U6 est la méthode des analogues avec correction de biais et cartographie des quantiles (BCCAQv2, (Werner & Cannon, 2016)). Le principe de cette méthode repose sur des caractéristiques statistiques, telles que les moyennes, variances et quantiles des données historiques reproduites à une échelle réduite. Pour le Canada, les observations de références sont les ensembles de données interpolées sur une grille, obtenus par l'outil d'interpolation australien ANUSPLIN, pour la période de 1950 à 2010.

Pour chacune des variables (T_{min} , T_{max} et P), l'algorithme BCCAQv2 est d'abord calibré avec les données passées, puis appliqué aux simulations climatiques futures à la fois pour chacun des 26 modèles et pour chacun des trois scénarios SSP.

Tableau 4.5 Description des 26 modèles du CMIP6 considérés dans cette recherche

Nom du modèle	Institutions de modélisation	Résolution spatiale latitude × longitude
ACCESS-CM2	Commonwealth Scientific and Industrial Research Organization (Australie)	1,25° × 1.875°
ACCESS-ESM1-5		1,25° × 1.875°
BCC-CSM2-MR	Beijing Climate Center (Chine)	1,125° × 1,125°
CanESM5	Centre canadien de la modélisation et de l'analyse climatique (Canada)	2,8° × 2,8°
CMCC-ESM2	Centre euro-méditerranéen sur le changement climatique (Italie)	0,9° × 1,1°
CNRM-CM6-1	Centre National de Recherches Météorologiques – Centre Européen de Recherche et de Formation Avancée en Calcul Scientifique (France)	1,4° × 1,4°
CNRM-ESM2-1		1,4° × 1,4°
EC-Earth3	EC-Earth-Consortium (Europe)	0,75° × 1,125°
EC-Earth3-Veg		0,7° × 0,7°
FGOALS-g3	Institut de physique atmosphérique (Chine)	2,25° × 2°
GFDL-ESM4	NOAA - Geophysical. Fluid Dynamics Laboratory (États-Unis)	1 × 1,25°
HadGEM3-GC31-LL	Met Office Hadley Centre et NERC (Royaume-Uni)	1,25° × 1.875°
INM-CM4-8	Institute for Numerical Mathematics (Russie)	1,5° × 2°
INM-CM5-0		1,5° × 2°
IPSL-CM6A-LR	Institut Pierre-Simon Laplace (France)	1,26° × 2,5°
KACE-1-0-G	National Institute of Meteo. Sciences and Korea Meteo. Administration (Corée)	<i>Information non trouvée</i>
KIOST-ESM	Korea Institute of Ocean Science and Technology (Corée)	2,8° × 2,8°
MIROC6	Université de Tokyo JAMSTEC, NIES, et AORI (Japon)	1,4° × 1,4°
MIROC-ES2L		2,8° × 2,8°
MPI-ESM1-2-HR	Max Planck Institute for Meteorology (Allemagne)	0,9375° × 0,9375°
MPI-ESM1-2-LR		1,875° × 1,875°
MRI-ESM2-0	Meteorological Research Institute (Japon)	1,125° × 1,125°
NorESM2-LM	Norwegian Climate Center (Norvège)	1,875° × 2,5°
NorESM2-MM		0,9375° × 1,25°
TaiESM1	Research Center for Environmental Changes (Taiwan)	0,9° × 1,25°
UKESM1-0-LL	Met Office Hadley Centre et NERC (Royaume-Uni)	1,25° × 1,875°

4.4 Description des outils mathématiques et statistiques utilisées

4.4.1 Corrélation

La méthode de la corrélation a été utilisée pour détecter le potentiel de relation entre la demande en eau et les variables climatiques, notamment la température. On considère le problème de la mesure de l'intensité de la relation entre deux variables X et Y . Trois principaux coefficients de corrélation existent et sont décrits dans le Tableau 4.6 ci-dessous.

Tableau 4.6 Principaux coefficients de corrélation

Coefficient	Formule	Description	Interprétation
Coefficient de Pearson r	$r = \frac{COV(X,Y)}{\sigma_X \cdot \sigma_Y} \quad (4.1)$	Dépend des valeurs des séries, détecte le taux de linéarité entre X et Y , varie entre -1 et 1 .	$r = -1$: relation négative très forte ; $r = 1$: relation positive très forte ; $r = 0$: pas de relation linéaire.
Coefficient de Spearman ρ	$\rho = \frac{COV(rang(X),rang(Y))}{\sigma_{rang(X)} \cdot \sigma_{rang(Y)}} \quad (4.2)$	Dépendent du rang des valeurs dans les séries, mesurent la relation monotone entre X et Y	$\rho = 0$: pas de relation monotone.
Coefficient de Kendall τ	$\tau = \frac{2}{n(n-1)} \times \sum_{i < j} signe(X_i - X_j) \cdot signe(Y_i - Y_j) \quad (4.3)$	(s'ils évoluent dans la même direction, mais pas nécessairement à un rythme constant).	$\tau = 0$: pas de relation monotone.

$COV(X,Y)$ étant la covariance entre X et Y , et σ_X et σ_Y les écart-types respectifs de chacune, calculés comme suit :

$$COV(X,Y) = \frac{\sum (X_i - \bar{X}) \cdot (Y_i - \bar{Y})}{n-1}, \sigma_X = \sqrt{\frac{\sum (X_i - \bar{X})^2}{n}}$$

Où n est le nombre total de valeurs par série, $\bar{X}$ et $\bar{Y}$ les moyennes respectives de X et Y .

La valeur p permet de vérifier si le résultat est significatif statistiquement. Un seuil significatif α de 5 % est généralement considéré pour celle-ci (Kaemo, 2021).

Le calcul de ces paramètres est accompagné par une représentation graphique des variables, soit X en fonction de Y par exemple, sous forme de nuages de points. Il s'agit d'une étape principale et indispensable de toute analyse de données, permettant ainsi de visualiser explicitement le potentiel de relation entre les deux variables étudiées (Garcia Asuero et al., 2006).

4.4.2 Régression linéaire

Soit un ensemble de variables potentiellement liées entre elles. Le concept de la régression est de trouver la meilleure relation (nommée modèle de régression) exprimant une variable dite dépendante ou de réponse, en fonction d'une ou de plusieurs variables, dites indépendantes, exogènes ou explicatives, en qualifiant l'intensité de cette relation. Dans ce projet, on considère principalement le cas d'une seule variable explicative, réduisant le modèle à une « régression simple », plutôt que « multiple ».

Soit alors x la variable indépendante et y la variable dépendante.

La forme la plus simple de la relation liant l'estimé de y , $\hat{y}$, à x est une relation linéaire, traduite par l'équation suivante :

$$\hat{y} = \beta_0 + \beta_1 x \quad (4.4)$$

Où β_0 et β_1 représentent des paramètres inconnus en pratique qu'il faut estimer à partir des données observées de chaque variable. On parle alors de « régression linéaire simple ». Graphiquement parlant, l'objectif est alors de trouver la ligne la mieux ajustée, permettant d'estimer ou prédire facilement la variable de réponse, pour une valeur donnée de la variable explicative.

Afin de rendre l'estimation plus précise, un terme traduisant l'erreur ou l'aléa est ajouté à l'équation (5.1), identifié par ϵ , donnant ainsi :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \epsilon \quad (4.5)$$

Les paramètres sont calculés par la méthode des moindres carrés, qui consiste à minimiser le carré des résidus, le résidu étant la différence entre une valeur observée y_i et son estimé $\hat{y}_i$, d'où l'importance d'avoir des séries d'observations de chaque variable.

En plus des graphiques, de nombreux outils numériques sont disponibles pour déterminer à quel point le modèle de régression linéaire a pu représenter les observations réelles, tel que le coefficient de détermination R^2 (Garcia Asuero et al., 2006). Il est donné par la relation suivante :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (4.6)$$

Où y_i est l'observation réelle, $\hat{y}_i$ est l'estimée de y_i et $\bar{y}$ est la moyenne de y .

Le coefficient de détermination peut être interprété comme étant la proportion de la variance de la variable dépendante qui est prévisible à partir de la variable indépendante.

Ainsi, il peut prendre des valeurs comprises dans l'intervalle $] - \infty, 1]$, dépendamment de la magnitude la force de relation entre x et y , 1 indiquant une estimation parfaite de la variable exogène. Le Tableau 4.7 explique davantage la signification des valeurs possibles de ce coefficient.

Tableau 4.7 interprétation des valeurs possible de R^2 (inspiré de (Chicco et al., 2021))

Valeur ou intervalle de valeurs de R^2	Interprétation
$R^2 \geq 0$ Ou bien $R^2 \in [0, 1]$	Pour une régression linéaire sans contraintes, R^2 est positif et correspond au carré du coefficient de corrélation (ou coefficient de Pearson, voir partie 4.4.1). $R^2 = 1$: estimation parfaite, 100 % de la variance de y est prévisible à partir de x par le modèle linéaire ; $R^2 = 0$: modèle linéaire très faible, aucune variation dans y ne s'explique par x (la ligne ajustée est horizontale).
$R^2 < 0$	C'est le cas où la régression linéaire fonctionne mal, lorsque l'ordonnée à l'origine (β_0) ou la pente (β_1) sont contraintes de sorte que la ligne la mieux ajustée s'adapte moins bien qu'une ligne horizontale.

4.4.3 Analyse de tendance monotone

Comprendre le comportement général d'une variable (demande ou variable climatique) vis-à-vis son évolution sur une période de temps peut révéler des indications intéressantes, pouvant orienter et influencer l'étude. Pour cela, des tests de tendance monotone existent, visant à estimer l'ampleur

et la signification de la tendance globale d'une série temporelle (Porter et al., 2002), qu'elle soit croissante, décroissante ou constante.

Dans ce projet, deux approches sont considérées pour l'évaluation de la tendance des différentes variables, décrites ci-dessous.

4.4.3.1 Approche paramétrique

L'approche paramétrique est la méthode de la tendance linéaire classique qui consiste à estimer un modèle de régression linéaire de la variable étudiée en fonction du temps. Ainsi, dans l'équation (4.5), x est remplacé par la variable temporelle t , et les paramètres sont calculés par la même méthode des moindres carrés. Vu que β_0 et β_1 dépendent directement des valeurs de la série temporelle, l'approche est identifiée comme « paramétrique ».

Pour une variable X_t donnée, l'équation correspondante devient alors :

$$X_t = \beta_{t0} + \beta_{t1}t + \epsilon \quad (4.7)$$

La significativité de cette tendance est directement fournie par le test de Student (t-student), où l'hypothèse nulle est une pente égale à 0. Dans ce test, un seuil significatif α de 5 % est généralement considéré pour la valeur p , confirmant l'existence d'une tendance (Kaemo, 2021).

La tendance est croissante lorsque la pente β_{t1} est positive, et décroissante si négative.

4.4.3.2 Approche non-paramétrique

La méthode identifiée comme « non-paramétrique » est basée sur le rang des valeurs d'une série temporelle d'une variable x . Elle utilise la pente de Sen pour estimer la tendance de la série (Sen, 1968) :

$$a = \text{median} \left(\frac{x_k - x_i}{k - i} \right), i < k \quad (4.8)$$

Par comparaison avec la méthode paramétrique, il s'agit d'une approche plus robuste, puisqu'elle n'est pas sensible aux données aberrantes. La significativité de la pente est calculée avec le test non-paramétrique de Mann-Kendall. Celui-ci est basé sur la différence de signes entre des observations consécutives (Kendall, 1948; Mann, 1945) :

$$S = \sum_{k=1}^{n-1} \sum_{j=k+1}^n \text{signe}(x_j - x_k) \quad (4.9)$$

Où x est la série temporelle considérée de longueur n , i , j et k sont des indices mobiles.

Un seuil significatif α de 5 % est également sélectionné pour la valeur p du test de Mann-Kendall (Kaemo, 2021).

Les avantages de la méthode de Mann-Kendall s'expliquent par le fait qu'il s'agit d'un test non-paramétrique et donc la condition de normalité des données n'est pas nécessaire. De plus, il est peu sensible à la rupture significative pour une série temporelle non homogène (Mohamad Hamzah et al., 2017).

4.4.4 Boîtes à moustaches

Les boîtes à moustaches constituent un outil graphique pour l'évaluation de la variabilité d'une variable. Il s'agit d'une approche basée sur les rangs des valeurs, permettant de quantifier la variabilité d'une variable X autour de sa médiane. Elle implique cinq grandeurs provenant de l'ensemble de données (Figure 4.12) :

1. Le premier quartile $Q1$: c'est la valeur au-dessous de laquelle se trouvent 25 % des données lorsqu'elles sont arrangées en ordre croissant (Gouvernement du Canada, 2021) ;
2. La médiane ou second quartile $Q2$: c'est la valeur au-dessous de laquelle se trouvent 50 % des données lorsqu'elles sont arrangées en ordre croissant (le centre des valeurs) ;
3. Le troisième quartile $Q3$: c'est la valeur au-dessous de laquelle se trouvent 75 % des données lorsqu'elles sont arrangées en ordre croissant (Gouvernement du Canada, 2021) ;
4. La valeur minimale, calculée par :

$$MIN = Q1 - 1,5 \times IQR \quad (4.10)$$

5. La valeur maximale, calculée par :

$$MAX = Q3 + 1,5 \times IQR \quad (4.11)$$

Où IQR est l'écart interquartile donné par :

$$IQR = Q3 - Q1 \quad (5.12)$$

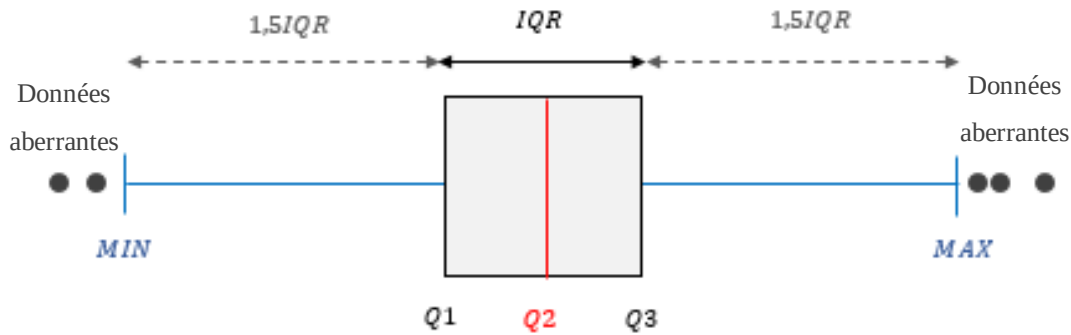


Figure 4.12 Schématisation d'une boîte à moustache avec les différentes grandeurs explicatives

Plus l'écart interquartile est grand, plus la dispersion et la variabilité des valeurs dans la série est importante.

Les données se trouvant au-delà des limites extrêmes d'une boîte à moustache (valeurs inférieures à *MIN* et supérieures à *MAX*) sont dites « aberrantes ». C'est au modélisateur de décider de la manipulation de celles-ci (élimination de la série ou correction, par exemple).

4.4.5 Mesure de performance d'un modèle

Un modèle de projection d'une variable dépendante est une estimation de celle-ci en fonction des autres indépendantes, sous forme d'équations ou d'opérations mathématiques, explicites ou non.

Ainsi, plus les valeurs estimées par le modèle s'approchent des observations réelles, plus le modèle est performant et a donc réussi à reproduire la réalité qui est souvent plus complexe.

Il existe plusieurs paramètres mathématiques permettant de mesurer cette performance. Dans ce projet, les quatre suivants sont utilisés :

1. Le coefficient de détermination R^2 (déjà présenté dans la partie 4.4.2) ;
2. L'erreur quadratique moyenne *RMSE* donnée par :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (4.13)$$

Où y_i est la valeur observée, $\hat{y}_i$ est la valeur estimée par le modèle et n le nombre d'observations de la série ;

3. L'erreur absolue moyenne MAE donnée par :

$$MAE = \frac{\sum |\hat{y}_i - y_i|}{n} \quad (4.14)$$

4. L'erreur moyenne absolue en pourcentage $MAPE$ donnée par :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100 \quad (4.15)$$

$\bar{y}$ étant la moyenne des valeurs observées.

$RMSE$ et MAE possèdent la même unité que la variable étudiée, donc peuvent être utilisés pour comparer la performance de modèles ayant les mêmes unités de mesures.

R^2 et $MAPE$ sont des pourcentages, donc peuvent servir pour la comparaison de modèles, indépendamment de l'unité. $RMSE$, MAE et $MAPE$ représentent des erreurs. Ainsi, plus leur valeur est grande, moins le modèle est performant, par opposition à R^2 , où le modèle est bon estimateur de y plus R^2 s'approche de 1.

4.5 Estimation des composantes de la demande en eau

4.5.1 Bilan de l'utilisation de l'eau

La Stratégie québécoise d'économie d'eau potable (2019-2025) a introduit le bilan de l'utilisation de l'eau qui vise à quantifier les différents aspects de la consommation et des pertes d'eau afin de :

1. Évaluer et diagnostiquer chaque composante de la demande en eau en les comparant à des valeurs de référence ;
2. Guider les actions visant à réduire ces différentes composantes ;
3. Surveiller l'évolution de la consommation et des pertes suite à la mise en place de mesures de réduction ;
4. Estimer les coûts liés aux pertes ;
5. Répartir ces coûts parmi les utilisateurs.

Soit alors l'équation du bilan de base permettant de quantifier les pertes à base annuelle, définie par :

$$\textit{Eau non comptabilisée} = \textit{Eau distribuée} - \textit{Eau consommée}$$

Où l'eau non comptabilisée est associée aux fuites, l'eau distribuée est le volume total d'eau potable sortant de l'usine de traitement et l'eau consommée est celle reçue par les différents usagers, une valeur soit mesurée par les compteurs, soit estimée.

Cette équation simple, qui ne dépend que des volumes totaux annuels, est adoptée par l'IWA-AWWA, introduisant un guide et un logiciel simple à disposition des municipalités pour évaluer annuellement la performance de leur réseau et intervenir si nécessaire (AWWA, 2015).

Dans le cadre de ce projet, ce principe a été utile pour lier les différentes composantes de la demande entre elles, pour estimer ci-nécessaire l'un d'eux, connaissant les autres pour une année donnée.

Ainsi, le volume total d'eau potable produit (V) est égal à la somme des volumes consommés par les usagers résidentiels (R), celui des ICI (C_{ICI}) et les pertes (L):

$$V = R + C_{ICI} + L \quad (4.16)$$

4.5.2 Estimation de la consommation des industries, commerces et institutions

Dans le contexte québécois, C_{ICI} est en grande partie mesurée par les compteurs. Ce volume (en $m^3/jour$) est obtenu en sommant la consommation totale annuelle de chaque bâtiment équipé d'un compteur, puis en la divisant par le nombre de jours par année, soit 365 jours. La lecture de l'usage annuel de chaque bâtiment, accompagnée par son type selon le code, n'est disponible que pour les années 2019, 2020 et 2021. Le Tableau B.1 dans l'Annexe B présente en détails les différents types d'ICI par code, le nombre de bâtiments pour chacun, ainsi que la consommation totale annuelle correspondante.

4.5.3 Estimation de la consommation résidentielle

Comme dans la plupart des villes et municipalités québécoises, les bâtiments résidentiels ne sont pas munis de compteurs d'eau : la consommation relative à ce type d'usage n'est pas mesurée, mais plutôt estimée par la Ville. Dans ce projet, on identifie la consommation résidentielle totale par jour comme étant le produit du nombre total de personnes desservies (P) par la consommation par personne par jour (CPC). L'équation 4.16 devient alors :

$$V = P \times CPC + C_{ICI} + L \quad (4.17)$$

4.5.4 Estimation des pertes dans le réseau de distribution

Lorsque les valeurs annuelles de V , R et C_{ICI} sont connues, les pertes dans le réseau peuvent être calculées par:

$$L = V - P \times CPC - C_{ICI} \quad (4.18)$$

L'année 2019 est la seule où les différentes composantes de la demande sont identifiables, en raison à la fois de la disponibilité d'informations (consommation moyenne annuelle et enregistrement de la consommation des ICI, mais aussi à cause des données partiellement ou totalement absentes pour les autres années). Ces informations nous ont permis d'estimer le volume non distribué aux différents usagers en 2019 (i.e. les pertes).

4.6 Démarche par essais-erreur de modélisation de la demande en eau

La Figure 4.13 montre l'approche globale utilisée pour modéliser la demande en eau du cas d'étude en fonction de plusieurs composantes, soit les consommations en eau potable résidentielle, des industries, commerces et institutions (ICI) et des pertes dans le réseau, et selon la température de l'air. L'approche par essais-erreur a été utilisée, i.e., le modèle s'est construit suivant les résultats obtenus à chaque étape, comme illustré sur la Figure 4.13.

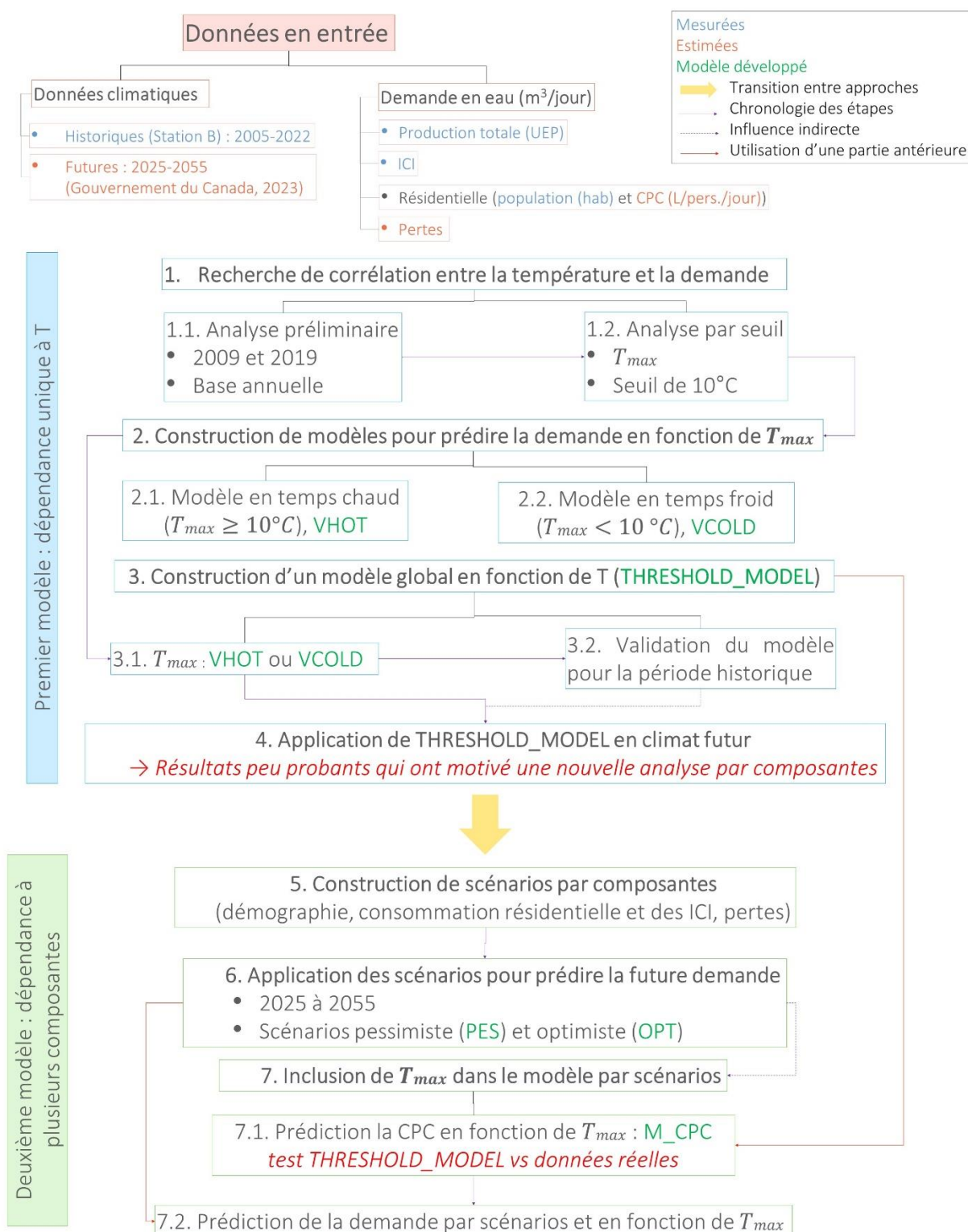


Figure 4.13 Aperçu global de la méthode utilisée pour modéliser la demande en eau en fonction de la température de l'air ; UEP : usine eau potable ; CPC : consommation par personne ; ICI : industries, commerces et institutions ; T : température de l'air

4.6.1 Recherche de corrélation entre la température et la demande

Des analyses préliminaires (étape 1.1., Figure 4.13) de corrélation ont été faites pour comprendre la relation entre les températures journalières minimum, moyenne et maximums disponibles entre 2005 et 2022 et la demande ($m^3/jour$). Afin d'examiner de plus près le potentiel de relation entre les variables, nous avons ensuite procédé à une analyse de corrélation année par année, de 2005 à 2022. Cette première étape a permis de limiter la recherche de corrélation sur la période entre 2009 et 2019 et de déterminer que cette recherche doit se faire sur une base annuelle. Nous avons donc évalué l'impact de la température à partir de certains seuils de température (étape 1.2., Figure 4.13), une approche qui a déjà montré son efficacité, particulièrement dans le contexte canadien et québécois. Il s'agit d'appliquer une régression linéaire pour plusieurs seuils (i.e., corrélation entre la demande et les températures plus grandes ou égales au seuil) : l'analyse a été appliquée pour des seuils entre 10 et 20 °C avec un pas de 2 °C. Ces valeurs ont déjà été identifiées pour plusieurs villes canadiennes : 10°C pour Brossard (Québec) (Eslamian, 2016; Rasifaghihi et al., 2020b) et Calgary (Alberta) (Adamowski et al., 2013), et 12°C pour Montréal (Québec) et Ottawa (Ontario) (Adamowski et al., 2013). L'analyse de corrélation a été testée pour chacune des variables T_{min} , T_{max} et T_{moy} . L'analyse de régression a permis d'estimer une équation linéaire (Eq. 4.4) pour chacune des neuf années (2009 à 2019, sauf 2014 et 2015 en raison du manque d'enregistrements) calculés à partir des observations journalières, liant ainsi la demande en eau à la température minimale, maximale ou moyenne de l'air, pour les six différents seuils considérés. Ainsi, pour chaque année i , nous avons pu obtenir 18 équations liant les données quotidiennes de volume et de température comme suit :

$$V(m^3/jour) = a_{i,j,seuil} \times T_j(^{\circ}C) + b_{i,j,seuil} \quad (4.19)$$

Où $seuil = \{10 ; 12 ; 14 ; 16 ; 18 ; 20\}$ et $j = \{min, max, moy\}$, désignant la variable climatique indépendante.

Finalement, afin de valider la performance par seuil et par type de variable climatique, la moyenne de r a été calculée pour chaque seuil et pour chacune des températures, comme suit :

$$r_{moyen,j,seuil} = \frac{\sum r_{i,j,seuil}}{n} \quad (4.20)$$

Où n est le nombre d'années (égal à 9), i représente l'année, $seuil = \{10 ; 12 ; 14 ; 16 ; 18 ; 20\}$ et $j = \{min, max, moy\}$.

4.6.2 Construction de modèles pour prédire la demande en fonction de la température

Afin de prédire la demande en temps chaud (i.e., température de l'air maximale supérieure ou égale à 10 °C), les deux corrélations (i.e., deux modèles) suivantes ont été testées :

$$V_{HOT} = a_{av} \times T_{max} + b_{av} \quad (4.21)$$

Où a_{av} et b_{av} représentent les moyennes des paramètres a_i et b_i , respectivement, données par :

$$a_{av} = \frac{\sum a_{i,max,10}}{n} ; b_{av} = \frac{\sum b_{i,max,10}}{n}$$

Et

$$V_{HOT} = a_{année} \times T_{max} + b_{année} \quad (4.22)$$

Où $a_{année}$ et $b_{année}$ varient avec les années et sont calculés suivant une équation linéaire propre à chacun.

Le meilleur modèle (nommé VHOT) a été choisi en effectuant des tests de performances (coefficient de détermination (R^2), erreur quadratique moyenne ($RMSE$), erreur absolue moyenne (MAE) et erreur moyenne absolue en pourcentage ($MAPE$)).

Pour prédire la demande lorsque la température de l'air est en-dessous de 10 °C, la régression linéaire suivante est utilisée :

$$V_{COLD,mois,année} = a_{mois} \times année + b_{mois} \quad (4.23)$$

Où a_{mois} et b_{mois} représentent les paramètres spécifiques pour chaque mois, obtenus à travers un ajustement linéaire de la variation de la demande moyenne annuelle de ce mois en temps froid.

Cependant, pour les mois « plus chauds » où peu de données de demande sont disponibles, alors une demande mensuelle moyenne est utilisée. Elle est calculée à partir de la demande issue uniquement des jours où la température maximum de l'air était inférieure à 10 °C, et ce pour toutes les années. Cette estimation constitue alors le modèle nommé VCOLD.

4.6.3 Construction et application du modèle global

Le modèle global MODEL_THRESHOLD a été construit en combinant les deux modèles VHOT et VCOLD, permettant de calculer la demande en eau journalière dépendamment de la température maximale de l'air. Il a été validé pour la période historique en effectuant les tests de performances (R^2 , $RMSE$, MAE et $MAPE$) (étape 3, Figure 4.13).

La demande en eau future pour la période de 2025 à 2055 a été estimée par MODEL_THRESHOLD (étape 4, Figure 4.13). Les séries journalières de la température maximale de l'air à l'échelle spatiale réduite entre 1950 et 2100, correspondant à la localisation du cas d'étude, ont été téléchargées du site d'Environnement Canada, pour les trois scénarios d'émissions considérés. On rappelle que ces données sont basées sur les sorties des 26 modèles climatiques globaux déjà introduits dans le Tableau 4.5.

4.6.4 Construction de scénarios par composantes

La représentation mathématique des impacts passés s'est avérée contraignante en raison du manque de données. Cette contrainte a suscité l'élaboration d'une analyse de scénarios basés sur chaque composante de la demande en eau, dont les résultats peuvent être superposés en utilisant l'équation du bilan hydrique annuel (Eq. (4.17)).

Par conséquent, il a été nécessaire de formuler plusieurs scénarios réalistes, s'appuyant sur la description actuelle et future du cas d'étude, relatifs à la population, la consommation résidentielle et des ICI ainsi qu'au taux de pertes dans le réseau (étape 5, Figure 4.13).

Population

Étant donné que la ville connaît un essor dynamique du développement urbain et résidentiel, nous avons considéré qu'une décroissance démographique n'est pas envisageable. La première hypothèse découle du projet décennal lancé en 2018 visant à ajouter 2640 unités résidentielles. En partant de cette prémisse et en considérant une taille moyenne des ménages de trois personnes, nous avons supposé qu'en 2028, la population augmenterait de trois fois 2640 par rapport à 2023, soit 7920 personnes supplémentaires (augmentation de 17 %). Après cette période, la croissance se poursuivrait au même taux actuel (0,58 % par an) jusqu'à ce que de nouvelles unités élaborées par le second projet résidentiel soient prêtes à accueillir de nouveaux résidents.

La deuxième hypothèse dépend alors du calendrier d'implantation de ce projet, c'est-à-dire de la date de début de construction. Ainsi, le premier scénario (P1) suppose que le déroulement est conforme au calendrier, et que la construction débute en 2035. En dix ans, soit en 2045, la moitié des 7800 unités est déjà construite et prête à accueillir de nouveaux résidents (soit, trois fois 3900, donc 11700 personnes supplémentaires par rapport à 2045), tandis que l'autre moitié est achevée en 2055 (ajoutant 11700 personnes de plus par rapport à 2045). Entre 2035 et 2055, la population annuelle est estimée par interpolation.

Quant au deuxième scénario (P2), il suppose un retard de dix ans dans le début de la construction, donc en 2045, ce qui implique 11700 personnes supplémentaires (par rapport à 2045) en 2055. Entre ces deux dates, la population annuelle est estimée par interpolation (Figure 4.14).

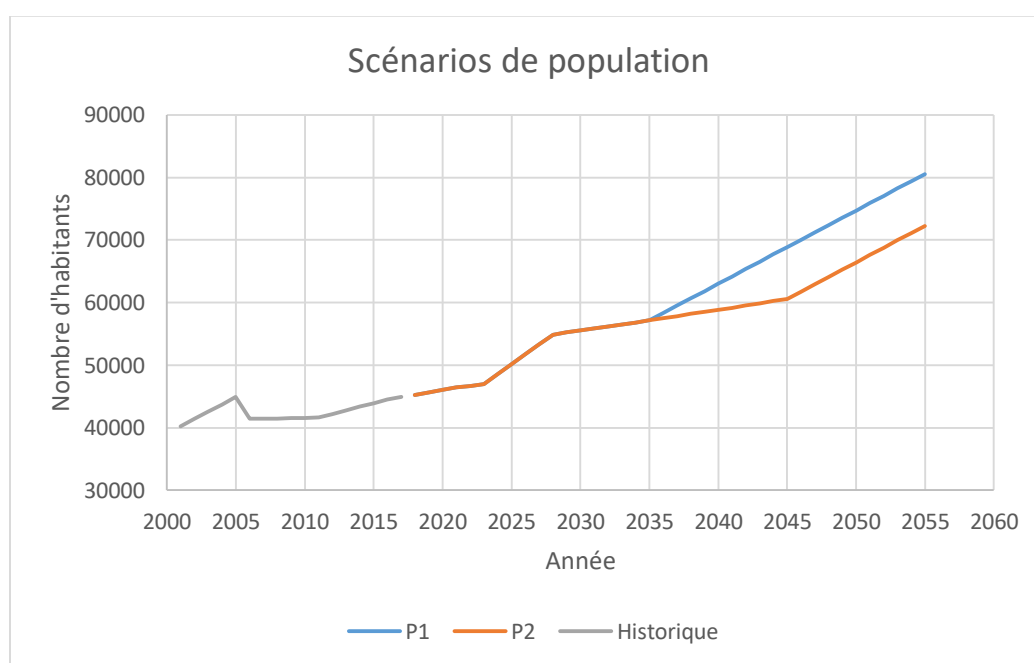


Figure 4.14 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour la population de la ville à l'étude

Consommation résidentielle par personne

Selon les estimations de la municipalité, la consommation résidentielle par personne et par jour a diminué de 10,9 % entre 2020 et 2021, atteignant ainsi une valeur de 327 litres par personne par jour. En se basant sur les objectifs de la SQEEP, visant à atteindre la moyenne canadienne (211 litres par personne par jour en 2025), il a été envisagé que la consommation par habitant subirait une réduction tant que la SQEEP serait en vigueur. Ainsi, deux scénarios ont été considérés. Le

premier (R1) suppose que la décroissance se poursuivra jusqu'en 2025 au même taux (-10,9 % par an), atteignant ainsi une valeur de 206 litres par personne par jour cette année-là (objectif de la SQEEP atteint), grâce à l'application de réglementations et à la sensibilisation. Le deuxième scénario (R2), plus pessimiste, envisage un ralentissement de la réduction à deux tiers de son taux précédent (-7,26 %). Dans ce cas, l'objectif de la moyenne canadienne ne serait pas atteint en 2025, avec une valeur estimée à 242 litres par personne par jour en 2025. Pour les scénarios R1 et R2, après 2025, il a été suggéré que la consommation résidentielle continuera de décroître, mais cette fois-ci au même taux que la réduction de la moyenne canadienne estimée par le MAMH d'environ -0,9 % par an. Cela reflète l'idée que les mesures déjà mises en place durant la période d'application de la SQEEP continueraient d'avoir un impact, bien que moindre, si l'on considère l'absence de nouvelle stratégie après 2025 (Figure 4.15).

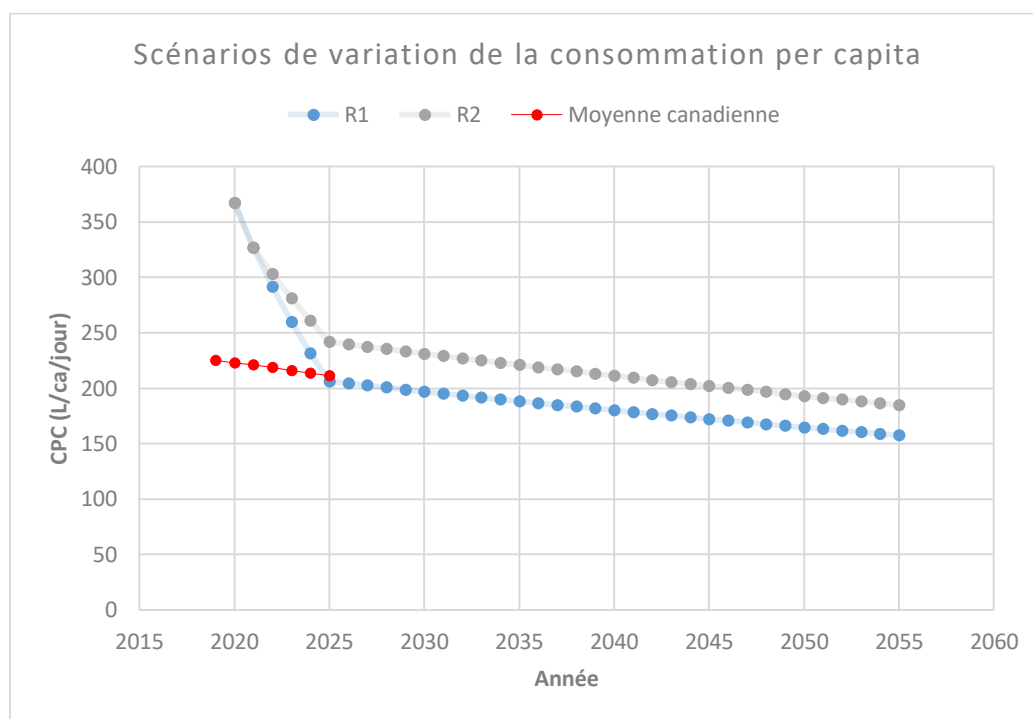


Figure 4.15 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour la consommation résidentielle par personne

Consommation des industries, commerces et institutions

Pour les ICI, un scénario (I1) a été pris en compte, impliquant une réduction graduelle annuelle de 6 % jusqu'en 2025. Actuellement, 75 % des ICI sont équipés de compteurs, et l'objectif de la SQEEP est de porter ce ratio à 100 % d'ici 2025. Les données des années 2019, 2020 et 2021 ont

démontré que l'installation croissante de compteurs entraîne une diminution de la consommation totale annuelle. Au-delà de 2025, le volume utilisé par ce secteur est considéré comme stable : étant donné l'utilisation territoriale et l'orientation accrue vers un profil résidentiel dans le cas d'étude, il ne semble pas qu'un développement industriel majeur se profile (ce secteur étant celui ayant les plus fortes consommations comparées aux commerces et institutions selon le Tableau B.1).

De plus, la consommation des ICI représente la plus petite proportion de la demande totale en eau potable (16 % en 2019) : sa variation n'influencera pas considérablement la demande totale (Figure 4.16).

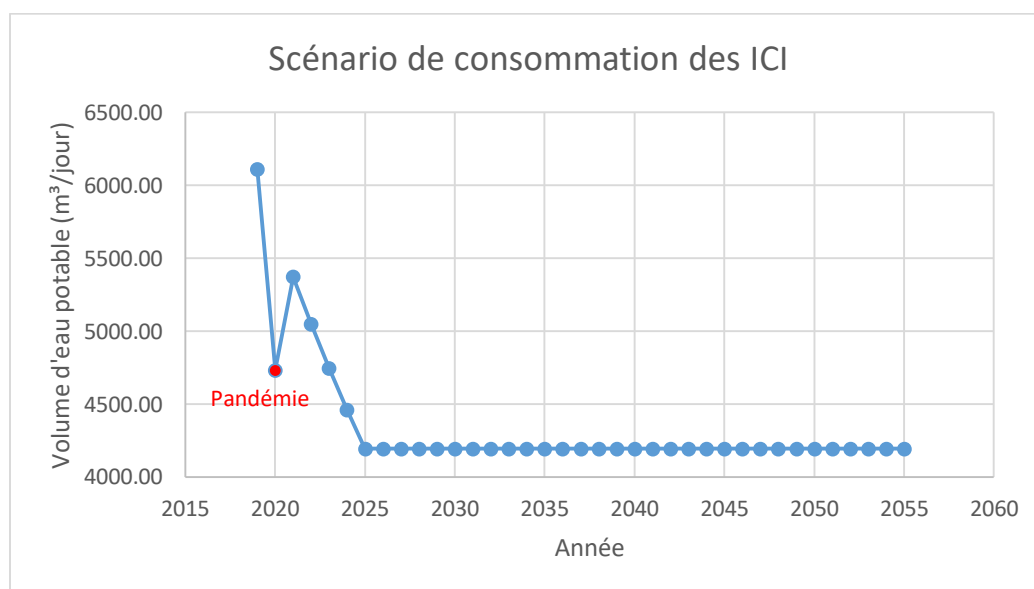


Figure 4.16 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour la consommation des ICI

Pertes dans le réseau d'aqueduc

Un premier scénario (F1) considère qu'aucune intervention n'aura lieu d'ici 2055, avec un volume de pertes maintenu à 16351 m³/jour. Le scénario (F2) suppose une réduction de 10 % du volume actuel de pertes d'ici 2030, puis de 20 % d'ici 2040, soit une augmentation de 10 % sur 10 ans. F3 est plus optimiste et envisage une réduction de 20 % d'ici 2030, suivie d'une augmentation supplémentaire de 10 % d'ici 2040, ce qui représente une réduction totale de 30 % par rapport au volume actuel. Pour les scénarios F2 et F3, l'approche retenue consiste à maintenir le même volume pour chaque année entre 2025 et 2030, entre 2030 et 2040, ainsi qu'entre 2040 et 2055 (Figure 4.17).

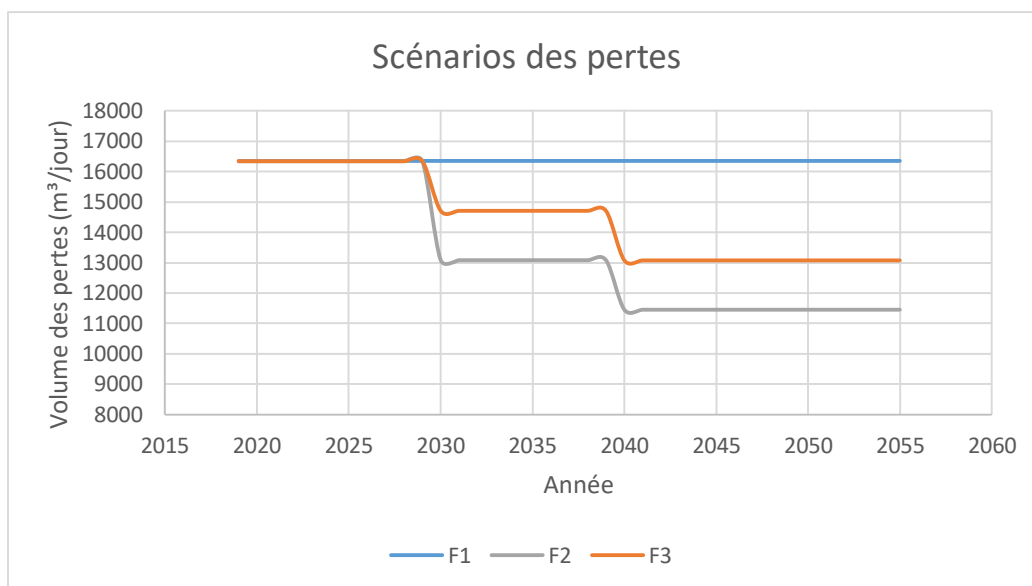


Figure 4.17 Scénarios futurs (2025 – 2055) pour les pertes

Le tableau 4.8 résume les scénarios qui ont été construits pour la période de 2025 à 2055.

Tableau 4.8 Différents scénarios futurs considérés en lien avec la population, les consommations résidentielle et des ICI et les pertes

Variable	Scénario	Description
Population	P1	Croissance démographique rapide – 80564 habitants en 2055
	P2	Croissance démographique moins rapide – 72274 habitants en 2055
Consommation résidentielle par personne	R1	Scénario optimiste : objectif de la SQEEP atteint en 2025 (206 L/pers/jour)
	R2	Scénario pessimiste : objectif de la SQEEP non atteint en 2025 (242 L/pers/jour)
Consommation des ICI	I1	Réduction de la consommation de -22 % en 2025 par rapport à 2021
Pertes dans le réseau d'aqueduc	F1	Scénario pessimiste (statu quo) : aucune intervention pour réduire les pertes
	F2	Scénario intermédiaire : réduction de 20 % d'ici 2040
	F3	Scénario optimiste : réduction de 30 % d'ici 2040

4.6.5 Application des scénarios pour prédire la future demande

En utilisant l'équation du bilan, il devient possible d'estimer la moyenne annuelle du volume total d'eau potable produit par jour en superposant les scénarios associés à chaque composante (étape 6, Figure 4.13). Ainsi, il existe 12 combinaisons potentielles. Pour les besoins de ce projet, nous nous sommes limités à estimer la demande pour le scénario le plus optimiste et le plus pessimiste. Le premier scénario (OPT) considère une croissance démographique plus lente (P2), l'atteinte de l'objectif de la SQEEP pour la consommation résidentielle (R1) et l'intervention la plus significative par rapport aux fuites (F3). Le second scénario (PES) envisage une croissance démographique plus importante (P1), une réduction de la consommation par habitant sans pour autant atteindre l'objectif de la moyenne canadienne (R2) et un volume de fuites inchangé (F1).

4.6.6 Prédiction de la consommation par personne en fonction de la température

En réalité, la demande en eau des individus peut fluctuer d'un jour à l'autre en raison des conditions climatiques. Il serait donc plus précis d'analyser l'influence de la température de l'air sur la consommation résidentielle plutôt que sur l'ensemble du volume d'eau produit. Dans cette partie, nous avons évalué l'impact de la température maximale de l'air sur la consommation résidentielle unitaire (CPC) à base journalière. Pour cela, les hypothèses suivantes ont été considérées :

1. Seule la consommation journalière par personne est influencée par le climat, alors que celle des ICI, ainsi que les pertes dans le réseau d'aqueduc n'en dépendent pas ;
2. La population ainsi que le volume d'eau utilisé par les ICI (mesuré par les compteurs) sont supposés constants le long de l'année (i.e. ne varient pas d'un jour à l'autre), vu leur disponibilité sur une base annuelle ; il en est alors de même pour les pertes, estimées par l'équation 4.18 ;
3. CPC relative à chaque jour peut être calculée en utilisant l'équation 4.17 du bilan de base introduite précédemment :

$$CPC_{jour} = \frac{1}{P_{année}} [V_{jour} - C_{ICI,année} - L_{année}] \quad (5.9)$$

Les valeurs annuelles de P , C_{ICI} et L étant connues, la consommation par personne par jour peut être déduite par la demande totale du même jour (V_{jour}). Ensuite, l'influence de la température maximale peut être déduite, par analogie avec la partie 5.3, considérant un seuil de température (étape 7.1., Figure 4.13).

L'année 2019 est la seule où les différentes composantes de la demande sont identifiables. La présente analyse a donc été limitée aux 365 jours de 2019, construisant ainsi le modèle M_CPC. La prédiction a été faite en considérant d'une part les données réelles de V_{jour} (enregistrements de l'usine d'eau potable), et d'autre part les estimations de THRESHOLD_MODEL.

En supposant que le modèle M_CPC reste valide pour le futur et en disposant des données climatiques quotidiennes projetées, une évaluation a été réalisée pour calculer une moyenne annuelle du CPC. Cette moyenne résulte de l'influence de la température maximale quotidienne sur la consommation quotidienne des individus pour chacun des 26 modèles et pour chacun des scénarios d'émission SSP. Ensuite, une moyenne des 26 valeurs a été obtenue pour chaque année.

4.6.7 Prédiction de la demande par scénarios et en fonction de la température

Il est supposé que seule la consommation résidentielle par personne est affectée par les conditions climatiques, une relation représentée par le modèle M_CPC. Ainsi, pour projeter la demande en eau totale future, il a suffi de définir un scénario futur pour chacune des composantes suivantes : la population du cas d'étude, la consommation des ICI et le volume de pertes dans le réseau d'aqueduc.

Pour la valeur de CPC, elle a été estimée selon quatre hypothèses distinctes (Tableau 4.9).

Tableau 4.9 Hypothèses en lien avec la consommation par personne par jour considérées

Hypothèse	Principe	Description
H1	Statu quo	Pour les 30 prochaines années, CPC reste identique à la valeur actuelle, à savoir 327 litres par personne par jour
H2	Impact du climat	La consommation moyenne annuelle par habitant dépend directement de la température maximale de l'air et est estimée pour chaque année en fonction du modèle M_CPC (partie 4.6.6), pour chacun des scénarios d'émissions futures
H3	Impact de la SQEEP	CPC diminue au fil du temps suite à l'application de la SQEEP (scénarios R1 ou R2)
H4	Impact simultané du climat et de la SQEEP	Il est établi que la consommation résidentielle par habitant varie en fonction du climat, mais en prenant en compte une réduction induite par l'application de la SQEEP, un impact observé au cours de la dernière décennie et qu'il ne faut pas négliger

La CPC correspondante à H4 a été calculée en multipliant la valeur estimée par M_CPC par un facteur de réduction égal au rapport entre la valeur projetée selon le scénario d'application de la stratégie d'économie (R1 ou R2) et celle du statu quo, soit de 327 L/pers/jour.

Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes limités à deux grands scénarios, basés sur OPT et PES présentés précédemment. Chacun possède alors des valeurs annuelles fixes de la population, la consommation des ICI et des pertes, quelle que soit l'hypothèse sur la CPC considérées, et définit le scénario en lien avec H3 (Tableau 4.10).

Tableau 4.10 Scénarios principaux considérés

Scénarios principaux	Choix des scénarios en lien avec les différentes composantes
OPT	P2 – R1 – I1 – F3
PES	P1 – R2 – I1 – F1

CHAPITRE 5 RÉSULTATS ET DISCUSSION

5.1 Analyse des données disponibles de la demande en eau

5.1.1 Étude des variations mensuelles et annuelles de la demande en eau

La Figure 5.1 représente les moyennes mensuelle et annuelle de la demande, calculées à partir de la demande en eau quotidienne disponibles entre 2005 et 2022 (représentée par les points et la ligne en rouge). La distribution statistique des données est aussi représentée sous forme de boîtes à moustaches.

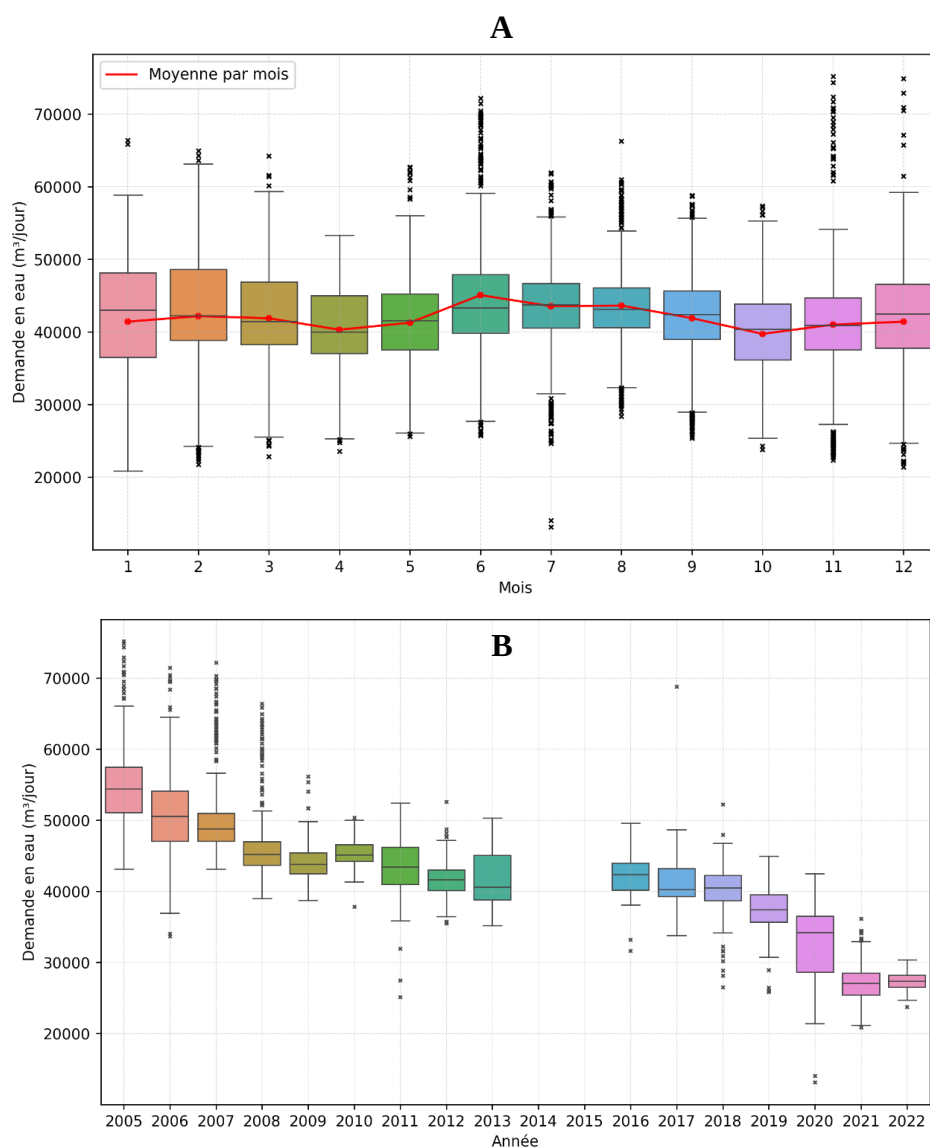


Figure 5.1 Variation de la moyenne mensuelle (A) et annuelle (B) de la demande en eau urbaine pour le cas d'étude

D'après la Figure 5.1.A, la plus grande consommation en eau est observée pour le mois de juin, avec une moyenne de 45 062 m³/jour et un maximum de 55 957 m³/jour (moustache supérieure de la boîte à moustache). Cependant, l'observation de la valeur médiane montre un maximum pour le mois juillet de 43 751 m³/jour. Cette différence peut s'expliquer par les valeurs plus extrêmes pour le mois de juin (i.e., consommations ponctuelles plus grandes qu'en juillet, pouvant s'expliquer par le remplissage des piscines et l'arrosage des pelouses, par exemple) et par une consommation régulière plus haute en juillet (valeurs moins dispersées). En général, la demande est plus grande sur l'ensemble des mois estivaux (juin, juillet et août), du fait que la population consomme davantage, que ça soit pour boire, se laver, arroser ou remplir les piscines (Figure 5.1). À l'inverse, les plus basses consommations sont observées en hiver : 24 565 et 19 170 m³/jour pour les mois de décembre et janvier respectivement, alors que la consommation moyenne la plus petite a lieu en octobre (39 727 m³/jour)

D'après la Figure 5.1.B qui représente la variation annuelle moyenne du volume d'eau potable produit par l'UEP, la plus grande variabilité est observée en 2020 (large distribution des valeurs journalières), alors que le plus grand nombre de données aberrantes sont observées entre 2005 et 2008. La manipulation des données extrêmes doit être faite avec précaution car leur élimination n'est pas toujours la meilleure option : certaines valeurs pourraient représenter des surconsommations et des changements au niveau du comportement des usagers, de l'opération de l'usine ou pourraient signaler l'occurrence d'événements particuliers tels que des bris de conduites, la détérioration des débitmètres ou le mal fonctionnement des procédés de l'usine. Dans d'autres études, les observations de consommation inhabituelles, telles que les valeurs aberrantes et les points influents, ont été vérifiées individuellement (Silva et al., 2021). Dans le cadre de ce projet, aucune intervention n'a été faite pour remplacer les observations manquantes ou éliminer les données aberrantes dû au manque de temps et à la portée limitée d'un projet de maîtrise.

Le Tableau 5.1 présente la variation de la moyenne annuelle du volume journalier produit de chaque année par rapport à la précédente entre 2005 et 2022, caractérisée par une réduction pour la plupart des années (i.e., variation négative). Cette décroissance remarquable de la demande en eau est aussi visible sur la Figure 4.6. Les réductions les plus importantes de -12,34% et -17,42% ont été observées en 2020 et en 2021, respectivement

Tableau 5.1 Volume journalier moyen annuel et sa variation par rapport à l'année précédente

Année	Volume journalier moyen annuel (m ³ /jour)	Variation par rapport à l'année précédente (%)
2005	55322,5	-
2006	50855,5	-8,07
2007	50479,5	-0,74
2008	46460,8	-7,96
2009	44048,5	-5,19
2010	45325,4	2,90
2011	43535,2	-3,95
2012	41626,7	-4,38
2013	41594,8	-0,08
2014	-	-
2015	-	-
2016	42351,5	-
2017	41174,6	-2,78
2018	40299,1	-2,13
2019	37373,2	-7,26
2020	32759,9	-12,34
2021	27053,7	-17,42
2022	27353,9	1,11

5.1.2 Analyse des composantes de la demande en eau

Le volume d'eau potable produit quotidiennement par l'UEP inclut la consommation résidentielle, celle des industries, commerces, institutions (ICI), ainsi que toutes les pertes (e.g., fuites dans le réseau) et les surconsommations non mesurées. La disponibilité et la qualité des données relatives à chacune de ces trois composantes sont discutées dans les sous-parties ci-dessous.

Consommation résidentielle

En 2019, une consommation annuelle de 367 litres par personne par jour était estimée. Actuellement, en 2023, une valeur de 327 litres par personne par jour est utilisée, obtenue sur la base de lectures de 4000 compteurs résidentiels installés dans une municipalité similaire [basés sur des communications avec la Ville]. Cette réduction de 11% de l'usage résidentiel unitaire quotidien est la conséquence directe de l'application de la SQEEP (horizon 2019 – 2025, (Gouvernement du Québec, 2019)).

Consommation des industries, commerces et institutions (ICI)

Dans le présent cas d'étude, 75 % des ICI sont équipés de compteurs d'eau en 2023, une pratique exigée par la SQEEP (visions 2011-2017 et 2019-2025 (Gouvernement du Québec, 2011, 2019). La Figure 5.2 montre la consommation journalière totale (en $m^3/jour$) de tous les ICI et le nombre de bâtiments ciblés.

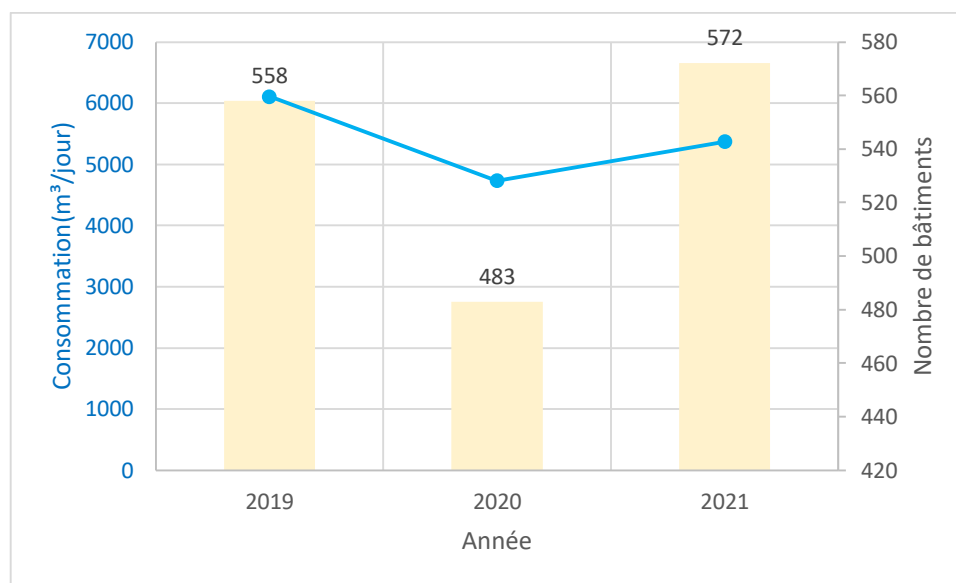


Figure 5.2 Consommation moyenne journalière et nombre d'industries, commerces et institutions ICI équipés de compteurs entre 2019 et 2021

Une baisse remarquable au niveau de la consommation et du nombre de bâtiments est observée pour l'année 2020 (diminution du volume de 23 % et du nombre de bâtiments de 13% par rapport à 2019, Figure 5.2). L'année 2019 a été marquée par la pandémie de la COVID-19, impactant significativement la vie quotidienne de la population dont les habitudes de travail. Dans le contexte québécois, le Bilan de l'usage de l'eau potable de 2021 de la Ville de Montréal explique que « la généralisation du télétravail, les restrictions sanitaires, les fermetures temporaires d'entreprises [...] ont eu des répercussions importantes sur les usages de l'eau, principalement dans le secteur des industries, commerces et institutions (ICI) » (Ville de Montréal, 2021). Cela peut expliquer la baisse du nombre de bâtiments équipés de compteurs d'eau. Le retour progressif des activités économiques et industrielles au cours de 2021 explique l'augmentation de la consommation des ICI de 13 % par rapport à 2020. Cependant, il est intéressant de noter que le nombre de bâtiments munis de compteurs pour cette année a augmenté par rapport à 2019 (de 558 à 572), alors que la

consommation est inférieure de 12 % par rapport à 2019. Pour expliquer ces deux phénomènes contradictoires, une hypothèse sur l'application de la nouvelle vision de la SQEEP (horizon de 2019-2025) est proposée : d'une part celle-ci exige l'installation de compteurs d'eau sur tous les bâtiments non résidentiels et, d'autre part, la réduction possible de la consommation et des pertes et surconsommations peut expliquer la diminution de l'eau utilisée par rapport à l'année pré-pandémique. À noter que d'après le bilan annuel de 2019 de la ville, une réduction graduelle annuelle de 6 % a eu lieu entre 2015 et 2019.

Pertes dans le réseau

D'après les bilans de la ville de 2019 et 2021, il y a un manque d'implantation de régulateurs de pression et de suivi de la distribution sur le territoire du cas d'étude, malgré la présence d'incitatifs d'interventions (soumission au programme de recherche des fuites, mais pas de plan de travail clair et de délais de réparations, et au plan d'investissement pour 2016 – 2021, ni de preuves d'application réelle). Par conséquent, il n'existe pas des séries de mesures du volume d'eau correspondant, qui doit être estimé par la méthode de l'Audit de l'eau de l'AWWA, introduite précédemment.

Ainsi, en se basant sur les données disponibles pour 2019 (Tableau 5.2) et en appliquant l'équation 4.18, les pertes annuelles ont été estimées à 16351 m³/jour, équivalent à 43,75 % de la production totale d'eau (37376 m³/jour), confirmant la faible performance et efficacité du réseau d'aqueduc du cas d'étude. Comme montré dans la Figure 5.3, les pertes constituent la plus grande part du volume d'eau produit quotidiennement par l'UEP, suivies par la consommation résidentielle (40 %), puis celle des ICI (16 %).

Tableau 5.2 Données mesurées et estimées de 2019 relatives aux composantes de la demande

CPC_{2019} (estimée)	367 L/pers/jour
Population desservie (P'_{2019})	40632 personnes
$C_{ICI,2019}$ (mesurée)	6110 m ³ /jour

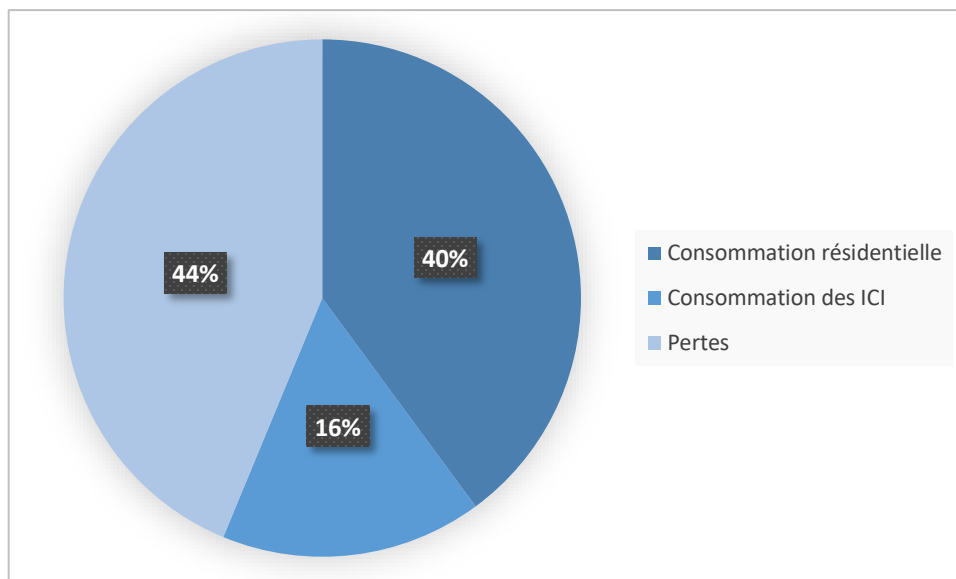


Figure 5.3 Proportion des différentes composantes de la demande en eau urbaine pour le cas d'étude basée sur les chiffres de 2019

5.2 Analyse des données climatiques

5.2.1 Analyse des données de température historiques

Dans ce projet, l'analyse s'est focalisée exclusivement sur la température de l'air, sans prendre en compte les effets des précipitations. Par conséquent, cette section présente l'analyse des données de température (moyenne, minimale et maximale) provenant de la Station B, afin de décrire le profil climatique du cas d'étude en relation avec la température. Des analyses paramétriques et non-paramétriques de tendance de la moyenne annuelle des températures journalières moyenne, minimale et maximale de l'air ont été effectuées (Figure 5.4).

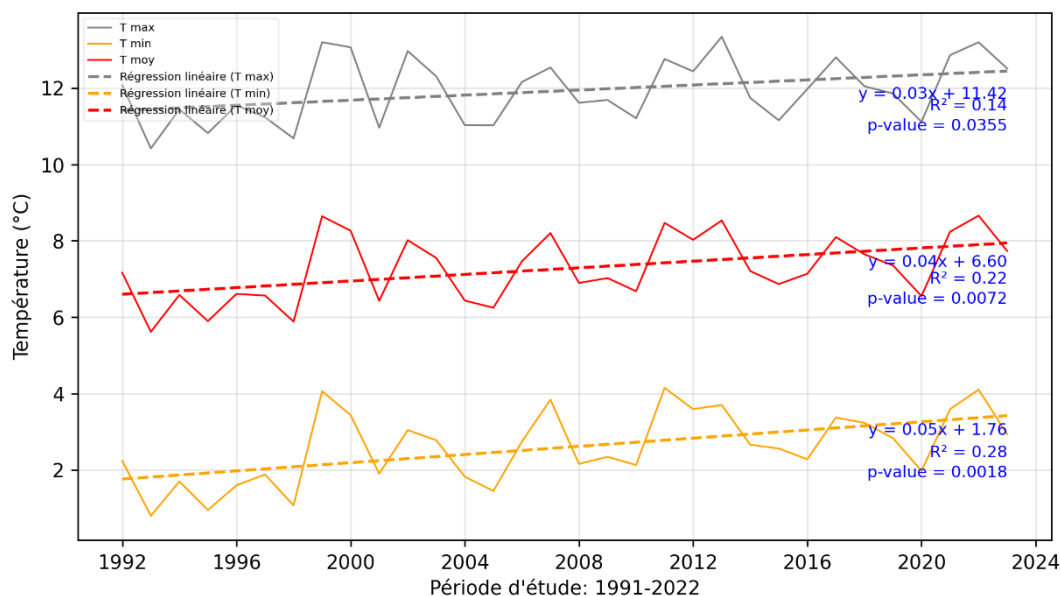


Figure 5.4 Régression linéaire ajustée pour la variation de chaque composante de la température de l'air pour la période de 1991 à 2022

L'analyse de tendance à long-terme, soit pour la période de 1991 à 2022, a confirmé une tendance de croissance pour chaque composante de la température (valeur $p \ll 5\%$, Figure 5.4). Durant cette même période de base (1991 à 2022). La plus grande température journalière moyenne enregistrée était de $30,1^{\circ}\text{C}$ le 10 juillet 2020. La plus grande température maximale était de $36,6^{\circ}\text{C}$ le 27 mai de 2010 (la même année). En termes de température moyenne (T_{moy}), l'année la plus chaude était 2021, avec une température moyenne annuelle de $8,7^{\circ}\text{C}$.

Concernant la variabilité intra-annuelle, le mois de juillet se caractérise par la température moyenne la plus élevée (22°C), suivi par les mois d'août (21°C), puis de juin (19°C). Janvier marque le mois le plus froid, avec une température moyenne de -8°C (Figure 5.5).

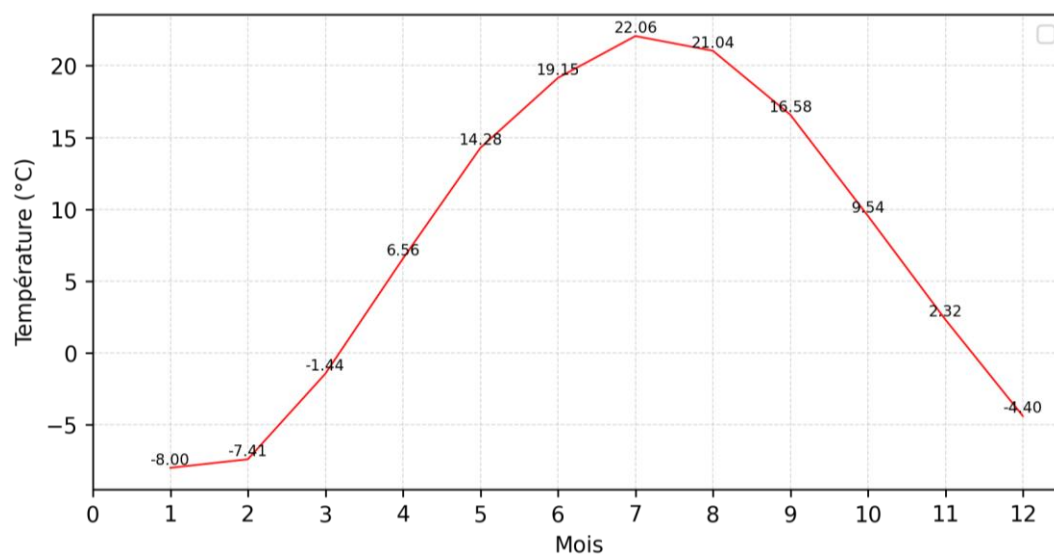


Figure 5.5 Variabilité intra-annuelle de la température moyenne de l'air (moyenne entre 2005 – 2022)

5.2.2 Analyse des données de température futures

La variation de la moyenne annuelle de T_{max} a été tracée pour chaque SSP (valeur moyenne des 26 modèles entourée par une enveloppe couvrant la courbe de chacun, représentant l'erreur de projection), en plus de la série des observations passées disponibles entre 1950 et 2022 (Figure 5.6). À long terme, une croissance au niveau de la variable climatique a été visuellement identifiée, étant la plus importante pour le scénario SSP585, soit le plus pessimiste.

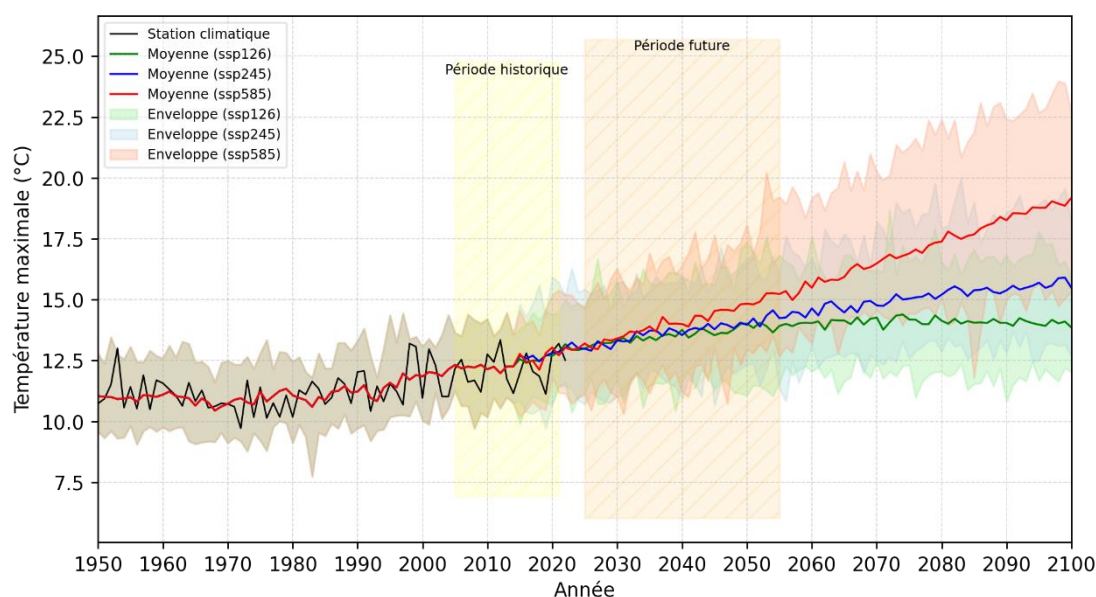


Figure 5.6 Variation de la moyenne annuelle de la température maximale de l'air historique modélisée pour les trois scénarios d'émission entre 1950 et 2100

5.2.2.1 Évaluation de la compatibilité des modèles avec la station climatique

Pour la période historique de 2005 à 2021, la compatibilité des valeurs estimées par les 26 modèles avec les observations issues de la station climatique a été évaluée, en s'appuyant d'une part sur les graphiques de variation des moyennes mensuelle (Figure 5.7.A), annuelle (Figure 5.7.B) et intra-annuelle (Figure 5.7.C), et d'autre part sur les coefficients de mesure de performance R^2 , MAE et RMSE (Tableau 5.3). Graphiquement, le tracé des données de la Station B est bien couvert par l'enveloppe des 26 modèles, ce qui montre une performance acceptable des GCM dans la reproduction des données passées. Les valeurs des coefficients de performance calculés pour chaque modèle sont toutes du même ordre de grandeur et ont été jugées acceptables. Le modèle s'approchant le plus des observations est INM-CM5-0 (plus grand R^2 de 0,711, et plus petits MAE et RMSE de 5,211 et 6,634°C, respectivement). Le modèle le moins représentatif est ACCESS-ESM1-5 (plus petit R^2 de 0,676, et plus grands MAE et RMSE de 5,519 et 7,025°C, respectivement).

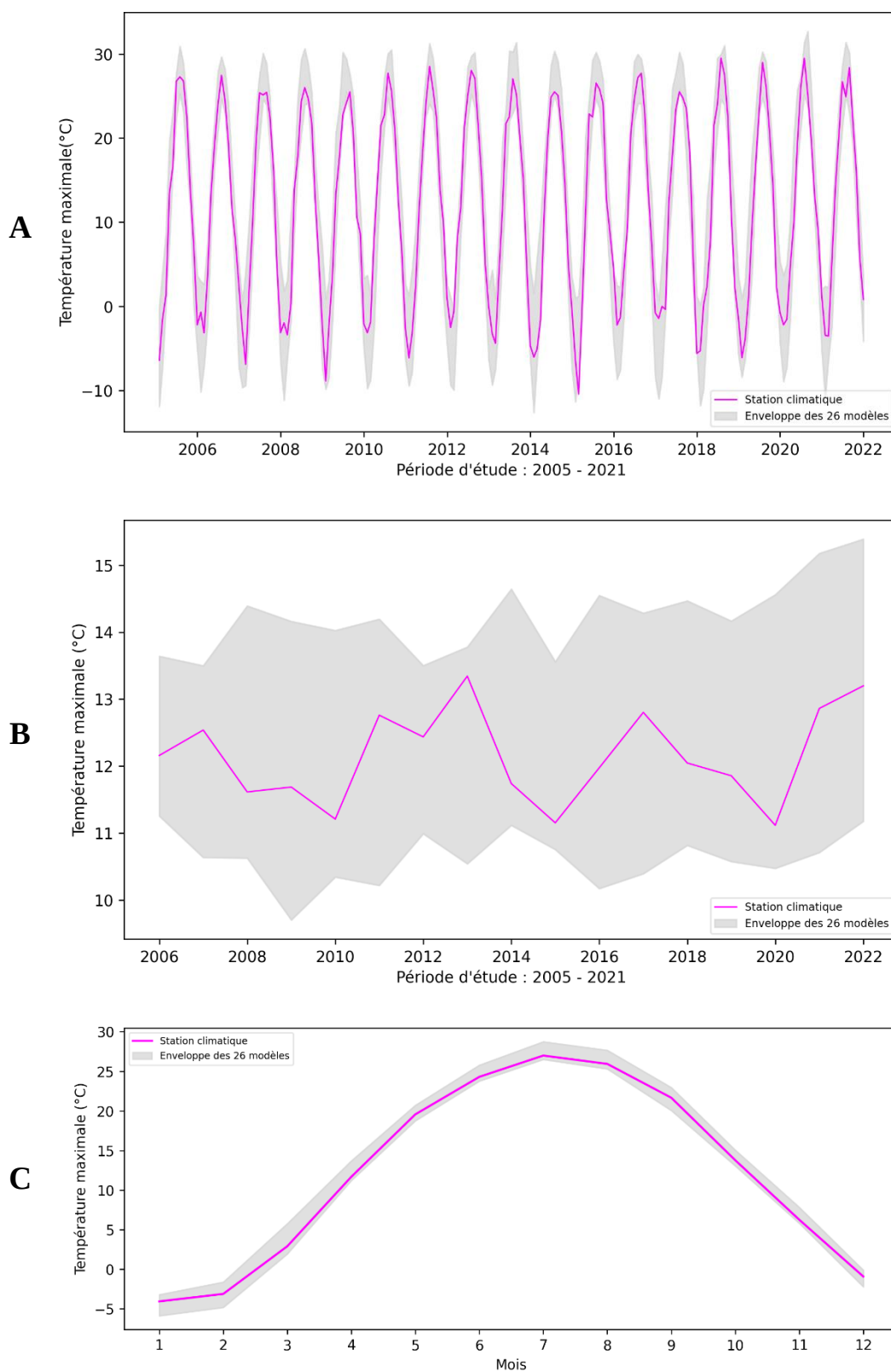


Figure 5.7 Variation interannuelle de la moyenne (A) mensuelle et (B) annuelle, et (C) intra-annuelle des températures maximales journalières observées et modélisées (2005 – 2021)

Tableau 5.3 Coefficients de performance mesurant la compatibilité entre chaque modèle climatique et les observations de la Station B, en rouge les plus petites valeurs et en vert les plus grandes

Modèle climatique	R2	MAE	RMSE
KACE-1-0-G	0,686	5,394	6,920
HadGEM3-GC31-LL	0,688	5,408	6,893
UKESM1-0-LL	0,679	5,470	6,995
CMCC-ESM2	0,682	5,429	6,957
GFDL-ESM4	0,684	5,443	6,939
BCC-CSM2-MR	0,682	5,432	6,958
INM-CM4-8	0,679	5,492	6,989
FGOALS-g3	0,693	5,407	6,844
TaiESM1	0,682	5,453	6,960
NorESM2-MM	0,684	5,430	6,942
CanESM5	0,696	5,286	6,805
KIOST-ESM	0,677	5,492	7,015
NorESM2-LM	0,685	5,413	6,929
INM-CM5-0	0,711	5,211	6,634
PSL-CM6A-LR	0,677	5,474	7,016
CNRM-CM6-1	0,699	5,284	6,776
MIROC6	0,695	5,323	6,811
MIROC-ES2L	0,699	5,327	6,771
CNRM-ESM2-1	0,707	5,263	6,685
MRI-ESM2-0	0,696	5,332	6,807
EC-Earth3	0,677	5,465	7,015
MPI-ESM1-2-LR	0,700	5,292	6,760
MPI-ESM1-2-HR	0,688	5,365	6,889
EC-Earth3-Veg	0,676	5,466	7,021
ACCESS-ESM1-5	0,676	5,519	7,025
ACCESS-CM2	0,682	5,390	6,965

5.2.2.2 Analyse de la température maximale pour la période de 2025 à 2055

Nous nous sommes intéressés en particulier aux caractéristiques de la température maximale pour la période future ciblée par ce projet, soit entre 2025 et 2055 (choix expliqué dans la section 5.3.2). Le Tableau 5.4 regroupe des caractéristiques intéressantes en lien avec la variation de la moyenne de la température maximale des 26 modèles sur cette période.

Tableau 5.4 Caractéristiques de la moyenne annuelle des 26 modèles pour les trois SSP

Scénario SSP	Valeur maximale (date, modèle)	Moyenne (2025 – 2055) / variation par rapport à 1991 - 2020	Analyse de tendance	
			Méthode paramétrique	Méthode non- paramétrique
SSP126	43,80°C (2047-07-26, UKESM1-0-LL)	13,56°C / +1,69°C	Tendance croissante ($R^2 = 0,814$; $\text{valeur } p \ll 5 \%$; pente = 0,0279)	Tendance croissante ($\text{valeur } p \ll 5 \%$; pente = 0,0285)
			Taux de variation moyen par année : +0.24 %	
SSP245	44,82°C (2052-07-26, HadGEM3-GC31-LL)	13,70°C / +1,83°C	Tendance croissante ($R^2 = 0,855$; $\text{valeur } p \ll 5 \%$; pente = 0,0416)	Tendance croissante ($\text{valeur } p \ll 5 \%$; pente = 0,0419)
			Taux de variation moyen par année : +0.32 %	
SSP585	43,90°C (2044-08-04, TaiESM1)	14,12°C / +2,25°C	Tendance croissante ($R^2 = 0,954$; $\text{valeur } p \ll 5 \%$; pente = 0,0712)	Tendance croissante ($\text{valeur } p \ll 5 \%$; pente = 0,0713)
			Taux de variation moyen par année : +0.49 %	

Une augmentation non négligeable de plus de 1,5°C de la moyenne annuelle à long terme est prévue par rapport à la période de référence (1991 – 2020) pour tous les SSP (même pour le plus optimiste, soit SSP126). Le cas extrême est pour SSP585, avec un ajout de 2,25°C. De plus, quel que soit le scénario d'émissions futures, une tendance croissante est détectée au niveau de la moyenne annuelle de la température maximale de l'air (résultats similaires pour les méthodes paramétrique et non-paramétrique), également visible graphiquement (Figure 5.8). L'augmentation est plus significative pour le SSP585, soit le plus pessimiste, avec une augmentation de 0,071°C par année et un taux de variation de 0,49 %. Pour les trois SSP, la température maximale la plus grande aura

lieu en juillet (43,80°C pour SSP126 et 44,82°C pour SSP245) et août (43,90°C pour SSP585), selon les sorties de modèles différents par scénario. Cela incarne les incertitudes accompagnant le processus de modélisation climatique, surtout pour le futur. À noter que ce maximum a atteint historiquement une valeur de 36,60°C et ce le 27 mai 2020 (valeur relativement petite par rapport au futur).

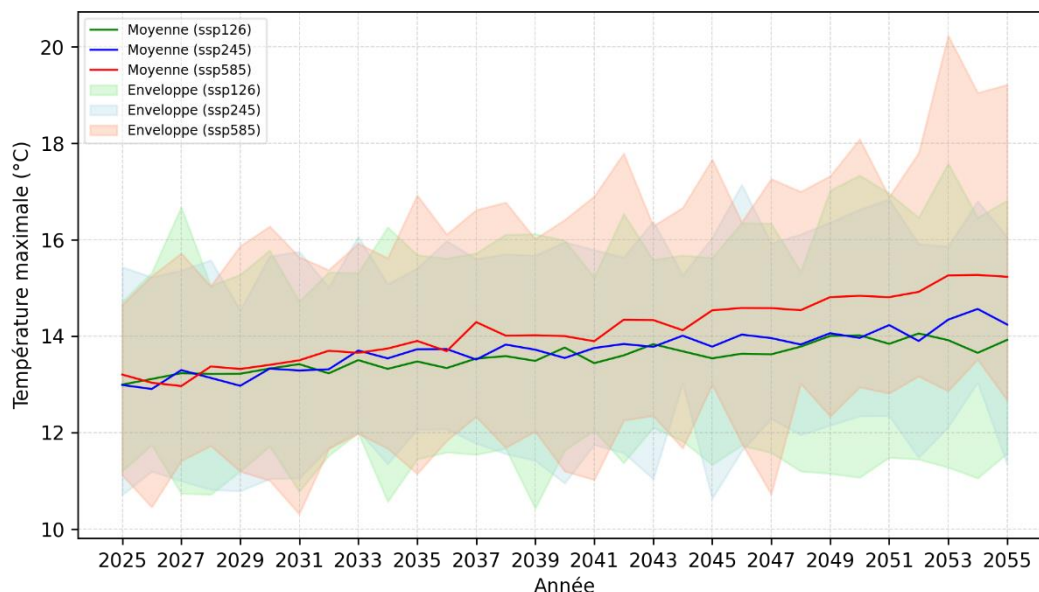


Figure 5.8 Variation de la température maximale pour la période future étudiée de 2025 à 2055 pour les différents SSP

5.3 Analyse de l'influence de la température sur la demande en eau

5.3.1 Analyse de corrélation

L'analyse des séries historiques a montré une tendance différente pour la demande en eau (décroissance) et chacune des températures T_{max} , T_{min} et T_{moy} (croissance). La première étape du projet a été alors de détecter s'il existe une certaine influence de la température de l'air sur la demande en eau totale pour le cas d'étude – comme observée par la majorité des analyses de la littérature (voir section 3.2).

Ainsi, une analyse de corrélation a été faite pour les séries journalières disponibles entre 2005 et 2022, le volume total d'eau potable produit V ($m^3/jour$), représentant la variable dépendante, et chacune des températures maximale, minimale et moyenne ($^{\circ}C$), étant les variables indépendantes.

Les résultats de l'analyse de corrélation année par année, de 2005 à 2022, sont présentés dans l'Annexe D. Globalement, les coefficients de corrélation annuels calculés ont un ordre de grandeur plus important (entre 0,100 et 0,800 en valeur absolue), et ce indépendamment de la température considérée (minimale, maximale ou moyenne). Ceci est cohérent avec les nuages de points relatifs à chaque année, qui sont désormais plus définis et moins dispersés, par comparaison aux graphiques englobant toutes les données de 2005 à 2022 (Figure 5.9). Avant 2013, leurs valeurs sont négatives, indiquant une variation inverse de la demande et des variables climatiques, ce qui semble non logique (plus la température augmente, moins d'eau est produite). Toutefois, une forte relation positive linéaire a été détectée en 2016, 2017 et 2021 ($r > 0,5$, Tableau D.1). La valeur p des coefficients ρ et τ de trois années (2006, 2020 et 2022) a été supérieure à 5 %, indiquant un résultat non significatif statistiquement (Tableau D.1).

La présente analyse mathématique n'a pas permis de dégager une relation forte, explicite et claire entre la température de l'air et la demande en eau dans le contexte du cas d'étude. Cependant, nous avons pu conclure qu'il serait plus pertinent de poursuivre les analyses années par années, plutôt que de considérer toutes les données de 2005 à 2022 comme un seul ensemble.

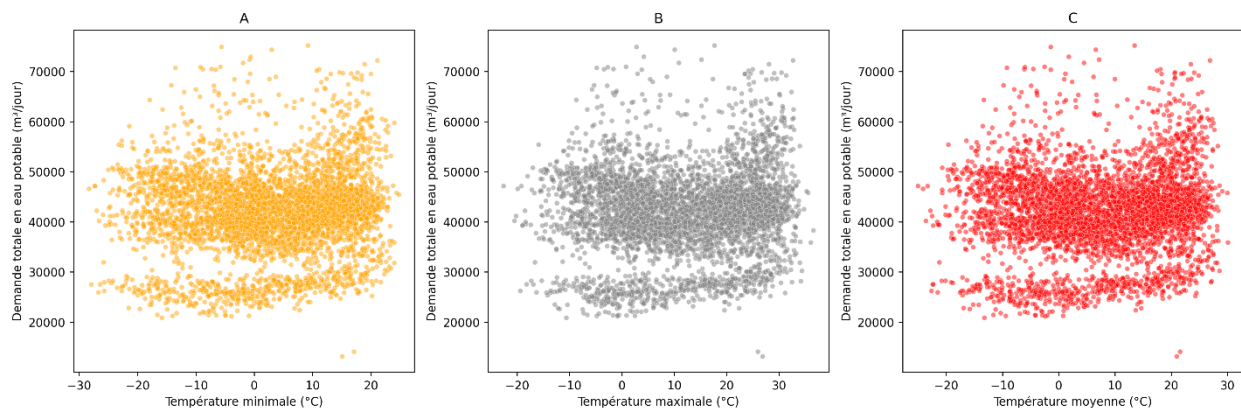


Figure 5.9 Représentation graphique de la demande totale en eau en fonction de (A) T_{min} , (B) T_{max} et (C) T_{moy} , pour la période de 2005 à 2022

Tableau 5.5 Coefficients de corrélation mesurant l'intensité de la relation entre V et chacune des trois variables climatiques

Coefficient de corrélation	V vs. T_{min}	V vs. T_{max}	V vs. T_{moy}
r	0,085	0,088	0,087
ρ (valeur p)	0,067 ($\approx 0 \ll 5\%$)	0,072 ($\approx 0 \ll 5\%$)	0,071 ($\approx 0 \ll 5\%$)
τ (valeur p)	0,046 ($\approx 0 \ll 5\%$)	0,050 ($\approx 0 \ll 5\%$)	0,049 ($\approx 0 \ll 5\%$)
Conclusion	Relation linéaire et monotone très faibles	Relation linéaire et monotone très faibles	Relation linéaire et monotone très faibles

Le Tableau 5.5 montre qu'aucune relation n'a été détectée entre la demande en eau et la température de l'air en ces trois valeurs.

De plus, en observant la Figure 5.9, nous avons pu identifier deux ensembles de points distincts comme montré sur la Figure 5.10.

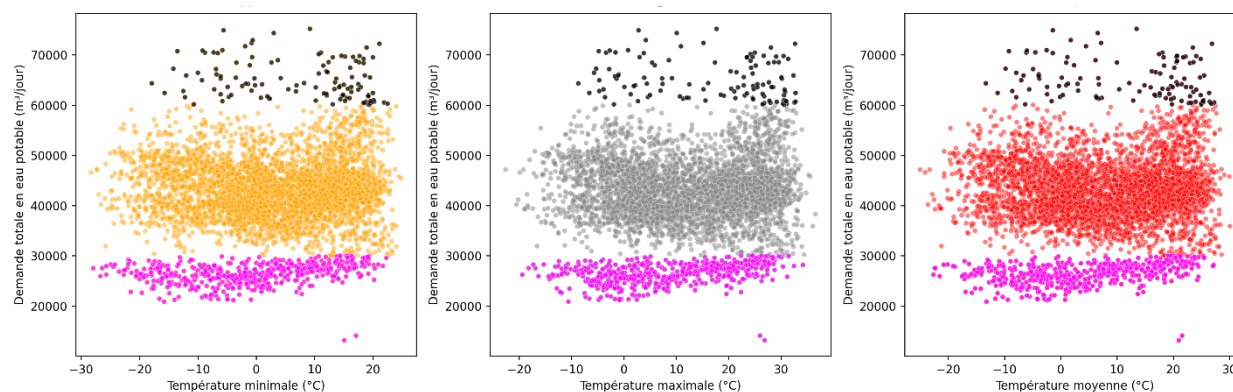


Figure 5.10 Identification des ensembles de points déviés des autres en noir (au-delà de 60 000 m^3) et en magenta (en deçà de 30 000 m^3)

Ces ensembles de points (Figure 5.10) peuvent être interprétés comme suit :

1. Ensemble des points où $V > 60\,000\,m^3/jour$ (en noir dans la Figure 5.10) :- Ces grands volumes ont été surtout associées à des enregistrements de la période de 2005 à 2008 (partie

ombrée en noir de la Figure 5.11), où des surconsommations (i.e., données aberrantes) sont observées (Figure 5.1) ;

2. Ensemble des points où $V < 30\,000\text{ m}^3/\text{jour}$ (en magenta dans la Figure 5.10). Cet ensemble est plus compact (i.e., moins dispersé) que le premier, et correspond majoritairement aux enregistrements continus effectués à partir de mi-septembre 2020, montrant clairement qu'un certain phénomène ou une intervention a eu lieu en cette date (partie ombrée en magenta de la Figure 5.11). Des investigations auprès de la ville ont permis d'identifier par la suite qu'un bris d'aqueduc majeur dans la zone étudiée a eu lieu en septembre 2020, causant une baisse de pression et interruption de service dans un secteur de la ville [basé sur des communications avec la Ville]. Les opérateurs du système ont eu recours à d'autres sources d'approvisionnement provenant des villes et secteurs voisins, afin de combler la demande des usagers affectés. Ainsi, à partir de cette date, les volumes d'eau potable produits par l'UEP sont sous-estimés. À cause de l'absence de débitmètres pour enregistrer le volume exact entrant de certaines de ces sources alternatives, nous avons préféré ne pas inclure cette période dans les analyses.

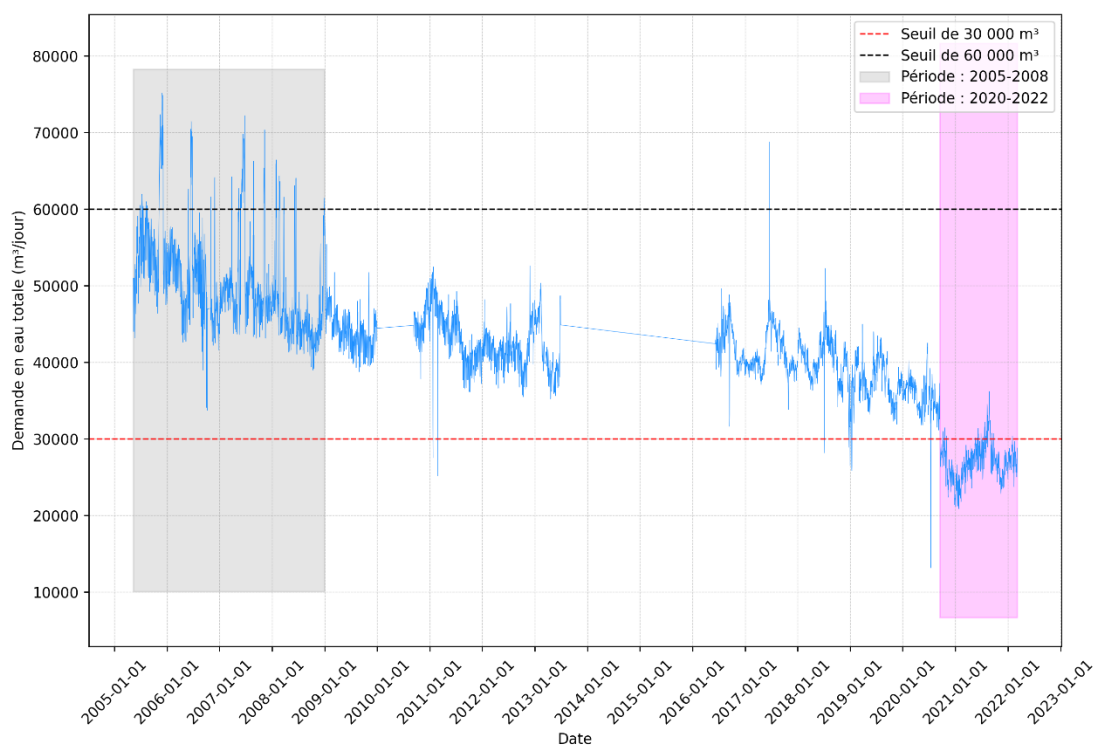


Figure 5.11 Identification des périodes correspondantes aux deux ensembles de points déviés des autres par rapport à la variation quotidienne de V

Suite à cela, nous avons décidé d'exclure les périodes de 2005 à 2008, et de 2020 à 2022 des prochaines analyses, limitant ainsi l'étude à la période de 2009 à 2019. On rappelle qu'aucun enregistrement de la demande n'existe pour les années 2014 et 2015. Par conséquent, en s'inspirant de la littérature, nous avons procédé par analyse de seuil de température, expliquée dans la partie suivante.

5.3.2 Analyse par seuil de température

Avant de réaliser l'analyse de régression linéaire, nous avons examiné visuellement le potentiel de relation entre la demande (V) et la température. La Figure 5.12 identifie en bleu les points au-delà d'un seuil de 10°C , valeur utilisée dans deux études effectuée au Québec ((Eslamian, 2016; Rasifaghihi et al., 2020)

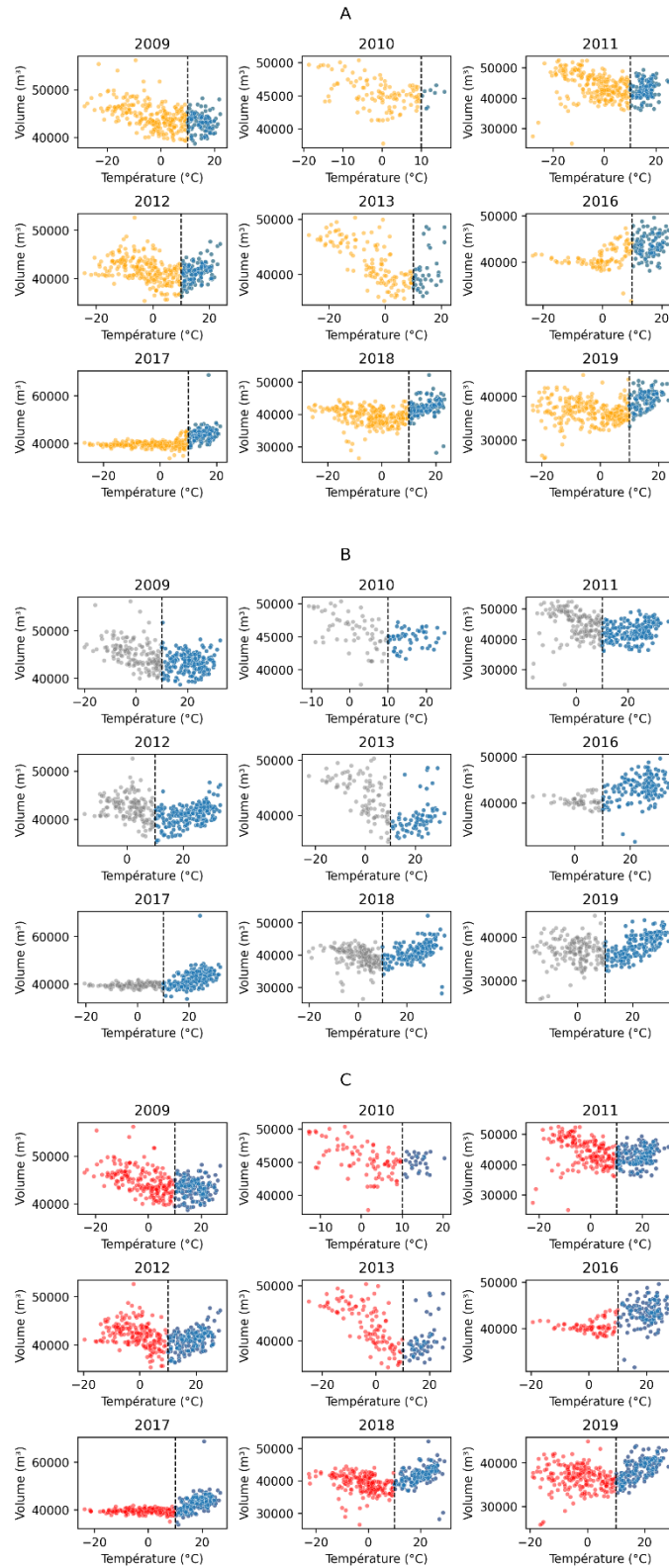


Figure 5.12 Séparation des données annuelles de 2009 à 2019 par un seuil de 10°C pour le volume d'eau produit (V) en fonction des températures (A) T_{min} , (B) T_{max} et (C) T_{moy}

Pour T_{max} (Figure 5.12.B) et T_{moy} (Figure 5.12.C), la ligne verticale correspondant à une valeur de 10 °C représente un point de rupture à partir duquel le volume et la température commencent à augmenter simultanément. La même conclusion peut être faite pour T_{min} (Figure 5.12.A), surtout pour les trois dernières années, alors que pour les années précédentes, le point de rupture semble se localiser avant la ligne séparatrice.

La Figure 5.13 montre les regressions linéaires correlant le volume à chacune des trois températures, estimée pour chaque année, à partir d'un seuil de 10°C.

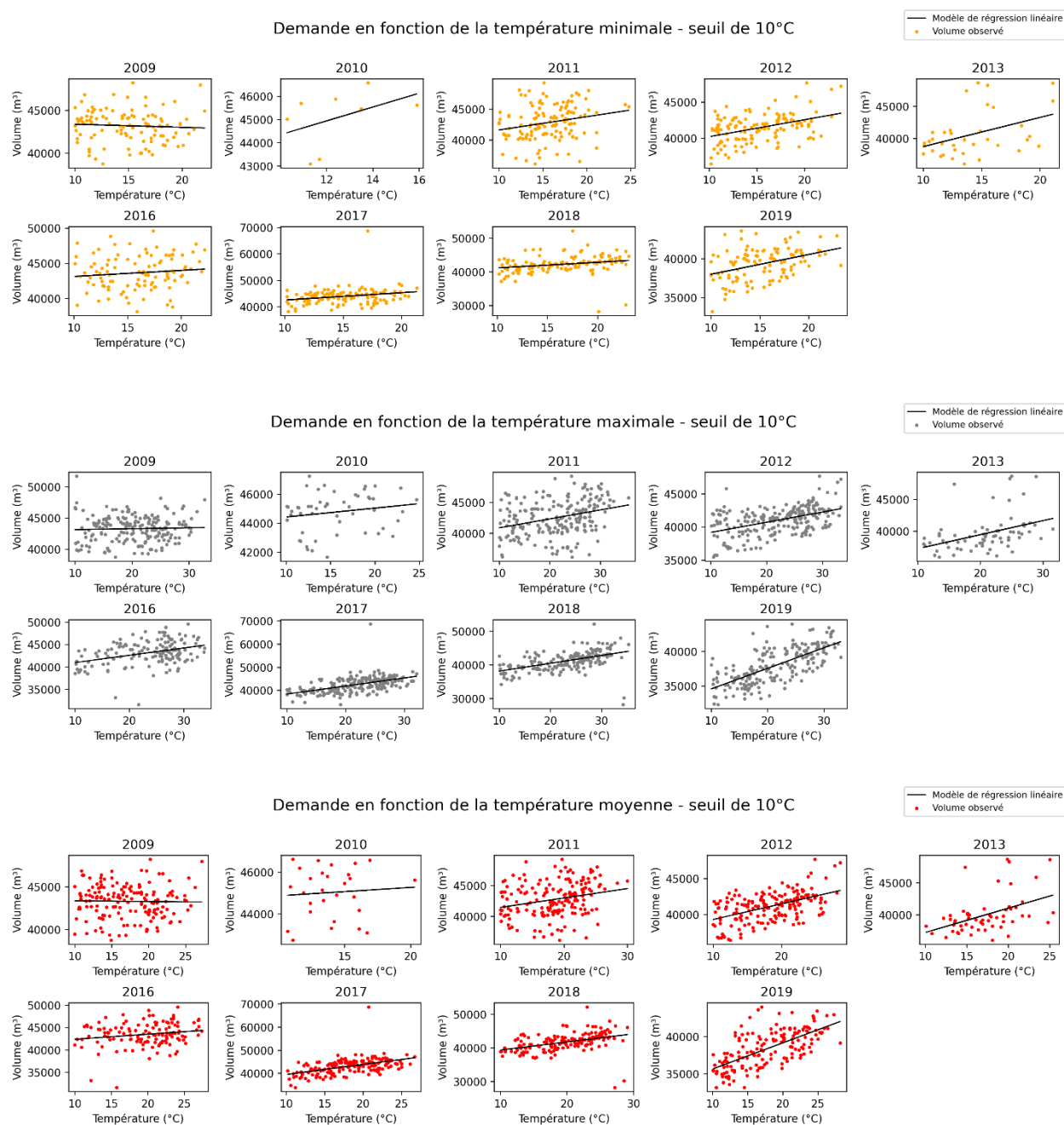


Figure 5.13 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 10°C

Pour la majorité des graphiques, il semble que l'ensemble des données est bien représenté par cette droite croissante, ayant une pente et une ordonnée à l'origine variable d'une année à l'autre. Cependant, avec l'augmentation du seuil de température, le nombre de données est réduit, ce qui peut impacter la précision des paramètres estimés du modèle linéaire (les graphiques correspondant

aux cinq autres seuils sont montrés dans l'Annexe D). Pour appuyer ces observations, le coefficient de Pearson r a été également calculé. Les résultats sont présentés sous formes de tableaux dans l'Annexe D (Tableau D, Tableau D et Tableau D pour V vs. T_{min} , V vs. T_{max} et V vs. T_{moy} respectivement).

Les valeurs de r positives les plus petites correspondent aux années 2010 et 2016 (70 % et 44 % de données manquantes respectivement). Des valeurs négatives sont également détectées, surtout pour le cas de la température minimale, montrant une faible relation entre demande et température. Pour T_{max} et T_{moy} , 2019 possède les coefficients les plus importants (variant entre 0,5 et 0,7), quelque soit le seuil considéré. À noter que r est un coefficient paramétrique, donc sensible aux données extrêmes et aberrantes, qui n'ont pas été traitées dans la présente étude. Les six valeurs moyennes pour T_{min} , T_{max} et T_{moy} sont présentées graphiquement dans la Figure 5.14.

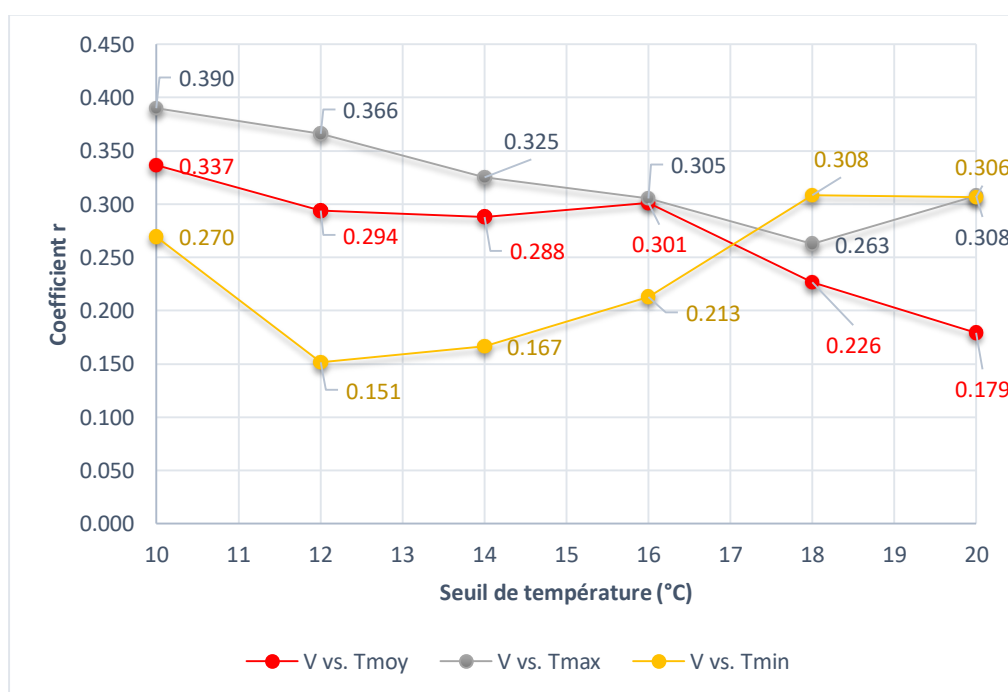


Figure 5.14 Variation de la moyenne du coefficient de corrélation r en fonction du seuil de température pour T_{min} , T_{max} et T_{moy}

Globalement, les valeurs les plus grandes correspondent à la relation liant la demande en eau quotidienne à la température maximale de l'air, en particulier pour un seuil de 10°C ($r = 0,390$). Pour les relations de la demande en fonction de T_{max} et T_{moy} , il est clair que l'intensité de

régression diminue, plus le seuil augmente, une caractéristique non détectée pour le cas de T_{min} . Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes donc limités à l'évaluation de l'impact de la température maximale de l'air sur le volume total d'eau potable produit par l'UEP à base journalière, et ce en considérant un seuil de température de 10°C (i.e., des températures supérieures à 10 °C).

5.3.3 Construction de modèles pour estimer la demande en temps chaud

Pour la période historique étudiée, les jours ayant une température maximale au-dessus de 10°C correspondent aux mois estivaux, de mai à septembre. Pour certaines années, une à trois journées en mai et une seule en septembre (en 2009) ont marqué un enregistrement inférieur au seuil. Ainsi, estimer le volume d'eau potable produit en fonction de la température maximale à partir d'un certain seuil revient alors à prédire la demande en eau estivale.

5.3.3.1 Identification des paramètres de régression

L'hypothèse principale de cette étude est donc que la demande en eau urbaine quotidienne dépend linéairement de la température maximale à partir d'un seuil de 10°C, permettant entre autres d'évaluer l'impact du climat sur la demande. D'après les observations passées, la demande peut être estimée en utilisant un modèle de régression linéaire simple (i.e. avec une seule variable explicative, Figure 5.13). Les valeurs des paramètres des régressions obtenus pour chaque années (Figure 5.13) sont présentées dans le Tableau 5.6.

Tableau 5.6 Paramètres du modèle linéaire de la demande en fonction de T_{max} spécifiques pour chaque année

Année	a	b
2009	14,60	42992,90
2010	61,45	43804,74
2011	145,33	39402,25
2012	153,55	37634,17
2013	221,70	34973,52
2016	162,40	39351,22
2017	348,60	34877,31
2018	234,26	35792,19
2019	297,64	31581,69
Moyenne	182,17	37823,33

L'interprétation de la pente est la suivante : au-dessus de 10°C, une augmentation d'un degré Celsius de T_{max} engendre une augmentation moyenne d'environ 182 m^3 au niveau de la demande quotidienne. La Figure 5.15 et la Figure 5.16 ci-dessous montre l'évolution des paramètres a et b , respectivement, avec les années :

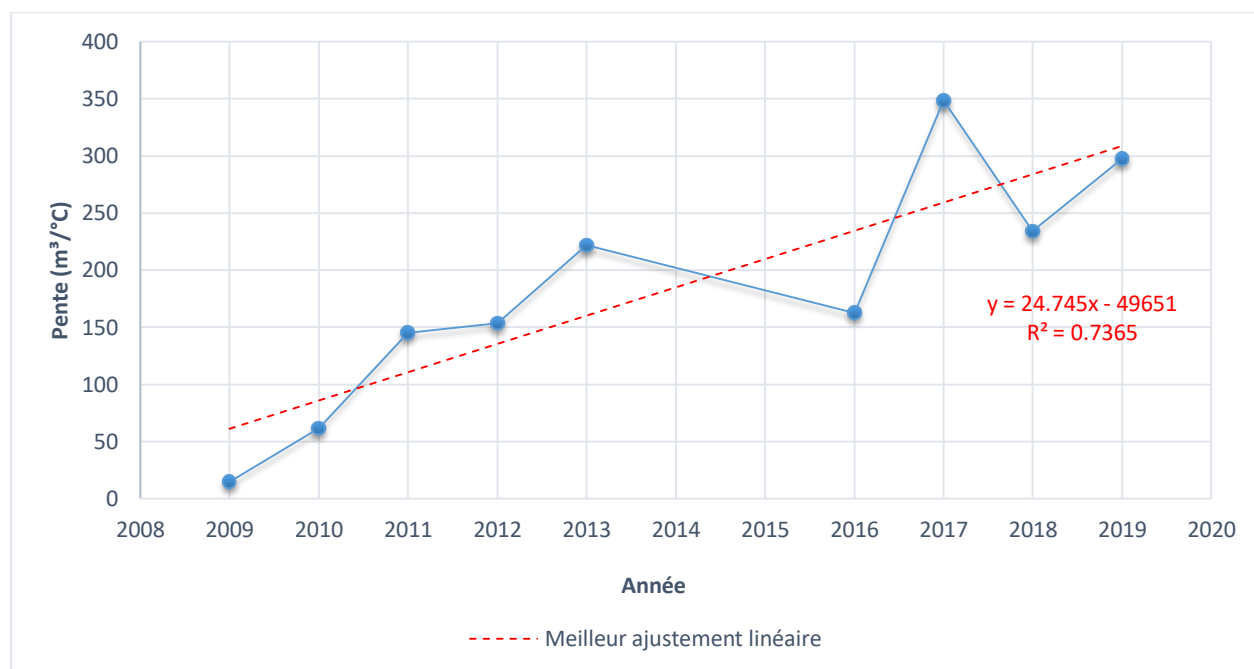


Figure 5.15 Variation du paramètre a avec les années et meilleur ajustement linéaire estimé

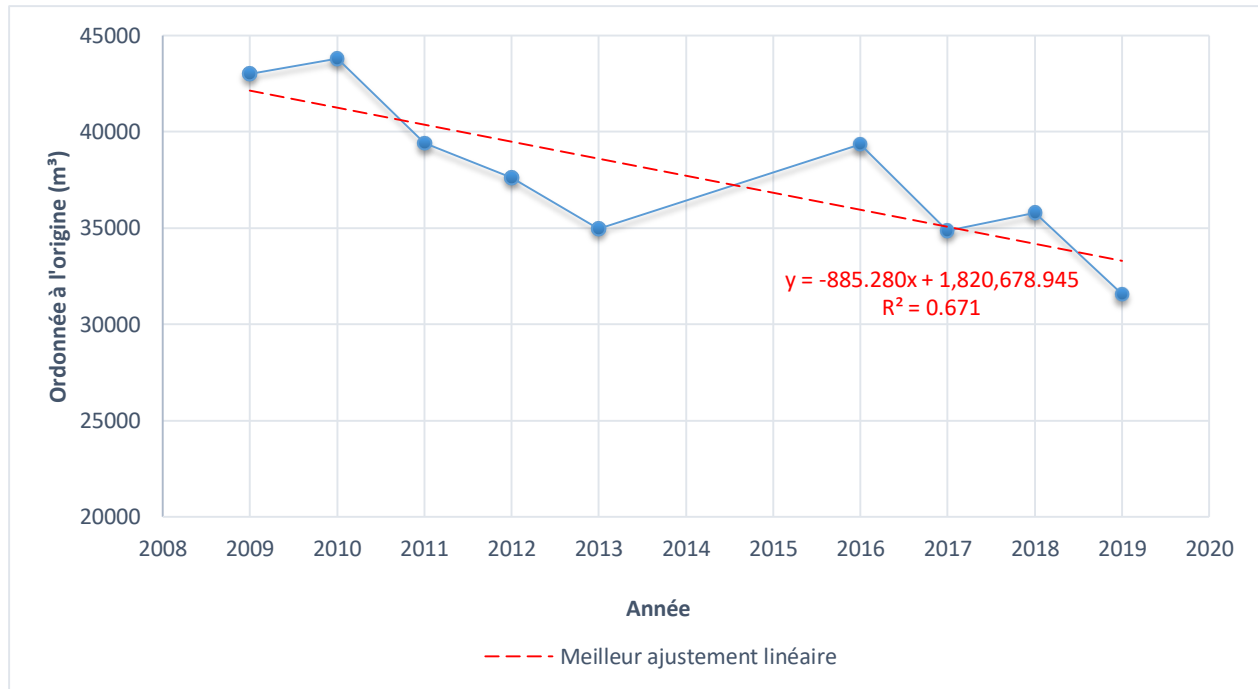


Figure 5.16 Variation du paramètre b avec les années et meilleur ajustement linéaire estimé

D'après la Figure 5.15, la pente de l'équation linéaire associant la demande à la température maximale de l'air suit une tendance croissante significative avec le temps ($R^2 = 0,74$). Ainsi, on peut estimer ce paramètre pour chaque année en utilisant l'équation suivante :

$$a_{\text{année}} = 24,745 \times \text{année} - 49651 \quad (5.3)$$

Cette variation indique que l'augmentation de la demande engendrée par une hausse d'une unité de température devient plus importante avec le temps. Quant au paramètre b , il décroît significativement avec le temps ($R^2 = 0,67$, Figure 5.16). Tout comme la pente, on peut estimer ce paramètre pour chaque année en utilisant l'équation linéaire suivante :

$$b_{\text{année}} = -885,280 \times \text{année} + 1820679 \quad (5.4)$$

5.3.3.2 Proposition de modèles pour estimer la demande en temps chaud

Soit V_{HOT} la demande journalière pour les jours où $T_{max} \geq 10^{\circ}C$. Deux modèles linéaires simples ont été proposés, modélisant la demande historique V_{HOT} de 2009 à 2019 (Tableau 5.7).

Les équations correspondantes sont à base journalière, permettant donc d'estimer le volume d'eau potable quotidien en $m^3/jour$ à partir de la température maximale du même jour.

Tableau 5.7 Modèles linéaires proposés pour estimer V_{HOT} en fonction de $T_{max} \geq 10^{\circ}C$

Modèle	Équation	Description
VHOT_AV	$V_{HOT} = a_{av} \times T_{max} + b_{av} \quad (5.5)$ Avec : $a_{av} = 182,17 \text{ et } b_{av} = 37823,33$	On considère des paramètres a et b constants, indépendamment de l'année. Il s'agit de la moyenne des valeurs annuels pour chacun, présentée dans le Tableau 5.6 (d'où le symbole « AV » dans la nomenclature du modèle pour désigner la moyenne ou « average »).
VHOT_TREND	$V_{HOT} = a_{année} \times T_{max} + b_{année} \quad (5.6)$ Avec : $a_{année} = 24,745 \times année - 49651$ $b_{année} = -885,280 \times année + 1820679$	Ce modèle prend en compte la variation linéaire de a et b avec les années, détectée précédemment dans l'analyse et représentée respectivement par les équations 5.3 et 5.4. Ainsi, chaque année possède ses propres paramètres (d'où le symbole « TREND » dans la nomenclature du modèle pour désigner la tendance avec le temps au niveau de a et b).

5.3.3.3 Mesure de performance des deux modèles proposés

Les performances de chacun des deux modèles VHOT_AV et VHOT_TREND TREND ont été évaluées pour chaque année en utilisant les quatre coefficients introduits dans la partie 4.4.5. Autrement dit, il s'agit de vérifier si les équations 5.5 et 5.6 permettent ou non de représenter la variation de V_{HOT} en fonction de T_{max} au-delà d'un seuil de $10^{\circ}C$. Les résultats sont regroupés dans le tableau ci-dessous :

Tableau 5.8 Mesure de performance des deux modèles estimant la demande journalière en temps chaud V_{HOT}

Modèle	VHOT_AV				VHOT_TREND			
Année	R ²	RMSE	MAE	MAPE	R ²	RMSE	MAE	MAPE
2009	-0,348	2383,965	1909,62	4,391	0,001	2051,949	1630,668	3,78
2010	-4,734	3200,072	2852,099	6,3	0,033	1314,417	1081,218	2,436
2011	-0,01	2844,027	2293,867	5,529	0,102	2681,711	2162,868	5,136
2012	-1,212	3067,066	2632,732	6,568	0,221	1819,952	1448,457	3,562
2013	-1,386	4428,642	4194,549	10,753	0,159	2628,763	1771,658	4,302
2016	0,06	2616,792	2049,651	4,896	0,137	2508,041	1936,531	4,582
2017	0,18	3125,288	2217,355	5,308	0,281	2927,269	1989,804	4,642
2018	-0,454	3558,104	2805,364	7,167	0,253	2549,927	1704,017	4,272
2019	-3,851	5657,157	5348,074	14,439	0,492	1830,95	1439,844	3,805

Pour pouvoir comparer la performance des deux modèles, les valeurs des coefficients de performance de chacun ont été représentées graphiquement (Figure 5.17).

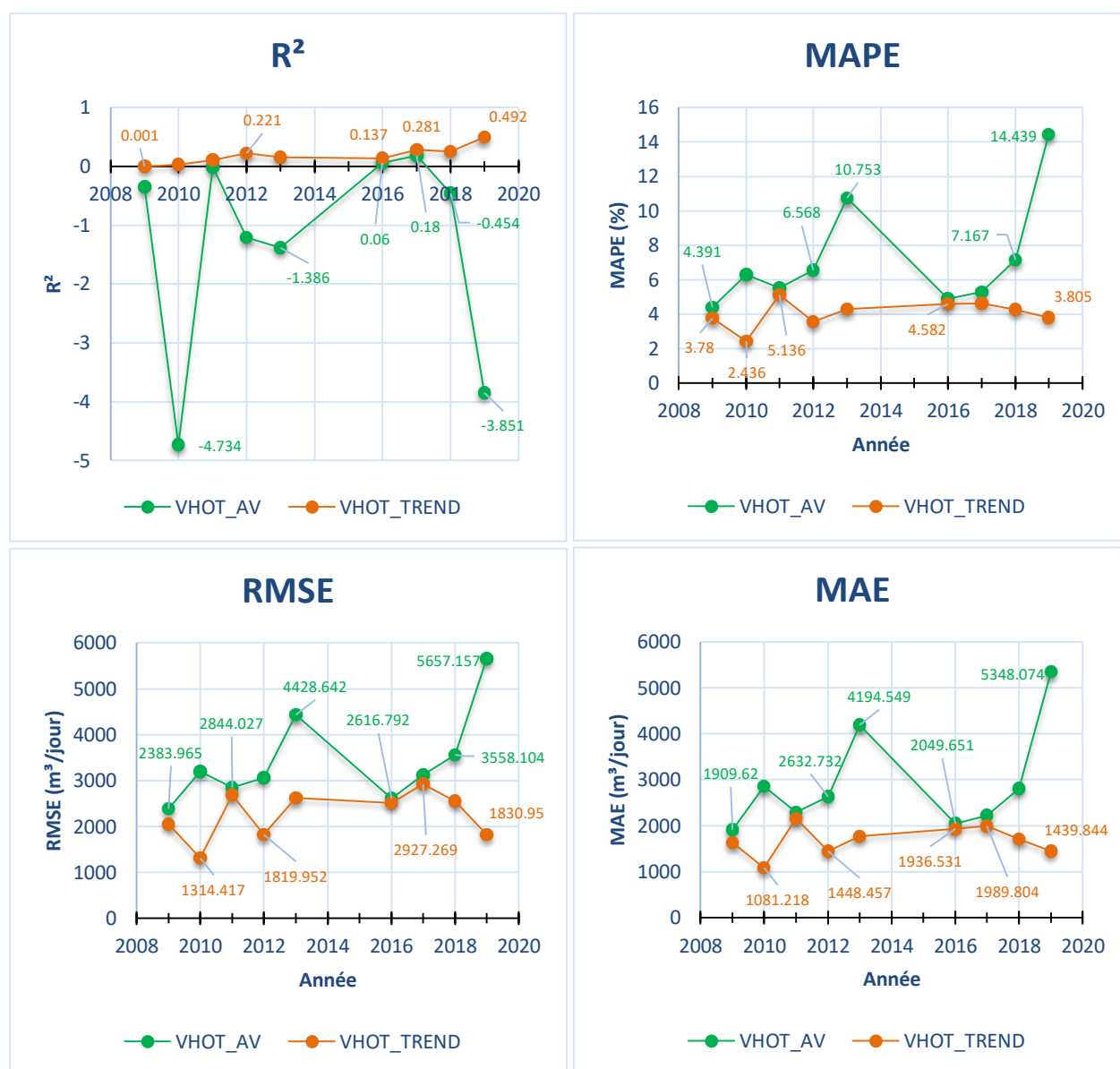


Figure 5.17 Comparaison des coefficients de performance annuels relatifs à chaque modèle de prédiction VHOT_AV et VHOT_TREND de la demande journalière en temps chaud V_{HOT}

Le modèle VHOT_TREND, où chaque année possède ses propres paramètres, montre une meilleure performance. En effet, pour toutes les années, les différentes erreurs $RMSE$, MAE et $MAPE$ sont plus petites que celles du modèle VHOT_AV (la courbe orange est au-dessous de la courbe verte dans la Figure 5.17), alors que R^2 est plus grand et toujours positif. Les valeurs de $MAPE$ pour VHOT_TREND sont toutes inférieures à 5 %, un résultat jugé acceptable, alors que

pour VHOT_AV, elles atteignent 10 % et 14 % pour 2013 et 2019, respectivement. Nous avons remarqué également que R^2 ne dépasse pas la cote de 0,5 pour VHOT_TREND, ce qui signifie que moins de 50 % de la variance de la variable dépendante (i.e. V_{HOT}) est prévisible à partir de la variable indépendante (i.e. T_{max}) pour un seuil minimal de 10°C. Ces résultats sont cohérents avec la représentation graphique des valeurs annuelles observées et estimées par les deux modèles de la Figure 5.18.

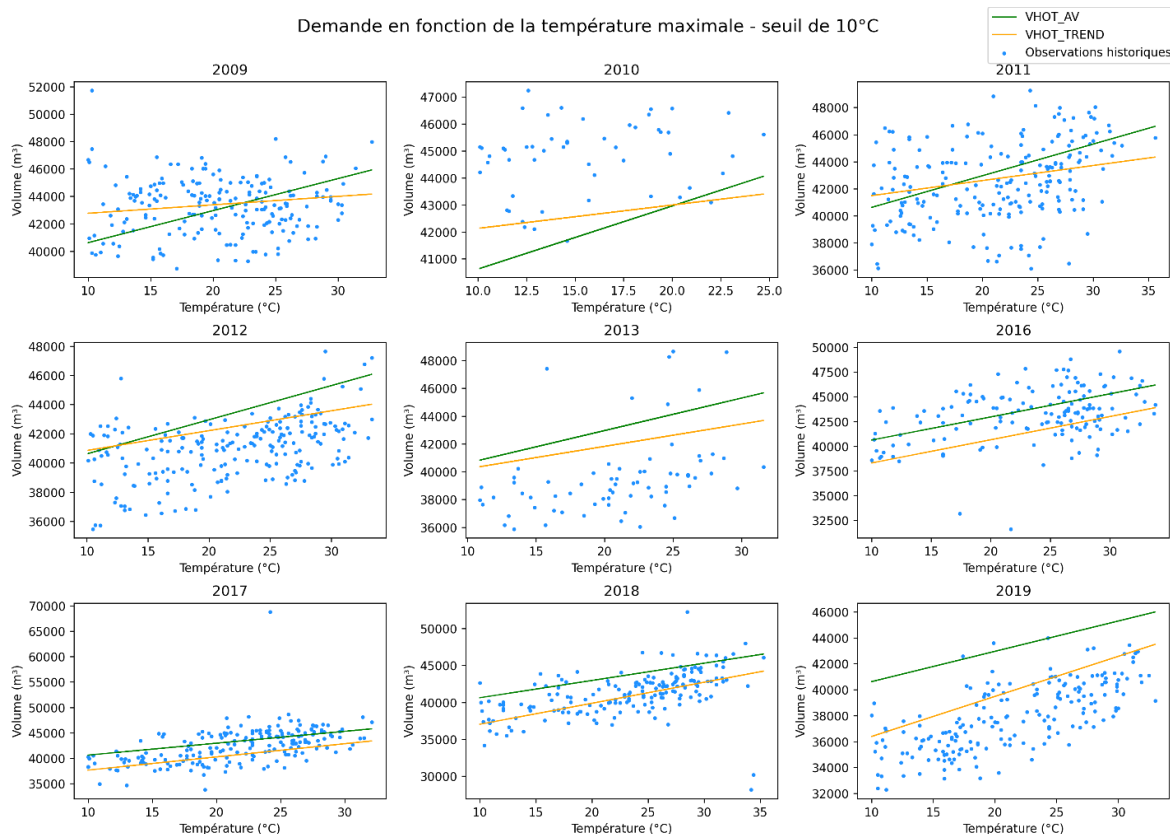


Figure 5.18 Variation de la demande journalière en temps chaud V_{HOT} en fonction de T_{max} pour chaque année, selon les observations historiques et les modèles d'estimation VHOT_AV et VHOT_TREND

5.3.4 Construction d'un modèle pour estimer la demande en temps froid

Il s'agit maintenant de comprendre la variation de la demande en eau (V_{COLD}) pour les jours où la température maximale de l'air ne dépasse pas le seuil de 10°C, supposée indépendante du climat. Nous nous sommes limités à une analyse de variation temporelle (mensuelle et annuelle) de la demande, sans considérer l'impact de facteurs extérieurs climatiques autres que la température ou

socio-économique. La Figure 5.19 montre la répartition des données journalières de 2009 à 2019 du volume d'eau potable produit pour les jours où $T_{max} < 10^{\circ}\text{C}$ sur base annuelle et mensuelle.

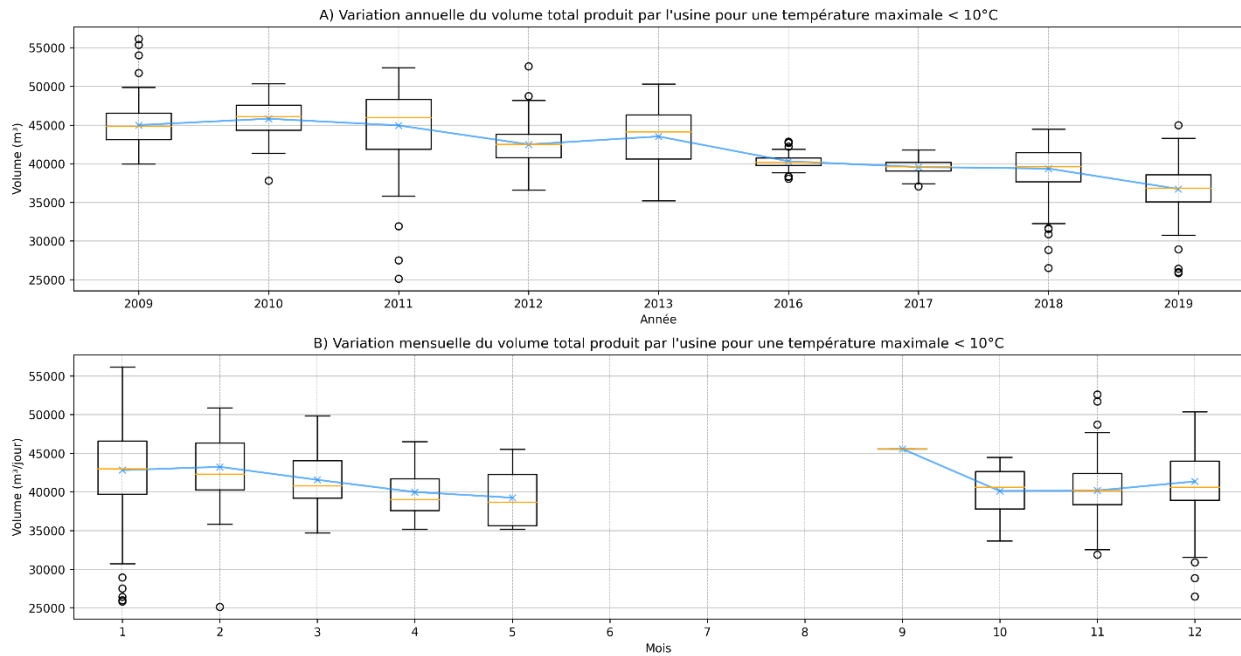


Figure 5.19 Variation (A) annuelle et (B) mensuelle de la demande en eau journalière pour les jours où $T_{max} < 10^{\circ}\text{C}$

5.3.4.1 Variation annuelle

La variation de la moyenne annuelle de V_{COLD} est caractérisée une forte décroissance linéaire ($R^2 = 0,93$) (Figure 5.20). V_{COLD} annuelle peut donc être prédite selon l'équation suivante :

$$V_{COLD,année} = -818,74 \times année + 1690819,79 \quad (5.7)$$

Cette tendance significative a été également vérifiée par le test non-paramétrique de Mann-Kendall (valeur $p \ll 5\%$).

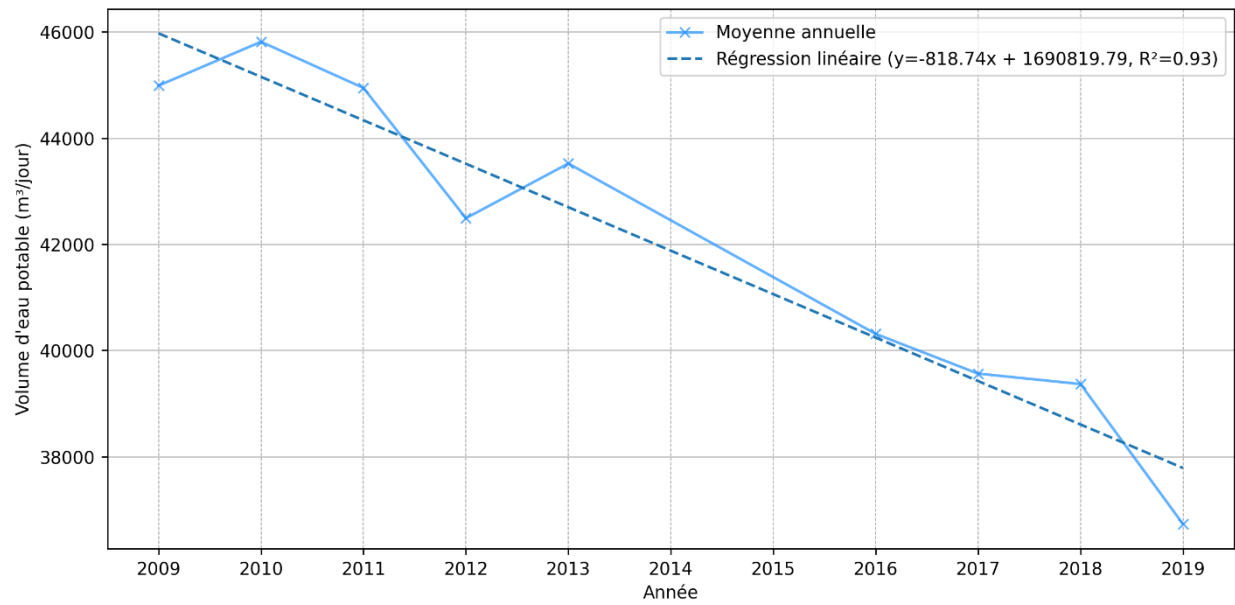


Figure 5.20 Variation de la moyenne annuelle de la demande V_{COLD} en temps froid

5.3.4.2 Variation mensuelle

La variation annuelle de la demande en temps froid pour chaque mois a été analysée et est montrée sur la Figure 5.21.

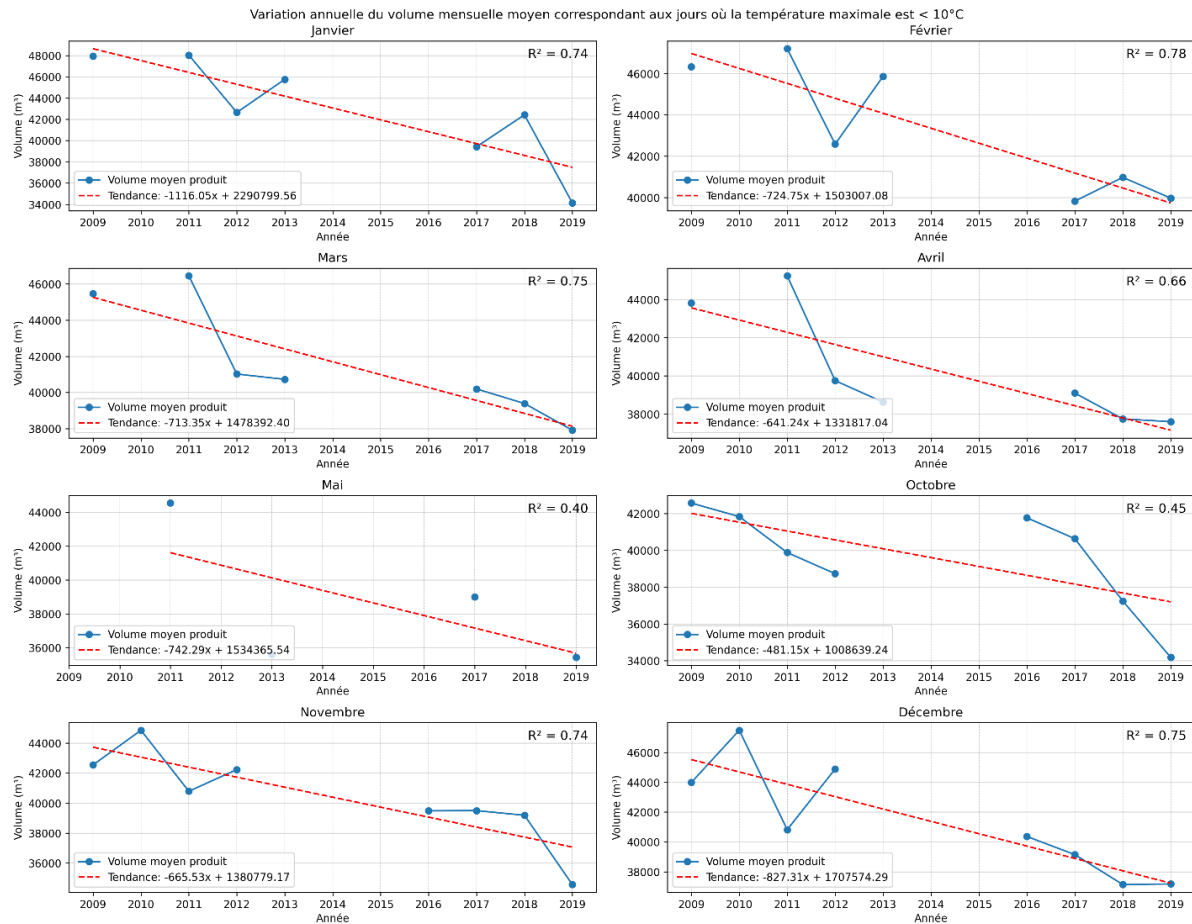


Figure 5.21 Variation de la moyenne annuelle de V_{COLD} pour chaque mois

Ainsi, on peut estimer une valeur unique de V_{COLD} pour chaque mois de chaque année en utilisant une équation linéaire où a_{mois} et b_{mois} représentent les paramètres spécifiques pour chaque mois d'octobre à avril. Les mois de mai et septembre ne possèdent que quelques enregistrements occasionnels où la température maximale a atteint des valeurs supérieures à 10°C et ne permettent donc pas d'établir une régression linéaire. Pour ces deux mois, et lorsque la température maximum est en dessous de 10 °C, la moyenne mensuelle calculée à partir de la demande entre 2009 et 2019 est utilisée.

5.3.4.3 Proposition d'un modèle pour estimer la demande en temps froid

Soit VCOLD_MONTH un modèle qui prédit la demande en eau pour les jours où le seuil de température maximale de 10 °C n'est pas dépassé (i.e., température de l'air maximum inférieure à 10 °C). VCOLD_MONTH consiste à calculer un volume unique pour chaque mois (excluant juin, juillet et août) de chaque année comme l'indique le tableau ci-dessous :

Tableau 5.9 Modèle proposée pour estimer la demande pour les jours où $T_{max} < 10^{\circ}\text{C}$

Modèle	Mois	Estimation de V_{COLD}		
VCOLD_MONTH	Octobre à avril	$V_{COLD,mois,année} = a_{mois} \times année + b_{mois}$		
		Mois	a_{mois}	b_{mois}
		Janvier	-111,05	2290799
		Février	-724,75	1503007
		Mars	-713,35	1478392
		Avril	-641,24	1331817
		Octobre	-481,15	1008639
		Novembre	-665,53	1380779
		Décembre	-827,31	1707574
	Septembre et mai	Moyenne mensuelle (2009 – 2019) $V_{mai} = 39253,57 \text{ m}^3/\text{jour}$ $V_{septembre} = 45565,55 \text{ m}^3/\text{jour}$		

5.3.5 Construction d'un modèle de prédiction de la demande

Pour reproduire la variation de la demande en eau à base journalière pour la période de 2009 à 2019, nous avons couplé les deux modèles VHOT_TREND et VCOLD_MONTH pour n'en former qu'un seul, identifié par THRESHOLD_MODEL. Ainsi, en utilisant les observations historiques quotidiennes de T_{max} , le volume d'eau produit par l'UEP a été estimé et comparé aux enregistrements réels (Figure 5.22).

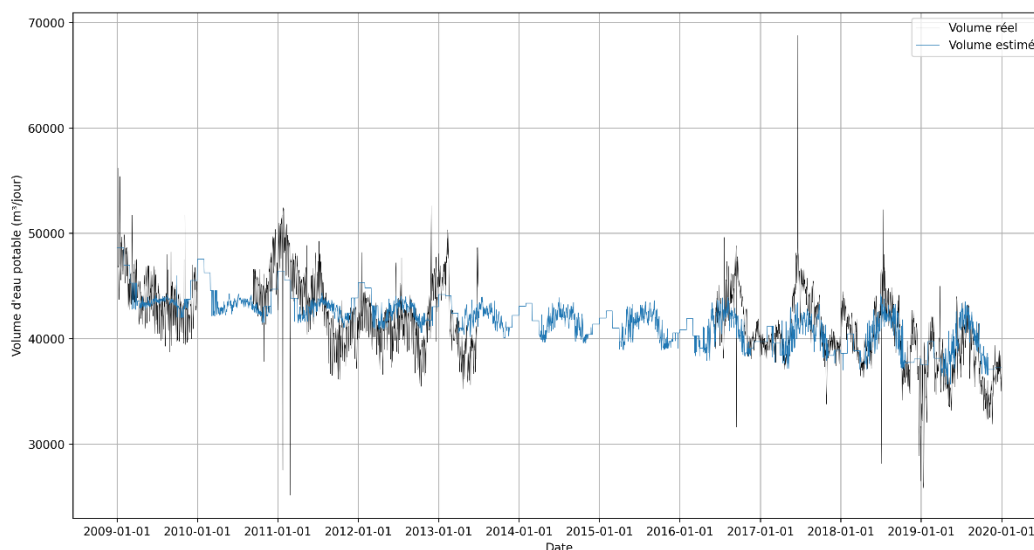


Figure 5.22 Séries journalières de la demande en eau (en noir) et estimé (en bleu) pour la période historique de 2009 à 2019

La performance a été évaluée en calculant les coefficients introduits précédemment (Tableau 5.10).

Tableau 5.10 Mesure de performance du modèle d'estimation de la demande THRESHOLD_MODEL

R²	RMSE	MAE	MAPE
0,44	2743,06	2077,74	5,06

Les coefficients R^2 et MAPE sont comparables avec d'autres modèles de la littérature (Tableau 5.11), indépendamment de l'unité de la variable dépendante considérée.

Tableau 5.11 Performance mesurée par R^2 et MAPE de différents types de modèles développés dans la littérature et incluant des facteurs climatiques

Auteur(s)	Variables indépendantes	Approche mathématique	R^2	MSPE
(Guo et al., 2022)	Température maximale et minimale, jour de la semaine et de vacances	Prévisions de séries chronologiques multivariées, techniques d'apprentissage profond	Non calculé	Entre 1 et 2 % (selon le modèle)
(Al-Zahrani & Abo-Monasar, 2015)	Température maximale, minimale et moyenne	Réseaux de neurones artificiels, analyse de séries chronologiques	Ordre de 0,88 pour les différents modèles	Entre 4,36 et 5,08 % (selon le modèle)
(Gharabaghi et al., 2019)	Température, précipitations, population, prix de l'eau, taille des ménages	Méthode de groupe de traitement des données (méthode d'intelligence computationnelle, relation non linéaire)	0,7103	2,93 %
(Yasar et al., 2012)	Température, prix de l'eau	Régression non linéaire multiple	Non calculé	Valeur pour chaque année, varie entre 4,80 et 9,72 % (moyenne de 6,96 %)

Le coefficient de détermination de 0,44 est faible par rapport à deux autres modèles de la littérature, soit 0,7103 pour (Gharabaghi et al., 2019), et 0,88 pour (Al-Zahrani & Abo-Monasar, 2015). Cependant, la valeur de l'erreur moyenne absolue en pourcentage est comparable à l'ordre de grandeur de certaines études antérieures ((Yasar et al., 2012) ; (Al-Zahrani & Abo-Monasar, 2015), mais ne démontre pas une performance assez élevée comme celle de (Gharabaghi et al., 2019) et (Guo et al., 2022) (ordre de 2 %).

Le volume estimé se rapproche le plus du volume observé à partir de 2016, tout en étant légèrement inférieur (sous-estimation, Figure 5.22). À noter que le modèle n'est pas capable de prédire les

valeurs extrêmes comme les surconsommations, représentant des événements imprévisibles. Entre 2009 et 2013, les séries réelle et estimée sont moins compatibles du point de vue de la grandeur. Par contre, le modèle a réussi à reproduire la variation cyclique de la demande (pics durant les mois estivaux et rechute vers décembre et janvier). En supposant que le modèle est performant, et ayant des projections futures de la température quotidienne maximale de l'air, la demande en eau journalière pour le futur a pu être projetée.

5.4 Projection de la demande en eau future

5.4.1 Application de THRESHOLD_MODEL : projection de la demande en eau selon le modèle dépendant du seuil de température

En utilisant les projections futures de T_{max} , nous avons pu estimer la demande en eau future pour les trois scénarios SSP à travers le modèle déjà conçu (THRESHOLD_MODEL). Nous nous sommes intéressés à évaluer la variation de la moyenne annuelle du volume d'eau potable produit quotidiennement pour chaque scénario, représentée graphiquement dans la Figure 5.23 (moyenne des 26 modèles entourés par leur enveloppe).

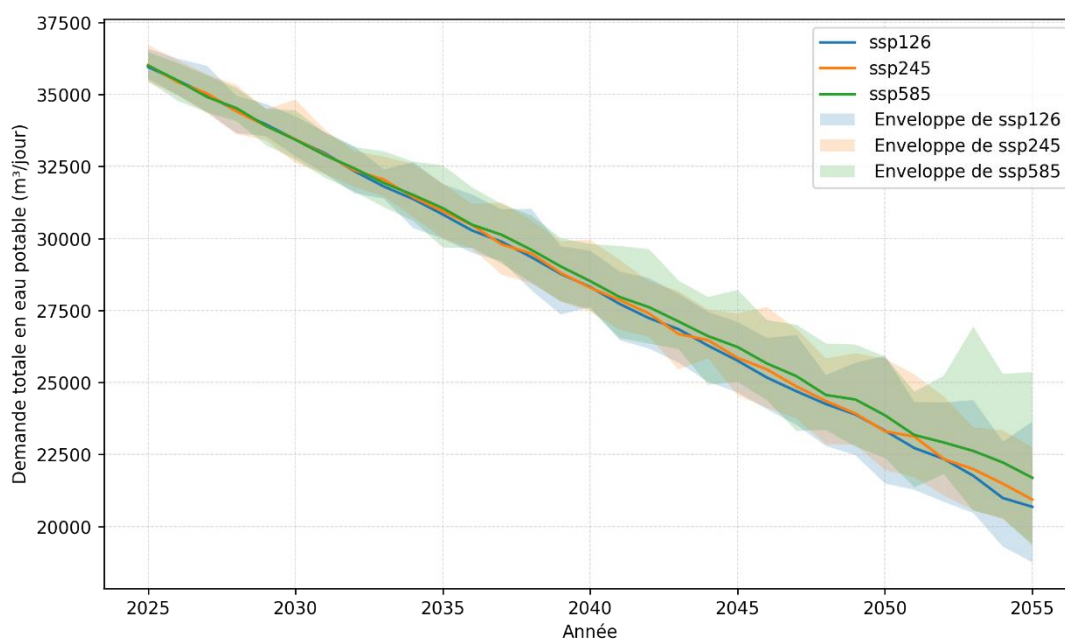


Figure 5.23 Projection de la demande moyenne journalière en eau potable par THRESHOLD_MODEL selon les trois scénarios SSP pour la période de 2025 à 2055

La variation annuelle moyenne en pourcentage est -1,83 % pour SSP126, -1,79 % pour SSP245 et -1,67 % pour SSP585, montrant que plus le scénario d'émissions est pessimiste, moins la décroissance de la demande est accélérée, et plus celle-ci est grande. Avec les années, les trois courbes s'éloignent entre elles et les enveloppes deviennent plus épaisses, indiquant de plus grandes incertitudes, et une plus grande influence du climat.

Bien que la température maximale va augmenter pour tous les SSP, le modèle prédit que la demande va décroître. Comme pour les observations historiques, le modèle montre que le climat, représenté par T_{max} dans notre cas, n'est pas le moteur principal de la variation de la demande : il existe d'autres facteurs non considérés mathématiquement qui expliquent cette décroissance remarquable et qui sont représentés indirectement par les équations de MS (tendance linéaire décroissante pour le paramètre $b_{année}$ de l'équation 5.6, ainsi que pour l'équation 5.8). Cependant, la demande ne peut pas avoir une décroissance continue : à un moment donné, un certain seuil devrait être atteint, puisqu'il y a toujours un volume minimal indispensable aux besoins des différents usages résidentiels (100 L/pers/jour d'après (McDonald et al., 2011)), industriels (selon le type et procédés de produits fabriqués), commerciaux et institutionnels. De même, des pertes d'eau réelles inévitables existeront, peu importe la performance du réseau d'aqueduc.

En conclusion, le modèle THRESHOLD_MODEL ne s'avère pas idéal et a donc motivé le développement d'un autre modèle qui prend en compte plusieurs composantes, contrairement à THRESHOLD_MODEL qui ne considérait que la température maximale de l'air.

5.4.2 Identification des événements impactant la demande historique

Afin de développer notre nouveau modèle, nous avons d'abord cherché à comprendre quels sont les facteurs qui impactent le plus la demande. Les résultats obtenus tentent de comprendre les événements passés ayant influencé la variation des données de production d'eau, indépendamment du climat. Pour ce faire, des investigations ont été menées auprès de la municipalité et des recherches ont été effectuées dans des rapports et des articles antérieurs, dans le but d'établir un lien entre ces événements et les données quotidiennes. Nous avons identifié cinq phases chronologiques principales au cours desquelles des événements particuliers ont eu lieu, détaillées dans le Tableau 5.12 et représentées graphiquement avec la série temporelle de la demande par la Figure 5.24.

Tableau 5.12 Description des cinq phases chronologiques identifiées entre 2005 et 2022 justifiant la variation de la production journalière d'eau potable

Phase	Période	Description
1	2005 – début 2009	Valeurs extrêmes récurrentes <u>En 2005</u> : début de la réduction de la demande pour un secteur voisin, suite à une série d'interventions débutées en 2000 pour réduire les pertes. D'après la ville, les travaux ont commencé « plus tard » pour le cas d'étude. Beaucoup de valeurs extrêmes, en raison de la non-fiabilité du débitmètre [basé sur des communications avec la Ville] (données aberrantes nombreuses dans les boîtes à moustaches (Figure 5.1)), tendance décroissante détectée au niveau de la moyenne annuelle (Tableau 5.1).
2	Début 2009 – 2011	Période transitoire – surconsommations réduites Visualisation des efforts de réduction des pertes dans le cas d'étude (plus de valeurs extrêmes détectées) <u>Début 2011</u> : introduction de la première version de la SQEEP (horizon 2011 – 2017) – début des interventions pour la réduction de la consommation résidentielle (mesures de sensibilisation et réglementations) et des ICI (installation de compteurs et implantation graduelles de la tarification). <u>Au cours de l'année 2011</u> : la consommation en temps froid (courbe en bleu) est supérieure à celle en temps chaud (courbe en rouge) – ce qui a permis d'identifier une période transitoire, conséquence probable du début de l'application de la stratégie (SQEEP)
3	2011 – 2017	Horizon d'application de la première version de la SQEEP La réduction de la demande continue, mais est ralentie vers 2012 (stabilisation entre 2012 et 2016) ; les effets des mesures d'économie d'eau ont été surtout ressenties au début de l'application de la SQEEP.
4	2017 – 2019	Conséquences de la première SQEEP La décroissance continue graduellement, variation plutôt normale de la demande vis-à-vis le seuil de température (extremums des courbes en rouge plus grand que ceux des courbes en bleu). <u>En 2019</u> : introduction de la deuxième version de la SQEEP

Tableau 5.12 (Suite)

Phase	Période	Description
5	2019 – 2022	Première partie de l’horizon d’application de la deuxième SQEEP <u>En 2019</u> : réduction importante par rapport à 2020 (-7,26 % par rapport à la moyenne annuelle), conséquence des exigences additionnelles au niveau de la réduction de la consommation, variation normale et logique vis-à-vis le seuil de température. <u>Concernant les pertes</u> : D’après le bilan de la ville de 2019 et 2021, absence d’implantation des secteurs de régulation de pression et de suivi de la distribution sur le territoire du cas d’étude, malgré la présence d’incitatifs d’interventions (soumission au programme de recherche des fuites, mais pas de plan de travail clair et délais de réparations, plan d’investissement pour 2016 – 2021, mais pas de preuves d’application réelle). <u>En septembre 2020</u> : bris d’aqueduc majeur dans le réseau, responsable d’une réduction brusque au niveau de la série journalière (revoir partie 5.3.1).

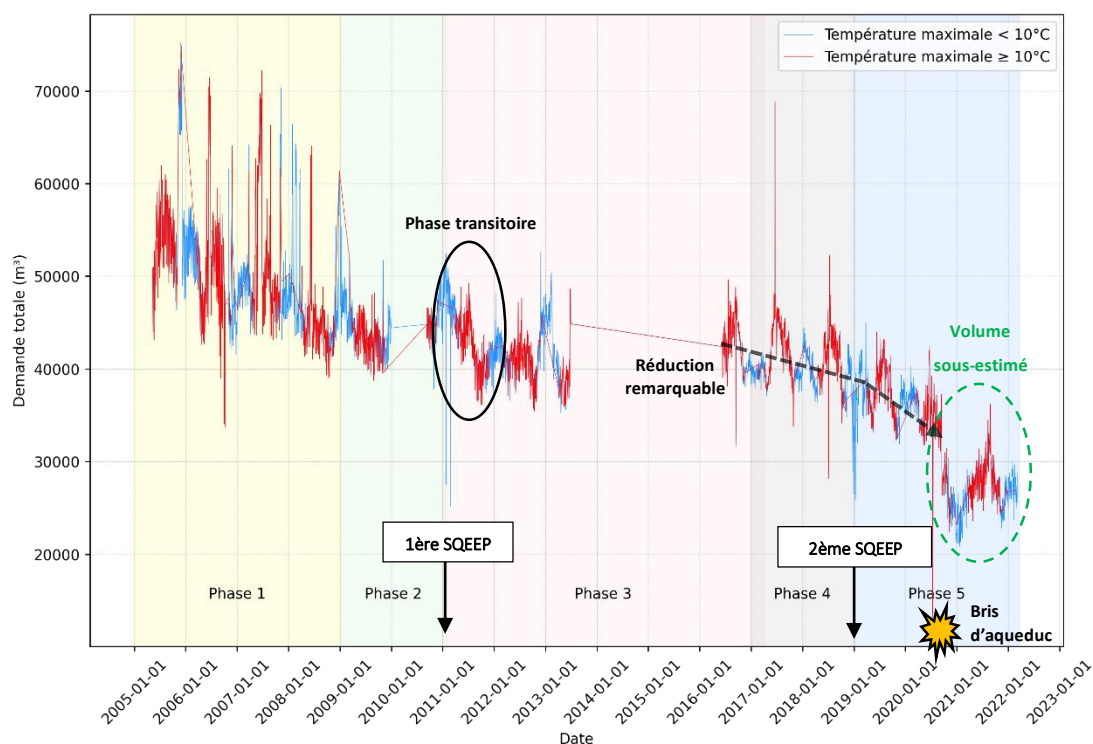


Figure 5.24 Identification des cinq phases chronologiques par rapport aux variations de la demande en eau totale journalière entre 2005 et 2022

5.4.3 Prédiction de la demande en eau future en appliquant les scénarios

5.4.3.1 Projection de la demande en eau en utilisant les scénarios

Cette approche a permis d'établir les variations relatives de la demande en eau sur une période de 30 ans, de 2025 à 2055, montrées sur la Figure 5.25.

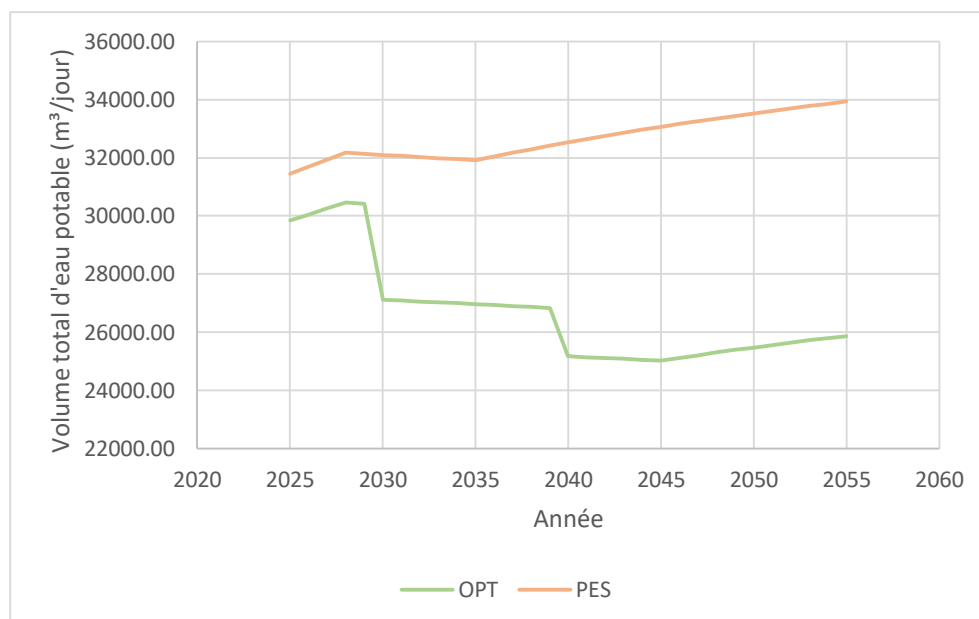


Figure 5.25 Variation de la moyenne annuelle du volume total d’eau potable produit par jour de 2025 à 2055, d’après les deux combinaisons de scénarios choisis

La demande pour le scénario optimiste est inférieure à celle du scénario pessimiste (avec une population plus importante à desservir, une réduction de la consommation limitée, et l'absence d'interventions pour contrôler les pertes). En 2055, le volume total d’eau nécessaire selon le scénario optimiste (OPT) est 24% inférieur au scénario pessimiste (PES). En outre, il a été observé que la forme générale de la courbe est principalement influencée par le scénario relatif aux pertes. La tendance à la décroissance, relevée dans les données historiques, persiste dans le scénario optimiste (OPT), où des interventions et des travaux sur le réseau d'aqueduc sont envisagés, tandis que dans le scénario pessimiste (PES), où le volume de pertes reste constant, la décroissance n'est plus présente. Cependant, vers la fin de la période d'étude, l'impact de l'accroissement de la population est notable dans les deux scénarios, se manifestant par une augmentation marquée de la courbe de la demande, malgré la baisse projetée de la consommation résidentielle par habitant.

5.4.4 Évaluation de l'impact de la température sur la consommation résidentielle unitaire

5.4.4.1 Extraction d'une relation d'après les données historiques

Analyse à partir du volume réel

En utilisant l'équation 5.9, la consommation résidentielle unitaire par jour a été calculée. Pour identifier l'effet de la température maximale sur celle-ci, un graphique montrant CPC_{jour} en fonction de T_{max} correspondant au même jour a été tracé (Figure 5.26).

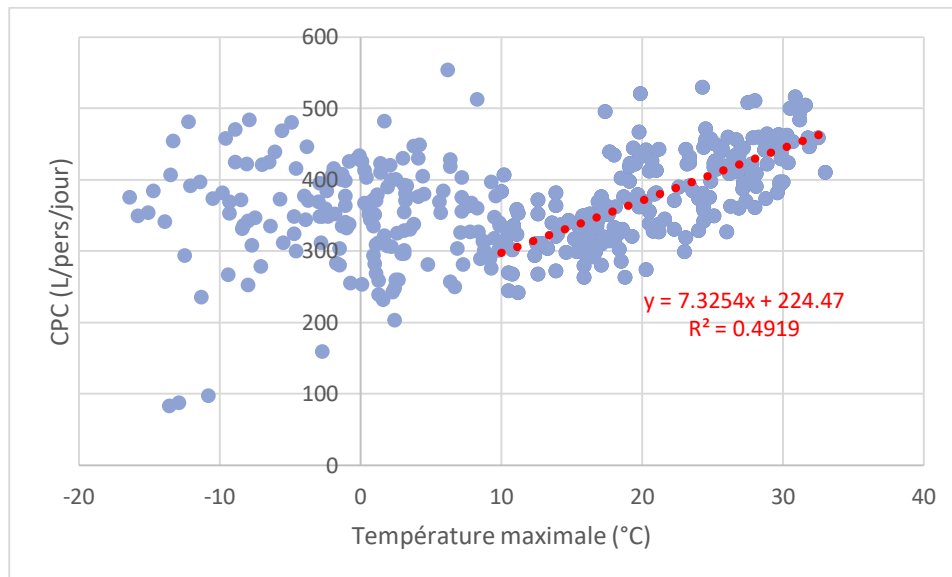


Figure 5.26 Consommation résidentielle par personne par jour en fonction de T_{max} pour 2019 et représentation de la tendance linéaire croissante détectée à partir de 10°C

Comme montré sur la Figure 5.26, la CPC suit une certaine tendance croissante à partir d'un seuil de 10°C. L'équation linéaire jugée significative qui lie la CPC à T_{max} , sous la forme :

$$CPC_{jour} = 7,325 \times T_{max,jour} + 224,47 \quad (5.10)$$

La moyenne annuelle calculée est de 367 L/pers/jour, exactement égale à l'estimation utilisée par la ville cette année-ci, ce qui montre la robustesse de l'analyse conduite. La moyenne pour les jours où la température maximale a dépassé le seuil a été d'environ 391 L/pers/jour, une valeur plus

grande que celle relative aux jours où le seuil n'est pas dépassé, valant 351 L/pers/jour. Cela confirme que la consommation des individus est plus élevée lors des journées chaudes.

Analyse à partir du volume estimé

En utilisant les estimations de la demande totale journalière calculées par le THRESHOLD_MODE, les résultats obtenus sont similaires à ceux de la partie précédente.

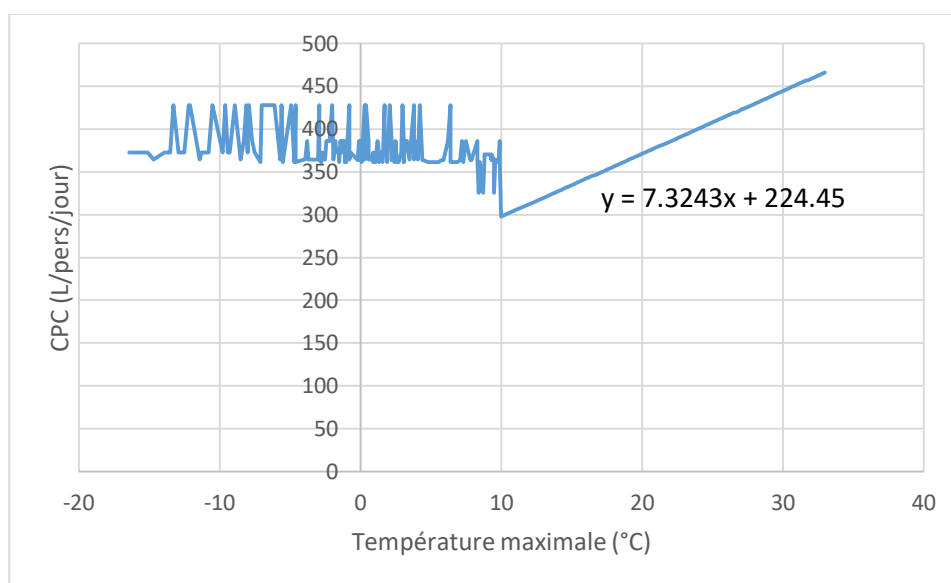


Figure 5.27 Variation de la consommation résidentielle par personne par jour (*CPC*) selon le volume estimé en fonction de T_{max} et équation linéaire détectée à partir d'un seuil de 10°C

L'équation linéaire obtenue à partir d'un seuil de 10°C est presque la même que celle estimée précédemment (Eq. 5.10, différence au niveau des décimaux des paramètres). De même, la moyenne des valeurs est de 391 L/pers/jour. Ce n'est pas le cas pour la moyenne des jours les plus froids, égale à 379 L/pers/jour, surestimant celle basée sur les observations de 351 L/pers/jour. Cela a un impact direct sur la moyenne annuelle de 380 L/pers/jour, plus grande que celle utilisée par la ville de 367 L/pers/jour. Finalement, quel que soit l'approche considérée (i.e. THRESHOLD_MODEL ou observations réelles), la consommation résidentielle dépend du climat à partir d'un certain seuil de température, une affirmation qu'on suppose valable même pour le futur.

En se basant sur ces résultats, nous proposons alors le modèle M_CPC qui permet d'estimer la consommation résidentielle unitaire pour chaque jour dépendamment de la température maximale, basé sur les enregistrements réels de 2019 (Tableau 5.13).

Tableau 5.13 Description du modèle permettant l'estimation de la consommation résidentielle journalière par personne en fonction de la température maximale

Modèle	Valeur de T_{max}	Estimation de CPC_{jour}
M_CPC	Pour $T_{max,jour} \geq 10^{\circ}C$	$CPC_{jour} = 7,325 \times T_{max,jour} + 224,47$
	Pour $T_{max,jour} < 10^{\circ}C$	$CPC_{jour} = 351 \text{ L/ca/jour}$

5.4.4.1 Évaluation de la consommation par personne pour le futur

Les variations annuelles du CPC ont été tracées en fonction du climat pour les trois SSP et sont montrées sur la Figure 5.28.

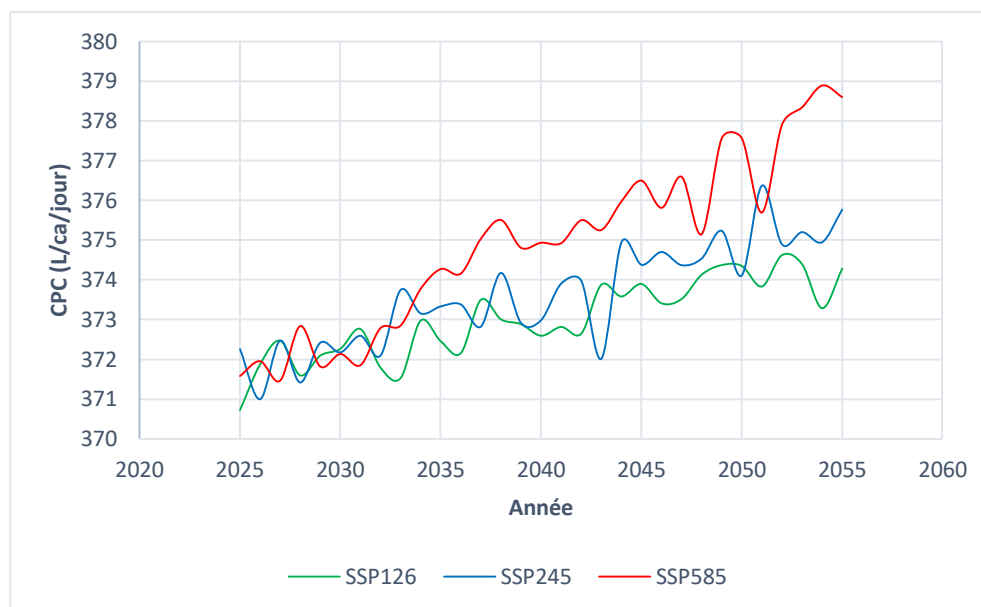


Figure 5.28 Variation de CPC moyenne annuelle pour les trois scénarios d'émission

Indépendamment du scénario d'émissions, la CPC augmente avec le temps, avec le taux de croissance le plus élevé pour SSP585 (taux moyen de variation annuel de 0.063 %, contre 0,032 % pour les deux autres SSP), ayant les valeurs les plus élevées (la courbe se trouvant au-dessus des autres). Au fil du temps, les courbes montrent une divergence croissante entre elles, reflétant un schéma similaire à celui de la variation de la température maximale pour la même période (Figure 5.8). Cependant, le taux de variation annuel moyen pour la variable climatique est plus grand pour les trois scénarios (ordre de grandeur dix fois plus grand, Tableau 5.4). Il est à noter qu'aucun autre facteur que la température n'est pris en compte dans cette variation.

5.4.5 Évaluation de l'impact du climat et des mesures d'économie d'eau potable

À ce stade du projet, aucune des évaluations n'a inclus l'effet simultané des stratégies d'économie d'eau comme la SQEEP et des événements anticipés dans le cadre de l'étude, ainsi que de l'impact du réchauffement climatique en cours, qui est actuellement en progression et est prévu d'entraîner une hausse minimale de 1,5°C de la température maximale au cours des 30 prochaines années.

Dans cette optique, l'objectif de cette section est de comparer la demande en eau projetée pour le futur (2025 – 2055) en prenant en compte différents facteurs et hypothèses.

5.4.5.1 Présentation des résultats obtenus

La variation du volume futur total d'eau potable produit estimé selon les hypothèses H1 à H4 (voir section 4.6.7), soit en considérant à la fois l'influence de diverses composantes et en fonction de la température, est représentée sur la Figure 5.29



Figure 5.29 Demande totale journalière en eau potable estimée pour la période de 2025 à 2055, selon les scénarios OPT et PES

5.4.5.2 Interprétation et discussion des résultats

Dans les deux scénarios OPT et PES, il a été observé que les courbes associées à H2 (*CPC* calculée en fonction de la température) pour les trois scénarios SSP se superposent, suggérant que l'influence du niveau des émissions futures est minime dans cette analyse et que l'impact des mesures de conservation est plus important. Pour cette raison, nous nous sommes restreints à inclure uniquement le scénario le plus pessimiste SSP585.

Quel que soit le scénario, la consommation la plus élevée est observée dans l'hypothèse qui ne prend en compte que l'impact de la température sur la consommation unitaire résidentielle (H2), ce qui engendre une surestimation par rapport au scénario de statu quo. La consommation la plus faible est celle qui intègre l'effet de réduction suite à l'application de la Stratégie québécoise d'économie d'eau potable, indépendamment du climat. L'écart important entre ces deux courbes (rouge pour H2 et bleue pour H3, Figure 5.29) souligne l'importance de considérer à la fois l'effet du climat et celui des mesures d'économie. Cela correspond au scénario H4, représenté par la courbe noire.

L'emplacement relatif de la courbe noire par rapport aux courbes rouges et bleues montre que : en l'absence d'incitatifs favorisant la réduction de la consommation, une demande considérable en eau potable est anticipée. Ceci signifie que l'UEP devrait produire un volume substantiel pour répondre à cette demande, en plus de celui nécessaire pour compenser les pertes présentes dans le réseau de distribution.

La tendance à la hausse observée vers la fin de la période d'étude, en corrélation avec la croissance démographique prévue, est renforcée lorsqu'aucune intervention sur la demande par habitant n'est prise en compte, indépendamment du scénario optimiste ou pessimiste (courbes rouge et verte de la Figure 5.29). Ceci souligne l'importance de combiner différents facteurs d'influence, car l'effet cumulé peut s'avérer significatif et ne doit pas être sous-estimé.

La différence relative entre les volumes selon H2 et H3, et celui selon H4 a été calculée pour chaque année de 2025 à 2055 (Figure 5.30). Cet écart s'accroît avec le temps, passant de 17 % en 2025 à 30 % et 32 % pour PES et OPT respectivement en 2055 (Figure 5.30). Sur le plan économique, il serait incohérent de produire davantage d'eau alors que des mesures de conservation pourraient influencer le comportement des consommateurs, rendant le processus de production plus optimal.

Par contre, si la présente analyse ne prend en compte que des facteurs non climatiques, une sous-estimation de la demande en eau est prévue (courbe bleue sous la courbe noire), où la différence relative varie graduellement de 4% à 6% au fil des années.

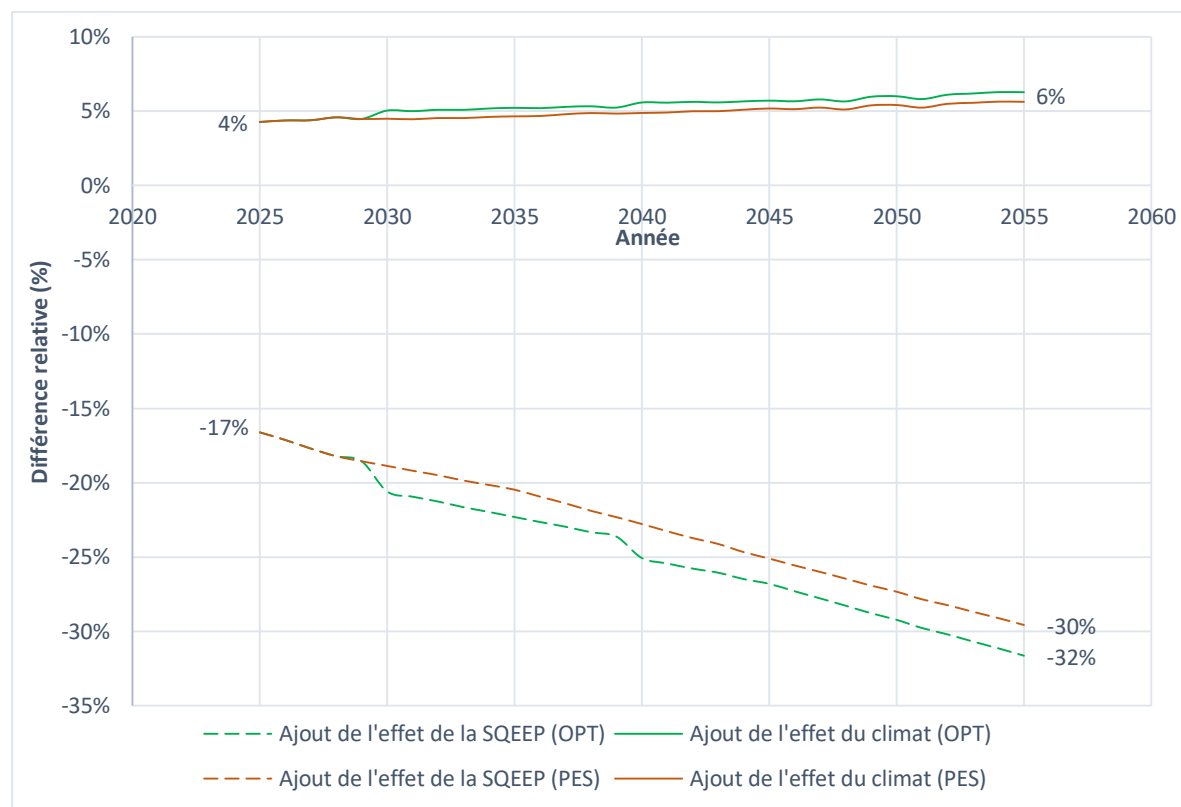


Figure 5.30 Différence relative entre le volume calculé sous H2 et H4 (courbe en traits-tirés) et entre H3 et H4 (courbes en continues) pour les deux scénarios principaux considérés

Les résultats ont démontré que le changement climatique a un impact sur la demande future en eau, qui devrait augmenter si aucune mesure n'est prise, en conjonction avec une population en croissance dynamique. De plus, l'évaluation de l'efficacité des stratégies d'économie d'eau (comme la SQEEP) devrait tenir compte du climat variable, quel que soit le scénario d'émissions, car une augmentation significative de la température de l'air est prévue, et donc la réduction de la consommation attendue pourrait être perturbée ou diminuée par les impacts du changement climatique.

En conclusion, il est crucial de rappeler que la modélisation de la demande en eau n'est pas un problème technique facilement représentable et modélisable mathématiquement. La demande découle du comportement complexe des individus, variant d'une personne à l'autre, même au sein

d'un même foyer, en raison du mode de vie, de la culture, des conditions météorologiques et de la localisation. Dans la projection de la demande en eau, il est essentiel de ne pas se limiter aux seules caractéristiques statistiques et mathématiques issues de l'analyse des données. En fait, cette problématique requiert une combinaison de ces analyses et de la réflexion critique du modélisateur, nécessitant de relier les observations mathématiques à des événements et faits réels liés à l'étude de cas, tout en collaborant avec la ville. Enfin, peu importe la performance du modèle de projection, les décideurs doivent tenir compte d'un certain degré d'incertitude, car des événements imprévus peuvent survenir. Le comportement humain étant imprévisible et non modélisable, toute intervention future, qu'il s'agisse de mesures de conservation de l'eau ou d'une dégradation subite du système d'exploitation, pourrait considérablement modifier les tendances de la demande en eau.

CHAPITRE 6 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

6.1 Conclusion

En conclusion, l'examen approfondi du cas d'étude dans le cadre de ce projet de maîtrise illustre la complexité inhérente à la modélisation de la demande en eau face aux changements climatiques. La température a un impact non négligeable sur la consommation au-delà d'un certain seuil, un aspect climatique qui a démontré une croissance progressive au fil du temps et qui est projeté de persister, indépendamment du scénario des trajectoires communes d'évolution socioéconomique (SSP). Cependant, se limiter à considérer uniquement l'influence du climat serait réducteur. En effet, Dans le présent contexte, les politiques de contrôle de la qualité de l'eau potable (SQEEP) et les mesures instaurées depuis 2011 semblent être les principaux facteurs ayant contribué au déclin marqué de la demande totale depuis 2005.

L'analyse de scénarios réalisée, qu'elle soit pessimiste ou optimiste, révèle qu'en l'absence de mesures de contrôle de la consommation, la demande en eau est plus grande et augmente significativement avec le temps en corrélation avec l'augmentation de la température, indépendamment du SSP. D'autre part, ne pas prendre en compte le climat lors de l'évaluation du succès des objectifs de la stratégie sous-estime la demande, laquelle croît en réalité avec l'impact du climat, en plus de l'incidence significative de la croissance démographique, anticipée dans un contexte de forte densification urbaine due à l'ajout d'unités résidentielles. Il a également été constaté que les fuites prévalentes dans le réseau d'aqueduc influencent considérablement la tendance du volume total d'eau produit et représentent une différence économique substantielle lorsqu'elles sont réduites. En somme, une modélisation de la demande en eau prenant en compte le climat, la démographie, la gestion des fuites et les pratiques de consommation est préconisée. Cependant, cela ne doit pas être limité à des modèles et approches mathématiques, mais plutôt être abordé de manière critique et analytique, en collaboration avec les autorités publiques. Cette approche permettrait de lier les caractéristiques des données aux événements réels. En fin de compte, la demande en eau émane directement du mode de vie de la population et des comportements humains, une réalité trop complexe pour être entièrement modélisée.

6.2 Caractère novateur et limites de l'étude

Ce projet a introduit plusieurs nouveautés, notamment dans le contexte québécois. Tout d'abord, une analyse des impacts climatiques sur la demande a été réalisée pour chaque année individuellement. De plus, une analyse de la variation de cette relation à travers l'étude des paramètres de régression a été entreprise, démontrant que la relation entre le climat et la demande n'est pas nécessairement constante d'une année à l'autre et peut varier, particulièrement si une intervention opérationnelle ou institutionnelle a été introduite. Par ailleurs, l'analyse climatique a été couplée à une analyse de scénarios, issue d'une étude approfondie du cas d'étude ainsi que des événements potentiels pouvant survenir dans le futur. Une analyse visant à comprendre les événements à l'origine de tout changement au niveau de la série temporelle a également été entreprise. Une autre particularité de cette étude a été l'utilisation des projections de température future issues de modèles climatiques, sous le projet CMIP6, pour essayer d'estimer la demande future qui en est dépendante.

Les limites du projet résidaient dans le fait que seule une variable climatique a été prise en compte. De plus, aucune autre méthode statistique n'a été testée à part la régression linéaire simple. Il est recommandé d'effectuer un prétraitement des données pour comprendre statistiquement les caractéristiques de celles-ci, en particulier les séries de demande en eau et d'estimer les erreurs, résultant des nombreuses hypothèses considérées au niveau des différentes étapes de l'analyse. De plus, l'étude était limitée par la disponibilité d'enregistrement passés, où les données historiques de la demande présentaient de nombreuses valeurs manquantes, et par l'absence d'informations relatives à chaque composante de la demande en eau (consommation résidentielle et des ICI, ainsi que les fuites) permettant d'estimer chaque composante indépendamment sous différents facteurs.

Dans le cadre de la planification à long terme du système de distribution d'eau potable de la ville, l'amélioration du modèle pourrait se concentrer sur l'accessibilité accrue aux données associées aux interventions réellement mises en œuvre. Cela inclut les investissements visant à réduire les pertes, les différents niveaux d'application des incitations à la réduction de la consommation, ainsi que tout événement survenu susceptible d'avoir impacté la demande en eau. L'association de ces événements à la variabilité de la série temporelle quotidienne de la demande en eau permettrait de saisir le contexte et de cerner les facteurs opérationnels ayant influencé les fluctuations historiques de la demande. Ce processus faciliterait la prévision de scénarios futurs plus précis.

En ce qui concerne la portée de notre travail, la particularité de notre étude se manifeste principalement dans notre analyse de la relation entre la température et la demande en eau en milieu urbain et en contexte québécois. En raison des variations importantes observées dans la demande historique, nous avons constaté que la relation linéaire estimée entre la température et la demande varie d'une année à une autre. Ainsi, il semble plus approprié de considérer des paramètres variables plutôt que constants, contrairement aux études antérieures consultées, notamment dans le contexte québécois (premier modèle, étapes 1 à 4, Figure 4.13). Il convient de souligner que cette partie du travail vise à déterminer si le climat a un impact sur la demande, une observation qui peut varier d'un contexte à un autre. En revanche, l'analyse par scénarios (deuxième modèle, Figure 4.13) est transposable à d'autres municipalités québécoises soumises à la SQEEP, à condition qu'elles présentent un contexte similaire à notre cas d'étude, c'est-à-dire l'absence de tarification de la consommation résidentielle et une source d'eau potable abondante, non rare. Il est important de noter que chaque municipalité aura ses propres scénarios relatifs à la démographie, à la consommation des différents usagers, aux taux de pertes dans le réseau et aux objectifs de la SQEEP à atteindre.

Finalement, les résultats et les conclusions issus de ce projet doivent être transmis à la municipalité afin de soutenir le processus décisionnel associé à la planification stratégique du système d'approvisionnement en eau potable. Nous recommandons le développement d'un outil convivial qui permettra aux décideurs d'évaluer la demande en eau future sous divers scénarios. D'une part, cet outil serait utile pour évaluer l'efficacité de différentes stratégies avant leur mise en œuvre, par exemple des incitatifs visant à réduire la consommation d'eau et des interventions ciblant la gestion des fuites dans le réseau. D'autre part, il servirait à établir des plans budgétaires à long terme, dans une perspective d'adaptation aux impacts du changement climatique.

RÉFÉRENCES

- Adamowski, J., Adamowski, K., & Prokoph, A. (2013). A Spectral Analysis Based Methodology to Detect Climatological Influences on Daily Urban Water Demand. *Mathematical Geosciences*, 45(1), 49-68. <https://doi.org/10.1007/s11004-012-9427-0>
- Adamowski, J., Chan, H., Prasher, S., Ozga-Zielinski, B., & Sliusarieva, A. (2012). Comparison of multiple linear and nonlinear regression, autoregressive integrated moving average, artificial neural network, and wavelet artificial neural network methods for urban water demand forecasting in Montreal, Canada. *Water Resources Research*, 48, 1528. <https://doi.org/10.1029/2010WR009945>
- Alexander, L., Tapper, N., Zhang, X., Fowler, H., Tebaldi, C., & Lynch, A. (2009). Climate extremes : Progress and future directions. *International Journal of Climatology*, 29, 317-319. <https://doi.org/10.1002/joc.1861>
- Almutaz, I., Ajbar, A., Khalid, Y., & Ali, E. (2012). A probabilistic forecast of water demand for a tourist and desalination dependent city : Case of Mecca, Saudi Arabia. *Desalination*, 294, 53-59. <https://doi.org/10.1016/j.desal.2012.03.010>
- Al-Zahrani, M. A., & Abo-Monasar, A. (2015). Urban Residential Water Demand Prediction Based on Artificial Neural Networks and Time Series Models. *Water Resources Management*, 29(10), 3651-3662. <https://doi.org/10.1007/s11269-015-1021-z>
- AWWA. (2015). *Water Audits and Loss Control Programs (4e édition)*. (American Water Works Association).
- Banihabib, M. E., & Mousavi-Mirkalaei, P. (2019). Extended linear and non-linear auto-regressive models for forecasting the urban water consumption of a fast-growing city in an arid region. *Sustainable Cities and Society*, 48, 101585. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101585>
- Billings, R. B., & Jones, C. V. (2008). *Forecasting urban water demand* (2nd ed, 1-1 online resource (xv, 350 pages) : color illustrations, color maps). American Water Works Association. <http://site.ebrary.com/id/10522362>
- Bourdeau-Goulet, S.-C., & Hassanzadeh, E. (2021). Comparisons Between CMIP5 and CMIP6 Models : Simulations of Climate Indices Influencing Food Security, Infrastructure Resilience, and

Human Health in Canada. *Earth's Future*, 9(5), e2021EF001995.
<https://doi.org/10.1029/2021EF001995>

Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (2021). The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *PeerJ Computer Science*, 7, e623. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>

CMIP. (2023, avril 11). *CMIP Overview—Coupled Model Intercomparison Project*. <https://wcrp-cmip.org/cmip-overview/>

Darrel Jenerette, G., & Larsen, L. (2006). A global perspective on changing sustainable urban water supplies. *Global and Planetary Change*, 50(3), 202-211.
<https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2006.01.004>

Environnement et Changement climatique Canada. (s. d.). *Données historiques modélisées—Données Climatiques Canada*. Données Climatiques Canada. Consulté 14 novembre 2023, à l'adresse <https://donneesclimatiques.ca/ressource/donnees-historiques-modelisees/>

Eslamian, S. A. (2016). *The Development of a New Model for Predictions of Urban Water Demand*. 71.

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.
<https://doi.org/10.5194/gmd-9-1937-2016>

Felfelani, F., & Kerachian, R. (2016). Municipal water demand forecasting under peculiar fluctuations in population : A case study of Mashhad, a tourist city. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques*, 61(8), 1524-1534.
<https://doi.org/10.1080/02626667.2015.1027208>

Firat, M., Turan, M. E., & Yurdusev, M. A. (2010). Comparative analysis of neural network techniques for predicting water consumption time series. *Journal of Hydrology*, 384(1-2), 46-51.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.01.005>

Fullerton, T. M., Ceballos, A., & Walke, A. G. (2016). Short-Term Forecasting Analysis for Municipal Water Demand. *Journal American Water Works Association*, 108(1), E27-E38.
<https://doi.org/10.5942/jawwa.2016.108.0003>

- Galaiti, S. E., Huber-Lee, A., Vogel, R. M., & Naumova, E. N. (2015). Using water insecurity to predict domestic water demand in the Palestinian West Bank. *Water International*, 40(4), 614-634. <https://doi.org/10.1080/02508060.2015.1067748>
- Garcia Asuero, A., Sayago, A., & González, G. (2006). The Correlation Coefficient : An Overview. *Critical Reviews in Analytical Chemistry - CRIT REV ANAL CHEM*, 36, 41-59. <https://doi.org/10.1080/10408340500526766>
- Gato, S., Jayasuriya, N., & Roberts, P. (2007). Temperature and rainfall thresholds for base use urban water demand modelling. *Journal of Hydrology*, 337(3), 364-376. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2007.02.014>
- Gharabaghi, S., Stahl, E., & Bonakdari, H. (2019). Integrated nonlinear daily water demand forecast model (case study : City of Guelph, Canada). *Journal of Hydrology*, 579, 124182. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124182>
- Gouvernement du Canada. (s. d.). Comprendre les trajectoires communes d'évolution socio-économique (SSP). *Données Climatiques Canada*. Consulté 15 novembre 2023, à l'adresse <https://donneesclimatiques.ca/ressource/comprendre-les-trajectoires-communes-devolution-socioeconomique-ssp/>
- Gouvernement du Canada, S. C. (2021, septembre 2). 4.5.1 Calculer l'étendue et l'écart interquartile. <https://www150.statcan.gc.ca/n1/edu/power-pouvoir/ch12/5214890-fra.htm>
- Gouvernement du Canada, S. C. (2023, octobre 27). *Recensement de la population*. <https://www12.statcan.gc.ca/census-recensement/index-fra.cfm>
- Gouvernement du Québec. (2011). *Stratégie québécoise d'économie d'eau potable*. https://www.mamh.gouv.qc.ca/fileadmin/publications/infrastructures/strategie_quebecoise_eau_potable/strategie_eau_potable_2011-2017.pdf
- Gouvernement du Québec. (2019). *Stratégie québécoise d'économie d'eau potable—Horizon 2019-2025*. https://www.mamh.gouv.qc.ca/fileadmin/publications/infrastructures/strategie_quebecoise_eau_potable/strategie_eau_potable.pdf
- Guo, J., Sun, H., & Du, B. (2022). Multivariable Time Series Forecasting for Urban Water Demand Based on Temporal Convolutional Network Combining Random Forest Feature Selection and

Discrete Wavelet Transform. *Water Resources Management*, 36(9), 3385-3400. <https://doi.org/10.1007/s11269-022-03207-z>

Haque, M. M., Rahman, A., Hagare, D., & Chowdhury, R. (2018). A Comparative Assessment of Variable Selection Methods in Urban Water Demand Forecasting. *Water*, 10(4), 419. <https://doi.org/10.3390/w10040419>

Haque, M. M., Rahman, A., Hagare, D., & Kibria, G. (2014). Probabilistic Water Demand Forecasting Using Projected Climatic Data for Blue Mountains Water Supply System in Australia. *Water Resources Management*, 28(7), 1959-1971. <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0587-1>

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting : Principles and practice*. OTexts.

Institut de la statistique du Québec. (2021, juin 17). *Vers une population de 10 millions de personnes au Québec d'ici 2066*. Institut de la statistique du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/communiqu/vers-une-population-de-10-millions-de-personnes-au-quebec-2066>

IPCC (Éd.). (2007). *Climate change 2007 : The physical science basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge university press.

Kaemo, M. (2021). *Construction of a Statistical Framework Using Copula Modeling to Assess Sea Level Rise in New-Caledonia, Pacific Ocean*. <https://publications.polymtl.ca/9903/>

Kendall, M. G. (1948). Rank correlation methods. *Rank Correlation Methods*. <https://www.cabdirect.org/cabdirect/abstract/19521603271>

Kitessa, B. D., Ayalew, S. M., Gebrie, G. S., & Teferi, S. T. (2021). Long-term water-energy demand prediction using a regression model : A case study of Addis Ababa city. *Journal of Water and Climate Change*, 12(6), 2555-2578. <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.012>

Mann, H. B. (1945). Nonparametric Tests Against Trend. *Econometrica*, 13(3), 245-259. <https://doi.org/10.2307/1907187>

McDonald, R. I., Green, P., Balk, D., Fekete, B. M., Revenga, C., Todd, M., & Montgomery, M. (2011). Urban growth, climate change, and freshwater availability. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(15), 6312-6317. <https://doi.org/10.1073/pnas.1011615108>

- Meng, X., & Wu, L. (2021). Prediction of per capita water consumption for 31 regions in China. *Environmental Science and Pollution Research*, 28(23), 29253-29264. <https://doi.org/10.1007/s11356-021-12368-0>
- Mohamad Hamzah, F., Mohd Saimi, F., & Jaafar, O. (2017). Identifying the Monotonic Trend in Climate Change Parameter in Kluang and Senai, Johor, Malaysia. *Sains Malaysiana*, 46, 1735-1741. <https://doi.org/10.17576/jsm-2017-4610-09>
- Mostafavi, N., Gandara, F., & Hoque, S. (2018). Predicting water consumption from energy data : Modeling the residential energy and water nexus in the integrated urban metabolism analysis tool (IUMAT). *Energy and Buildings*, 158, 1683-1693. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.12.005>
- Mousavi-Mirkalaei, P., Roozbahani, A., Banihabib, M. E., & Randhir, T. O. (2022). Forecasting urban water consumption using bayesian networks and gene expression programming. *Earth Science Informatics*, 15(1), 623-633. <https://doi.org/10.1007/s12145-021-00733-z>
- Nawaz, R., Rees, P., Clark, S., Mitchell, G., McDonald, A., Kalamandeen, M., Lambert, C., & Henderson, R. (2019). Long-Term Projections of Domestic Water Demand : A Case Study of London and the Thames Valley. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 145(11), 05019017. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0001088](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001088)
- Ouranos. (2023). *Températures—Changements projetés*. Ouranos. <https://www.ouranos.ca/fr/phenomenes-climatiques/temperatures-changements-projetes>
- Pena-Guzman, C., Melgarejo, J., & Prats, D. (2016). Forecasting Water Demand in Residential, Commercial, and Industrial Zones in Bogota, Colombia, Using Least-Squares Support Vector Machines. *Mathematical Problems in Engineering*, 2016, 5712347. <https://doi.org/10.1155/2016/5712347>
- Porter, P., Rao, S. T., & Hogrefe, C. (2002). Linear trend analysis : A comparison of methods. *Atmospheric Environment*, 36, 4420-4421. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(02\)00546-0](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(02)00546-0)
- Potter, L. B., Tremaine, D. M., & Banner, J. L. (2022). Predictors of Variations in Residential Water Consumption in Central Texas. *Water*, 14(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/w14111804>

- Qi, C., & Chang, N.-B. (2011). System dynamics modeling for municipal water demand estimation in an urban region under uncertain economic impacts. *Journal of Environmental Management*, 92(6), 1628-1641. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2011.01.020>
- Rana, A., Moradkhani, H., & Qin, Y. (2017). Understanding the joint behavior of temperature and precipitation for climate change impact studies. *Theoretical and Applied Climatology*, 129(1), 321-339. <https://doi.org/10.1007/s00704-016-1774-1>
- Randall, D. A., Wood, R. A., Bony, S., Colman, R., Fichet, T., Fyfe, J., Kattsov, V., Pitman, A., Shukla, J., Srinivasan, J., Stouffer, R. J., Sumi, A., Taylor, K. E., AchutaRao, K., Allan, R., Berger, A., Blatter, H., Bonfils, C., Boone, A., ... McAvaney, B. (2007). *Climate Models and Their Evaluation*.
- Rasifaghihi, N., Li, S. S., & Haghighat, F. (2020a). Forecast of urban water consumption under the impact of climate change. *Sustainable Cities and Society*, 52, 101848. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101848>
- Rasifaghihi, N., Li, S. S., & Haghighat, F. (2020b). Forecast of urban water consumption under the impact of climate change. *Sustainable Cities and Society*, 52, 101848. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101848>
- Riahi, K., van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., Bauer, N., Calvin, K., Dellink, R., Fricko, O., Lutz, W., Popp, A., Cuaresma, J. C., Kc, S., Leimbach, M., Jiang, L., Kram, T., Rao, S., Emmerling, J., ... Tavoni, M. (2017). The Shared Socioeconomic Pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications : An overview. *Global Environmental Change*, 42, 153-168. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009>
- Sen, P. K. (1968). Estimates of the Regression Coefficient Based on Kendall's Tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63(324), 1379-1389. <https://doi.org/10.1080/01621459.1968.10480934>
- Shumway, R. H., & Stoffer, D. S. (2017). Characteristics of Time Series. Dans R. H. Shumway & D. S. Stoffer (Éds.), *Time Series Analysis and Its Applications : With R Examples* (p. 1-44). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-52452-8_1

- Silva, K. P. T. da, Kalbusch, A., Henning, E., & Menezes, G. A. L. (2021). Modeling water consumption in multifamily buildings : A case study in Southern Brazil. *Urban Water Journal*, 18(10), 783-795. <https://doi.org/10.1080/1573062X.2021.1934040>
- Thrasher, B., Maurer, E. P., McKellar, C., & Duffy, P. B. (2012). Technical Note : Bias correcting climate model simulated daily temperature extremes with quantile mapping. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(9), 3309-3314. <https://doi.org/10.5194/hess-16-3309-2012>
- Tiwari, M. K., & Adamowski, J. (2013). Urban water demand forecasting and uncertainty assessment using ensemble wavelet-bootstrap-neural network models. *Water Resources Research*, 49(10), 6486-6507. <https://doi.org/10.1002/wrcr.20517>
- Ville de Montréal. (2021). *Bilan de l'usage de l'eau potable*. https://portail-m4s.s3.montreal.ca/pdf/bilan_de_lusage_de_leau_2021.pdf
- Wang, X., Zhang, J., Shahid, S., Guan, E., Wu, Y., Gao, J., & He, R. (2016). Adaptation to climate change impacts on water demand. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 21(1), 81-99. <https://doi.org/10.1007/s11027-014-9571-6>
- Werner, A. T., & Cannon, A. J. (2016). Hydrologic extremes – an intercomparison of multiple gridded statistical downscaling methods. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(4), 1483-1508. <https://doi.org/10.5194/hess-20-1483-2016>
- Wong, J. S., Zhang, Q., & Chen, Y. D. (2010). Statistical modeling of daily urban water consumption in Hong Kong : Trend, changing patterns, and forecast. *Water Resources Research*, 46(3). <https://doi.org/10.1029/2009WR008147>
- Wu, H., Zeng, B., & Zhou, M. (2017). Forecasting the Water Demand in Chongqing, China Using a Grey Prediction Model and Recommendations for the Sustainable Development of Urban Water Consumption. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(11), 1386. <https://doi.org/10.3390/ijerph14111386>
- Yasar, A., Bilgili, M., & Simsek, E. (2012). Water Demand Forecasting Based on Stepwise Multiple Nonlinear Regression Analysis. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 37(8), 2333-2341. <https://doi.org/10.1007/s13369-012-0309-z>

Yin, Z., Jia, B., Wu, S., Dai, J., & Tang, D. (2018). Comprehensive Forecast of Urban Water-Energy Demand Based on a Neural Network Model. *Water*, 10(4), 385. <https://doi.org/10.3390/w10040385>

Youjeong, K., Hwang, J., & Seo, Y. (2018). Performance of a RBSN under the RCP scenarios : A case study in South Korea. *Sustainability*, 10, 1242. <https://doi.org/10.3390/su10041242>

Zhang, X., Flato, G., Kirchmeller, M., Vincent, L., Wan, H., Wang, X., Rong, R., Fyfe, J., Li, G., & Kharin, V. V. (2019). *Les changements de température et de précipitations au Canada*. <https://doi.org/10.4095/327812>

Zhi-guo, Z., Yi-sheng, S., & Zong-xue, X. (2010). Prediction of urban water demand on the basis of Engel's coefficient and Hoffmann index : Case studies in Beijing and Jinan, China. *Water Science and Technology*, 62(2), 410-418. <https://doi.org/10.2166/wst.2010.290>

Zubaidi, S. L., Abdulkareem, I. H., Hashim, K. S., Al-Bugharbee, H., Ridha, H. M., Gharghan, S. K., Al-Qaim, F. F., Muradov, M., Kot, P., & Al-Khaddar, R. (2020). Hybridised Artificial Neural Network Model with Slime Mould Algorithm : A Novel Methodology for Prediction of Urban Stochastic Water Demand. *Water*, 12(10), 2692. <https://doi.org/10.3390/w12102692>

ANNEXE A VARIATION DE LA POPULATION DU CAS À L'ÉTUDE

Tableau A.1 Population et taux de croissance démographique de la ville étudiée d'après les données du Recensement récents

Année du recensement	2001	2006	2011	2016	2021
Population (habitants)	40222	41391	41600	44489	46428
Taux de croissance par rapport au dernier recensement (en 5 ans)	0,8 %	2,9 %	0,5 %	6,9 %	4,4 %

ANNEXE B CONSOMMATION DES INDUSTRIES, COMMERCE ET INSTITUTIONS

Tableau B.1 Consommation annuelle totale en eau potable pour chaque type d'ICI, ainsi que le nombre de bâtiments correspondant, pour les années 2019, 2020 et 2021. Les cellules en rouges indiquent les trois plus grandes consommations annuelles en m^3 , alors que les grises désignent les quatre type de bâtiments les plus nombreux (données fournies par la Ville)

Année		2019		2020		2021	
CODE	Description	V (m^3)	NB	V (m^3)	NB	V (m^3)	NB
2A	Unifamilial - 1 logement hors-sol	1343.96	6	876.80	5	19040.14	7
2C	Triplex - 3 logements hors-sol	330.31	2	332.84	2	223.84	2
2D	Multiplex - 4 à 11 logements hors-sol	1453.46	2	0	0	54.44	1
2F	Maison de chambre ou de touriste (autres que'hôtels/motels)	790.26	3	364.60	3	177.09	4
2I	Immeuble en conversion	4862.40	3	2962.65	1	2323.80	1
3B	Multiplex. 12 log. Et plus, 3 étages et moins avec commerce	36216.39	2	1495.71	2	1740.40	2
3H	Résidences personnes âgées	58034.21	3	60586.40	2	61168.99	2
3I	CHSLD	49820.11	2	38027.14	2	41757.60	2
4A	Immeuble semi-commercial - maximum 11 logements	92255.47	114	93575.72	108	101051.60	117
4B	Immeuble commercial à usages divers	230837.87	104	101682.81	93	112942.30	95
4C	Entrepôt et station de transport de marchandises	656509.23	158	452492.30	125	530421.20	163
4D	Centre commercial - 6 commerces ou plus avec stationnement hors rue	57407.69	8	49573.01	13	51534.46	13
4E	Édifice à bureaux, avec ou sans commerces	20663.84	10	14076.15	8	9285.01	9
4F	Garage public, de stationnement, de réparation ou d'entretien automobile	36039.57	18	38371.92	18	41744.70	17
4G	Poste d'essence	9497.43	4	12705.79	6	7202.86	7
4H	Hôtels et motels	19403.32	1	11308.68	1	14324.44	1
4I	Théâtres ou stades	0	1	454.13	1	3549.17	1
4M	Autres commerces divers	7611.76	1	4996.42	1	4506.17	1
5A	Chemins de fer	2508.08	4	6740.30	1	10300.47	4
5B	Usines	236031.86	11	178465.59	8	193589.40	12
5C	Manufactures légères	526429.92	67	483980.29	52	485148.80	59

Tableau B.1 (Suite)

Année		2019		2020		2021	
CODE	Description	V (m³)	NB	V (m³)	NB	V (m³)	NB
5D	Utilités publiques	469.46	3	239.64	3	64902.41	7
6C	Écoles, collèges, universités et autres du réseau de l'éducation	66147.75	13	54831.38	12	68582.54	16
6D	Hôpitaux et autres immeubles du réseau de la santé	107721.16	3	113739.51	3	113012.60	2
6E	Églises, lieux de culte, presbytères et autres immeubles religieux	6703.85	12	2501.30	8	14866.68	14
6F	Autres immeubles publics ou gouvernementaux	1279.95	3	752.95	3	1644.37	5
7A	Terrain vacant - zonage résidentiel	0	0	144.56	1	4125.39	1
7B	Terrain vacant - zonage commercial	0	0	2939.30	1	0	2
7C	Terrain vacant - zonage industriel	0	0	0	0	334.26	1
7F	Parcs	0	0	0	0	0.80	1
#N/A	#N/A	0	0	0	0	366.18	2
(Vide)	(Vide)	0	0	0	0	1348.21	1

RÉSIDENTIEL
MIXTE (RÉSIDENTIEL + COMMERCIAL)
COMMERCIAL
INDUSTRIEL
INSTITUTIONNEL

Figure B.1 Code de couleur utilisé dans le Tableau B.1

ANNEXE C SCÉNARIOS D'ÉMISSIONS FUTURS

Tableau C.1 Description des cinq scénarios SSP introduits dans le cadre du projet CMIP6 (Riahi et al., 2017)

SSP	Principe	Défis d'atténuation et d'adaptation		Caractéristiques
		Atténuation	Adaptation	
SSP1	Durabilité – Emprunter la route verte	Faibles défis	Faibles défis	Évolution progressive du monde vers une voie plus durable, meilleure gestion du patrimoine mondial, investissements dans l'éducation et la santé, croissance économique orientée vers le bien-être humain, inégalités et consommation matérielle, énergétique et des ressources réduites.
SSP2	Milieu de la route	Défis moyens	Défis moyens	Tendances sociales, économiques et technologiques inchangeables, inégalités du développement et croissance des revenus, progression lente dans l'application des ODD, dégradation des systèmes environnementaux malgré l'amélioration au niveau de la consommation, croissance démographique modérée, amélioration timide ou absente de l'inégalité des revenus.
SSP3	Rivalité régionale – Une route rocailleuse	Grands défis	Grands défis	Concentration sur les enjeux nationaux plutôt que régionaux, diminution des investissements dans l'éducation et le développement technologique, développement économique lent, consommation importante, inégalités aggravées, croissance démographique faible pour les pays développés et élevée pour ceux en développement, dégradation environnementale dans certaines régions.
SSP4	Inégalité – une route divisée	Faibles défis	Grands défis	Augmentation des inégalités d'un pays à un autre et à l'intérieur de ceux-ci, augmentation de l'écart entre les sociétés à forte contribution et capital économiques et celles peu instruites à faible revenu et technologie, augmentation des conflits, diversité au niveau du secteur de l'énergie mondial, concentration des politiques environnementales dans les zone à revenus intermédiaires et élevés.

Tableau C.1 (Suite)

SSP	Principe	Défis d'atténuation et d'adaptation		Caractéristiques
		Atténuation	Adaptation	
SSP5	Développement à base de combustibles fossiles – Prendre la route	Grands défis	Faibles défis	Progrès technologique rapide et DD atteints en se basant sur les marchés concurrentiels, l'innovation et le développement du capital humain, marchés mondiaux plus intégrés, exploitation importante des ressources en combustibles fossiles, croissance rapide de l'économie mondiale, déclin de la population après l'atteinte d'un maximum, gestion réussie des problèmes environnementaux locaux.

ANNEXE D ANALYSE DE L'INFLUENCE DE LA TEMPÉRATURE SUR LA DEMANDE

Température minimale

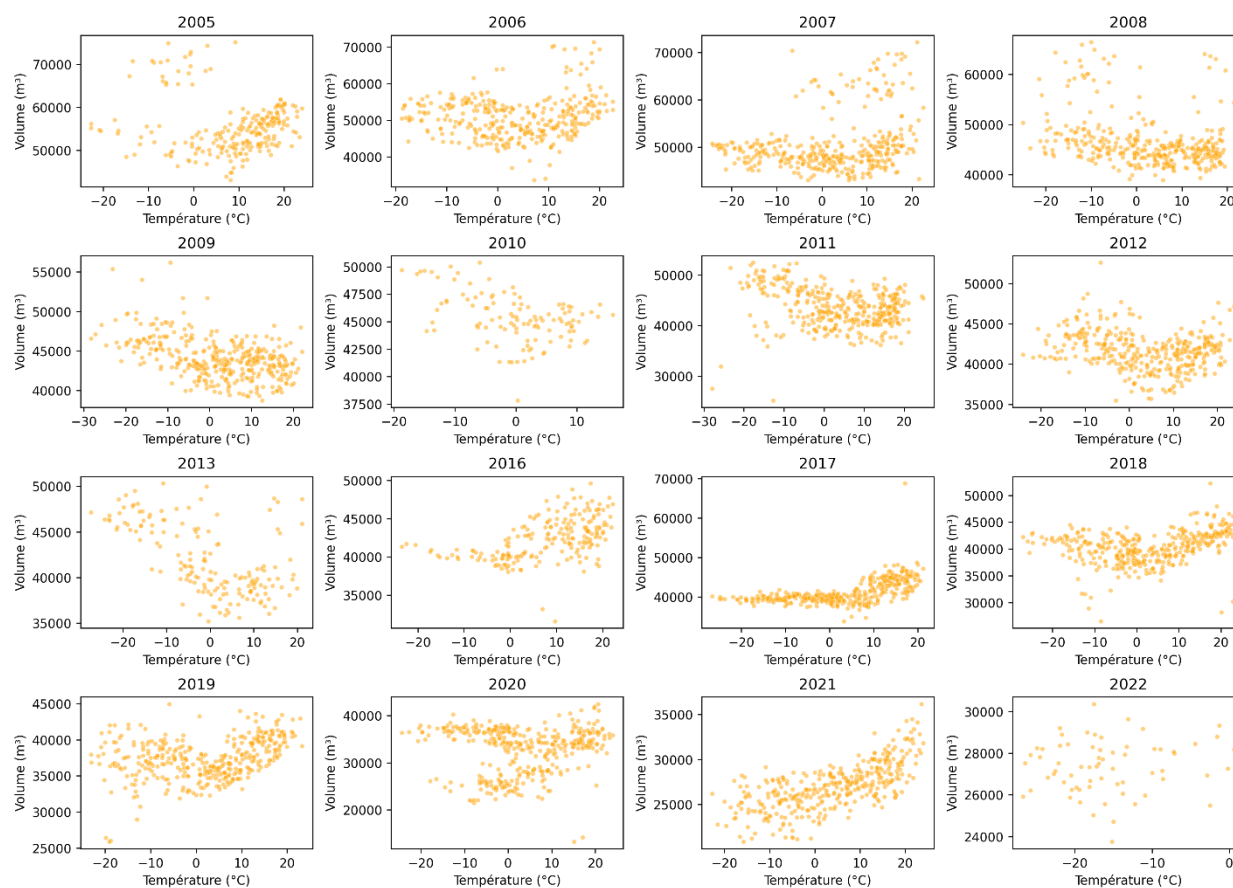


Figure D.1 Demande journalière en eau potable en fonction de la température minimale de l'air pour chaque année de 2005 à 2022

Température maximale

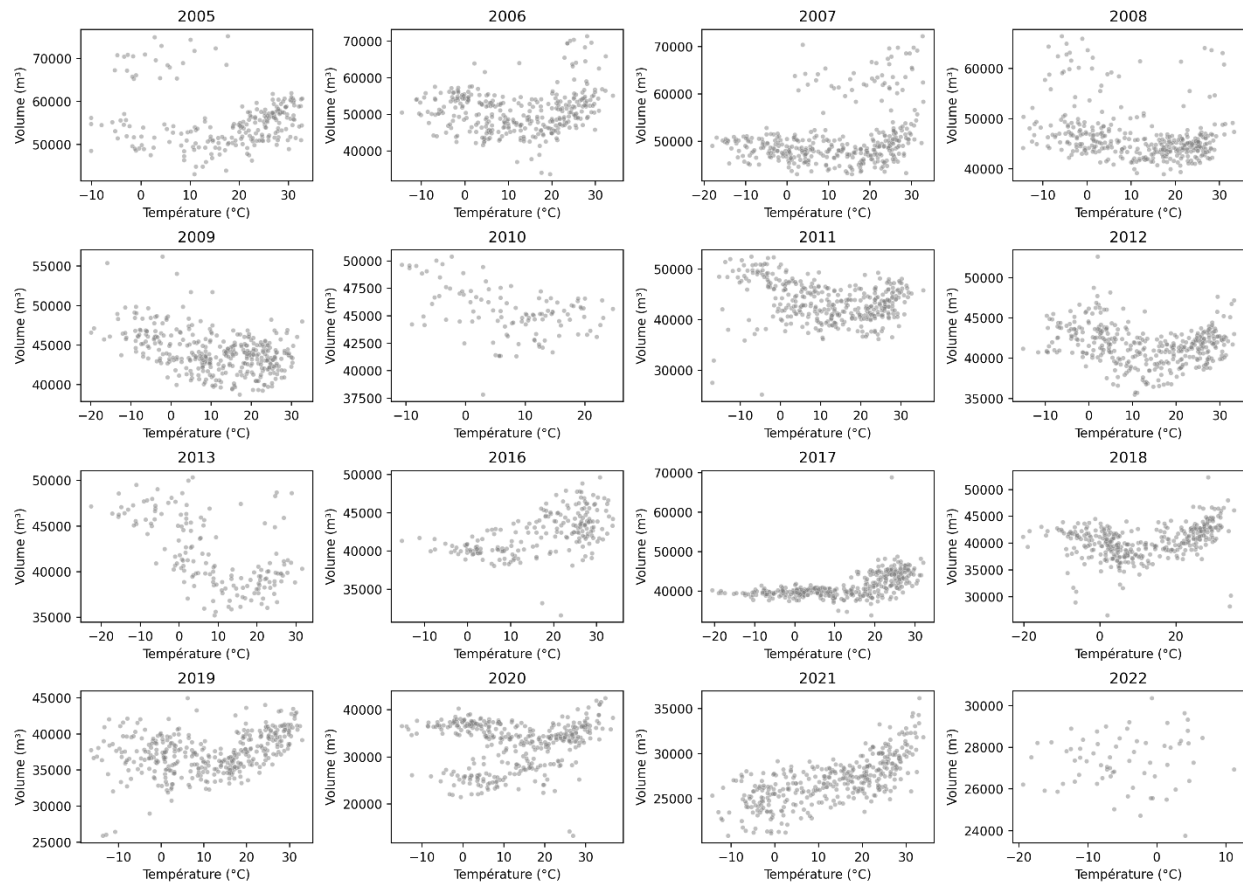


Figure D.2 Demande journalière en eau potable en fonction de la température maximale de l'air pour chaque année de 2005 à 2022

Température moyenne

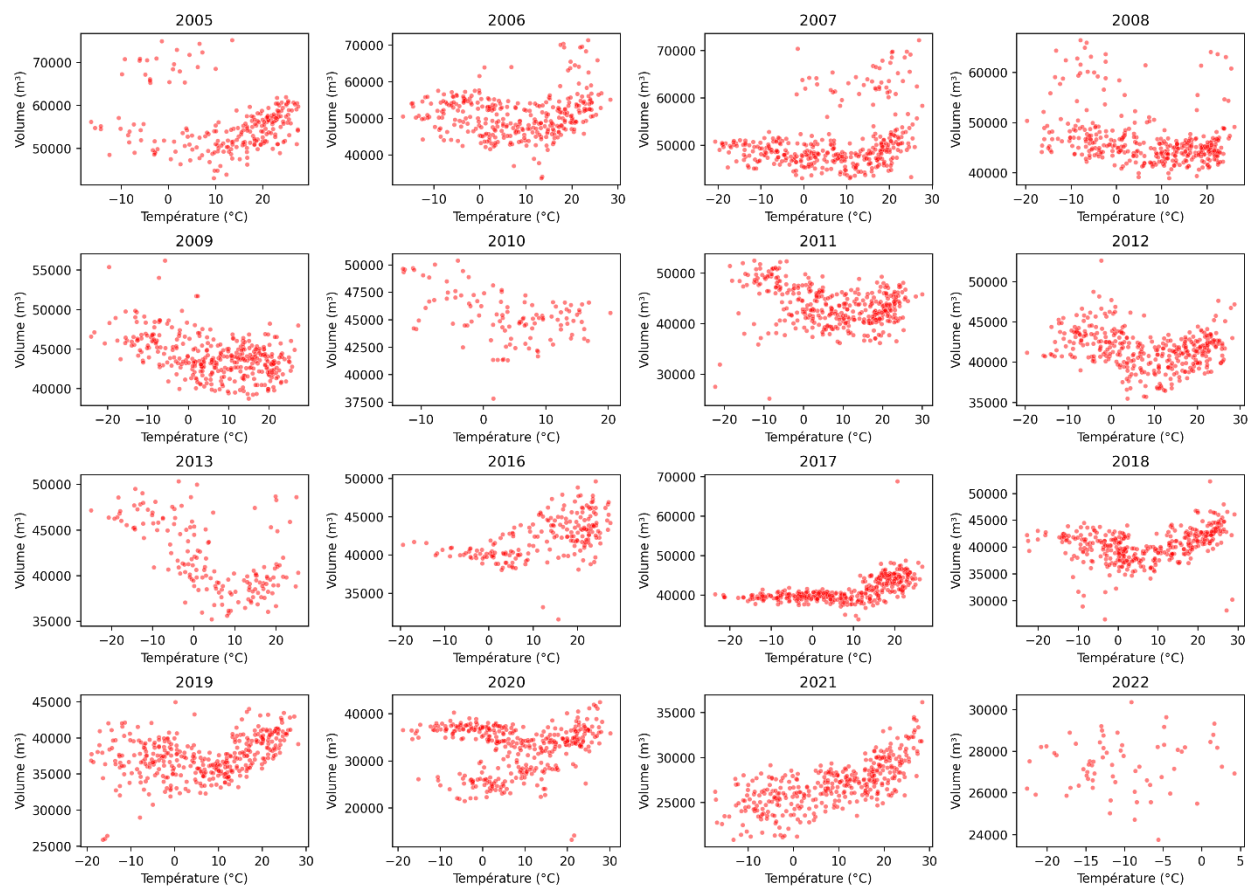


Figure D.3 Demande journalière en eau potable en fonction de la température moyenne de l'air pour chaque année de 2005 à 2022

Tableau D.1 Coefficients de corrélation mesurant l'intensité de relation entre la demande et chacune des températures minimale, maximale et moyenne de l'air (en rouge, les trois plus petites valeurs de chaque coefficient marquant une relation quasi absente entre les variables ; en vert, les trois plus grandes valeurs indiquant une forte relation positive entre les variables)

Année	Minimale			Maximale			Moyenne		
	Pearson	Spearman	Kendall	Pearson	Spearman	Kendall	Pearson	Spearman	Kendall
2005	-0.095	0.211 (0.001)	0.177 (0.000)	-0.069	0.225 (0.001)	0.186 (0.000)	-0.082	0.229 (0.001)	0.194 (0.000)
2006	0.116	0.065 (0.235)	0.045 (0.222)	0.134	0.094 (0.088)	0.067 (0.070)	0.127	0.085 (0.120)	0.060 (0.103)
2007	0.264	0.214 (0.000)	0.128 (0.000)	0.280	0.232 (0.000)	0.144 (0.000)	0.275	0.228 (0.000)	0.139 (0.000)
2008	-0.310	-0.335 (0.000)	-0.224 (0.000)	-0.296	-0.294 (0.000)	-0.189 (0.000)	-0.306	-0.314 (0.000)	-0.205 (0.000)
2009	-0.468	-0.419 (0.000)	-0.282 (0.000)	-0.420	-0.370 (0.000)	-0.247 (0.000)	-0.449	-0.399 (0.000)	-0.266 (0.000)
2010	-0.420	-0.374 (0.000)	-0.244 (0.000)	-0.397	-0.344 (0.000)	-0.220 (0.001)	-0.414	-0.364 (0.000)	-0.233 (0.000)
2011	-0.271	-0.284 (0.000)	-0.188 (0.000)	-0.250	-0.254 (0.000)	-0.166 (0.000)	-0.263	-0.269 (0.000)	-0.177 (0.000)
2012	-0.225	-0.217 (0.000)	-0.134 (0.000)	-0.189	-0.176 (0.001)	-0.101 (0.004)	-0.210	-0.195 (0.000)	-0.115 (0.001)
2013	-0.564	-0.550 (0.000)	-0.393 (0.000)	-0.570	-0.559 (0.000)	-0.379 (0.000)	-0.577	-0.564 (0.000)	-0.398 (0.000)
2016	0.498	0.563 (0.000)	0.376 (0.000)	0.541	0.577 (0.000)	0.377 (0.000)	0.528	0.577 (0.000)	0.381 (0.000)
2017	0.572	0.640 (0.000)	0.430 (0.000)	0.564	0.631 (0.000)	0.427 (0.000)	0.574	0.645 (0.000)	0.435 (0.000)
2018	0.294	0.335 (0.000)	0.229 (0.000)	0.322	0.319 (0.000)	0.220 (0.000)	0.311	0.330 (0.000)	0.230 (0.000)
2019	0.313	0.318 (0.000)	0.217 (0.000)	0.351	0.344 (0.000)	0.240 (0.000)	0.335	0.334 (0.000)	0.231 (0.000)
2020	0.073	-0.025 (0.629)	0.006 (0.875)	0.118	0.020 (0.708)	0.040 (0.253)	0.098	-0.002 (0.970)	0.024 (0.501)
2021	0.688	0.696 (0.000)	0.507 (0.000)	0.706	0.715 (0.000)	0.524 (0.000)	0.704	0.712 (0.000)	0.522 (0.000)
2022	0.097	0.076 (0.545)	0.052 (0.535)	0.074	0.098 (0.433)	0.064 (0.452)	0.091	0.097 (0.440)	0.066 (0.435)

Tableau D.2 Coefficients de régression linéaire annuels évaluant la relation entre V et T_{min} à partir des six seuils de température (en rouge les valeurs négatives montrant une variation opposée des deux variables)

Année	Seuil de température minimale (°C)					
	10	12	14	16	18	20
2009	-0.061	-0.032	0.025	0.263	0.352	0.744
2010	0.44	-0.193	NA	NA	NA	NA
2011	0.226	0.178	0.19	0.186	0.157	0.176
2012	0.418	0.399	0.349	0.304	0.274	0.434
2013	0.417	0.304	0.102	0.405	0.801	
2016	0.113	0.165	0.263	0.2	0.322	0.481
2017	0.245	0.104	0.106	0.011	0.374	0.075
2018	0.229	0.138	0.002	-0.055	-0.033	0.06
2019	0.399	0.3	0.297	0.387	0.219	0.174
Moyenne	0.270	0.151	0.167	0.213	0.308	0.306

Tableau D.3 Coefficients de régression linéaire annuels évaluant la relation entre V et T_{max} à partir des six seuils de température (en rouge les valeurs négatives montrant une variation opposée des deux variables)

Année	Seuil de température maximale (°C)					
	10	12	14	16	18	20
2009	0.039	0.071	0.036	0.056	0.041	0.206
2010	0.181	0.122	0.036	-0.093	-0.191	0.231
2011	0.319	0.326	0.304	0.3	0.357	0.409
2012	0.47	0.489	0.509	0.473	0.464	0.442
2013	0.399	0.389	0.352	0.43	0.382	0.334
2016	0.37	0.259	0.209	0.198	0.1	0.132
2017	0.53	0.497	0.444	0.416	0.343	0.173
2018	0.503	0.446	0.363	0.353	0.342	0.301
2019	0.701	0.694	0.673	0.615	0.527	0.541
Moyenne	0.390	0.366	0.325	0.305	0.263	0.308

Tableau D.4 Coefficients de régression linéaire annuels évaluant la relation entre V et T_{moy} à partir des six seuils de température (en rouge les valeurs négatives montrant une variation opposée des deux variables)

Année	Seuil de température moyenne (°C)					
	10	12	14	16	18	20
2009	-0.018	-0.017	0.044	0.095	0.12	0.248
2010	0.075	0.001	0.144	0.495		
2011	0.248	0.222	0.317	0.34	0.317	0.167
2012	0.511	0.45	0.473	0.389	0.387	0.333
2013	0.451	0.432	0.376	0.412	0.264	0.135
2016	0.183	0.197	0.142	0.12	0.185	0.153
2017	0.504	0.419	0.314	0.163	0.079	0.022
2018	0.414	0.364	0.318	0.254	0.131	-0.015
2019	0.661	0.579	0.464	0.44	0.328	0.39
Moyenne	0.337	0.294	0.288	0.301	0.226	0.179

Seuil de 12°C

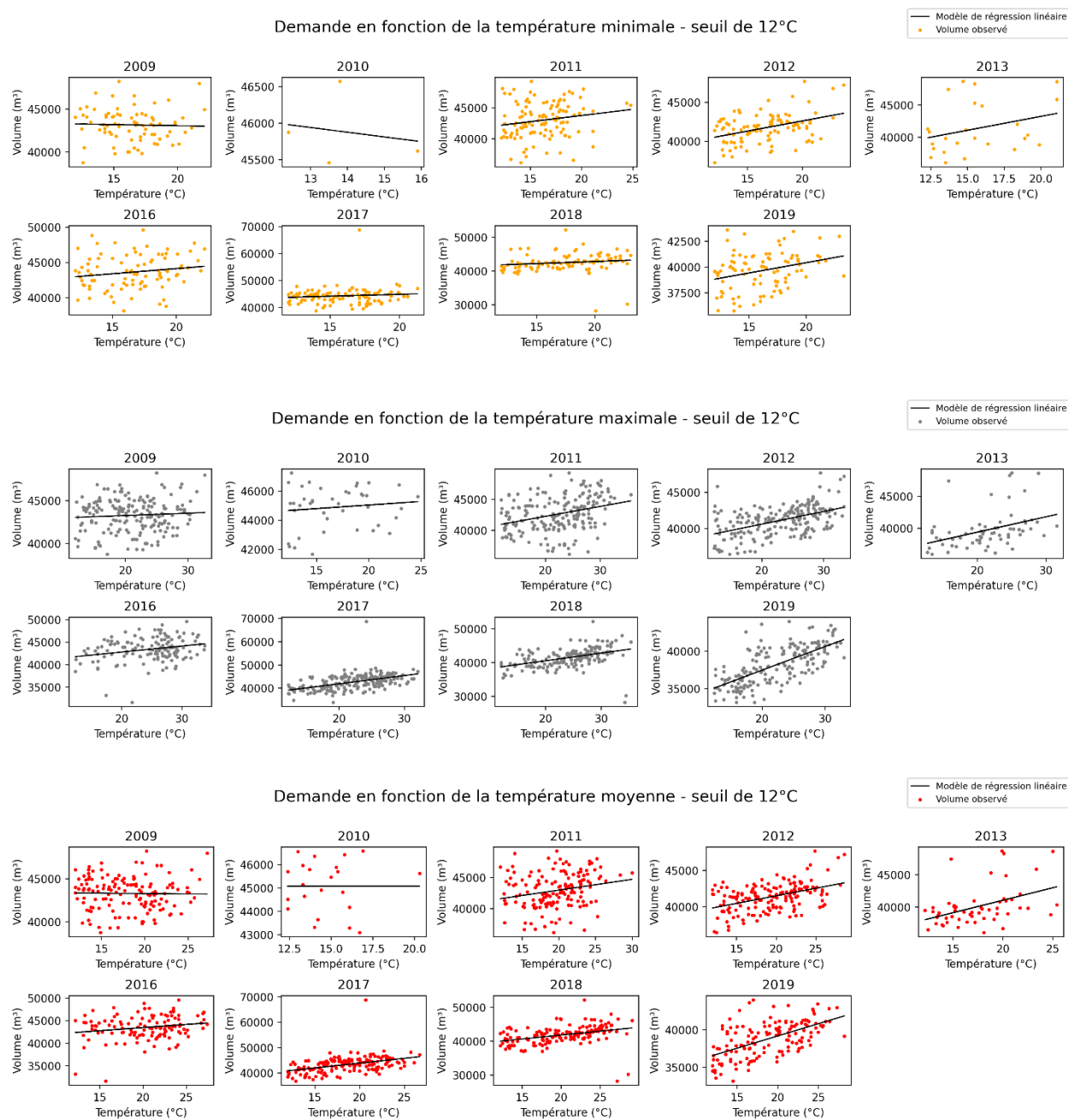


Figure D.4 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 12°C

Seuil de 14°C

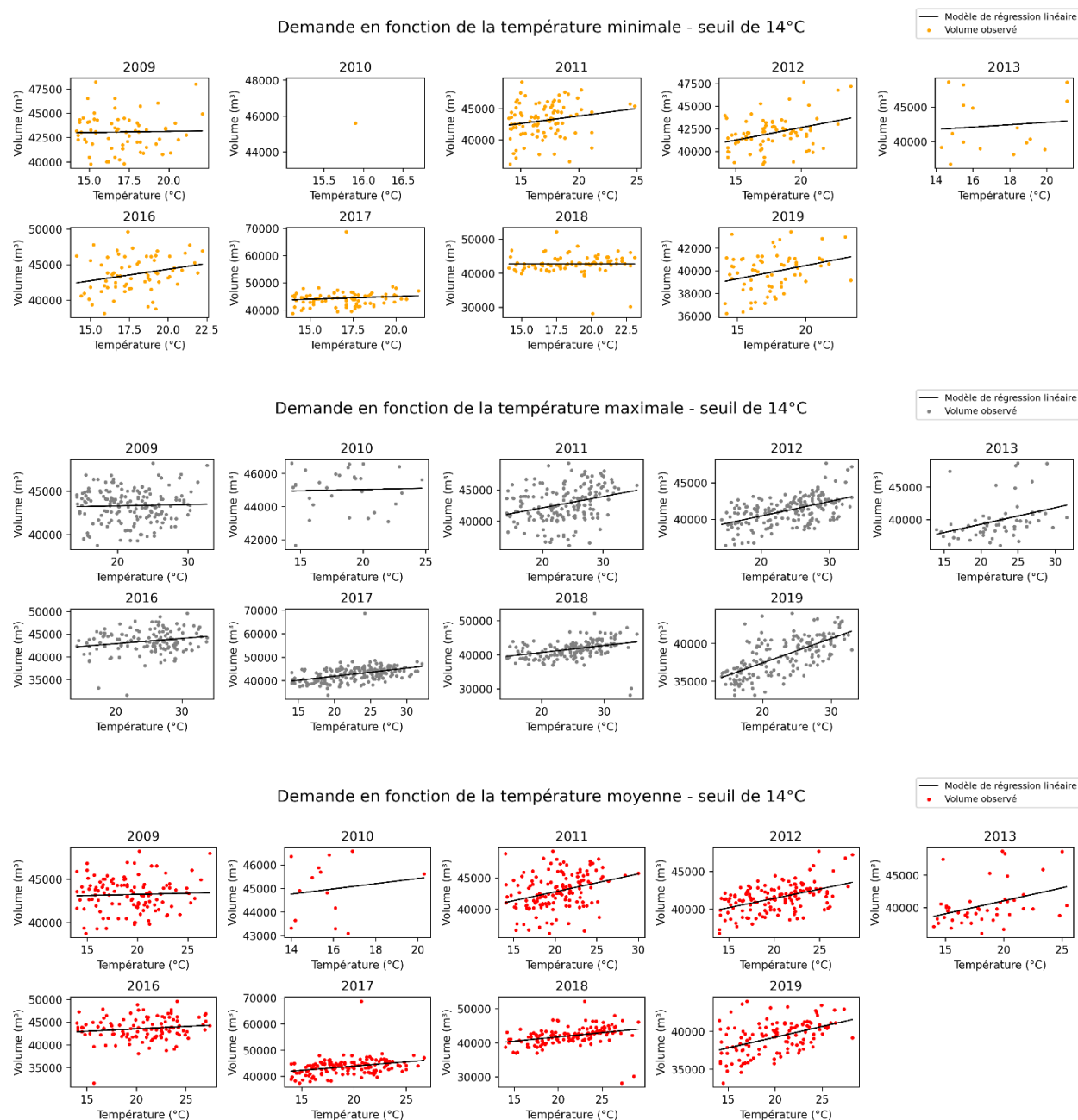


Figure D.5 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 14°C

Seuil de 16°C

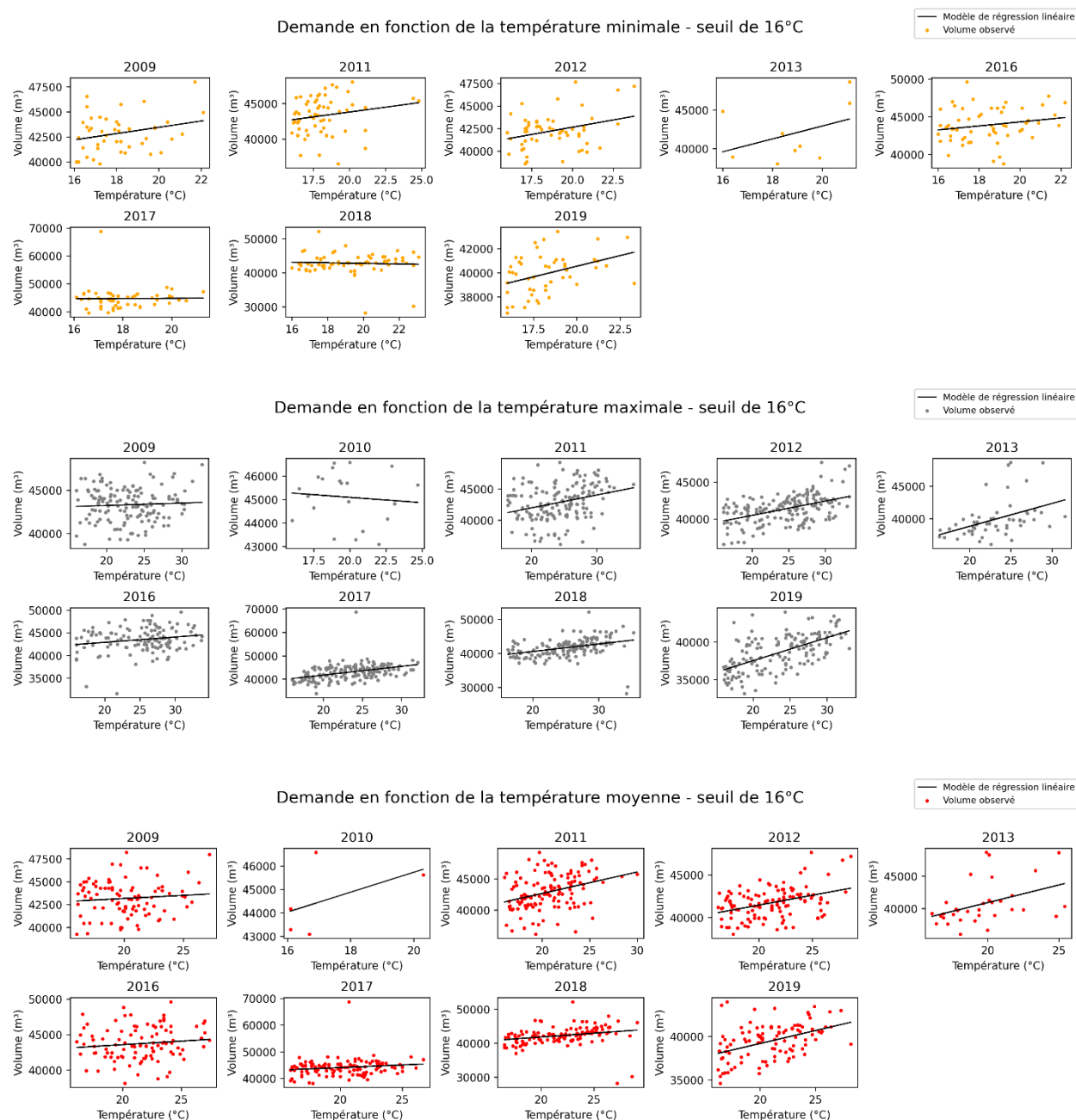


Figure D.6 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 16°C

Seuil de 18°C

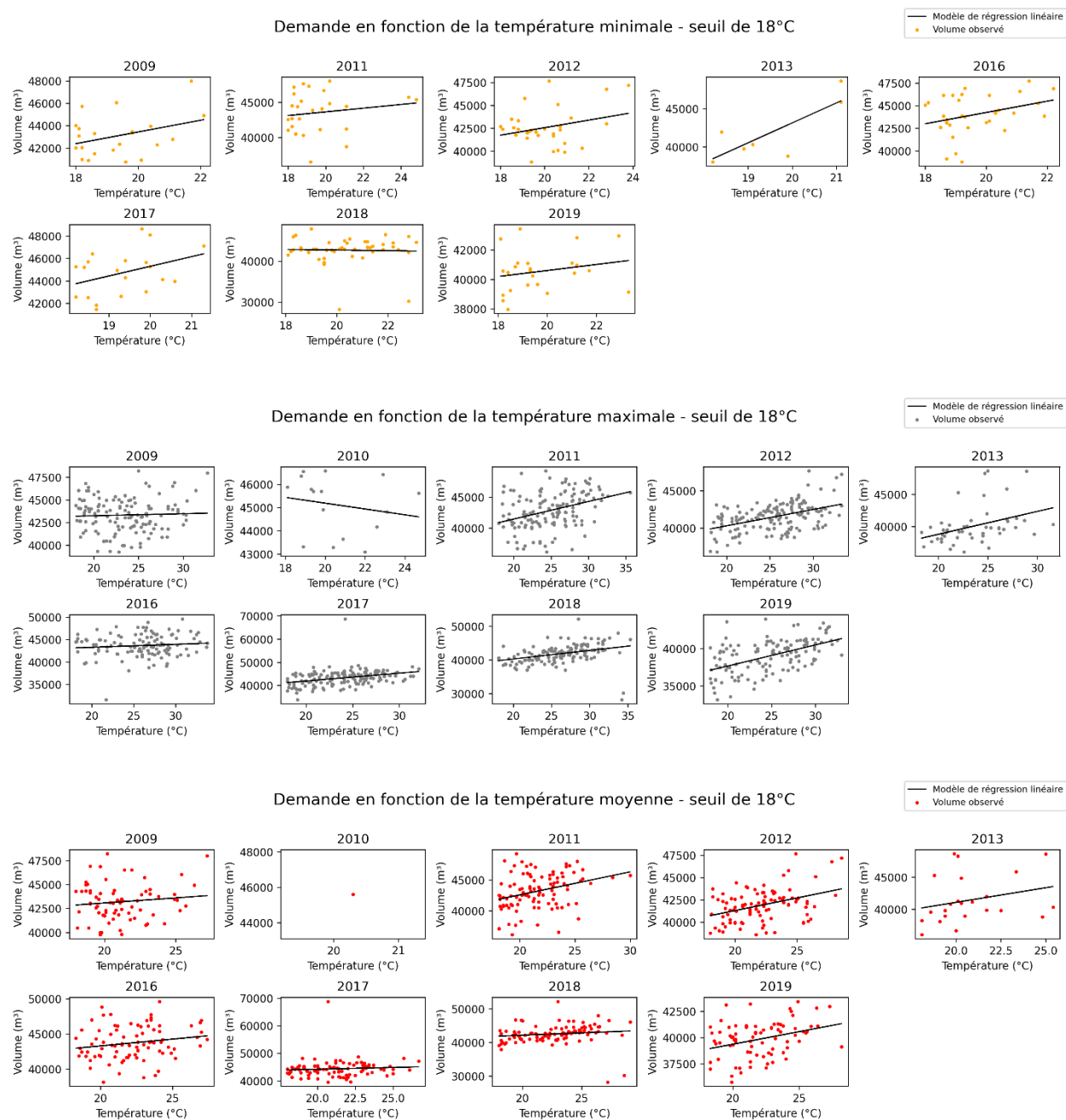


Figure D.7 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 18°C

Seuil de 20°C

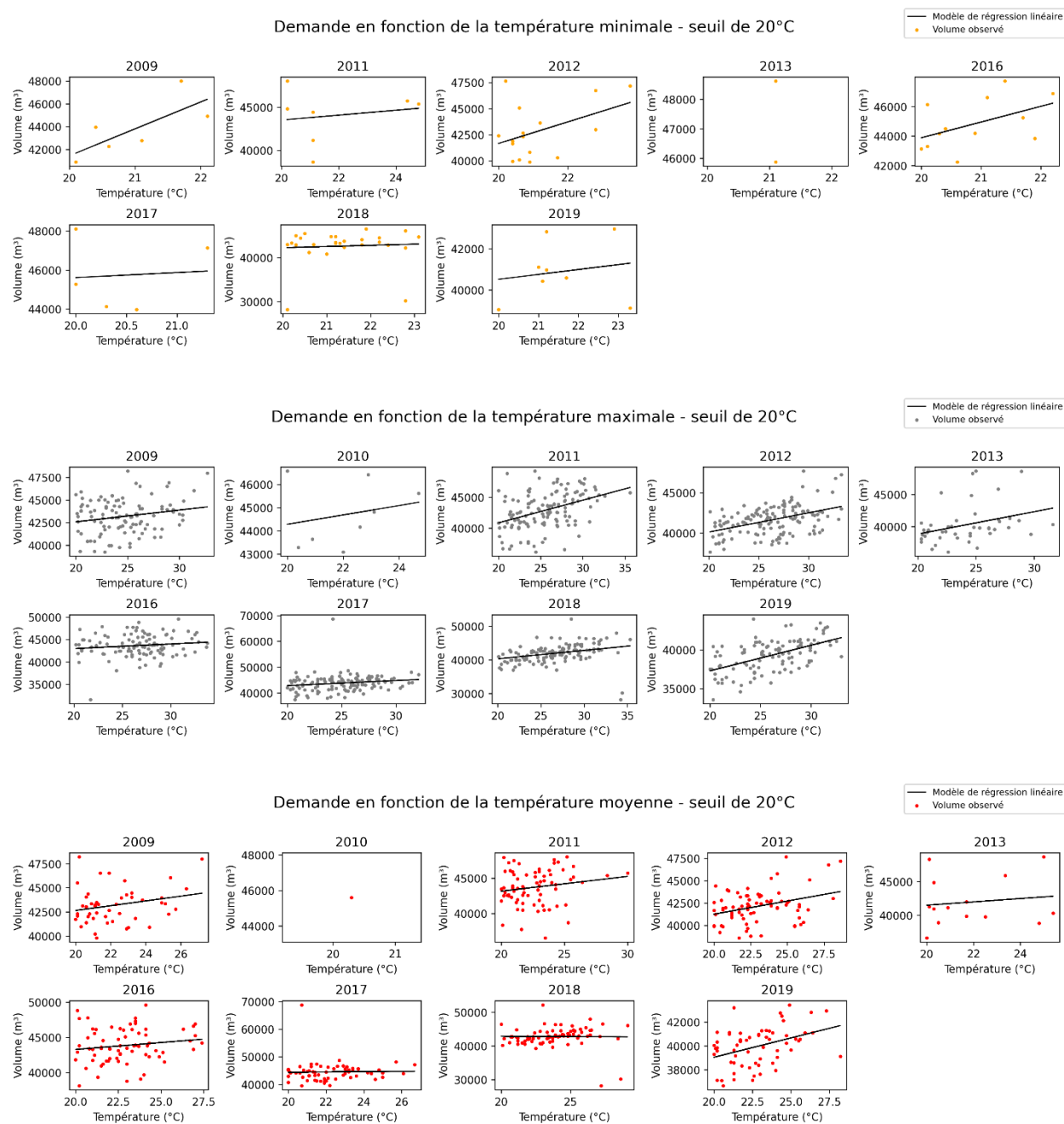


Figure D.8 Valeurs journalières observées du volume d'eau potable en fonction de la température de l'air, ainsi que le modèle de régression linéaire ajusté pour un seuil de 20°C