



HAL
open science

Impact des séries chronologiques de pluies futures à horizon 2100 sur les déversements des réseaux d'assainissement

Frédéric Gogien

► **To cite this version:**

Frédéric Gogien. Impact des séries chronologiques de pluies futures à horizon 2100 sur les déversements des réseaux d'assainissement. Génie civil. INSA de Lyon, 2023. Français. NNT : 2023ISAL0089 . tel-04875683

HAL Id: tel-04875683

<https://theses.hal.science/tel-04875683v1>

Submitted on 9 Jan 2025

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

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



N°d'ordre NNT : 2023ISAL0089

**THESE de DOCTORAT DE L'INSA LYON,
membre de l'Université de Lyon**

**Ecole Doctorale ED 162
MECANIQUE, ENERGETIQUE, GENIE CIVIL, ACOUSTIQUE**

Spécialité/ discipline de doctorat : GENIE CIVIL

Soutenue publiquement le 14/11/2023, par :
Frédéric Gogien

**Impact des séries chronologiques de
pluies futures à horizon 2100 sur les
déversements des réseaux
d'assainissement.**

Devant le jury composé de :

BERTRAND-KRAJEWSKI, Jean-Luc
CUDENNEC, Christophe
MAILHOT, Alain
CHANCIBAULT, Katia
LIPEME-KOUYI, Gislain
DECHESNE, Magali
MARTINERIE, Rémi

Professeur, INSA Lyon
Professeur, L'institut Agro Rennes
Professeur, INRS Canada
Chargée de recherche, UGE
Professeur, INSA Lyon
Docteure, Veolia
Ingénieur, Valence Romans Agglo

Président
Rapporteur
Rapporteur
Examinatrice
Directeur de thèse
Co-encadrante
Invité

Référence : TH1017_GOGIEN Frédéric

L'INSA Lyon a mis en place une procédure de contrôle systématique via un outil de détection de similitudes (logiciel Compilatio). Après le dépôt du manuscrit de thèse, celui-ci est analysé par l'outil. Pour tout taux de similarité supérieur à 10%, le manuscrit est vérifié par l'équipe de FEDORA. Il s'agit notamment d'exclure les auto-citations, à condition qu'elles soient correctement référencées avec citation expresse dans le manuscrit.

Par ce document, il est attesté que ce manuscrit, dans la forme communiquée par la personne doctorante à l'INSA Lyon, satisfait aux exigences de l'Établissement concernant le taux maximal de similitude admissible.

Département FEDORA – INSA Lyon - Ecoles Doctorales

SIGLE	ECOLE DOCTORALE	NOM ET COORDONNEES DU RESPONSABLE
CHIMIE	CHIMIE DE LYON https://www.edchimie-lyon.fr Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage secretariat@edchimie-lyon.fr	M. Stéphane DANIELE C2P2-CPE LYON-UMR 5265 Bâtiment F308, BP 2077 43 Boulevard du 11 novembre 1918 69616 Villeurbanne directeur@edchimie-lyon.fr
E.E.A.	ÉLECTRONIQUE, ÉLECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE https://edeca.universite-lyon.fr Sec. : Stéphanie CAUVIN Bâtiment Direction INSA Lyon Tél : 04.72.43.71.70 secretariat.edeca@insa-lyon.fr	M. Philippe DELACHARTRE INSA LYON Laboratoire CREATIS Bâtiment Blaise Pascal, 7 avenue Jean Capelle 69621 Villeurbanne CEDEX Tél : 04.72.43.88.63 philippe.delachartre@insa-lyon.fr
E2M2	ÉVOLUTION, ÉCOSYSTÈME, MICROBIOLOGIE, MODÉLISATION http://e2m2.universite-lyon.fr Sec. : Bénédicte LANZA Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 secretariat.e2m2@univ-lyon1.fr	Mme Sandrine CHARLES Université Claude Bernard Lyon 1 UFR Biosciences Bâtiment Mendel 43, boulevard du 11 Novembre 1918 69622 Villeurbanne CEDEX sandrine.charles@univ-lyon1.fr
EDISS	INTERDISCIPLINAIRE SCIENCES-SANTÉ http://ediss.universite-lyon.fr Sec. : Bénédicte LANZA Bât. Atrium, UCB Lyon 1 Tél : 04.72.44.83.62 secretariat.ediss@univ-lyon1.fr	Mme Sylvie RICARD-BLUM Institut de Chimie et Biochimie Moléculaires et Supramoléculaires (ICBMS) - UMR 5246 CNRS - Université Lyon 1 Bâtiment Raulin - 2ème étage Nord 43 Boulevard du 11 novembre 1918 69622 Villeurbanne Cedex Tél : +33(0)4 72 44 82 32 sylvie.ricard-blum@univ-lyon1.fr
INFOMATHS	INFORMATIQUE ET MATHÉMATIQUES http://edinfomaths.universite-lyon.fr Sec. : Renée EL MELHEM Bât. Blaise PASCAL, 3e étage Tél : 04.72.43.80.46 infomaths@univ-lyon1.fr	M. Hamamache KHEDDOUCI Université Claude Bernard Lyon 1 Bât. Nautibus 43, Boulevard du 11 novembre 1918 69 622 Villeurbanne Cedex France Tél : 04.72.44.83.69 hamamache.kheddouci@univ-lyon1.fr
Matériaux	MATÉRIAUX DE LYON http://ed34.universite-lyon.fr Sec. : Yann DE ORDENANA Tél : 04.72.18.62.44 yann.de-ordenana@ec-lyon.fr	M. Stéphane BENAYOUN Ecole Centrale de Lyon Laboratoire LTDS 36 avenue Guy de Collongue 69134 Ecully CEDEX Tél : 04.72.18.64.37 stephane.benayoun@ec-lyon.fr
MEGA	MÉCANIQUE, ÉNERGÉTIQUE, GENIE CIVIL, ACOUSTIQUE http://edmega.universite-lyon.fr Sec. : Stéphanie CAUVIN Tél : 04.72.43.71.70 Bâtiment Direction INSA Lyon mega@insa-lyon.fr	M. Jocelyn BONJOUR INSA Lyon Laboratoire CETHIL Bâtiment Sadi-Carnot 9, rue de la Physique 69621 Villeurbanne CEDEX jocelyn.bonjour@insa-lyon.fr
ScSo	ScSo* https://edsciencessociales.universite-lyon.fr Sec. : Mélina FAVETON INSA : J.Y. TOUSSAINT Tél : 04.78.69.77.79 melina.faveton@univ-lyon2.fr	M. Bruno MILLY Université Lumière Lyon 2 86 Rue Pasteur 69365 Lyon CEDEX 07 bruno.milly@univ-lyon2.fr

*ScSo : Histoire, Géographie, Aménagement, Urbanisme, Archéologie, Science politique, Sociologie, Anthropologie

Préparer l'avenir ce n'est que fonder le présent. Il n'est jamais que du présent à mettre en ordre. A quoi bon discuter cet héritage. L'avenir, tu n'as point à le prévoir mais à le permettre.

Antoine de Saint-Exupéry, *Citadelle*, éd. Gallimard, coll. « NRF », 1948, chap. LVI, p. 167.

Remerciements

Je tiens à remercier (par ordre d'apparition) Gislain Lipeme Kouyi, qui suite à une conversation anodine en 2019, a rendu cette expérience de recherche possible. Merci Gislain d'avoir accepté d'encadrer cette thèse. Merci aussi à Franck Texier qui a engagé Veolia dans l'aventure sans une hésitation. La facilité avec laquelle cette thèse a pu démarrer est encore une source d'étonnement pour moi. Si cela s'est produit, c'est grâce à vous.

Merci à Magali Dechesne qui a accepté d'encadrer ce travail et qui a largement contribué à le rendre plus clair et plus précis. Merci aussi à Hélène Castebrunet qui a suivi de près ma première année de doctorat.

Pour que l'exercice soit rendu possible, il nous fallait un site pilote. Valence-Romans-Agglo s'est porté volontaire. Merci à Franck Bioteau, Rémi Martinerie et Virginie Daniel qui ont montré un réel intérêt pour ce travail et l'ont grandement facilité grâce à leur bienveillance et leur volonté forte de collaborer dans le meilleur sens du terme.

A certaines étapes clés du sujet, un coup de pouce providentiel permet de relancer la motivation, de se rassurer, de réorienter une approche, de lever un doute ou encore de mobiliser des compétences ou des ressources que je n'avais pas. Merci à Khalid El Ghazouli, Thomas Zielinski et Jean Bertin qui ont chacun joué ce rôle « d'homme providentiel » à un moment de ce travail. Merci aussi à Florent Guillemet. Florent, tu as été mon seul stagiaire sur ce sujet, mais quel stagiaire ! Ma reconnaissance va aussi à Samuel Somot, Aurélien Ribes et Cécile Caillaud, qui ont su me rassurer et me booster sérieusement à un moment où j'avais quelques doutes. La bienveillance et je dirais même la reconnaissance de spécialistes du sujet m'a remis sur les rails dans une proportion que, je pense, vous n'imaginez pas.

L'exercice d'un « vrai métier » qui a continué à m'occuper pendant ces presque quatre années, ne m'a pas permis de passer beaucoup de temps au laboratoire, ni de me glisser complètement dans la vie d'un doctorant. Néanmoins, j'ai fait des rencontres très enrichissantes et stimulantes. Merci notamment à Jérémie Bonneau, Violetta Montoya et Vincent Pons pour vos mots d'encouragements et le grand intérêt de nos échanges.

Merci aussi à tous ceux qui ont manifesté de l'intérêt pour ce travail en assistant à mes présentations ou en me demandant où j'en étais et si cela se passait bien. Merci donc aux anciens collègues d'Anjou Recherche, à ceux des équipes nationales et internationales de Veolia, aux équipes du Graie (merci Laetitia d'avoir intégré sans faire de difficulté ce travail dans le cadre de l'OTHU 😊) et à mes collègues de la DOP et de la région Centre-Est en général.

Merci aussi aux chercheurs qui ont accepté de constituer le jury de cette thèse, je suis honoré que vous ayez répondu présent.

Enfin, merci à ma famille qui a participé de différentes manières à l'élaboration de ce travail en supportant mes élucubrations pendant le dîner (merci Arthur, Elias et Noriane), en assurant une aide précieuse pour la mise en page (merci Agathe), ou en assurant une ultime relecture (merci Papa).

C'est fini, passons aux choses sérieuses !

Liste des communications relatives à ce travail.

Article

Gogien, F., Dechesne, M., Martinerie, R., & Kouyi, G. L. (2023). Assessing the impact of climate change on Combined Sewer Overflows based on small time step future rainfall timeseries and long-term continuous sewer network modelling. *Water Research*, 230, 119504.

Actes de conférences avec présentations orales

Gogien, F., Castebrunet, H., Dechesne, M., Martinerie, R., & Lipeme Kouyi, G. (2021). Producing small timestep rainfall data under future climate for use in urban hydrology. *15th International Conference on Urban Drainage, 25 to 28 october 2021, Melbourne, Australia.*

Gogien, F., Dechesne, M., & Lipeme Kouyi, G. (2022). Future evolution of CSO discharges under climate change, a case study in the Mediterranean region. *12th Urban Drainage Modeling Conference, 10 to 12 january 2022, Costa Mesa, California, USA.*

Gogien, F., Dechesne, M., Martinerie, R., & Lipeme Kouyi, G. (2022). Évolution des rejets de déversoirs d'orage dans un contexte de changement climatique – cas d'étude. *101^e congrès de l'ASTEE, 14 au 16 juin 2022, Dunkerque, France.*

Gogien, F., Dechesne, M., Martinerie, R., & Lipeme Kouyi, G. (2023). Comparaison des performances d'un modèle de réseau de neurone et d'un modèle distribué : application au débit déversé par un déversoir d'orage. *11^e Conférence Internationale Novatech, 3 au 7 juillet 2023, Lyon, France.*

Résumé

En France, les collectivités locales sont maîtres d'ouvrage des systèmes d'assainissement. En tant que propriétaires et gestionnaires du patrimoine, elles se doivent de veiller à son bon fonctionnement et à sa capacité à fournir le service attendu. De manière pragmatique, certains maîtres d'ouvrage s'interrogent sur la nécessité de prendre en compte l'évolution du climat dans la gestion et le développement de leur patrimoine de façon à garantir, dans cinquante ans, un niveau de service équivalent à l'actuel. Or les projections climatiques accessibles pour répondre à cette question ne sont pas disponibles avec des résolutions spatiales et temporelles compatibles avec une utilisation en hydrologie urbaine.

L'objectif opérationnel de ce travail est de définir une méthode permettant d'orienter certains choix d'aujourd'hui en matière d'aménagement pour qu'ils puissent être valables dans la gestion des pluies de demain. Pour ce faire, nous tâchons d'apporter des réponses aux trois questions de recherche suivantes :

- Comment construire des séries chronologiques de pluie futures utilisables en hydrologie urbaine à partir des sorties des modèles climatiques existants ?
- Un réseau de neurones peut-il être une alternative fiable à un modèle distribué des réseaux d'assainissement pour réaliser des simulations pluie/débit déversé ?
- Le régime de pluie futur à horizon 2100 produira-t-il des variations en fréquence et en intensité sur les déversements, et quelle en sera l'impact sur la conformité réglementaire du réseau d'assainissement ?

Le site d'étude retenu pour servir de support à ce travail est le système d'assainissement de Valence (Drôme). Les déversements du réseau et leur évolution sont étudiés au travers du déversoir Gambetta, principal contributeur aux rejets de temps de pluie du système. L'ambition de ce travail est de construire une méthode applicable sur tout autre site d'étude.

Nous proposons une méthode de construction de séries chronologiques de pluies à horizon 2100 à un pas de temps de 5 minutes. Elle utilise les sorties de cinq modèles climatiques retenus dans le jeu de données DRIAS-2020. La construction des séries futures est réalisée suivant deux étapes successives : une correction de biais et une désagrégation temporelle par recherche d'analogues. Une comparaison des résultats obtenus avec les sorties horaires brutes du modèle CNRM/ALADIN est proposée et permet de conforter les résultats.

Dans un second temps, dans l'objectif de quantifier l'impact des pluies futures, deux modèles de fonctionnement du réseau d'assainissement de Valence sont construits en parallèle : un modèle conceptuel distribué sous InfoWorks-CS™ et un réseau de neurones de type NARX, bien adapté à la simulation de séries chronologiques. Ces deux modèles pluie/débit sont calés et validés avec le même jeu de données au niveau du déversoir Gambetta. La comparaison permet de conclure que les deux types de modèles reproduisent les débits déversés avec un niveau de précision semblable.

Enfin, les séries chronologiques de pluies futures sont utilisées en entrée du modèle distribué. Les simulations réalisées indiquent une évolution des volumes déversés au niveau du déversoir Gambetta comprise entre +13% et +52% sur la période 2021-2100. Le nombre annuel de déversements reste quant à lui stable. L'analyse des déversements à l'échelle du système d'assainissement de Valence permet de conclure que pour un critère d'évaluation de la conformité basé sur le volume, le système sera jugé non conforme de manière de plus en plus fréquente dans l'avenir. Les séries chronologiques de pluies futures utilisées en entrée du réseau de neurones, confirment la tendance obtenue avec le modèle distribué pour les pluies issues de trois des cinq modèles

climatiques considérés. Les résultats obtenus avec les pluies des deux autres modèles climatiques conduisent à statuer sur le fait que certaines pluies futures sont trop différentes de celles présentes dans le jeu de données de calage et validation pour être correctement prises en compte par le réseau de neurones. Le réseau de neurones constitue donc une alternative valable au modèle distribué sous certaines conditions, dont celle de ne pas considérer de pluie inédite sur le système considéré.

Abstract

In France, local authorities are responsible for wastewater management systems. As owners and custodians of this infrastructure, they must ensure its proper functioning and ability to provide the expected service. Pragmatically, some project managers are questioning the need to consider climate change in the management and development of their assets in order to guarantee an equivalent level of service in fifty years. However, the climate projections available to answer this question are not available at spatial and temporal resolutions compatible with urban hydrology use.

The operational objective of this work is to define a method that can guide current development choices so that they remain valid for managing future rainfall. To achieve this, we attempt to provide answers to the following three research questions:

- How can future rainfall time series be constructed for urban hydrology based on the outputs of existing climate models?
- Can a neural network be a reliable alternative to a distributed sewer network model for rainfall/runoff simulations?
- Will the future rainfall regime by 2100 lead to variations in frequency and intensity of combined sewer overflows (CSO), and what will be the impact on the regulatory compliance of the sewer network?

The chosen study site to support this work is the wastewater system of Valence (Drôme). The sewer overflows and their evolution are examined through the Gambetta CSO, the main contributor to rainfall-related discharge in the system. The ambition of this work is to establish a method that can be applied to any other study site.

We propose a method for constructing rainfall time series up to 2100 at a 5-minute time step. It utilizes the outputs of five climate models selected from the DRIAS-2020 dataset. The construction of future series is carried out in two successive steps: bias correction and temporal disaggregation through analog search. A comparison of the results obtained with the raw hourly outputs of the CNRM/ALADIN model is provided and confirms the findings.

In a second step, to quantify the impact of future rainfall, two operating models of the Valence sewer network are built in parallel: a distributed conceptual model using InfoWorks-CS™ and a neural network model of the NARX type, well-suited for simulating time series. Both rainfall/runoff models are calibrated and validated using the same dataset of the Gambetta CSO. The comparison concludes that both types of models reproduce the discharged flows with a similar level of accuracy.

Finally, the future rainfall time series are used as input for the distributed model. The simulations indicate an increase in discharged volumes at the Gambetta CSO ranging from +13% to +52% over the period 2021-2100. The annual number of overflows remains stable. The analysis of overflows at the scale of the Valence wastewater system concludes that, based on a compliance criterion related to volume, the system will be deemed non-compliant more frequently in the future. The future rainfall time series used as input for the neural network confirm the trend obtained with the distributed model for rainfall from three out of the five considered climate models. The results obtained with rainfall from the other two climate models indicate that certain future rainfall events differ too much from those in the calibration and validation dataset to be adequately accounted by the neural network. Therefore, the neural network represents a valid alternative to the distributed model under certain conditions, including not considering unprecedented rainfall events in the system being studied.

Sommaire

Remerciements.....	i
Liste des communications relatives à ce travail.	ii
Résumé.....	iii
Abstract	v
Sommaire	vii
Table des figures.....	x
Table des tableaux.....	xiv
INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE 1 : COMMENT CONSTRUIRE DES CHRONIQUES DE PLUIE FUTURES A PAS DE TEMPS FIN	7
Introduction.....	8
1 Modélisation du climat et application en hydrologie urbaine.....	9
1.1 La modélisation du climat	9
1.1.1 Principes de la modélisation du climat	9
1.1.2 Les modèles globaux	9
1.1.3 Les modèles régionaux.....	9
1.1.4 Les scénarios climatiques.....	10
1.1.5 Les incertitudes liées à la modélisation climatique.....	12
1.1.6 Les services climatiques	13
1.2 Modélisation du climat et hydrologie urbaine.....	14
1.2.1 Le besoin en hydrologie urbaine	14
1.2.2 Limites des modèles climatiques pour une application en hydrologie urbaine.....	15
2 Les méthodes de construction de chroniques de pluie futures : revue bibliographique.....	16
2.1 Les différentes méthodes de descente d'échelle et de correction de biais.....	16
2.1.1 Descente d'échelle dynamique et descente d'échelle statistique	16
2.1.2 Les différentes méthodes de descente d'échelle statistiques et de désagrégation temporelle.....	17
2.1.2.1 Les méthodes PP (Perfect Prognosis).....	17
2.1.2.2 Les méthodes MOS (Model Output Statistics)	18
2.1.2.3 Les méthodes WGs (Weather Generators)	19
2.1.2.4 Les modèles en cascade aléatoire	20
2.1.2.5 Les méthodes par recherche d'analogues	21
2.1.2.6 Comparaison des méthodes de désagrégation temporelle	22
2.1.3 Synthèse sur méthodes de descente d'échelle statistiques et de désagrégation temporelle.....	24
2.2 Application des méthodes de descente d'échelle et de correction de biais à l'hydrologie urbaine.....	25
2.3 Bilan de la revue bibliographique et choix de méthode	26
3 Matériel et méthode	29
3.1 Le site d'étude.....	29
3.1.1 Le climat présent à Valence	29
3.1.2 Evolution des températures sous l'effet du changement climatique	29
3.1.3 Evolution du régime des précipitations sous l'effet du changement climatique	29
3.2 Méthode proposée pour la construction des séries chronologiques futures.....	32
3.2.1 La descente d'échelle spatiale selon la méthode CDF-t.....	32
3.2.2 La désagrégation temporelle par la recherche d'analogues	34
3.2.3 Eléments de validation de la méthode.....	37
3.3 Sélection des données	40
3.3.1 Données d'observation	40
3.3.1.1 Inventaire des données disponibles.....	40

3.3.1.2	<i>Jeu de données retenu pour la descente d'échelle et la désagrégation temporelle</i>	43
3.3.2	<i>Sélection des simulations climatiques</i>	44
3.3.2.1	<i>Choix du scénario RCP</i>	44
3.3.2.2	<i>Jeu de données DRIAS-2020</i>	45
3.3.2.3	<i>Sélection des simulations GCM/RCM</i>	45
3.3.2.3.1	<i>Sélection des simulations au pas de temps journalier</i>	45
3.3.2.3.2	<i>Simulations au pas de temps horaire</i>	51
4	Résultats et discussion	52
4.1	Construction des séries chronologiques futures.....	52
4.1.1	Résultats de la descente d'échelle spatiale.....	52
4.1.2	Résultats de la désagrégation temporelle.....	58
4.2	Vérification de la méthode.....	62
4.2.1	Traitement des sorties horaires.....	63
4.2.2	Analyse des cumuls annuels.....	65
4.2.3	Analyse des cumuls horaires.....	68
4.2.4	Analyse des nombres de jours de pluie.....	71
4.2.5	Analyse des durées journalières de pluie.....	72
4.3	Discussion.....	74
	Conclusion	75
	CHAPITRE 2 : SIMULATION DU FONCTIONNEMENT D'UN DEVERSOIR D'ORAGE COMPLEXE : COMPARAISON DES RESULTATS D'UN MODELE DISTRIBUE ET D'UN RESEAU DE NEURONES	77
	Introduction	78
1	Contexte général et problématique	79
2	Revue bibliographique	80
2.1	Les différents types de modèles en hydrologie.....	80
2.2	Modèles de réseaux de neurones.....	82
2.2.1	Les réseaux de neurones au sein des processus d'intelligence artificielle.....	82
2.2.2	Description et fonctionnement des réseaux de neurones.....	82
2.2.3	Les réseaux de neurones en hydrologie.....	84
2.3	Bilan de la revue bibliographique.....	88
3	Mise en œuvre de la modélisation	91
3.1	Le réseau d'assainissement de Valence.....	91
3.2	Démarche de modélisation.....	92
3.2.1	Réseau de neurones NARX.....	93
3.2.2	Modèle conceptuel/déterministe distribué.....	94
3.3	Données utilisées.....	96
3.3.1	Données de débits.....	96
3.3.2	Données de pluie.....	98
3.3.3	Préparation des données.....	99
3.3.4	Critères d'évaluation pour le calage et la validation.....	100
4	Calage et validation des modèles	101
4.1	Calage et validation du réseau de neurones.....	101
4.2	Calage et validation du modèle distribué.....	108
4.2.1	Calage du modèle en temps sec.....	108
4.2.2	Calage du modèle en temps de pluie.....	109
5	Résultats et discussion	116
5.1	Comparaison des deux modèles.....	116

5.2	Performance des modèles	118
5.3	Représentativité et qualité des données	118
Conclusion		120
CHAPITRE 3 : IMPACT DES SERIES CHRONOLOGIQUES DE PLUIES FUTURES SUR LE FONCTIONNEMENT DU DEVERSOIR GAMBETTA		121
Introduction.....		122
1	Contexte général et problématique.....	122
1.1	Système étudié et niveau de service.....	122
1.1.1	Définition du système étudié	122
1.1.2	Les services attendus	123
1.2	Les indicateurs de fonctionnement.....	124
1.2.1	Les indicateurs de fonctionnement liés aux débordements	124
1.2.2	Les indicateurs de fonctionnement liés à la préservation du milieu récepteur	125
1.2.3	Les indicateurs de fonctionnement liés au respect des contraintes réglementaires.....	125
1.2.4	Les indicateurs retenus dans le cadre de ce travail.....	126
1.3	Problématique et objectifs de ce chapitre	126
2	Revue bibliographique	127
3	Matériel et méthode	131
3.1	Simulation à l'aide du modèle distribué	131
3.1.1	Simulation sur la période future 2021-2100	131
3.1.2	Simulation sur la période 2006-2021	132
3.2	Simulation à l'aide du réseau de neurones.....	133
3.2.1	Nécessité de modifier le réseau de neurones.....	133
3.2.2	Réseau de neurones modifié.....	134
4	Résultats : évolution des déversements en période future.....	137
4.1	Résultats du modèle distribué en période future	137
4.1.1	Evolution du volume déversé et du nombre de déversements	137
4.1.1.1	<i>Représentation brute des volumes déversés</i>	<i>137</i>
4.1.1.2	<i>Représentation selon les moyennes mobiles 30 ans.....</i>	<i>138</i>
4.1.1.3	<i>Représentation de la dispersion des résultats : boîtes à moustaches 20 ans</i>	<i>140</i>
4.1.2	Impact sur la conformité réglementaire	143
4.2	Comparaison des résultats du modèle distribué et du réseau de neurones en période future	145
4.2.1	Comparaison en volume des résultats des deux modèles	145
4.2.2	Représentation selon les moyennes mobiles 30 ans	148
5	Discussion	149
5.1	Pertinence et limites de la démarche	149
5.1.1	Pertinence de l'utilisation d'un réseau de neurones	149
5.1.2	Adaptation de la méthode à l'hydrologie urbaine	149
5.1.3	Cascade d'incertitudes en modélisation du climat	150
5.1.4	Distribution spatiale des pluies futures.....	151
5.2	Les nouvelles perspectives en matière de modélisation climatique.....	152
Conclusion		153
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES		155
Références bibliographiques.....		159

Table des figures

Figure 1 : La chaîne de production de données par les modèles climatiques.	10
Figure 2 : Évolution des émissions entre 1980 et 2100, selon les différents scénarios disponibles. Les quatre scénarios sélectionnés dans le cadre du 5e rapport du GIEC (RCP) sont mis en évidence. Source : Global Carbon Project repris de Météo-France (2020).	11
Figure 3 : Contribution des trois sources d'incertitude à l'incertitude globale sur l'évolution des températures à l'horizon 2100 (https://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/near-term-climate-change-projections-and-predictability/).	12
Figure 4 : Diagrammes schématiques montrant les deux principales voies de calibrage des projections du modèle climatique : correction du biais et facteur de changement (a,c). Exemples des fonctions de densité de probabilité (FDP) des variables impliquées (b,d). (Ho et al., 2012).....	18
Figure 5 : Synthèse des deux étapes réalisées pour la production des chroniques de pluie futures à pas de temps fin à partir des sorties des RCMs.	28
Figure 6 : Températures moyennes par saison à Valence en 2050 comparées à la valeur sur la période de référence (1976-2005) : valeur médiane et bornes inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 90% sur l'ensemble des projections climatiques régionales retenues (https://meteofrance.com/climadiag-commune).	29
Figure 7 : Evolution de l'écart relatif du cumul annuel de précipitations pour le scénario RCP 8.5, pour l'horizon moyen (2041-2070) au centre et l'horizon lointain (2071-2100) à droite par rapport à la référence (1976-2005) à gauche. Les résultats sont issus de l'expérience multi modèles DRIAS-2020 avec une résolution de 8 x 8 km. De haut en bas, les vignettes représentent respectivement le 5ème centile, la médiane et le 95ème centile de l'ensemble des simulations (http://www.drias-climat.fr/decouverte).	30
Figure 8 : Evolution de l'écart relatif des précipitations extrêmes (99ème centile) pour le scénario RCP 8.5, pour l'horizon moyen (2041-2070) au centre et l'horizon lointain (2071-2100) à droite par rapport à la référence (1976-2005) à gauche. Les résultats sont issus de l'expérience multi modèles DRIAS-2020 avec une résolution de 8 x 8 km. De haut en bas, les vignettes représentent respectivement le 5ème centile, la médiane et le 95ème centile de l'ensemble des simulations (http://www.drias-climat.fr/decouverte).	31
Figure 9 : Schéma général de traitement des données journalières et horaires pour comparaison des résultats.	39
Figure 10 : Plan de situation des pluviographes de la collectivité (fond de plan OpenStreetMap).....	41
Figure 11 : Corrélations de Pearson deux à deux des différentes sources de données de précipitations journalières sur le périmètre, réalisées sur les périodes communes de disponibilité pour chacune des sources. La partie gauche présente la corrélation en nuages de points et la partie droite les coefficients de corrélation. La diagonale présente la distribution de la donnée considérée.	43
Figure 12 : Diagrammes du signal bi-varié du changement climatique en termes de changements projetés des températures et des précipitations (estivales = JJA à gauche et hivernales = DJF à droite) pour 2071-2100 par rapport à 1981-2010 pour le scénario d'émissions RCP8.5. Les cercles orange indiquent les RCM sélectionnés pour DRIAS. Les symboles identifient le RCM et les couleurs les GCM forceurs. La ligne pointillée (solide) indique l'ellipse de probabilité pour les résultats du GCM (RCM) = intervalle de confiance, recouvrant 68.2 % des données. Les scores de la moyenne et de l'écart-type pour les précipitations (P, %) et la température (T, °C) pour l'ensemble GCM et RCM, respectivement, sont indiqués dans le coin supérieur droit de chaque figure. Source : Sørland et al., 2018: Synthesis on existing simulations at M16. C3S_34b_Lot2_SMHI – (PRINCIPLES). Repris de : http://www.drias-climat.fr/	47

Figure 13 : Distribution des cumuls journaliers de pluie pour l'ensemble des 12 simulations DRIAS-2020, en échelle logarithmique, pour le scénario RCP 8.5 et sur la période projetée 2006-2100. Les valeurs de la médiane, du premier et troisième quartile ainsi que les valeurs extrêmes sont spécifiés pour chaque simulation. Les simulations encadrées en rouge sont celles retenues dans le cadre de ce travail à l'issue du processus de sélection.	48
Figure 14 : Distribution mensuelle des précipitations journalières sur la période 2006-2100 pour le scénario RCP8.5. L'échelle des ordonnées a été homogénéisée pour faciliter les comparaisons. Les valeurs nulles de pluie journalière ne sont pas considérées dans les distributions. La valeur extrême de 485 mm/j produite par NorESM/HIRHAM n'apparaît donc pas sur le graphique.	50
Figure 15 : Hauteurs journalières de pluie corrigées en fonction des hauteurs journalières de pluie initiales pour chacun des modèles considérés. Les couleurs des courbes correspondent aux saisons : hiver (DJF) en bleu, printemps (MAM) en vert, été (JJA) en jaune et automne (SON) en marron.	53
Figure 16 : Comparaison de la répartition des quantiles de précipitation par période future de 20 années (abscisses) entre 2020 et 2100, pour chaque saison (colonnes) et pour les 5 modèles considérés (lignes). Les données du jeu de données DRIAS sans correction sont représentées en bleu et les données corrigées sont représentées en orange.	57
Figure 17 : Valeurs des centiles de précipitations observées sur 6 minutes en fonction de la plage de température (température moyenne journalière sur le graphique de gauche et température maximale journalière sur celui de droite). Les données considérées sont celles de la station Météo France de Valence Chabeuil. Seuls les pas de temps correspondant à des précipitations non nulles sont considérés.	58
Figure 18 : Distribution des valeurs des distances euclidiennes en échelle logarithmique (\log_{10}) pour l'ensemble des analogues passé/futur sur l'ensemble des jours de pluie entre le 01/01/2021 et le 31/12/2100 et pour chacun des cinq modèles retenus.	59
Figure 19 : Comparaison des hyétogrammes pour des journées analogues pour la distance euclidienne médiane (colonne de gauche), pour la distance euclidienne correspondant au troisième quartile (colonne du milieu), et pour la distance euclidienne maximale (colonne de droite), pour chacun des cinq modèles climatiques retenus. Les critères de comparaison pour les journées passées et futures sont repris en haut de chaque graphique.	61
Figure 20 : Précipitations horaires débiaisées à partir des données filtrées à 0.2 mm en fonction des précipitations horaires débiaisées à partir des données filtrées à 0.1 mm.	64
Figure 21 : A gauche : précipitations horaires débiaisées suivant la méthode CDF-t en fonction des précipitations horaires brutes sortie CNRM-ALADIN pour les 4 saisons (hiver = DJF, été = JJA, printemps = MAM et automne = SON) en considérant un seuil de précipitation à 0.2 mm sur les sorties du modèle. A droite (pour rappel) : résultats de la descente d'échelle appliquée aux sorties journalières du modèle CNRM/ALADIN disponible dans le jeu DRIAS-2020.	65
Figure 22 : Cumuls annuels de précipitations à partir des données journalière DRIAS-2020 (nuances de bleu) et horaires CNRM-ALADIN (nuances de rose), avant et après correction CDF-t dans chacun des deux cas.	66
Figure 23 : Cumuls annuels de précipitations à partir des données journalières DRIAS-2020 et horaires CNRM-ALADIN avec un seuil de pluie horaire à 0.2mm, sur la période historique et comparés aux cumuls enregistrés à la station de Valence-Chabeuil utilisés pour la descente d'échelle.	67
Figure 24 : Cumul horaire issu des sorties horaires d'ALADIN en fonction du cumul horaire issu du traitement des données journalières d'ALADIN, classé par ordre décroissant pour chaque date future et représenté par saison.	69
Figure 25 : Distribution des valeurs horaires issues des deux sorties de modèle (horaires et journalières) pour chacune des quatre saisons. Moyenne et médiane sont précisées pour chaque jeu de données et chaque saison. Les diagrammes en bas de la figure sont des agrandissements des diagrammes présentés en haut (les outliers ont été supprimés des vignettes du bas pour améliorer la lisibilité). Les points noirs représentés sur les diagrammes sont les moyennes des hauteurs horaires précipitées. Les valeurs nulles de précipitations horaires ont été exclues des distributions.	70

Figure 26 : Comparaison du nombre de jours de pluie annuel après correction de biais pour les deux sources de données utilisées.	72
Figure 27 : Durées journalières de pluie obtenue à partir des données horaires en fonction des durées journalière obtenues à partir des données journalières pour chaque journée pluvieuse entre 2021 et 2100. La couleur rend compte du nombre d'épisodes dans chacun des pixels de la figure.....	73
Figure 28 : Représentation des relations entre intelligence artificielle, apprentissage automatique et apprentissage profond et leur apparition dans le temps (repris de Bunod et al., 2022).	82
Figure 29 : Architecture d'un réseau de neurones de type NARX à une couche cachée avec à gauche le fonctionnement en boucle ouverte lors de la phase d'apprentissage, et à droite le fonctionnement en boucle fermée en validation et simulation. Les indices t , $t-1$, ..., $t-n$ correspondent aux numéros des pas de temps pour lesquels les valeurs sont prises en compte en entrée du réseau.....	85
Figure 30 : Système d'assainissement de Valence avec représentation du réseau structurant (Source : Valence Romans Agglo – Rapport sur le prix et la qualité des services publics 2016, septembre 2017).	91
Figure 31 : Synoptique du système d'assainissement de Valence. La partie estompée correspond au périmètre modélisé sous CANOE et non repris dans le modèle InfoWorks-CS™.	95
Figure 32 : Emprise du modèle avec les points retenus pour le calage. Le secteur rose correspond au bassin de Bourg-lès-Valence, le bleu à celui Amont-Gambetta. Au droit de Dév-Gambetta transitent les effluents des secteurs rose, bleu et de la partie Nord du secteur vert. Enfin, le point Amont-STEP reçoit les effluents de l'ensemble des secteurs rose, bleu et vert.97	
Figure 33 : Répartition des volumes journaliers déversés mesurés au niveau du DO Gambetta, par année et pour les seuls jours de déversement.	100
Figure 34 : Débit déversé simulé en fonction du débit déversé mesuré pour l'année 2019 (graphique de gauche). Agrégation des débits en volume journalier (graphique de droite).	103
Figure 35 : Comparaison des hydrogrammes mesurés (bleu) et simulés (orange) pour les 17 volumes déversés les plus élevés de 2018.	106
Figure 36 : Comparaison graphique entre simulation (en vert) et mesure (en bleu) sur l'ensemble de l'année 2019 à gauche et sur une période de temps sec à droite, pour de haut en bas les points Amont-STEP, Amont-Gambetta et Bourg-lès-Valence.	109
Figure 37 : Comparaison graphique entre simulation (en vert) et mesure (en bleu) au niveau du point Dév-Gambetta sur 14 épisodes de déversements de l'année 2019 utilisée pour le calage.....	113
Figure 38 : Comparaison graphique entre simulation (en vert) et mesure (en bleu) au niveau du point Dév-Gambetta sur 17 épisodes de déversements de l'année 2018 utilisée pour la validation.	114
Figure 39 : Comparaison deux à deux des débits déversés au pas de temps 5 minutes au déversoir Gambetta sur l'année 2018 avec de gauche à droite : résultats du NARX en fonction des mesures (a), résultats du modèle distribué en fonction des mesures (b) et résultats du modèle distribué en fonction des résultats du NARX (c). La droite de régression, son équation et le coefficient de corrélation sont précisés sur les graphiques et le NSE pour chaque cas est mentionné en haut de chaque graphique.	116
Figure 40 : Comparaison deux à deux des volumes journaliers déversés au déversoir Gambetta sur l'année 2018 avec de gauche à droite : résultats du NARX en fonction des mesures (a), résultats du modèle distribué en fonction des mesures (b) et résultats du modèle distribué en fonction des résultats du NARX (c). La droite de régression, son équation et le coefficient de corrélation sont précisés sur les graphiques de même que l'enveloppe à +/-15% matérialisée par les pointillés roses.117	

Figure 41 : Schématisation d'un épisode pluvieux utilisé en phase de calage et validation sur les trois vignettes de gauche, et schématisation d'un épisode pluvieux décrit sur trois profils identiques pour la phase de simulation sur les trois vignettes de droite.....	134
Figure 42 : Volumes journaliers déversés avec le réseau de neurones prenant 3 entrées de pluie en fonction des volumes journaliers déversés avec le réseau de neurones prenant une unique entrée de pluie, sur l'année de validation (2018). La première bissectrice est matérialisée en noir et l'enveloppe de variation à +/- 20% par rapport à la première bissectrice est matérialisé en pointillés roses. L'équation de la régression linéaire représentée en bleu ainsi que le R ² sont reportés sur le graphique.....	136
Figure 43 : volumes annuels déversés simulés par le modèle distribué au déversoir Gambetta (graphique de gauche), et nombre annuel de déversements (graphique de droite) pour le couple CNRM/ALADIN. La série de données représentée en gris correspond à la simulation de la période historique réalisée à l'aide des enregistrements de pluie de la station de Valence-Chabeuil, et la série de données représentée en noir correspond aux simulations futures.	138
Figure 44 : Moyenne mobile sur 30 ans des volumes annuels déversés au DO Gambetta (a) à e)), et nombre d'épisodes de déversement (f) à j)) pour chaque paire de modèles climatiques considérés (CNRM/ALADIN a) et f), HadGEM/CCLM b) et g), MPIESM/REMO c) et h), IPSL/WRF d) et i), CNRM/RACMO e) et j)). La droite de régression et son intervalle de confiance à 95% sont représentés sur chaque graphique.	139
Figure 45 : Distribution des volumes annuels déversés au déversoir Gambetta par périodes de 20 ans. Rouge : volumes annuels historiques observés (2006 à 2021). Rose : volumes annuels simulés sur la période historique. Bleu : volumes simulés à partir des cinq modèles climatiques en situation future et par périodes de 20 ans. Vert : agrégation multi-modèle pour chaque période de 20 ans.....	142
Figure 46 : Distribution des nombres de déversements annuels au déversoir Gambetta par périodes de 20 ans. Rouge : nombre de déversements annuels historiques observés (2006 à 2021). Rose : nombre de déversements annuels simulés sur la période historique. Bleu : nombre de déversements simulés à partir des cinq modèles climatiques en situation future et par périodes de 20 ans. Vert : agrégation multi-modèle pour chaque période de 20 ans.	142
Figure 47 : Distribution du volume annuel déversé sur le réseau par rapport au volume total produit pas le système d'assainissement par périodes de 20 ans. Rouge : proportion du volume annuel déversé historique observé (2017 à 2021). Bleu : proportion du volume déversé simulé à partir des cinq modèles climatiques en situation future. Vert : agrégation multi-modèle pour chaque période de 20 ans.....	144
Figure 48 : Volume annuel déversé par le réseau de neurones en fonction du volume annuel déversé par le modèle distribué pour la période 2021-2100 pour chaque modèle climatique. Les droites de régression sont matérialisées sur chaque graphique ainsi que l'enveloppe à +/- 20% du coefficient directeur de la première bissectrice (pointillés roses).	147
Figure 49 : Evolution des volumes annuels déversés au niveau du déversoir Gambetta en moyenne mobile sur 30 ans entre 2021 et 2100. Les points noirs présentent les résultats obtenus à l'aide du modèle distribué et les points orange les résultats obtenus à l'aide du réseau de neurones.....	148
Figure 50 : Schéma des approches visant à caractériser explicitement et à réduire les incertitudes dans l'évaluation des impacts hydrologiques du changement climatique. Repris de Clark et al. (2016).....	151

Table des tableaux

Tableau 1 : Caractéristiques de différents scénarios RCP utilisés par le GIEC.....	11
Tableau 2 : Liste des 12 modèles retenus pour le jeu de données DRIAS 2020. Les corrections de biais sont homogènes pour l'ensemble des simulations et les résultats sont disponibles sur une grille de résolution 8 km de côté.....	14
Tableau 3 : Synthèse des méthodes de descente d'échelle et de désagrégation temporelles applicables à la pluviométrie dans le cadre de la modélisation climatique.....	24
Tableau 4 : Noms complets et abrégés de l'ensemble des simulations du jeu de données DRIAS 2020. La dernière colonne mentionne la référence des simulations adoptée dans le présent document.	49
Tableau 5 : Classement des écarts de précipitations par saisons fin de siècle (2071-2100) relativement à la période historique 1976-2005 (source : http://www.drias-climat.fr/accompagnement/sections/255). Les simulations colorées correspondent à celles retenues dans le cadre de ce travail.	51
Tableau 6 : Cumuls de précipitations sur la période 2021-2100 obtenus à partir des données journalières DRIAS et des données horaires CNRM et pour chaque phase de traitement de la donnée.	63
Tableau 7 : Forces et faiblesses de chacun des types de modèles hydrologiques	81
Tableau 8 : Synthèse des principales références bibliographiques s'appuyant sur des réseaux de neurones en hydrologie.	90
Tableau 9 : Performances des différentes configurations de réseau testées. Les configurations résultent de la lecture des valeurs des deux premières colonnes. Le nombre de simulations retenu correspond à celles qui présentent un écart en volume par rapport à la mesure inférieur à 15% et un NSE supérieur à 0.75. Les valeurs moyennes sur les simulations retenues de l'écart en volume et du NSE sont mentionnées dans les deux dernières colonnes. Pour faciliter la lecture, les retards de mêmes valeurs sont présentés chacun dans une couleur différente.....	102
Tableau 10 : Performances du réseau de neurones retenu sur les 17 épisodes de déversement de l'année 2018, représentant 75% du volume déversé par le DO Gambetta. Les valeurs des écarts en pourcentage pour le volume et le débit de pointe, ainsi que le NSE apparaissent en vert lorsque le critère de performance requis est satisfait et en rouge dans le cas contraire.	104
Tableau 11 : Décalage temporel entre pic d'intensité de pluie et pic de débit déversé.	107
Tableau 12 : Décalage temporel entre pic d'intensité de pluie et pic de débit déversé.	110
Tableau 13 : Analyse des performances du modèle distribué par épisode pluvieux au niveau du point Amont-Gambetta en termes de volume transité, de débit de pointe et de NSE pour les épisodes les plus importants en volume (représentant plus de 75% du volume annuel déversé) sur l'année de calage et l'année de validation.	111
Tableau 14 : Analyse des performances du modèle distribué par épisode pluvieux au niveau du point Dév-Gambetta en termes de volume déversé, de débit de pointe et de NSE pour les épisodes les plus importants en volume (représentant plus de 75% du volume annuel déversé) sur l'année de calage et l'année de validation.	112
Tableau 15 : Comparaison entre mesure et simulation avec le modèle distribué pour les bilans des volumes transités et déversés sur le système d'assainissement de Valence pour les années 2018 et 2019.....	132

Tableau 16 : performances du réseau de neurones retenu sur les 17 épisodes de déversement de l'année 2018, représentant 75% du volume déversé par le DO Gambetta. Les valeurs des écarts en pourcentage pour le volume et le débit de pointe, ainsi que le NSE apparaissent en vert lorsque le critère de performance requis est satisfait et en rouge dans le cas contraire.	135
Tableau 17 : Évolution des volumes déversés et des nombres annuels de déversements pour chaque modèle. La p-value du modèle de régression linéaire est spécifiée dans chaque cas. Nous considérons le coefficient directeur de la droite de régression comme non-nul lorsque la p-value est inférieure à 0,01.	140
Tableau 18 : Comparaison des évolutions en pourcentage des volumes déversés pour les deux modèles pluie/débit et pour chaque modèle climatique considéré.	145

Introduction générale

De Juin à Août 2022, un phénomène de mousson exceptionnel touche le sud du Pakistan. De manière concomitante, le nord du pays est lui aussi touché par de fortes pluies en altitude qui engendrent des fontes importantes de neige sur l'ouest de la chaîne himalayenne. Les quantités d'eau mobilisée sont inimaginables, l'Indus ne permet plus d'évacuer les volumes produits. En Juillet 2022, entre 1/5 et 1/3 du cinquième pays le plus peuplé au monde est sous les eaux, on compte 20 millions de sinistrés et 6 millions de sans-abris. Les pertes matérielles sont évaluées à 43 milliards de dollars. Le 23 septembre 2023, Shehbaz Sharif, premier ministre pakistanais, dénonce à la tribune de l'ONU les effets sur son sol du dérèglement climatique alors même que la contribution de son pays aux émissions mondiales de gaz à effet de serre atteint tout juste 1%.

Cet épisode traumatique n'est qu'un épisode parmi d'autres et ce type de phénomène est amené à se produire de manière de plus en plus fréquente dans les années à venir (Sun et al., 2021).

Le changement climatique est un sujet qui fait l'objet d'approches extrêmement variées, couvrant des disciplines très diverses. Ce thème hautement contemporain touche à l'avenir de notre manière d'habiter la Terre, et la littérature scientifique et non scientifique propose des analyses et parfois des possibilités quant aux solutions envisageables. Les manières qu'a la science de traiter le sujet peuvent être regroupées en deux catégories : les approches relevant des sciences formelles et naturelles qui étudient les phénomènes à venir à l'aide de la physique et de la biologie, et les approches relevant des sciences sociales qui font appel à l'anthropologie, la sociologie et l'économie et se focalisent sur l'impact des phénomènes à venir sur l'organisation et l'avenir de nos sociétés. Pour ce qui est de la première catégorie, Jouzel & Denis (2020) rappellent dans « Climat Parlons vrai », les mécanismes du changement climatique, ses effets et l'implication de l'homme dans les évolutions actuelles. Jancovici (2015) dresse, dans « Dormez tranquilles jusqu'en 2100 », un bilan comptable de l'utilisation des ressources et de l'impact de cette utilisation sur le climat en mettant au premier plan le sujet de l'énergie. Pitron (2021), dans « L'enfer numérique », met en lumière l'impact d'une société numérique à la fois sur les ressources minières et la consommation d'énergie. Les auteurs de la seconde catégorie abordent le sujet du point de vue de l'être humain. Bohler (2019) explique dans « Le Bug humain » pourquoi notre cerveau nous pousse à détruire la planète et comment l'en empêcher. Etienne (2023) propose au travers de « Pour un soulèvement écologique », un livre militant, et place le débat à un niveau politique, alors que Servigne & Chappelle (2017) mettent l'accent sur les individus pour réorganiser la société dans « L'entraide : L'autre loi de la jungle ». Parrique (2022), avec « Ralentir ou périr », propose des modèles économiques alternatifs soutenables d'un point de vue écologique. Morton (2019) aborde le sujet avec humour et originalité dans « La pensée écologique », sous l'angle de la philosophie, en invitant le lecteur à se libérer des discours bien-pensants et à réévaluer sa manière d'être au monde. Enfin, Hirsch (2023) a choisi, avec « Les solastalgiques », le roman dystopique pour véhiculer un message quant aux choix de société qui attendent l'humanité pour les prochaines décennies. Cet échantillon de productions littéraires récentes et très diversifiées, réalisées par des chercheurs, des ingénieurs, des journalistes, des activistes, des économistes, des romanciers, ..., montre que la société se saisit du sujet.

Au-delà d'une communication à destination du grand public et de l'intérêt général porté au sujet, les scientifiques ont fait de l'évolution du climat lié aux activités humaines une thématique de recherche depuis le début du XXème siècle. En 1896, un scientifique suédois, Svante Arrhenius a formulé l'hypothèse selon laquelle une réduction de moitié de la concentration de dioxyde de carbone dans l'atmosphère suffirait à déclencher une ère glaciaire (Arrhenius, 1896). Depuis cette date, le sujet de la responsabilité de l'homme dans la modification du climat a fait l'objet de nombreuses controverses. En 1988, la création du groupe d'experts intergouvernemental pour l'évolution du climat (GIEC/IPCC) au sein des Nations Unies a permis de structurer grandement le débat.

L'objectif du GIEC est d'évaluer l'état des connaissances sur l'évolution du climat, ses causes, ses impacts, et d'identifier les possibilités de limiter l'ampleur du réchauffement climatique et de s'adapter aux changements attendus. En 1995, le 2ème rapport d'évaluation du GIEC parlait « d'un faisceau d'éléments (qui) suggère une influence perceptible de l'homme sur le climat global » (IPCC, 1996). En 2007, le GIEC jugeait cette influence très probable, avec plus de 9 chances sur 10 (GIEC, 2007) et extrêmement probable, à 95 % en 2013 (GIEC, 2013). En 2021 le fait que l'homme soit à l'origine de l'augmentation des gaz à effet de serre dans l'atmosphère est jugé « sans équivoque » (IPCC, 2021).

Cette augmentation des quantités de gaz à effet de serre dans l'atmosphère et les conséquences qui en découlent, évaluées par le groupe II du GIEC, pose nettement la question de l'habitabilité future de la planète Terre. Cette question centrale, ainsi que la prise de conscience de la gravité du sujet par une partie de la population justifie pleinement l'intérêt que la science et les scientifiques portent au changement climatique et conforte la nécessité impérieuse de mieux comprendre les phénomènes pour mieux appréhender leur trajectoire et « éventuellement » réagir en conséquence.

Le changement climatique correspond à la modification des statistiques des variables météorologiques définissant le climat (température, pression atmosphérique, précipitations, ensoleillement, humidité, vitesse du vent, etc), de manière durable à l'échelle planétaire ou régionale. L'échelle temporelle d'observation permettant de parler de changement climatique peut aller de quelques décennies à plusieurs millions d'années. Les paramètres qui peuvent expliquer ce changement ont pour origine les variations cycliques de certains paramètres astronomiques (cycles de Milankovic), ainsi que des causes anthropiques (IPCC, 2021). Les éruptions volcaniques modifient également le climat sur de courtes périodes de même que les cycles solaires. Ces variations du climat entraînent des modifications de notre environnement comme la hausse globale du niveau des océans ou la fonte des calottes polaires. L'intensité de ces modifications dépend de la région considérée et des évolutions futures des émissions de gaz à effet de serre d'origine anthropique (IPCC, 2021 ; US-EPA, 2015 ; ASTEE, 2019 ; Kourtis & Tsihrintzis, 2021 ; World Health Organization, 2021).

L'objectif largement relayé dans les médias est de contenir le réchauffement global sous la barre des 1.5°C à horizon 2100. L'atteinte de cet objectif passe par une réduction drastique des émissions de gaz à effet de serre (la Stratégie Nationale Bas-Carbone française révisée en 2018-2019 vise la neutralité carbone pour 2050). Néanmoins contenir le réchauffement climatique n'en supprime pas pour autant les effets. Le cycle de l'eau s'en trouve impacté, y compris sous nos latitudes avec notamment des changements de régime pluviométrique. Les êtres vivants et les humains en particulier sont donc contraints de s'adapter à cet environnement changeant. Le réchauffement climatique est bien évidemment un phénomène global, mais ses conséquences se mesurent localement de manière différente en chaque point de la planète.

Les impacts du changement climatique sur le cycle de l'eau touchent bien évidemment les espaces naturels et agricoles, mais aussi le cycle de l'eau en ville dans chacune de ses composantes. Les impacts concernent l'alimentation en eau potable avec une raréfaction de la ressource pouvant conduire à des conflits d'usage, et dans certains cas à des coupures de la distribution d'eau potable (expérience Veolia sur divers contrats de délégation du service de fourniture d'eau potable). La qualité de la ressource peut, elle aussi, être impactée avec une dégradation possible lors d'épisodes pluvieux intenses, ou encore à cause de l'augmentation des températures qui va modifier les cycles naturels. Pour ce qui est de l'assainissement, la baisse de fréquence des épisodes pluvieux et la réduction du volume d'eaux claires parasites dans les réseaux peuvent conduire à des

phénomènes de stagnation à l'origine de nuisances et de dégradations du patrimoine. A l'inverse, les épisodes pluvieux intenses mobilisent de grande quantité de pollution susceptible d'avoir un impact sur les ouvrages de traitement et le milieu récepteur. Les épisodes particulièrement intenses quant à eux sont à l'origine de débordements qui, combinés à une surcharge hydraulique du milieu récepteur, ont des conséquences parfois dramatiques. On notera sur ce point que si l'impact de pluies intenses sur les villes peut être désastreux, le réchauffement des villes et les îlots de chaleur urbains sont une des causes de l'intensification des épisodes extrêmes localisés spécifiquement sur les zones urbaines (Daniel, 2017). Enfin, des périodes de sécheresse longues sont à l'origine de mouvements de sols qui occasionnent la dégradation des ouvrages enterrés, ce qui touche à la fois les réseaux d'eau et d'assainissement.

En ce qui concerne le volet assainissement et l'impact sur le cycle de l'eau en ville, nos métropoles se trouvent face à un double enjeu : i) s'inscrire dans un mode de fonctionnement économe en émissions de gaz à effet de serre, et ii) continuer à produire le service pour lequel il a été conçu, à savoir évacuer les eaux usées et les eaux pluviales, éviter les inondations et traiter la pollution. Les choix stratégiques qui sont faits par les collectivités aujourd'hui auront un impact sur chaque composante de cet enjeu dans les années à venir.

En France, les collectivités locales sont maîtres d'ouvrage des systèmes d'assainissement. En tant que propriétaires et gestionnaires du patrimoine, elles se doivent de veiller à son bon fonctionnement et à sa capacité à fournir le service attendu. Sous l'impulsion de nouvelles contraintes réglementaires ou d'évolution du périmètre urbain (évolutions de la population, changement dans les activités économiques, modifications de l'imperméabilisation), les maîtres d'ouvrages doivent faire évoluer leur système d'assainissement. Ces évolutions requièrent des travaux coûteux. Elles impliquent la réalisation d'ouvrages et la mise en place d'équipements dont la durée de vie est de plusieurs décennies (retour d'expérience interne Veolia). Dès lors, lorsqu'il s'agit de dimensionner un ouvrage dédié à la gestion du temps pluie, une question que se posent de nombreuses collectivités a trait à l'opportunité de tenir compte du changement climatique et des pluies futures dans les critères de dimensionnement. De manière pragmatique, certains maîtres d'ouvrage s'interrogent sur la nécessité de surdimensionner les ouvrages construits aujourd'hui pour garantir, dans cinquante ans, un niveau de service équivalent à l'actuel.

Pour traiter cette interrogation légitime des maîtres d'ouvrage, il est nécessaire d'apporter des réponses à deux questions : la première est comment construire les pluies du futur, et la seconde, sur quels critères s'appuyer pour estimer l'impact de ces pluies sur le fonctionnement du système d'assainissement. Pour chacune de ces deux questions, nous nous attachons dans ce travail à apporter une réponse scientifique qui puisse revêtir un caractère opérationnel. Il s'agit donc de construire une méthode applicable quel que soit le site et nécessitant pour sa mise en œuvre les prérequis les plus réduits possible. La complexité de la méthode, et donc son coût de mise en œuvre, ne doivent pas être disproportionnés par rapport à l'effort que peuvent consentir les collectivités pour répondre à la question.

Concernant la première question relative à la construction des pluies futures, la communauté scientifique internationale a produit un grand nombre de modèles climatiques, notamment sous l'impulsion du GIEC, pour répondre aux questions concernant le climat futur, au travers de l'expérience CORDEX (Giorgi et al., 2009 ; Jones et al., 2011) et de ses déclinaisons par continent, avec pour l'Europe le sous-projet EURO-CORDEX (Jacob et al., 2014). Ces modèles nous permettent de définir des tendances d'évolution des variables climatiques dans le futur à l'échelle d'un pays ou des régions d'un pays. L'ambition de ces modèles n'est pas de déterminer des tendances

d'évolution précises à l'échelle de portions d'espace de quelques kilomètres carrés, surfaces correspondant aux aires urbaines qui nous intéressent. Ils ne sont d'ailleurs pas construits pour être précis sur cette catégorie d'échelle spatiale. De plus, le pas de temps des sorties de ces modèles climatiques est généralement la journée, définition temporelle insuffisante lorsqu'il s'agit d'hydrologie urbaine. Les résolutions à la fois spatiale et temporelle des données climatiques futures disponibles ne sont pas compatibles avec l'utilisation envisagée dans ce travail. Il s'agit donc ici de proposer une méthode pour produire des séries chronologiques de pluies futures adaptées à une utilisation en hydrologie urbaine. Nous proposons une méthode en deux étapes qui permet de traiter le sujet de la définition spatiale via une première opération de descente d'échelle ou correction de biais, puis une seconde opération de désagrégation temporelle qui permet de produire des séries de pluie au pas de temps 5 minutes.

La seconde question consiste à déterminer comment évaluer l'impact de ces pluies futures sur le fonctionnement hydraulique des systèmes d'assainissement. En ce qui concerne les outils permettant de réaliser cette évaluation, la modélisation s'impose naturellement puisqu'elle regroupe des techniques permettant de tester par le calcul la réponse d'un système à des sollicitation inédites et/ou la réponse d'un système existant auquel on applique des modifications de structure ou de fonctionnement. Différentes techniques de modélisation sont disponibles impliquant des prérequis différents en termes de connaissance de la structure du système étudié et de données disponibles. Dans un contexte opérationnel, la recherche d'un compromis entre les résultats souhaités et les moyens qui peuvent être alloués pour répondre à la question est la règle. Aussi la mise en œuvre d'un modèle complet, détaillé du système d'assainissement n'est pas toujours envisageable. Sur le volet modélisation, ce travail s'attache donc à déterminer si des techniques de modélisation empiriques relativement faciles à mettre en œuvre peuvent constituer une alternative acceptable à la construction d'un modèle conceptuel distribué, approche classiquement adoptée en hydrologie urbaine. Pour ce faire, les performances hydrologiques d'un réseau de neurones sont comparées à celles d'un modèle distribué. En ce qui concerne les critères de comparaison, les principaux critères d'intérêt pour les maîtres d'ouvrage sont l'évolution en fréquence et en intensité des débordements de réseau d'une part et des déversements d'autre part. Le sujet des débordements est souvent difficile à traiter de façon approfondie par manque de données d'observation précises. En revanche, les déversements des réseaux font l'objet d'un suivi continu. Nous avons donc choisi ce critère lié aux déversements pour mettre en évidence l'évolution du fonctionnement des réseaux en climat futur.

L'objectif de ce travail étant d'élaborer une méthode qui puisse être mise en œuvre sans prérequis trop contraignant sur un grand nombre de sites, il était nécessaire de s'appuyer sur un système particulier pour développer la méthode. C'est le système d'assainissement de Valence qui a été retenu, principalement pour les raisons suivantes : sa taille critique permettant de disposer de beaucoup de données (modèle, mesures réglementaires, recherches précédentes), l'intérêt porté par le maître d'ouvrage pour ce travail au travers d'une offre de collaboration de grande qualité, et sa situation géographique en climat méditerranéen, zone fortement impactée par l'évolution du climat.

L'objectif opérationnel de ce travail est de définir une méthode permettant d'orienter certains choix d'aujourd'hui en matière d'aménagement, afin qu'ils puissent être valables pour la gestion des pluies de demain.

Pour ce faire, nous tâcherons d'apporter des réponses aux trois questions de recherche suivantes :

- Comment construire des séries chronologiques de pluie futures utilisables en hydrologie urbaine à partir des sorties des modèles climatiques existants ?
- Un réseau de neurones peut-il être une alternative fiable à un modèle distribué des réseaux d'assainissement pour réaliser des simulations pluie/débit déversé ?
- Le régime de pluie futur sur Valence à horizon 2100 produira-t-il des variations en fréquence et en intensité sur les déversements, et quelle en sera l'impact sur la conformité réglementaire du réseau d'assainissement ?

Ce manuscrit est organisé en trois chapitres. Le premier Chapitre traite de la construction des séries chronologiques de pluie future sur le site de Valence. Il est divisé en quatre parties principales. La première rappelle les principes de la modélisation du climat et de l'utilisation des modèles climatiques en hydrologie urbaine. La deuxième propose une revue bibliographique des méthodes permettant de construire des chroniques de pluie futures. La troisième partie détaille la méthode élaborée dans le cadre de ce travail. La quatrième partie présente les résultats et la discussion.

Le deuxième Chapitre s'intéresse à la simulation pluie débit au niveau d'un déversoir d'orage et compare les performances d'un réseau de neurone et d'un modèle conceptuel distribué. Il comporte cinq parties. La première pose le contexte et la problématique. La deuxième propose une synthèse bibliographique principalement orientée sur les réseaux de neurones. La troisième partie expose la mise en œuvre de la modalisation, la quatrième le calage et la validation des modèles et enfin la cinquième les résultats et la discussion.

Le troisième Chapitre lie les deux premiers en utilisant les séries chronologiques de pluies futures en entrée des modèles hydrologiques. Il est divisé en cinq parties. La première expose le contexte et la problématique, la deuxième propose une revue bibliographique centrée sur les publications qui traitent de l'impact du changement climatique sur les réseaux d'assainissement, la troisième partie expose les simulations réalisées, la quatrième les résultats qui sont discutés dans la cinquième partie.

Les sujets et périmètres scientifiques explorés dans ce travail relèvent à la fois de la climatologie (Chapitre I) et de l'hydrologie urbaine (Chapitre II). Si l'intérêt de lier ces deux domaines est clair (Chapitre III), force est de constater que la bibliographie est constituée d'articles de climatologie d'une part et d'articles d'hydrologie urbaine d'autre part. C'est pour cette raison que la synthèse bibliographique ne fait pas l'objet d'un chapitre propre mais qu'une revue bibliographique spécifique a été intégrée dans chaque chapitre.

Chapitre 1 : Comment construire des chroniques de pluie futures à pas de temps fin

Introduction

Pour tenter de prédire le climat futur, l'outil couramment utilisé est la modélisation numérique. Les performances des modèles, alliées à la puissance de calcul d'aujourd'hui permettent d'envisager des simulations du climat futur à l'échelle du globe et pour des horizons de prédiction allant jusqu'à la fin du XXIème siècle voire plus loin. Les résultats publics produits par ces modèles le sont sur des grilles spatiales avec une maille de plusieurs dizaines de kilomètres carrés et à des pas de temps au mieux journaliers. C'est le cas des modèles considérés dans le cadre du projet d'intercomparaison des modèles couplés (CMIP) dont la sixième phase est analysée dans le rapport du GIEC de 2021 (IPCC, 2021).

Si la modélisation est un outil précieux lorsqu'il s'agit d'envisager les paramètres du climat futur, elle l'est aussi lorsqu'il s'agit de prédire l'impact de ces changements sur l'environnement. Si l'on considère plus précisément l'hydrologie, la modélisation pluie/débit est un outil largement utilisé pour évaluer les impacts des régimes de pluie futurs sur le fonctionnement des systèmes hydrologiques (Bai et al., 2021 ; Farsi & Mahjouri, 2019 ; Guo et al., 2018).

Or il apparaît que les pas d'espace et de temps disponibles dans les projections climatiques ne sont pas ceux qui sont requis en hydrologie urbaine. Ces résolutions, aussi bien spatiale que temporelle sont insuffisantes pour traiter des problèmes tels que les déversements ou les débordements des réseaux d'assainissement. En effet, la relative faible étendue des villes et leur réponse rapide à la pluie du fait de leur imperméabilisation, imposent de disposer de données à la fois locales et à pas de temps fin. La question qui se pose donc est de savoir comment utiliser les informations fournies par les modèles climatiques en hydrologie urbaine, notamment pour alimenter les modèles pluie/débit.

Ce chapitre comporte cinq sections qui présentent successivement la modélisation du climat et ses applications en hydrologie urbaine, une revue bibliographique des méthodes de constructions de séries chronologiques de pluies futures, la méthode et les données utilisées dans le cadre de ce travail, les résultats obtenus et enfin la discussion de ces résultats et les conclusions.

1 Modélisation du climat et application en hydrologie urbaine

1.1 La modélisation du climat

1.1.1 Principes de la modélisation du climat

Les modèles climatiques s'attachent à reproduire le climat sur une aire géographique donnée grâce à la mise en équation des phénomènes physiques ayant un impact sur les valeurs des variables climatiques. Les premiers modèles atmosphériques ont été développés au milieu du XX^{ème} siècle (Edwards, 2011) et l'évolution continue de la puissance de calcul disponible permet de disposer aujourd'hui d'un grand nombre de modèles, avec des simulations sur des périodes futures plus longues et avec une résolution spatiale de plus en plus élevée (Giorgi, 2019).

1.1.2 Les modèles globaux

Les modèles climatiques globaux (ou GCM pour Global Climate Models) s'attachent à prédire l'évolution de variables climatiques (température, vent, précipitations...) à l'échelle de la planète. Le globe terrestre est discrétisé en unités de volumes sur lesquelles sont résolues les équations aux dérivées partielles de la mécanique des fluides (Ribes, 2009).

Les conditions aux limites de ces modèles consistent en un bilan énergétique qui prend en compte l'énergie reçue par le rayonnement solaire ainsi que l'énergie renvoyées vers l'espace sous forme de rayonnement infrarouge. Les échanges d'énergie au sein des divers compartiments terrestres (atmosphère, lithosphère, cryosphère et biosphère) sont simulés par les modèles et constituent les moteurs des phénomènes climatiques (Braconnot et al., 2009).

La résolution spatiale de ces modèles est comprise entre 0.5° et 4°, ce qui correspond à des mailles de tailles comprises entre 50 et 400 km.

La définition de tels modèles ne permet pas une analyse locale des phénomènes, à l'échelle d'un pays ou d'une région. Pour accéder à une définition plus fine du pas d'espace, des modèles régionaux ont été conçus à partir des modèles globaux.

1.1.3 Les modèles régionaux

Les modèles régionaux (ou RCM pour Regional Climate Models) couvrent des portions de la surface du globe, en général de l'ordre du continent. D'après Somot (2005), il existe trois types de modèles régionaux. Le premier s'apparente très fortement à un GCM puisqu'il s'agit de réaliser les calculs à l'échelle du globe mais à une résolution spatiale plus fine que celle des GCM couramment utilisés, en passant par exemple d'une résolution de 150 km à une résolution de 50 km (Cubasch et al., 1995). Ces modèles s'apparentent à des modèles globaux dans le sens où les résultats de calcul sont disponibles avec la même définition en tout point du globe. Le deuxième type regroupe les modèles qui réalisent des simulations à l'échelle de la planète mais dont le maillage est resserré au niveau de la zone d'intérêt. Il s'agit bien de modèles régionaux puisque des résultats d'une définition supérieure ne sont accessibles qu'au niveau de la zone d'intérêt. Le troisième type regroupe les modèles construits sur une aire limitée et qui utilisent les résultats fournis par les GCMs comme conditions aux limites. L'action qui consiste à passer d'un GCM à un RCM par ce biais est appelée descente d'échelle dynamique. Cette troisième catégorie de modèles régionaux est largement utilisée à l'échelle européenne (Vautard et al., 2021) mais aussi mondiale et aboutit à des modèles de résolution spatiale généralement comprise entre 10 et 50 km.

Grâce à une prise en compte plus précise de l’orographie locale et de sa complexité, les RCM ont une meilleure capacité à prédire les extrêmes en termes de précipitations et de températures que les GCM (Colmet-Daage, 2018). Pour ce faire, les sorties brutes des modèles sont corrigées de leurs biais de modélisation généralement par application de traitements statistiques qui sont détaillés au niveau de la section 3/paragraphe 3.1.2. La Figure 1 présente le processus permettant d’aboutir à un modèle régional débiaisé à partir d’un modèle global.

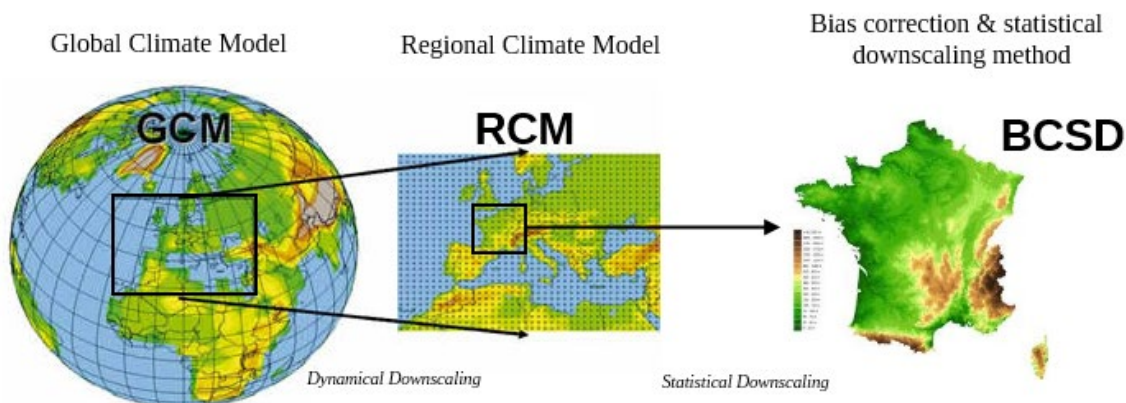


Figure 1 : la chaîne de production de données par les modèles climatiques.

Source : <http://drias.meteo.fr/accompagnement/sections/241>

Ainsi, la modélisation climatique permet de générer des projections des différents paramètres du climat à des échelles de l’ordre de la dizaine de kilomètres, pour des pas de temps de l’ordre de quelques heures pour les plus courts et à des horizons fin de siècle pour la plupart d’entre eux. L’horizon fin de siècle est le plus commun et celui pour lequel les résultats des modèles sont le plus largement disponibles car c’est celui qui a été retenu par le GIEC dans l’ensemble de ses rapports. Il existe néanmoins quelques expériences impliquant des résultats de modélisation de GCMs sur des horizons plus lointains et réalisés dans des buts bien précis. On citera notamment les études d’évolution de la circulation thermohaline nord-atlantique impliquant des simulations jusqu’en 2300 (Meredith et al., 2019).

1.1.4 Les scénarios climatiques

La modélisation du climat futur nécessite de faire un certain nombre d’hypothèses. L’une des plus structurantes consiste à définir l’évolution des émissions de gaz à effet de serre d’origine anthropique pour le siècle à venir. Pour le grand public, les effets de ces hypothèses se traduisent par les paramètres d’évolution des températures moyennes à la surface du globe à un horizon défini et à des objectifs affichés de contenir cette hausse de température. Ainsi l’accord de Paris sur le climat de 2015 mentionne un engagement des parties prenantes à contenir le réchauffement moyen global en dessous des 2°C à horizon 2100 (Nations Unies, 2015). Cet objectif implique une réduction de 40 à 70% des émissions de gaz à effet de serre d’ici 2050 et l’atteinte de la neutralité carbone d’ici la fin du siècle (Pachauri & Meyer, 2014).

Du point de vue de la modélisation du climat, les hypothèses d’évolution des émissions de gaz à effet de serre (GES) constituent un forçage des GCM et sont donc à la base de la chaîne de modélisation de l’évolution du climat.

Les scénarios d'évolution des GES utilisés par le GIEC dans ses travaux sont produits par la communauté scientifique. Ils sont regroupés depuis le 5^{ème} rapport établi en 2013, sous le terme de scénarios RCP (Représentative Concentration Pathway) et le GIEC en retient quatre. Les scénarios RCP rendent compte du bilan radiatif projeté, c'est-à-dire de la différence entre le rayonnement entrant et le rayonnement sortant au sommet de la troposphère, lié à une concentration des gaz à effet de serre dans l'atmosphère (Tableau 1). Les quatre scénarios sont les RCP 2.6, RCP 4.5, RCP 6.0 et RCP 8.5. Le nombre qui suit les trois lettres « RCP » correspond à la variation du bilan radiatif (W/m^2) entre la fin du XXI^e siècle et le début de l'ère industrielle (milieu du XVIII^e siècle). Le RCP 2.6 correspond à un scénario de forte réduction des émissions de GES. A contrario le scénario 8.5 appelé scénario du laisser-faire correspond à une forte hausse des émissions jusqu'à la fin du XXI^{ème} siècle. Les scénarios RCP 4.5 et RCP 6.0 sont des intermédiaires entre ces deux extrêmes. La Figure 2 présente l'évolution des émissions nettes de GES en équivalent CO₂ à horizon 2100 pour chacun des quatre scénarios.

Tableau 1 : Caractéristiques de différents scénarios RCP utilisés par le GIEC.

Source : <http://www.drias-climat.fr/accompagnement/sections/175>

Nom	Forçage radiatif	Concentration (ppm)	Trajectoire
RCP8.5	>8,5W.m-2 en 2100	>1370 eq-CO ₂ en 2100	Croissante
RCP6.0	~6W.m-2 au niveau de stabilisation après 2100	~850 eq-CO ₂ au niveau de stabilisation après 2100	Stabilisation sans dépassement
RCP4.5	~4,5W.m-2 au niveau de stabilisation après 2100	~660 eq-CO ₂ au niveau de stabilisation après 2100	Stabilisation sans dépassement
RCP2.6	Pic à ~3W.m-2 avant 2100 puis déclin	Pic ~490 eq-CO ₂ avant 2100 puis déclin	Pic puis déclin

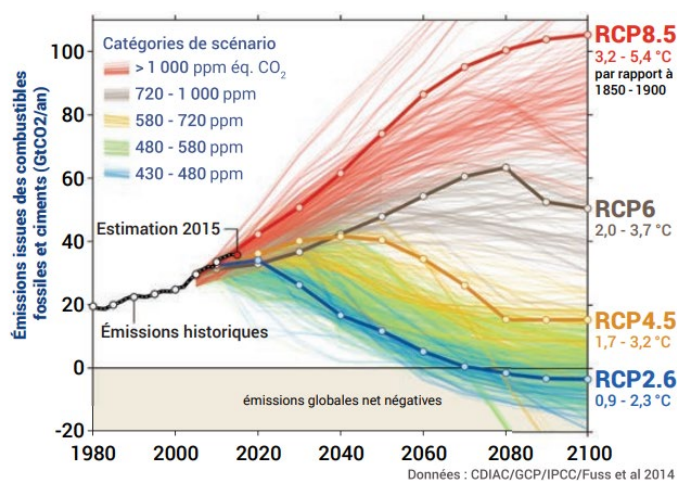


Figure 2 : Évolution des émissions entre 1980 et 2100, selon les différents scénarios disponibles. Les quatre scénarios sélectionnés dans le cadre du 5e rapport du GIEC (RCP) sont mis en évidence. Source : Global Carbon Project repris de Météo-France (2020).

Plus récemment, dans le cadre du 6^{ème} rapport du GIEC (IPCC AR6), un nouvel ensemble de scénarios a été développé : les scénarios SSP (Shared Socioeconomic Pathways). Au nombre de cinq, les scénarios SSP font le lien entre des trajectoires de développement socio-économique et les concentrations de gaz à effet de serre correspondantes dans l'atmosphère. En termes de forçage radiatif, les scénarios SSP reprennent trois des quatre valeurs des scénarios RCP (2.6, 4.5 et 8.5).

1.1.5 Les incertitudes liées à la modélisation climatique

Comme toute entreprise de modélisation, l'utilisation de modèles climatiques implique de tenir compte des différentes incertitudes liées à la démarche. Lorsqu'il est question de projections climatiques, les sources d'incertitude sont au nombre de trois (Clark et al., 2016 ; Catherine Freydier, DESR/ENM/C3M support de formation CICCLADE 2020) : la variabilité interne du système climatique, la dispersion des résultats des modèles, et la dispersion des différents scénarios.

- La variabilité interne traduit le fait que certains phénomènes climatiques se produisent de façon irrégulière, à l'instar de l'oscillation australe, ou de la NAO (« North Atlantic Oscillation »). Ces phénomènes sont complexes et l'ensemble de leurs causes ne sont pas bien connues. Ils participent aux grandes oscillations observées à l'échelle décennale et peuvent être à l'origine d'anomalies de températures positives ou négatives à l'échelle du globe sur des périodes de l'ordre de la décennie.
- La dispersion des résultats des modèles traduit le fait que deux modèles peuvent donner des résultats différents en fonction des hypothèses retenues pour leur construction.
- Enfin, la dispersion des différents scénarios fait référence à l'hypothèse retenue en situation future pour l'évolution des émissions de gaz à effet de serre dans l'atmosphère.

La Figure 3 issue du 5ème rapport du GIEC illustre la contribution des trois sources d'incertitude à l'incertitude globale des projections d'évolution de la température globale à horizon 2100. Si l'incertitude liée à la variabilité interne n'évolue pas avec le temps, les deux autres incertitudes ont tendance à devenir plus importantes plus l'horizon de prédiction est lointain. Le choix du scénario d'émission est très clairement le point le plus critique lorsque l'horizon est 2100. Cependant le choix de ce scénario constitue une hypothèse de travail dans les études d'impact du changement climatique. La dispersion des résultats des modèles constitue par contre une incertitude liée aux outils utilisés pour tenter de simuler l'avenir. La prise en compte de cette incertitude conduit les scientifiques à adopter des approches multi-modèles dans le cadre des études d'impact.

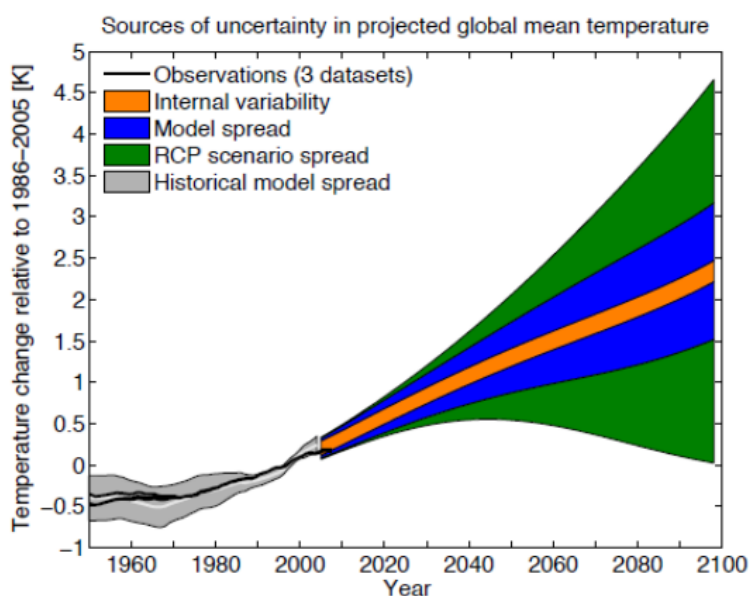


Figure 3 : Contribution des trois sources d'incertitude à l'incertitude globale sur l'évolution des températures à l'horizon 2100 (<https://www.ipcc.ch/report/ar5/wg1/near-term-climate-change-projections-and-predictability/>).

1.1.6 Les services climatiques

Les services climatiques ont pour objet de rendre les projections issues de la modélisation climatique, mise en œuvre dans les centres de recherche en climatologie et météorologie, accessibles à tous pour réaliser des études d'impact dans divers domaines. Ils sont généralement développés et mis à disposition par des structures publiques. Un bon exemple de service climatique est le portail DRIAS (<https://www.drias-climat.fr/>), développé par le Ministère français de la Transition Écologique. Ce portail offre des espaces permettant de consulter des résultats de modélisations climatiques mis en forme, ainsi qu'un espace permettant de télécharger des données issues de modèles climatiques.

Nous nous sommes appuyés, dans le cadre de ce travail, sur les données fournies par le service climatique DRIAS. Le recours à des résultats de modèles climatiques scientifiquement reconnus, facilement et gratuitement accessibles, est un gage de reproductibilité de la méthode, point auquel une attention toute particulière a été portée dans le cadre de ce travail.

En octobre 2020, de nouveaux résultats de simulations ont été mis à disposition sur le portail DRIAS, sous le nom de « jeu de données DRIAS-2020 ». La production de ce nouveau jeu de données est une mise à jour du jeu de données DRIAS-2014. Deux points principaux justifient cette mise à jour. D'une part, le nombre de simulations disponibles sur le portail Euro-Cordex s'est enrichi depuis 2014, et d'autre part, l'analyse des simulations 2014 a permis de mettre en évidence des anomalies sur certaines d'entre elles. Le jeu de données 2020 vise donc à tirer parti des nouvelles simulations disponibles et à corriger les anomalies mises en évidence dans les simulations 2014.

Les résultats des simulations retenues dans le cadre de DRIAS-2020 ont été projetés sur une grille de 8 km de résolution et ont subi une correction de biais suivant la méthode ADAMONT (Verfaillie et al., 2017) appliquée à l'ensemble du territoire français en s'appuyant sur les données d'observation SAFRAN (Le Moigne, 2002) sur la période 1950-2005. SAFRAN est un schéma d'analyse qui combine des observations de terrain et des résultats de modèles météorologiques. Les données SAFRAN sont produites sur l'ensemble du territoire français sur une grille de 8 km et au pas de temps horaire. La base de données SAFRAN est utilisée comme référence d'observation pour réaliser la descente d'échelle statistique vers les modèles régionaux disponibles sur le portail DRIAS. L'utilisation de SAFRAN comme base de données de référence a été validée à plusieurs reprises (Vidal et al., 2010).

Douze couples GCM-RCM (Tableau 2) ont été retenus pour constituer un jeu de données permettant de satisfaire les points suivants :

- Une diversité importante dans les modèles utilisés et dans leur couplage,
- Des choix de modèles éprouvés, sans erreur connue sur l'Europe,
- Un jeu de données final rendant compte de la dispersion des résultats fournis par l'ensemble des modèles existants.

Tableau 2 : Liste des 12 modèles retenus pour le jeu de données DRIAS 2020. Les corrections de biais sont homogènes pour l'ensemble des simulations et les résultats sont disponibles sur une grille de résolution 8 km de côté.

Nom de la simulation	Institution	GCM	RCM	Scénarios	Période disponible
CNRM-CERFACS-CNRM-CM5_CNRM-ALADIN63	CNRM (France)	CNRM-CM5	ALADIN63	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6	1951-2100
MPI-M-MPI-ESM-LR_CLMcom-CCLM4-8-17	CLMcom (International)	MPI-ESM	CCLM4-8-17	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6	1950-2100
MOHC-HadGEM2-ES ICTP-RegCM4-6	ICTP (Italie)	HadGEM2	RegCM4-6	RCP8.5, —, RCP2.6	1970-2099
ICHEC-EC-EARTH_SMHI-RCA4	SMHI (Suède)	EC-EARTH	RCA4	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6	1970-2100
IPSL-IPSL-CM5A-MR_IPSL-WRF381P	IPSL (France)	IPSL-CM5A	WRF381P	RCP8.5, RCP4.5, —	1951-2100
NCC-NorESM1-M_GERICS-REMO2015	GERICS (Allemagne)	Nor-ESM1	REMO2015	RCP8.5, —, RCP2.6	1950-2100
MPI-M-MPI-ESM-LR_MPI-CSC-REMO2009	CSC (Allemagne)	MPI-ESM	REMO2009	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6	1970-2100
MOHC-HadGEM2-ES_CLMcom-CCLM4-8-17	CLMcom (International)	HadGEM2	CCLM4-8-17	RCP8.5, RCP4.5, —	1950-2099
ICHEC-EC-EARTH_KNMI-RACMO22E	KNMI (Pays-Bas)	EC-EARTH	RACMO22E	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6	1950-2100
IPSL-IPSL-CM5A-MR_SMHI-RCA4	SMHI (Suède)	IPSL-CM5A	RCA4	RCP8.5, RCP4.5, —	1970-2100
CNRM-CERFACS-CNRM-CM5_KNMI-RACMO22E	KNMI (Pays-Bas)	CNRM-CM5	RACMO22E	RCP8.5, RCP4.5, RCP2.6	1950-2100
NCC-NorESM1-M_DMI-HIRHAM5	DMI (Danemark)	Nor-ESM1	HIRHAM5 v3	RCP8.5, RCP4.5, —	1951-2100

Les simulations issues de ces douze modèles ont été scindées en deux périodes distinctes : une période historique (selon les modèles : 1950-2005, 1951-2005, 1970-2005 ou 1971-2005) et une période future (selon les modèles : 2006-2099 ou 2006-2100). La période dite historique des simulations est celle qui a été utilisée pour établir la correction de biais appliquée ensuite à la période future. Il convient de garder à l'esprit qu'il s'agit de simulations continues couvrant à la fois les périodes dites historique et future et que la distinction entre les deux périodes n'a pas d'autre réalité que celle de déterminer une période de simulation sur laquelle les résultats seront comparés à des observations pour réaliser la correction de biais. La date de 2006 qui marque la limite entre périodes historique et future est donc arbitraire.

La sélection a permis d'aboutir à un ensemble de 42 simulations, 12 sur la période historique, et sur la période future : 12 suivant le RCP8.5, 10 suivant le RCP4.5 et 8 suivant le RCP 2.6.

1.2 Modélisation du climat et hydrologie urbaine

1.2.1 Le besoin en hydrologie urbaine

Comparés aux bassins versants naturels, les bassins versants urbains réagissent très rapidement aux épisodes pluviométriques en raison principalement de leur faible étendue, de leur imperméabilisation importante et des vitesses d'écoulement élevées dans les réseaux d'assainissement. Les hydrogrammes en milieu urbain évoluant donc très vite, une reproduction détaillée de l'hydrogramme des débits nécessite une connaissance précise de la pluie qui est à son origine.

La connaissance de la pluie à la fois localement et à un pas de temps de l'ordre de quelques minutes devient donc un enjeu majeur pour décrire et comprendre la réaction des villes aux épisodes de pluie. La théorie de l'hydrogramme unitaire qui s'attache à définir la relation entre une pluie impulsionnelle et une réponse impulsionnelle de débit traduit bien les liens étroits entre hyétogramme et hydrogramme (Dooge, 1959). Plusieurs auteurs soulignent l'importance d'une bonne connaissance des précipitations lorsqu'il s'agit de modélisation pluie-débit en milieu urbain (Ballinas-González et al., 2020), avec des données locales caractéristiques du site d'étude (Fraga et al., 2019). Enfin la nécessité de disposer de séries chronologiques à pas de temps court pour l'hydrologie urbaine fait l'objet d'un large consensus (Arnbjerg-Nielsen et al., 2013 ; Ritschel et al., 2017 ; Müller-Thomy, 2020 ; Onof & Wang, 2020 ; Thorndahl & Andersen, 2021). Le besoin pour l'hydrologie urbaine peut finalement être résumé de la manière suivante : des données locales à pas de temps court, en quantité suffisamment importante et de bonne qualité. De manière quantitative, on entend par là des

données disponibles à un pas de temps de 5 ou 6 minutes, disponibles sur plusieurs années et ayant subi un processus de validation permettant d'attester de leur qualité.

1.2.2 Limites des modèles climatiques pour une application en hydrologie urbaine

Malgré une définition meilleure que celle des GCM (passage d'une maille de plusieurs dizaines de km de côté à une maille de l'ordre de la dizaine de km de côté), les résultats fournis par les RCM sont insuffisants pour certaines applications, comme par exemple lorsqu'il s'agit de les utiliser pour alimenter des modèles hydrologiques faisant intervenir des relations pluie-débit (Maraun et al., 2010). Les incertitudes élevées sur les simulations issues de ces modèles ont d'autant plus d'importance lorsqu'on cherche à les utiliser dans un contexte urbain où les systèmes répondent très rapidement et sont très sensibles à la fois aux cumuls de précipitations mais aussi aux intensités de pluie reçues.

Les limites des informations fournies par les RCM sont essentiellement de deux natures. D'une part, les simulations ne rendent compte du contexte très local (à l'échelle de la ville) que de manière très imparfaite, notamment en raison d'une description approchée du contexte orographique local (Arnbjerg-Nielsen et al., 2013 ; Willems & Vrac, 2011) lui-même lié à la résolution courante des RCM (10 km en général). Il peut en résulter une sous-estimation des précipitations convectives qui engendrent les cumuls les plus importants et donc les épisodes qualifiés d'extrêmes (Gregersen et al., 2013). D'autre part, les données simulées par les RCMs sont disponibles et accessibles à un pas de temps qui descend rarement en dessous de la journée. Si ce pas de temps est largement suffisant pour appréhender des phénomènes à forte inertie comme l'impact des précipitations sur les recharges de nappes par exemple, il est insuffisant pour reproduire une relation pluie-débit dans un contexte urbain (Ochoa-Rodriguez et al., 2015).

Pour une application en hydrologie en général, les études d'impact du changement climatiques sur le système étudié s'attachent à considérer le climat futur fourni par le couplage de modèles GCM/RCM et suivant une hypothèse d'émission anthropique pour le XXIème siècle. Ces modèles subissent sur la zone d'intérêt une descente d'échelle qui vise à prendre en compte de manière plus précise les hétérogénéités spatiales non résolues par les modèles climatiques de grande échelle et à corriger les distributions spatio-temporelles des défauts statistiques les plus pénalisants. Les simulations traitées dans le cadre du jeu de données DRIAS-2020 sont par exemple rendues disponibles après correction de biais sur une maille de 8 km de côté pour tout le territoire français. L'échelle à la fois spatiale et temporelle à laquelle ces données sont traitées et mises à disposition permet de dégager des tendances générales pour des portions d'espace de taille supérieure ou égales à un département, mais se révèle insuffisante lorsque c'est une ville qui est l'objet de l'étude. En hydrologie urbaine, on cherchera donc à mettre en œuvre des méthodes de traitement des précipitations issues des modèles climatiques permettant à la fois de prendre en compte le contexte très local de l'espace urbain considéré et de réaliser une désagrégation temporelle permettant d'accéder à une série chronologique à un pas de temps infra-journalier.

La section suivante présente une revue des approches et méthodes visant à produire des données de pluie à partir de modèles climatiques pour un usage en hydrologie urbaine.

2 Les méthodes de construction de chroniques de pluie futures : revue bibliographique

2.1 Les différentes méthodes de descente d'échelle et de correction de biais

2.1.1 Descente d'échelle dynamique et descente d'échelle statistique

La descente d'échelle dynamique consiste en un processus permettant d'obtenir un modèle de résolution spatiale plus fine en s'appuyant sur un modèle de résolution supérieure. Il s'agit d'un processus qui utilise directement des modèles climatiques. Sa mise en œuvre est réservée à la communauté des météorologues et climatologues. L'utilisation d'un RCM forcé par les résultats d'un GCM est une descente d'échelle dynamique. Les utilisateurs de résultats de simulations climatiques ont rarement accès aux modèles et aux capacités de calcul nécessaires pour réaliser les simulations. Ils ne mettent donc pas en œuvre de descente d'échelle dynamique et nous n'entrerons pas plus ici dans les détails des processus et méthodes de descente d'échelle dynamique. Des informations sur ces méthodes peuvent être trouvées dans Xu et al. (2019) et Giorgi & Gutowski (2015).

La descente d'échelle statistique quant à elle s'attache à déterminer des relations statistiques entre des variables d'échelle supérieure et des variables locales (Fowler et al., 2007). La descente d'échelle statistique est plus accessible et sa mise en œuvre est largement plébiscitée par les utilisateurs des données produites par les modèles climatiques (Willems & Olsson, 2012).

En pratique, les données des RCM mises à disposition par les organismes qui développent les modèles combinent généralement les deux processus de descente d'échelle. Il est par ailleurs important de comprendre que suivant l'utilisation envisagée des variables climatiques produites par les modèles, plusieurs étapes ou niveaux successifs de descente d'échelle peuvent être nécessaires. Ainsi, les résultats disponibles via le site DRIAS sont issus d'une chaîne de traitement impliquant des descentes d'échelle dynamique et statistique. La première consiste en la mise en œuvre du RCM forcé par le GCM choisi et la seconde consistant en un ajustement des sorties du RCM suivant une méthode statistique. Cette seconde étape est aussi appelée correction de biais. Pour une utilisation en milieu urbain, les résultats de ces modèles nécessitent généralement une ou plusieurs étapes de descente d'échelle statistique supplémentaire.

Il est enfin nécessaire d'introduire les notions d'espace et de temps pas toujours clairement abordées lorsqu'il est question de descente d'échelle. En effet l'objectif de la descente d'échelle peut être d'estimer les valeurs d'une variable locale à partir d'une variable globale obtenue à une échelle plus grande, mais aussi d'obtenir une variable à pas de temps fin à partir d'une variable de résolution temporelle plus importante. On parle alors de désagrégation temporelle. En fonction des objectifs et des choix de méthode retenus, des étapes de descente d'échelle spatiale et de désagrégation temporelle peuvent être réalisées ou non et ce conjointement ou successivement.

Pour plus de clarté et éviter toute confusion, dans la suite du document le terme de "descente d'échelle" fait référence à un ajustement statistique des sorties de modèle grâce à un jeu de données local et revêt donc un caractère spatial. Pour ce qui est de l'amélioration de la résolution temporelle des chroniques de pluies, c'est le terme de "désagrégation temporelle" qui est utilisé.

2.1.2 Les différentes méthodes de descente d'échelle statistiques et de désagrégation temporelle

Maraun et al. (2010) classent les méthodes de descente d'échelle statistiques dans trois catégories aux frontières relativement perméables en fonction de la nature des variables explicatives (variables d'entrée parfois aussi appelées prédicteurs) et des variables expliquées (variables de sortie parfois aussi appelées prédicants).

- Les méthodes de pronostic parfait (Perfect Prognosis : PP) qui cherchent à établir des relations entre une variable explicative observée à grande échelle et une variable explicative observée à échelle plus réduite.
- Les méthodes dites MOS (Model Output Statistics) qui cherchent à établir des relations statistiques entre les variables simulées d'un RCM et des observations locales pour corriger le RCM.
- Les générateurs de temps (Wether Generator : WG) : modèles statistiques qui génèrent des séquences de variables météorologiques avec des propriétés statistiques équivalentes à celles de données observées.

Suivant cette classification, les méthodes de descente d'échelle évoquées peuvent produire un ajustement des valeurs de sortie des modèles (correction de biais) et/ou une modification de la définition temporelle de l'information (désagrégation temporelle). Les générateurs de temps par exemple peuvent produire à partir des résultats de RCM, des séries chronologiques qui respectent une distribution statistique issue d'observations à un pas de temps inférieur à celui des sorties du RCM de départ.

Carreau et al. (2019) s'intéressent plus en détail aux méthodes de désagrégation temporelle et les ordonnent suivant trois catégories :

- Les modèles en cascade aléatoire permettent de construire des séries chronologiques de pluies en affinant le pas de temps de proche en proche tout en respectant des paramètres statistiques imposés tels que la distribution des intensités sur une série chronologique de référence par exemple.
- Les générateurs météorologiques stochastiques évoqués ci-dessus (WG)
- Les méthodes par recherche d'analogues

Ces deux classifications se chevauchent partiellement et s'avèrent complémentaires. Les paragraphes suivants détaillent les principes des trois méthodes établies par Maraun et al. (2010), ainsi que les deux catégories supplémentaires proposées par Carreau et al. (2019).

2.1.2.1 Les méthodes PP (Perfect Prognosis)

Dans le cas du Perfect Prognosis, on recherche la relation statistique entre une variable expliquée observée à échelle réduite et une ou plusieurs variables explicatives observées à grande échelle. Le modèle est donc ajusté à des observations et c'est ce qui vaut le nom de prédiction parfaite à ce type de méthode. En pratique, l'ajustement peut être réalisé par des méthodes de régression linéaires ou non linéaires, d'analyse discriminante ou d'autres méthodes statistiques. Dans le cadre de projections climatiques, la loi statistique mise en évidence sur une période où l'on dispose d'observations est ensuite appliquée au climat futur.

Les méthodes de type PP appliquées à la pluviométrie sont souvent construites de manière à déduire la pluie d'autres variables climatiques observées par régression (Wilby et al., 2002 ; Dibike et al., 2008), via des modèles de type réseaux de neurones (Coulibaly et al., 2005 ; Sharma et al., 2011), ou en incluant d'autres paramètres notamment géomorphologiques (Vrac et al., 2007). L'utilisation des méthodes PP pour la descente d'échelle de données de pluie est assez peu courante aujourd'hui. Les méthodes PP ne permettent par ailleurs pas de réaliser de désagrégation temporelle.

2.1.2.2 Les méthodes MOS (Model Output Statistics)

Contrairement aux méthodes PP, dans le cadre des MOS la relation entre les variables expliquées et explicatives ne sont pas calibrées sur la base de valeurs observées dans les deux cas, mais en utilisant des variables expliquées simulées et des variables explicatives observées. Deux cas de figure peuvent se présenter : les variables explicatives et expliquées sont à la même échelle spatiale, auquel cas le MOS constitue une correction numérique, ou bien les variables sont à une échelle différente et le MOS consiste en une correction numérique et une descente d'échelle spatiale. A l'instar des méthodes PP, les MOSs ne permettent pas de réaliser de désagrégation temporelle.

Deux catégories de MOSs peuvent être distinguées : les MOSs par application de coefficients de changement et les MOSs par correction de biais. Ho et al. (2012) proposent une schématisation de processus pour chacune des deux catégories reprise en Figure 4.

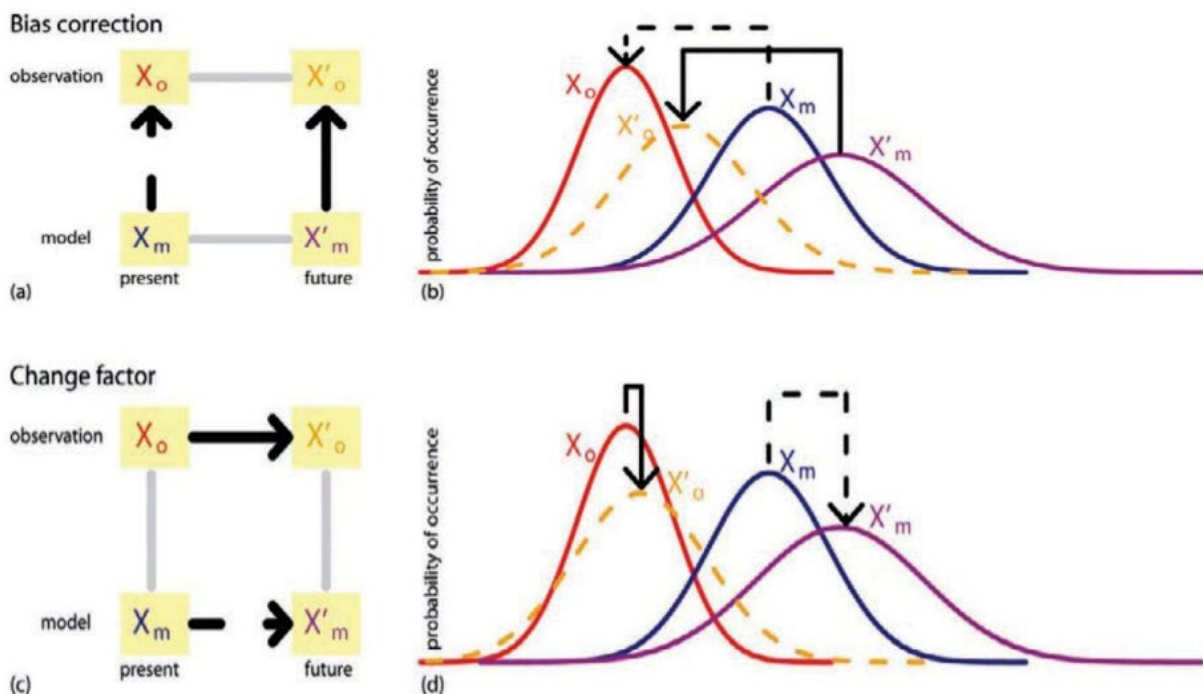


Figure 4: Diagrammes schématiques montrant les deux principales voies de calibrage des projections du modèle climatique : correction du biais et facteur de changement (a,c). Exemples des fonctions de densité de probabilité (FDP) des variables impliquées (b,d). (Ho et al., 2012).

Les méthodes de type MOS ont été largement utilisées pour produire des données de pluie à des fins d'utilisation en hydrologie. Les méthodes de « coefficient de changement » ont connu un réel succès pour un usage en hydrologie urbaine au début des années 2000 car elles sont relativement faciles à mettre en œuvre (Niemczynowicz, 1989 ; Nie et al., 2009 ; Tavakol-Davani et al., 2016 ; and Gooré Bi et al., 2015). Plus récemment, Sørup et al. (2017) proposent une méthode de type coefficients de changements en introduisant des processus aléatoires de type Chaîne de Markov.

Les méthodes de coefficient de changement font l'hypothèse implicite que le biais du modèle reste inchangé dans le futur. La correction est d'ailleurs appliquée sans quantification explicite du biais mais en considérant

simplement les différences entre climat futur et climat passé (Willems & Olsson, 2012). Les méthodes dites de « futurisation » des épisodes pluvieux sont un bon exemple de ce type d'approche. Elles consistent à considérer un épisode historique et à le projeter dans le futur sous contrainte du signal de changement climatique (Colmet-Daage, 2018). Les principales limites de ce type d'approche sont liées aux hypothèses sous-jacentes à la structure de la méthode elle-même et à la prise en compte des phénomènes d'échelle à la fois spatiale et temporelle. En effet, le signal du changement climatique est déduit des sorties des modèles climatiques suivant leurs résolutions spatiales puis appliqué à des observations à l'échelle locale. De la même manière, le signal est déduit à partir des sorties au pas de temps des modèles (journalier la plupart du temps) puis appliqué à des données observées à de pas de temps plus fin. A travers ces deux pratiques, l'hypothèse est faite que le signal du changement climatique est indépendant des échelles spatiales et temporelles d'observation, ce qui est une hypothèse extrêmement forte.

La seconde catégorie de méthodes de descente d'échelle de type MOS s'attache, elle, à quantifier le biais et à le corriger. La méthode la plus largement appliquée est la méthode dite quantile-quantile (Q-Q). Elle consiste à déterminer quantile par quantile, les écarts de distribution entre une sortie de modèle et des observations sur une période commune de référence. Les coefficients permettant de passer des valeurs modélisées aux valeurs observées sont ensuite appliqués quantile par quantile aux données futures (Déqué, 2007). Une hypothèse forte de cette méthode réside dans la stationnarité du biais entre la période de référence et la période future. Une évolution de la méthode Q-Q, connue sous le nom de CDF-t (Cumulative Distribution Function - transform) et développée par Michelangeli et al. (2009), permet de s'affranchir de cette hypothèse de stationnarité du biais (Vrac et al., 2012).

Pour terminer avec les MOSs, il convient de mentionner ici les méthodes de descente d'échelle basées sur des processus de réseaux de neurones. Les premiers usages appliqués aux précipitations se trouvent dans Hewitson et Crane, 1992. Le principal intérêt des réseaux de neurones pour la descente d'échelle réside dans la capacité de ce type d'architecture à reproduire des phénomènes non linéaires. Ils permettent donc, dans des processus de descente d'échelle appliquée à des aires géographiques importantes, de rendre compte des précipitations extrêmes locales en limitant le risque de sous-estimation (Chaudhuri & Robertson, 2020 ; Tran Anh et al., 2019). Étant donné que l'aire géographique sur laquelle porte ce travail est réduite (la ville), les problèmes de descente d'échelle sur des aires géographiques importantes ne sont pas explorés plus en détail ici.

2.1.2.3 Les méthodes WGs (Weather Generators)

Les générateurs de temps sont considérés comme des méthodes efficaces pour générer des séries chronologiques, et notamment de précipitations, sur une longue durée (Hulme et al., 2002). Les générateurs de temps les plus représentatifs sont ceux basés sur le concept de clusters (Rodriguez-Iturbe et al., 1988). Il s'agit de considérer la structure temporelle de séquences de précipitations, la séquence étant considérée comme une succession d'épisodes pluvieux, chacun étant constitué d'une succession de cellules de pluie d'intensité et de durée aléatoire.

Les principaux modèles de générations de pluies sont les suivants :

- Le modèle Poisson à impulsion rectangulaire qui consiste à associer à chaque point d'un processus de Poisson une impulsion rectangulaire consistant en une hauteur et une largeur correspondant respectivement à l'intensité et à la durée d'une précipitation (Eagleson et al., 1987 ; Yoo et al., 2008). Ces deux valeurs sont aléatoires. Ce modèle est considéré comme peu réaliste pour représenter les précipitations mais il est à l'origine de nombreux développements sur le sujet, et notamment ceux correspondant aux deux modèles cités ci-dessous.
- Le modèle de Neyman-Scott qui introduit la notion de cluster dans la modélisation des précipitations (Cowpertwait et al., 1996 ; Kilsby et al., 2007). Il s'agit de modèles stochastiques à deux niveaux. Au premier niveau, il y a le temps d'arrivée du groupe (cluster). Au second niveau, chaque groupe se décompose en plusieurs événements. L'analogie avec les précipitations est expliquée de la façon suivante. Le premier niveau correspond à l'arrivée de fronts de basse pression (groupe de précipitations). Les temps d'occurrences sont générés aléatoirement. Ensuite, au second niveau, à chaque front est associé un nombre aléatoire d'averses ou de précipitations.
- Le modèle de Bartlett-Lewis, de type cluster également, est largement utilisé pour la génération des précipitations (Rodriguez-Iturbe et al., 1988 ; Onof et al., 2000 ; Vandenberghe et al., 2011). Il est assez semblable au modèle précédent dans son principe. En pratique, il s'agit d'un modèle à cinq paramètres qui peut être calé en minimisant une fonction objective sous la forme d'une somme des carrés des différences entre des données historiques et calculées.

Les générateurs de temps sont utilisés aujourd'hui par certains auteurs pour produire des séries chronologiques de pluie pour l'hydrologie urbaine (Sørup et al., 2016 ; Onof & Arnbjerg-Nielsen, 2009). Ces modèles présentent l'avantage de pouvoir générer rapidement des séries chronologiques de longue durée. Cependant, l'estimation des paramètres de calage n'est pas une tâche aisée et l'impact de ces paramètres sur la capacité du modèle à reproduire les valeurs de pluies extrêmes à pas de temps horaire ou inférieur est très important. Les performances de ce type de modèle pour la génération de séries chronologiques à pas de temps fin (i.e. 5 minutes) sont en outre fortement dégradées, notamment sur le paramètre d'asymétrie, comparées aux performances obtenues sur des pas de temps allant d'une heure à une journée (Onof & Wang, 2020).

Les générateurs de temps peuvent être utilisés pour réaliser une descente d'échelle, conjointement avec une désagrégation temporelle, les paramètres de calage du modèle étant estimés sur la base des propriétés statistiques de séries chronologiques réelles.

2.1.2.4 Les modèles en cascade aléatoire

Les modèles en cascade aléatoire sont des processus de désagrégation temporelle. Le principe consiste à décrire comment, par exemple, une certaine quantité de pluie sur une durée donnée est redistribuée entre les différents pas de temps au fur et à mesure que la résolution temporelle devient plus fine. Le processus est réalisé de manière itérative à partir d'une résolution originale à grande échelle temporelle, jusqu'à l'atteinte de la résolution temporelle cible à petite échelle. A chaque étape, le modèle s'attache à respecter la distribution statistique de séries temporelles réelles observées sur le site d'intérêt.

Si on se réfère à Gaume et al. (2006), les modèles en cascade aléatoire « *semblent être les seuls modèles capables de simuler de manière simple la structure interne des épisodes pluvieux à pas de temps fin (5-10 min)* ». Leur

simplicité de mise en œuvre et la rapidité avec laquelle ils peuvent générer des séries chronologiques très longues rend leur utilisation particulièrement prisée pour générer un grand nombre de séries chronologiques sur une même période permettant ainsi de disposer d'un éventail de séries futures possibles.

Licznar et al. (2011) sont moins catégoriques dans leurs conclusions. Après avoir testé six modèles différents, l'analyse est que les modèles les plus élaborés donnent de bons résultats mais que les paramètres nécessaires à leur calage ne sont accessibles que si l'on dispose de statistiques fines et complètes des observations sur le site d'étude.

Une des principales difficultés de ce type de méthode est la gestion de l'intermittence de la pluie, ou encore la prise en compte de l'autocorrélation entre les pas de temps, qui traduit le fait que le caractère humide ou sec d'un pas de temps est dépendant du caractère humide ou sec du pas de temps qui le précède. La non prise en compte de ce paramètre peut conduire à l'obtention de successions de pas de temps pluvieux et sec et à des structures de pluies qui ne ressemblent pas à de réels hyétogrammes. La prise en compte de ces paramètres est encore un axe de recherche important sur ce type de modèles (Müller-Thomy, 2020).

2.1.2.5 Les méthodes par recherche d'analogues

La recherche d'analogues peut s'entendre dans deux cas distincts. La première méthode consiste à rechercher des analogues dans l'espace à des localisations géographiques différentes (analogues spatiaux), alors que la seconde s'attache à rechercher des analogues en un même point mais sur deux périodes différentes (analogues temporels). Le premier type d'approche peut difficilement être rattaché à une démarche de descente d'échelle ou de désagrégation temporelle. Le second type par contre s'inscrit dans des processus de désagrégation temporelle.

La recherche d'analogues spatiaux est généralement utilisée dans le cadre de travaux visant à prédire les impacts économiques du changement climatique au niveau agricole ou urbain (références ci-dessous). Elle consiste à analyser des variables climatiques produites par un GCM sur le site d'intérêt dans le climat futur, et à chercher le site sur lequel ces variables sont comparables dans le climat présent (Hallegatte et al., 2007). Ce type de méthode peut permettre d'établir des tendances mais il s'affranchit complètement des particularités locales puisque les projections sur le site d'intérêt sont alors considérées comme étant les valeurs actuellement observées sur un autre site. Ainsi, selon Bastin et al. (2019), le climat de Montpellier en 2050 se rapprochera de celui observé actuellement dans les villes de Canberra (Australie), Skopje (Macédoine) et Bursa (Turquie). Ce type d'approche présente un réel intérêt du point de vue de la pédagogie et de la communication. Par contre, s'il s'agit de produire des séries chronologiques de pluies à pas de temps fin, elle souffre d'un gros inconvénient car elle ne tient pas compte des contextes locaux et notamment orographiques. Or la prise en compte de ce contexte et de son impact sur les précipitations notamment d'origine convective est un point important lorsqu'il s'agit de climat futur en hydrologie urbaine.

La recherche d'analogues temporels consiste à mettre en évidence des correspondances entre des situations prédites par un RCM à faible résolution temporelle et des observations historiques disponibles à une résolution temporelle plus précise. Ce type de méthode de recherche des analogues s'applique très bien lorsqu'il s'agit de réaliser une désagrégation temporelle de précipitations par exemple et que les observations sont disponibles à l'échelle temporelle du hyétogramme.

Un des enjeux importants dans la mise en œuvre de la méthode des analogues est le choix des critères d'analogie. Lorsqu'elle est menée sur un seul point, la recherche d'analogues passé-futur se borne souvent à comparer des hauteurs précipitées (Lee et Jeong, 2014 ; Bárdossy et Pegram, 2016 ; Acharya et al. 2022). Par contre lorsque l'aire géographique sur laquelle porte la recherche d'analogie est étendue, la méthode fait souvent appel à des critères de « type de temps » pour apparier des situations météorologiques analogues (Vrac et Naveau, 2007). Il s'agit de définir un certain nombre de conditions météorologiques à partir de l'analyse des conditions de pression fournies par les modèles climatiques. On cherche ensuite des journées présentant des conditions météorologiques à grandes échelles spatiales analogues parmi deux jeux de données, le premier pour lequel on dispose d'un historique de précipitations avec un pas de temps fin et le second pour lequel le pas de temps est plus grossier. La pluie à pas de temps fin sélectionnée pour le second jeu de données sera celle disponible pour la journée analogue sélectionnée dans le premier jeu (Zorita et von Storch, 1999).

L'utilisation de types de temps dans la recherche d'analogues n'est pas une généralité. L'appariement peut être réalisée sur la base d'autres critères ou en combinant le critère type de temps avec un ou plusieurs autres critères. Carreau et al. (2019) et Verfaillie et al. (2017) combinent type de temps avec proximité de dates et de cumuls précipités. Pui et al. (2012) et Li et al. (2017) tiennent compte de la proximité de dates mais sans se référer à un type de temps. Radanovics (2014) a construit sa recherche d'analogues sur la température, la pression, la vitesse d'ascendance et l'humidité relative dans le cadre d'une méthode de descente d'échelle pour la France entière à l'aide du logiciel SANDHY (Stepwise ANalogue Downscaling method for HYdrology). Willems & Vrac (2011) et Ben Daoud et al. (2011) sont les seuls auteurs à notre connaissance à inclure un critère de proximité de température dans le processus de sélection.

2.1.2.6 Comparaison des méthodes de désagrégation temporelle

Etant donné qu'un des objectifs de ce travail est d'obtenir des séries chronologiques de pluie à un pas de temps de quelques minutes et que la désagrégation temporelle est au cœur du processus à développer, il convient de comparer les méthodes de désagrégation les unes par rapport aux autres. Pour rappel, les méthodes de désagrégation regroupent les modèles en cascade aléatoire, les générateurs de temps et les méthodes de recherche d'analogues (Carreau et al., 2019). Une revue bibliographique permet de conclure que les méthodes de désagrégation qui s'appuient sur la recherche d'analogues sont considérées comme performantes quand elles sont mises en compétition avec d'autres méthodes stochastiques de génération de séries chronologiques à pas de temps fin.

Zorita et von Storch (1999) ont comparé la méthode des analogues avec une méthode de corrélation linéaire, une méthode de classification et une méthode basée sur un réseau de neurones. L'objectif était de réaliser la désagrégation de données mensuelles à l'échelle journalière sur un ensemble de stations pluviométriques de la péninsule ibérique. Il conclut que dans le cas de phénomènes non linéaires, la méthode des analogues est préférable aux autres en raison de sa relative simplicité et de ses performances comparables ou meilleures que celles des autres méthodes.

Pui et al. (2012) ont évalué trois méthodes de désagrégation pour produire des séries chronologiques horaires à partir de séries journalières sur quatre sites ponctuels d'Australie. Les méthodes retenues sont un modèle de cascade multiplicative, un générateur de temps de type Bartlett-Lewis et une recherche d'analogues. Il conclut

que la méthode des analogues est plus performante que les deux autres notamment dans la reproduction de la relation intensité-fréquence observée à l'échelle horaire.

Li et al. (2017) ont comparé seize méthodes de correction de biais et de désagrégation à partir de simulation journalière d'un RCM et pour produire des pluies désagrégées sur des durées de 1 à 12 heures. L'étape de désagrégation a été menée à l'aide de la méthode des analogues en raison de ses performances. Concernant cette étape, les auteurs mettent en évidence la limite atteinte lorsque la hauteur journalière des précipitations à désagréger dépasse les précipitations totales maximales journalières de l'espace d'échantillonnage. Ils ajoutent que la mise en œuvre de la méthode peut avoir pour conséquence que les précipitations quotidiennes désagrégées peuvent provenir d'un épisode aux caractéristiques différentes de celle de l'analogue sélectionné. Enfin ils insistent sur le fait que cette considération est d'autant plus importante dans le cadre de pluies générées sous contrainte de changement climatique. Sans le dire explicitement, ils mettent ici en évidence le fait que s'appuyer sur la seule comparaison des hauteurs précipitées dans la recherche des analogues est un critère insuffisant pour garantir que les analogues identifiés ont bien des typologies d'épisodes pluvieux comparables. Pour ce qui est de la correction de biais, les auteurs concluent qu'elle est nécessaire et comparent les méthodes dans le cadre de la génération de pluies de projet extrêmes, issues de simulations de modèles climatiques. Dans ce cas précis, les auteurs concluent à la supériorité d'une méthode basée sur une loi d'extremum généralisé.

Bárdossi et Pegram (2016) abordent la désagrégation temporelle dans un objectif de reconstruction de données à partir de cumuls journaliers. Ils introduisent donc non seulement une problématique de désagrégation temporelle mais aussi de descente d'échelle spatiale. La méthode de désagrégation s'appuie sur des observations à la fois à l'échelle journalière et horaire (pas de temps cible dans l'étude). Même si le terme d'analogue n'est pas cité, il s'agit bien d'une méthode de ce type. La méthode est comparée à des méthodes de recherche du plus proche voisin et de krigeage, et les auteurs la considèrent comme celle offrant de meilleurs résultats.

Carreau et al. (2019) ont appliqué la méthode des analogues à la désagrégation de données journalières de pluie à l'échelle régionale avec des pas de temps cibles allant d'une à douze heures. La méthode de recherche d'analogue s'appuie sur la définition de types de temps. L'auteur introduit le concept de « motif spatial » de la pluie qui peut être considéré comme traduisant l'effet conjugué des caractéristiques régionales (telles que l'orographie) et de la circulation synoptique. Les conclusions montrent que la prise en compte du concept "motif spatial" permet une meilleure reproduction de périodes de retour sur la zone d'étude.

Verfaillie et al. (2017) appliquent la méthode des analogues pour réaliser une désagrégation temporelle à pas de temps horaire des sorties journalières du RCM Aladin sur l'arc alpin. La recherche d'analogues est menée suivant des critères d'identité de mois, de type de temps et de hauteur précipitée. La désagrégation temporelle est précédée d'une descente d'échelle statistique suivant la méthode quantile-quantile. L'ensemble des deux étapes a été baptisé « méthode ADAMONT ». Les auteurs tirent deux conclusions principales en ce qui concerne les précipitations. D'une part, les performances sont toujours meilleures pour les simulations des RCM débiaisées que pour les simulations des RCM brutes, ce qui met en évidence la nécessité de la correction de biais, et d'autre part les indicateurs d'évaluation des précipitations (cumuls, distribution et répartition saisonnière) sont généralement similaires voire meilleurs que les indicateurs évalués pour d'autres types d'algorithmes (Lafaysse et al., 2014). On notera que la méthode ADAMONT a été utilisée pour la correction de biais sur la base de la réanalyse SAFRAN des différents RCM pris en compte dans le cadre du jeu de données DRIAS-2020.

Ben Daoud et al. (2011) introduisent la température dans le processus de recherche d'analogues mais dans un contexte plutôt météorologique de prévision de pluie. Ils concluent que l'introduction de ces paramètres améliore la capacité de prédiction du modèle.

2.1.3 Synthèse sur méthodes de descente d'échelle statistiques et de désagrégation temporelle

Les utilisateurs de résultats de modèles climatiques sont souvent confrontés à deux difficultés principales, à savoir la disponibilité de données qui traduisent mal une situation locale, et de données à un pas de temps inadapté aux usages envisagés. Dès lors, ces utilisateurs ont développé des méthodes de descente d'échelle. La littérature n'est pas toujours très claire sur le mode d'action de la descente d'échelle qui peut revêtir un aspect spatial (adaptation de la donnée à une situation locale) et/ou temporel (modification de la définition temporelle de la donnée). Nous avons choisi d'employer dans ce document les termes de descente d'échelle pour traiter le volet spatial et de désagrégation temporelle pour traiter le volet du pas de temps des données. Le Tableau 3 propose une synthèse des méthodes passées en revue précédemment en tâchant de faire ressortir les avantages et inconvénients de chacune d'elles.

Tableau 3 : Synthèse des méthodes de descente d'échelle et de désagrégation temporelles applicables à la pluviométrie dans le cadre de la modélisation climatique.

	Familles de modèles					
	PP (Perfect Prognosis)	MOS (Model Output Statistics)		WGs (Weather Generators)	Cascade aléatoire	Analogues
		Coeff. de changement	Correction de biais			
Principe	Relations statistiques établies entre des observations grande échelle et des observations à échelle réduite. Puis application des ces relations à des prévisions	Détermination d'un facteur d'évolution du climat via un modèle et application de ce facteur à des observations	Quantification d'un biais entre observation et modèle en climat présent puis application de la correction en climat futur	Génération de séries chronologiques via des processus aléatoires de type Poisson qui intègrent les propriétés statistiques de séries chronologiques réelles	Augmentation de la définition d'une série chronologique par un processus itératif dans le respect de critères statistiques issues d'observations	Recherche de situations climatiques proches en climats futur et passé. Application des valeurs passé connus à haute définition à la journée future analogue
Exemples de méthodes	Régression Réseaux de neurones	Futurisation	Méthode Q-Q Méthode CDF-t	Neyman-Scott Bartlett-Lewis		
Descente d'échelle spatiale	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Non
Désagrégation temporelle	Non	Oui	Non	Oui	Oui	Oui
Avantages	Le pronostic est bon pour de la prédiction à courte échéance sans prise en compte de signal de changement climatique	Simplicité de mise en œuvre	Réelle quantification du biais avant correction	Facilité de générer des séries chronologiques très longues	Facilité de générer des séries chronologiques très longues	Prise en considération d'épisodes pluvieux réels observés sur le site
Limites	Déduction de la pluie souvent de manière indirecte à partir d'autres paramètres climatiques.	Hypothèse que le signal du changement climatique est indépendant des échelles spatiales et temporelles d'observation	Hypothèse de stationnarité du biais en climat futur suivant la méthode utilisée	Difficultés à rendre compte des structures de hyetogrammes à l'échelle de quelques minutes sauf à accroître le nombre de paramètres du modèle et à rendre son calage mal aisé	Difficultés à rendre compte des structures de hyetogrammes à l'échelle de quelques minutes sauf à accroître le nombre de paramètres du modèle et à rendre son calage mal aisé	Nécessité de bien définir les critères de recherche des journées analogues

2.2 Application des méthodes de descente d'échelle et de correction de biais à l'hydrologie urbaine

Après cette revue bibliographique des méthodes de descente d'échelle et de désagrégation temporelle, il est souhaitable de s'intéresser à leur mise en application en hydrologie et plus particulièrement en hydrologie urbaine. La nécessité de disposer de données de pluie à pas de temps fin (5 ou 6 minutes) pour un usage en hydrologie s'est imposée aux chercheurs. Un grand nombre d'auteurs revendiquent l'élaboration de méthodes de production de données de pluie pour l'hydrologie urbaine (Müller-Thomy, 2020 ; Onof & Arnbjerg-Nielsen, 2009 ; Peleg et al., 2017 ; Sørup et al., 2016 ; Thorndahl & Andersen, 2021).

Les publications qui s'intéressent au sujet de la génération des pluies futures et de leur impact sur les systèmes d'assainissement peuvent être classées en deux catégories : les articles de climatologie qui s'intéressent à l'hydrologie urbaine et les articles d'hydrologie urbaine qui s'intéressent à la climatologie. Fort de ce constat, il nous est apparu que les publications qui explorent de manière homogène les deux disciplines pour produire un rendu cohérent sont rares. Nous avons relevé deux publications qui nous semblent avoir pour sujet principal la génération de pluies et qui abordent la mise en pratique en hydrologie urbaine : Müller & Haberlandt (2018) proposent une méthode de production de séries chronologiques de pluie et simulent l'impact de ces pluies sur un modèle fictif de réseau d'assainissement construit à l'aide du logiciel SWMM. Plus en lien avec un cas réel, Sørup et al. (2018) présentent l'impact de séries chronologiques de pluie futures sur les déversements de réseaux pour deux bassins versants danois modélisés à l'aide de MIKE URBAN. Les auteurs ne donnent aucune information sur la structure, le calage et la validation du modèle, ni sur ses performances.

Les articles qui nous semblent approfondir le volet impact sur les systèmes d'assainissement (et notamment sur les déversements de réseau) et être moins détaillés sur la partie climat sont cités dans la synthèse bibliographique du chapitre III.

Les besoins en matière de génération de pluie pour l'hydrologie sont en réalité assez divers lorsqu'on les analyse dans le détail et ils couvrent une large gamme d'usages. Les pluies produites sont donc adaptées à l'usage qui en est fait. Les auteurs intéressés par la problématique des débordements et inondations travaillent généralement à la définition des épisodes extrêmes et abordent souvent le problème sous l'angle de la période de retour (Arnbjerg-Nielsen et al., 2013 ; Gregersen et al., 2013 ; Colmet-Daage, 2018). Il ne s'agit donc pas ici de produire des séries chronologiques mais plutôt des épisodes isolés à caractère intense ou extrême.

A l'inverse, les auteurs qui s'intéressent aux mises en charge de réseaux, aux déversements, ou qui cherchent à produire des pluies pour un usage en hydrologie urbaine, sans le définir plus précisément, s'attachent à construire des séries chronologiques continues de longue durée (plusieurs décennies). Pour ces séries chronologiques longues, les méthodes plébiscitées dans la littérature sont les modèles de cascade aléatoire et les générateurs de temps (Pons et al., 2022 ; Thorndahl & Andersen, 2021). Ce sont aussi celles pour lesquelles les exemples de génération de séries chronologiques à pas de temps fin (5 minutes) sont les plus nombreux (Müller & Haberlandt, 2018 ; Peleg et al., 2017 ; Onof & Wang, 2020 ; Thorndahl & Andersen, 2021), même si la désagrégation au pas de temps horaire est aussi pratiquée (Onof & Arnbjerg-Nielsen, 2009 ; Allard & Bourotte, 2015).

Les exemples d'application de la méthode des analogues à des pas de temps de l'ordre de la minute sont rares. Acharya et al. (2022), Pui et al. (2012), Li et al. (2017) et Verfaillie et al. (2017) ont tous réalisé une désagrégation du pas de temps journalier au pas de temps horaire. A notre connaissance, seul Willems et Vrac (2011) ont produit des données au pas de temps 10 minutes sur des séries chronologiques de longue durée en utilisant la méthode des analogues. Une des raisons à cela est vraisemblablement à chercher dans l'usage des chroniques de pluie générées. Les chercheurs qui s'intéressent à la méthode des analogues travaillent généralement sur des étendues géographiques importantes et les bassins hydrographiques correspondants ne nécessitent pas forcément une connaissance de la distribution temporelle des précipitations à un pas de temps infra-horaire.

Quelle que soit la méthode de génération retenue, une des difficultés qui s'impose lorsqu'il s'agit de générer des séries chronologiques futures est la manière de prendre en compte le signal du changement climatique et son impact sur l'évolution du ou des paramètres d'intérêt. Plusieurs auteurs se sont attachés à évaluer la qualité des méthodes de descente d'échelle sur les séries chronologiques longues (Licznar et al., 2011 ; Onof & Wang, 2020) en mettant en œuvre une démarche de type calage/validation. Ce type d'approche nécessite de disposer de suffisamment de données pour être mise en œuvre et ne s'intéresse par ailleurs pas à la situation future sous contrainte de changement climatique. Les méthodes de descente d'échelle ou de désagrégation temporelle ne sont d'ailleurs pas toujours mises en œuvre pour déterminer des régimes de pluie (ou de température) futurs. Un autre usage relativement courant est la reconstruction de données manquantes ou la création d'un niveau de précision spatial ou temporel plus élevé à partir de données existantes (Carreau et al., 2019 ; Acharya et al., 2022).

2.3 Bilan de la revue bibliographique et choix de méthode

Pouvoir ajuster les résultats des modèles climatiques à une situation locale d'une part, et arriver à améliorer la définition temporelle des sorties disponibles des modèles d'autre part, sont deux enjeux majeurs pour les hydrologues urbains qui s'intéressent à l'impact du changement climatique sur la gestion des épisodes pluvieux en ville. Les solutions pour répondre à ces deux enjeux passent par les méthodes de descente d'échelle spatiale et de désagrégation temporelle. Ces deux étapes ne sont pas toujours traitées de manière distinctes mais il nous a semblé que les distinguer à chaque fois que cela est possible rend le cheminement de traitement de la donnée plus explicite.

Les méthodes de types PP et MOSs permettent de réaliser une descente d'échelle et d'ajuster des sorties de modèles en fonction d'observations locales. Certaines de ces méthodes permettent en outre d'augmenter la définition temporelle des données (c'est le cas de la futurisation). Les méthodes PP s'appuient sur des observations pour définir des règles régissant le changement d'échelle. Dans le cadre de la prise en compte du changement climatique, ces règles sont ensuite appliquées à des sorties de modèles sans questionner les biais éventuels des modèles. Or l'hypothèse de pronostic parfait du modèle semble peu réaliste et c'est en grande partie pour cette raison que ces méthodes ne sont plus utilisées pour la descente d'échelle de modèles climatiques. Parmi les méthodes de type MOSs, les plus utilisées et les plus efficaces sont celles de type correction de biais. Ces méthodes permettent de corriger les plus gros défauts des modèles notamment en termes d'intensité des phénomènes extrêmes ou de fréquence de jours pluvieux, notamment en intégrant l'hypothèse que le signal du changement climatique est dépendant de l'échelle spatiale d'observation. La limite principale de la plupart des approches de ce type est l'hypothèse de stationnarité du biais entre les périodes

passées et futures, hypothèse matériellement invérifiable. Ce type de méthode de descente d'échelle est aujourd'hui plébiscité pour le traitement des résultats de simulation des modèles climatiques. Les résultats mis à disposition dans le cadre du jeu de données DRIAS-2020 ont été traités suivant ce type d'approche.

Lorsqu'il s'agit d'améliorer la résolution temporelle des résultats des simulations climatiques, les trois approches disponibles sont les WGs, les modèles en cascade aléatoire et la recherche d'analogues. A noter qu'aucune de ces approches ne réalise de correction de biais. Les deux premières approches sont de nature stochastique et se heurtent à des difficultés liées à la production de séries chronologiques de pluie constituées d'épisodes d'allures réalistes. Pour les modèles en cascade aléatoire, la production de séries chronologiques à pas de temps très fin (quelques minutes) nécessite de traiter correctement le sujet de l'autocorrélation entre pas de temps consécutifs. Il s'agit là de s'assurer que les épisodes pluvieux générés à pas de temps fin « ressemblent » bien à des épisodes pluvieux et d'assurer une certaine continuité dans la succession des pas de temps pluvieux au sein d'un même épisode. La littérature laisse penser que ce sujet n'est pas aujourd'hui parfaitement résolu (Müller-Thomy, 2020). En outre, les modèles en cascade aléatoire reportés comme les plus performants comportent souvent un grand nombre de paramètres. Ainsi Liznar et al. (2011) proposent un modèle qualifié de performant à 11 paramètres. La situation est comparable en ce qui concerne les générateurs de temps. Le nombre de paramètres des modèles varie de 5 à 15 en général. Des développements sont encore en cours sur ces méthodes et notamment vis-à-vis de la prise en compte de l'asymétrie au sein d'un épisode pluvieux, paramètre critique selon Onof & Wang (2020), pour des générateurs de temps de type Bartlett-Lewis. Les difficultés principales de mise en œuvre des méthodes stochastiques nous semblent donc concerner la « forme » des hyétogrammes. Or ce paramètre de forme est crucial en hydrologie urbaine puisqu'il conditionne fortement la forme de la réponse hydrologique. Enfin, si l'utilisation des modèles stochastiques pour recréer de la donnée manquante semble bien maîtrisée, il se pose la question de la gestion des paramètres de ces modèles et de leur évolution en prenant en compte le signal du changement climatique, et aujourd'hui il nous semble qu'aucune réponse satisfaisante n'est apportée au sujet.

Les méthodes par recherche d'analogues adoptent une approche très différente. Etant donné que les allures d'épisodes pluvieux sont connues au travers des enregistrements historiques réalisés à pas de temps fins sur le site d'étude, il est possible de les valoriser et de considérer la désagrégation temporelle par recherche d'analogues comme pertinente pour atteindre l'objectif d'un pas de temps de quelques minutes. Ce choix a été conforté par les bons résultats de ces méthodes de désagrégation rapportés dans la bibliographie en comparaison d'autres types de méthodes (Pui et al., 2012 ; Li et al., 2017 ; Bárdossi et Pegram, 2016). Cependant la difficulté de mise en œuvre de ce type d'approche réside dans le choix des critères d'analogie qui permettront de faire correspondre des situations météorologiques passées/futures.

Au-delà des méthodes de traitement de la donnée, se posent les questions de la quantité de données à produire (durée de la série chronologique envisagée) et de la résolution temporelle cible. Le premier point n'est en réalité limité que par l'horizon de prédiction des résultats des modèles. En effet, les méthodes de descente d'échelle spatiale (hors désagrégation temporelle) ne présentent pas de difficulté de mise en œuvre en lien avec la quantité de données à traiter. Pour ce qui est de la désagrégation temporelle, les méthodes stochastiques (WGS et modèle en cascade) présentent de réels avantages de rapidité d'exécution, de facilité de mise en œuvre pour atteindre des pas de temps jusqu'à la minute. Les exemples de mise en œuvre de méthodes analogues avec une production de séries chronologiques à un pas de temps de quelques minutes sont rares (Willems et Vrac, 2011) mais la limite à ce type de production ne réside en réalité que dans la résolution à laquelle les données historiques

sont disponibles. Un avantage des méthodes stochastiques qui n'existe par contre pas dans les méthodes analogues est la possibilité de générer de nombreuses répétitions d'un même scénario constituant autant d'alternatives possibles d'une même évolution climatique. Cependant dans le cadre de cette étude, les séries chronologiques produites seront utilisées dans des modèles pour lesquels les temps de calcul sont longs et il ne serait pas envisageable de simuler un grand nombre de variations possibles d'une chronique de pluie issue d'un même scénario. Cette possibilité ne pourrait donc pas être exploitée pleinement dans le cadre de ce travail.

L'ensemble de ces éléments nous a conduit à nous tourner vers la méthode des analogues pour l'atteinte d'un pas de temps de quelques minutes. Si la recherche d'analogues temporels offre une solution au besoin de disposer de données à pas de temps fin, elle ne règle pas le sujet de la correction de biais lorsque la donnée disponible est une sortie de RCM. Dans notre cas, les données disponibles sont déjà corrigées sur la base du rééchantillonnage grande échelle SAFRAN. Cependant, la méthode employée a tendance à « aplatir les extrêmes » (Somot, communication personnelle). Une correction de biais basée sur des observations locales nous semble donc opportune. Le choix d'appliquer une correction de biais en amont de la désagrégation est en accord avec les conclusions de Li et al. (2017) et Requena et al. (2021) qui mettent en évidence une reproduction de meilleure qualité des courbes IDF après application d'une correction de biais sur des sorties de RCM.

Le choix a donc été fait de réaliser une correction de biais que nous pouvons considérer comme une « descente d'échelle locale », suivie d'une désagrégation temporelle basée sur une recherche d'analogues. Les sujets d'espace et de temps sont donc gérés de manière disjointe (Figure 5).



Figure 5 : Synthèse des deux étapes réalisées pour la production des chroniques de pluie futures à pas de temps fin à partir des sorties des RCMs.

Enfin, le choix a été fait de ne pas construire la recherche d'analogues sur une approche par type de temps. En effet, si cette méthode est largement utilisée (Willems & Vrac, 2011 ; Verfaillie et al., 2017), elle nécessite de définir les types de temps et de générer l'information à la fois sur les séries passées et futures. Cette étape complexifie grandement la démarche et ne nous semble pas compatible avec l'objectif affiché de construire une méthode simple, accessible, opérationnelle et reproductible.

3 Matériel et méthode

3.1 Le site d'étude

3.1.1 Le climat présent à Valence

Valence est située à l'ouest du département de la Drôme, dans la plaine du Rhône. La géographie du département présente deux entités principales : la zone ouest qui comprend la plaine du Rhône et le secteur des collines du nord de l'Isère caractérisés par des altitudes modérées (inférieures à 500 m), et la zone nord et est, montagneuse avec des altitudes comprises entre 500 et 1500 m (DDT/CEREMA 2018).

Joly et al. (2010) caractérisent le climat de la Drôme comme méditerranéen altéré avec des hivers doux et des étés chauds. Les saisons d'automne et d'hiver sont plutôt humides mais présentent une variabilité interannuelle importante. A contrario, l'été est sec et stable (réf. normale 1971-2000). En ce qui concerne les précipitations, le cumul annuel est considéré comme moyen (800 à 950 mm) avec une répartition hétérogène sur le département.

3.1.2 Evolution des températures sous l'effet du changement climatique

La ville de Valence se situe dans une aire géographique caractérisée par un climat méditerranéen. Ce type de climat est fortement impacté par les effets du changement climatique (Ribes et al., 2019). En termes d'évolution des températures, les projections de Météo France à horizon 2050 envisagent une hausse de température comprise entre 1 et 2°C en valeur médiane et ce pour toutes les saisons (Figure 6).

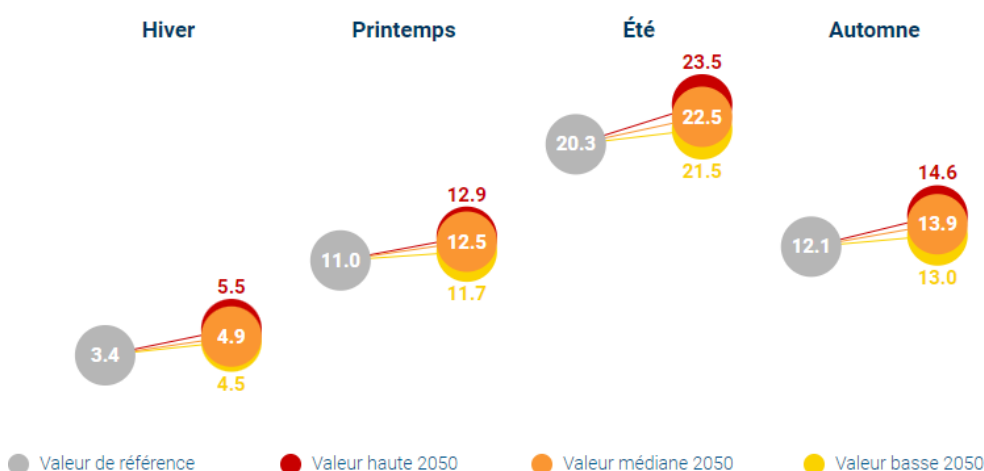


Figure 6 : Températures moyennes par saison à Valence en 2050 comparées à la valeur sur la période de référence (1976-2005) : valeur médiane et bornes inférieure et supérieure de l'intervalle de confiance à 90% sur l'ensemble des projections climatiques régionales retenues (https://meteofrance.com/climadiag-commune).

3.1.3 Evolution du régime des précipitations sous l'effet du changement climatique

Le changement du régime de précipitation sous l'effet du changement climatique peut être caractérisé par l'évolution de plusieurs indicateurs. Nous nous intéresserons ici à l'évolution du cumul annuel de précipitations qui nous renseignera sur une tendance à un climat plus ou moins sec, et à l'évolution des extrêmes de précipitations qui nous fournira des informations sur les évolutions des intensités des phénomènes pluvieux à fort impact. Ces indicateurs sont produits par le service climatique DRIAS sous la forme d'une variation par rapport à une situation de référence (1976-2005 pour le jeu de données DRIAS-2020).

Il convient ici de rappeler que les résultats des modèles climatiques régionaux comportent une part importante d'incertitude (incertitude liée à la variabilité interne du climat, incertitude liée aux modèles utilisés, à la méthode de descente d'échelle, au scénario climatique retenu ; cf. paragraphe 1.1.5). Cette incertitude est notamment élevée lorsqu'il s'agit de précipitation et les modèles ne permettent pas toujours de distinguer clairement les tendances d'évolution du régime des précipitations. L'analyse des données disponibles sur le portail DRIAS est réalisée en tenant compte de l'ensemble des modèles qui constituent le jeu de données DRIAS-2020. L'approche multi-modèles permet de prendre en compte cette incertitude. L'analyse à l'échelle du département de la Drôme permet de dégager une première approche de l'évolution probable du régime de précipitation.

La Figure 7 présente l'évolution de l'écart relatif du cumul annuel de précipitations pour le scénario RCP 8.5, pour l'horizon moyen (2041-2070) au centre et l'horizon lointain (2071-2100) à droite par rapport à la référence (1976-2005) à gauche. Les résultats sont issus de l'expérience multi modèles DRIAS-2020. De haut en bas, les vignettes représentent respectivement le 5^{ème} centile, la médiane et le 95^{ème} centile de l'ensemble des simulations.

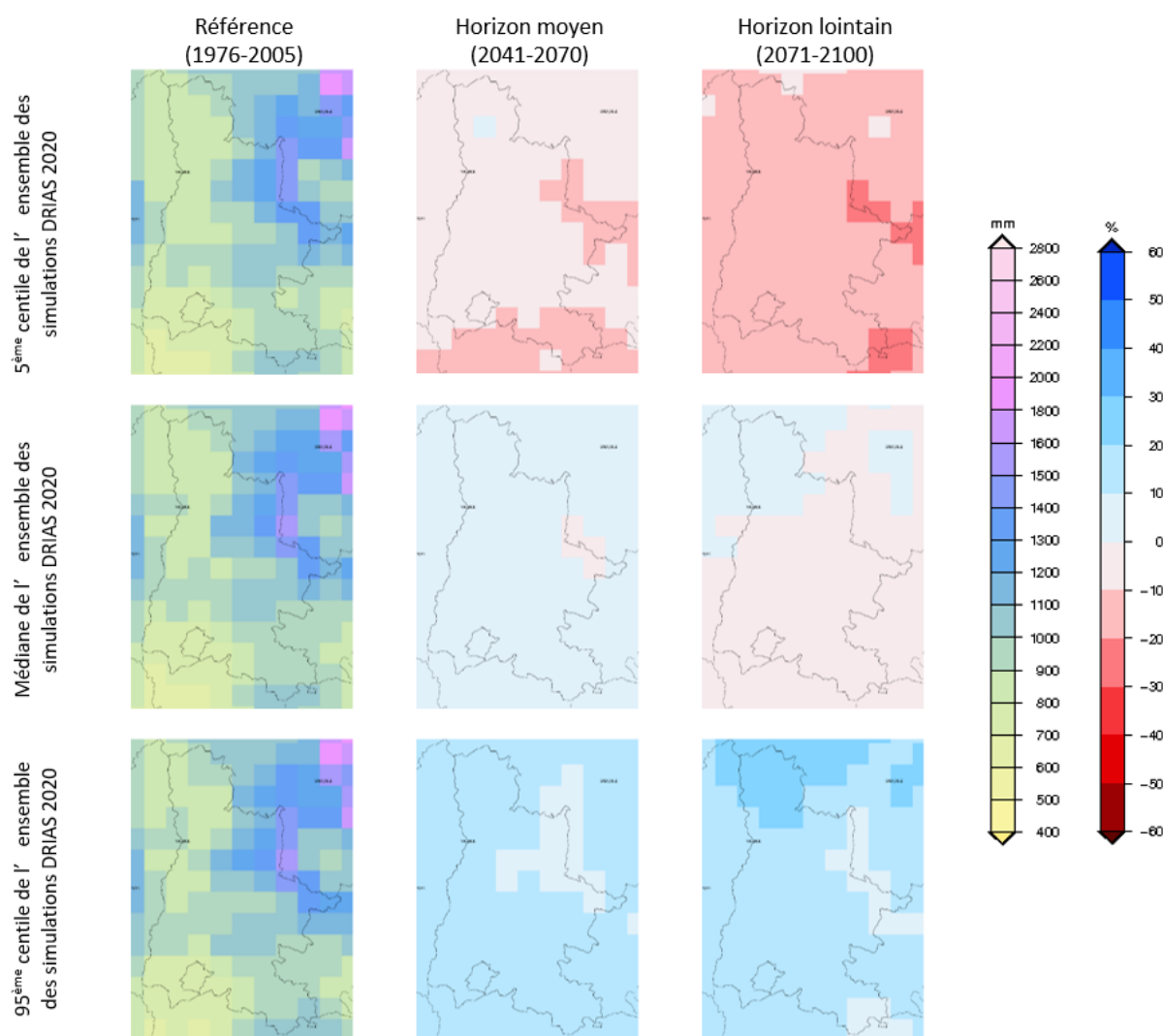


Figure 7 : Evolution de l'écart relatif du cumul annuel de précipitations pour le scénario RCP 8.5, pour l'horizon moyen (2041-2070) au centre et l'horizon lointain (2071-2100) à droite par rapport à la référence (1976-2005) à gauche. Les résultats sont issus de l'expérience multi modèles DRIAS-2020 avec une résolution de 8 x 8 km. De haut en bas, les vignettes représentent respectivement le 5^{ème} centile, la médiane et le 95^{ème} centile de l'ensemble des simulations (<http://www.drias-climat.fr/decouverte>).

La Figure 7 montre que pour le département de la Drôme, la médiane multi modèles prévoit une situation quasi-stable des cumuls annuels de pluie avec une augmentation de la pluviométrie entre 0 et 10% sur l'horizon moyen et une baisse entre 0 et 10% sur l'horizon lointain. Les 5^{ème} et 95^{ème} centiles donnent quant à eux des projections légèrement différentes puisque pour l'horizon lointain le 5^{ème} centile prévoit une baisse des cumuls comprise entre 10 et 20% et le 95^{ème} centile une hausse de ces cumuls comprise elle aussi entre 10 et 20%. En termes de distribution géographique, les évolutions sont assez homogènes sur l'ensemble du département.

La Figure 8 présente l'évolution de l'écart relatif des précipitations extrêmes pour le scénario RCP 8.5, pour l'horizon moyen (2041-2070) au centre et l'horizon lointain (2071-2100) à droite par rapport à la référence (1976-2005) à gauche. Les résultats sont issus de l'expérience multi modèles DRIAS-2020. De haut en bas, les vignettes représentent respectivement le 5^{ème} centile, la médiane et le 95^{ème} centile de l'ensemble des simulations. Les précipitations qualifiées d'extrêmes correspondent à la valeur du 99^{ème} centile de la distribution des précipitations journalières calculée pour chaque modèle sur chacune des périodes d'intérêt.

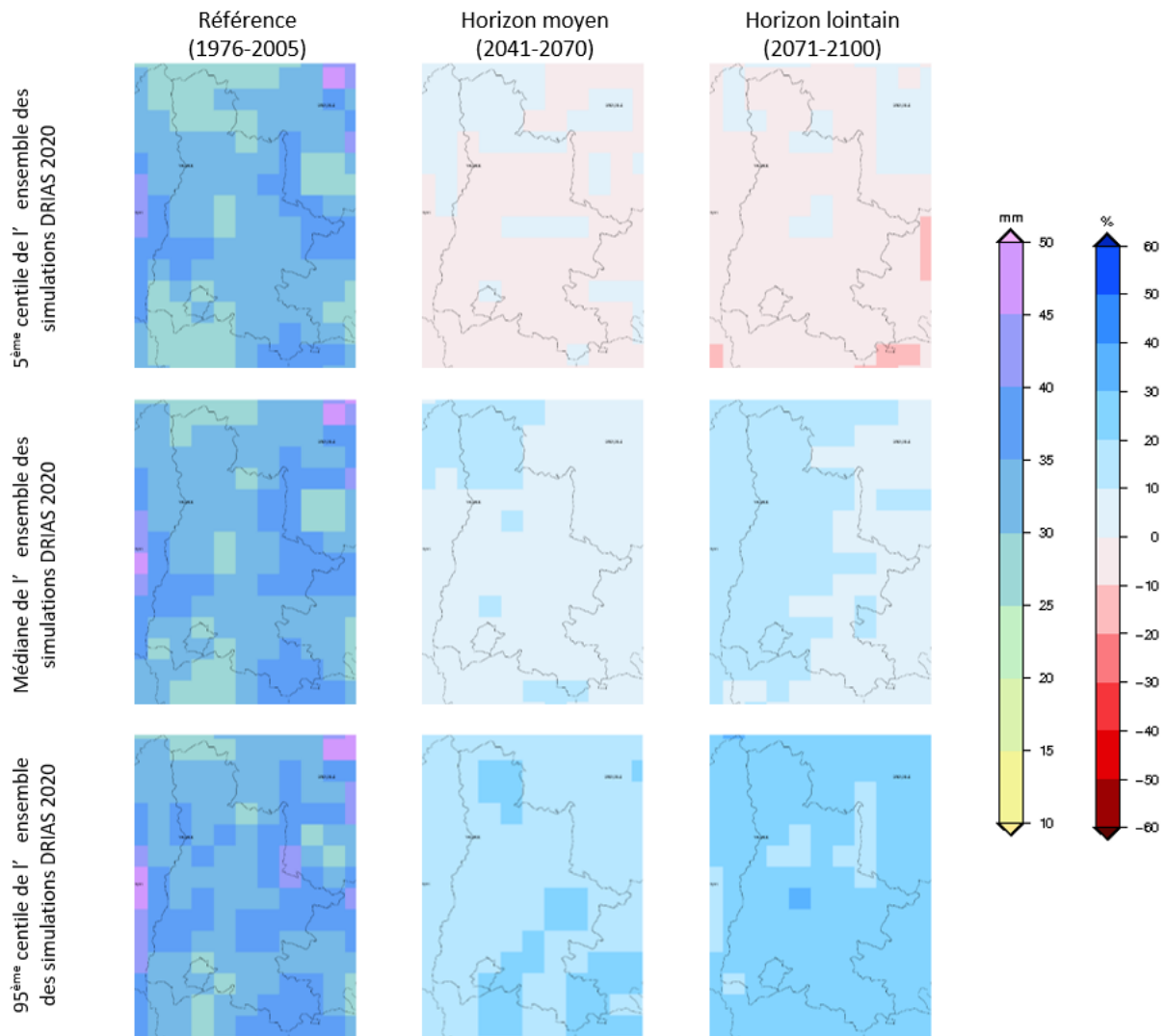


Figure 8 : Evolution de l'écart relatif des précipitations extrêmes (99^{ème} centile) pour le scénario RCP 8.5, pour l'horizon moyen (2041-2070) au centre et l'horizon lointain (2071-2100) à droite par rapport à la référence (1976-2005) à gauche. Les résultats sont issus de l'expérience multi modèles DRIAS-2020 avec une résolution de 8 x 8 km. De haut en bas, les vignettes représentent respectivement le 5^{ème} centile, la médiane et le 95^{ème} centile de l'ensemble des simulations (<http://www.drias-climat.fr/decouverte>).

La Figure 8 montre que la tendance quant aux précipitations extrêmes journalières est un peu plus marquée. La médiane multi modèles prédit pour l'horizon lointain dans la région de Valence, une hausse des valeurs comprise entre 10 et 20%. Le 5^{ème} centile affiche une baisse comprise entre 0 et 10% et le 95^{ème} centile une hausse comprise entre 20 et 30%. Au niveau géographique, la répartition est là encore homogène sur le département.

On en déduit que les modèles climatiques pris en compte dans l'expérience DRIAS-2020 font état sur le département de la Drôme, d'une absence d'évolution significative des cumuls pluviométriques annuels et d'une tendance à la hausse des valeurs des précipitations extrêmes.

Ces conclusions vont dans le sens de celles formulées par le GIEC (IPCC AR6 WGII Cross Chapter Paper 4 : Mediterranean Region) sur l'évolution des précipitations dans le bassin méditerranéen et justifient le fait de s'intéresser à l'évolution des régimes de précipitation sur ce secteur et à leur impact sur le fonctionnement du système d'assainissement. Une étude récente (Ribes et al., 2019) s'est attachée à analyser l'historique des épisodes extrêmes sur le bassin méditerranéen Français sur la période 1961-2015. L'augmentation de l'intensité moyenne du maximum annuel agrégée sur l'ensemble du territoire est de l'ordre de 22% sur la période avec un intervalle de confiance à 90% de [+ 7%, + 39%]. Le changement diagnostiqué s'avère cohérent avec les augmentations impliquées par le réchauffement régional observé sur la période et notamment la relation de Clausius-Clapeyron qui permet d'établir la quantité maximale d'eau sous forme vapeur qui peut être contenue dans l'atmosphère en fonction de la température. Ribes et al. (2019) concluent sur le fait qu'il semble difficile d'expliquer les tendances observées sans considérer l'influence de l'homme sur le climat. Il est donc légitime de penser que les tendances mises en évidence se poursuivront voire s'intensifieront dans l'avenir et que les évolutions prédites par les modèles climatiques semblent pertinentes.

Tramblay et Somot (2018) ont réalisé une analyse multi-modèles sur la base des simulations du projet Euro-Cordex et ont mis en évidence une hausse significative de l'intensité des précipitations pour les épisodes de période retour 20 ans pour les bassins versant situés au Nord du bassin méditerranéen, secteur comprenant le département de la Drôme. Un certain consensus multi-modèles a été mis en évidence et les auteurs soulignent la robustesse du signal détecté. Thiebault & Moatti (2016) font un constat comparable et prévoient une augmentation des cumuls journaliers extrêmes sous contrainte de changement climatique.

Les constats posés sur les séries chronologiques passées ainsi que les tendances futures mises en évidence par les modèles attestent de la pertinence de la question de l'impact de ces évolutions des pluies sur le fonctionnement du réseau d'assainissement de Valence.

3.2 Méthode proposée pour la construction des séries chronologiques futures

La construction des séries chronologiques futures proposée dans le cadre de ce travail se déroule en deux étapes successives : une descente d'échelle par une méthode dérivée de la méthode Quantile-Quantile, la méthode CDF-t, et une désagrégation temporelle par recherche d'analogues.

3.2.1 La descente d'échelle spatiale selon la méthode CDF-t

Les méthodes statistiques permettant de passer d'un RCM à une série chronologique locale en corrigeant ses biais sont les mêmes que celles utilisées pour réaliser les corrections de biais entre les GCM et les RCM. La

méthode quantile-quantile (Q-Q) (Déqué, 2007) part du principe que la distribution d'une variable climatique locale en climat futur sera la même que la distribution de cette variable en climat présent. La méthode Q-Q peut en cela être envisagée comme une méthode de descente d'échelle et de correction de biais. Une hypothèse forte de la méthode Q-Q est la stationnarité du biais entre la période présente et la période future. Dans un contexte de réchauffement climatique, cette hypothèse de « stationnarité » est une hypothèse remise en question par les scientifiques et considérée comme un point faible de ce type de méthode (Katz, 2013 ; Benoit et al., 2018).

La méthode CDF-t (Cumulative Distribution Function transform) est une méthode statistique fondée sur la méthode Q-Q. Elle permet de générer les fonctions de répartition d'une variable climatique locale en climat futur à partir des fonctions de répartition des valeurs observées de cette même variable, estimées par les simulations climatiques pour la période historique et pour les périodes futures. Il s'agit d'une amélioration de la méthode quantile-quantile présentée précédemment, par la prise en compte des modifications de la fonction de distribution, côté simulations, entre le climat présent et le climat futur. Contrairement aux autres méthodes de descente d'échelle, celle-ci produit tout d'abord la distribution statistique de la variable locale, et les séries temporelles sont ensuite générées dans un deuxième temps, à l'aide d'une méthode de type quantile-quantile appliquée sur les distributions futures.

Contrairement à la méthode Q-Q standard, elle ne repose pas sur l'hypothèse de stationnarité du biais. Les valeurs modélisées et les observations peuvent évoluer et être différentes. L'hypothèse est que le modèle et les distributions observées peuvent être déduits par une fonction mathématique (la « transformée ») qui reste la même pour les distributions passées et futures.

Cette méthode a été initialement mise au point par Michelangeli et al. (2009) sur les simulations de vitesse de vent puis largement utilisée pour les autres variables climatiques telles que la température et les précipitations (Kallache et al., 2011 ; Vrac et al., 2012 ; Lavaysse et al., 2012 ; Vigaud et al., 2013 ; Vautard et al., 2013).

Le principe de la méthode est le suivant : on dispose de données de sortie du modèle x avec une fonction de distribution cumulative F_X , et des données observées y avec une fonction de distribution cumulative F_Y . Tout comme la méthode Q-Q classique, les données et les résultats de simulation doivent être disponibles sur une période commune considérée comme une période de calibration.

La méthode consiste alors à estimer une fonction h telle que (Piani et al., 2010) :

$$y = h(x) \text{ tel que } F_Y(y) = F_X(x) \quad (1)$$

y corrigé est ensuite déduit sur la période future de la valeur modélisée de x via la fonction :

$$y_{\text{corrigée}} = F_Y^{-1}(F_X(x)) \quad (2)$$

où F_Y^{-1} est la fonction inverse de F_Y , modélisée de manière non paramétrique.

La méthode CDF-t est une approche plus analytique que la méthode Q-Q. Bien que les deux méthodes aient clairement une philosophie similaire, CDF-t prend en compte le changement dans les fonctions de distribution cumulées sur les sorties des modèles entre la période historique et la période future, tandis que la méthode Q-

Q ne le fait pas et projette uniquement les valeurs simulées à grande échelle sur la période de temps future. La méthode CDF-t permet donc de réaliser des ajustements sur les queues de distribution en situation future, ce qui constitue un atout dans un contexte de changement climatique. Une description complète et accessible de la méthode est reprise dans Vrac et al. (2016). C'est cette méthode CDF-t qui sera mise en œuvre pour la descente d'échelle « locale ».

3.2.2 La désagrégation temporelle par la recherche d'analogues

La désagrégation temporelle consiste dans notre cas à passer de valeurs journalières à des valeurs sub-journalières, étape indispensable pour capturer la dynamique des épisodes pluvieux. Les pas de temps généralement utilisés pour la pluie en hydrologie urbaine sont de 5 ou 6 minutes (pas de temps d'enregistrement communément retenus sur les pluviographes).

La méthode retenue pour cette étape consiste en une recherche d'analogues passé/futur. Dans notre cas, il s'agit de déterminer si une situation climatique future a déjà été observée dans le passé. Nous ferons alors l'hypothèse que la forme du hyétogramme futur sera proche de celle de l'épisode passé. L'enjeu réside donc dans la détermination des critères qui permettront de dire qu'une situation climatique future est comparable à une situation observée dans le passé. En pratique, il s'agira de déterminer pour chaque journée future, la journée passée "la plus proche" parmi le jeu de données historiques.

La principale question qui se pose sur le sujet de l'appariement de journées dites analogues est le choix des critères d'analogie. Ces critères doivent être non seulement pertinents mais aussi disponibles et accessibles.

Etant donné que la valeur du cumul journalier précipité est connue pour chaque journée future suite à la descente d'échelle réalisée via la méthode CDF-t, l'enjeu est maintenant de déterminer la répartition des hauteurs précipitées sur la journée, sachant que les pluies peuvent schématiquement couvrir toutes les situations comprises entre des pluies longues et peu intenses, ou à l'inverse des pluies courtes et très intenses.

On rappellera ici que le choix a été fait de ne pas aborder le sujet de la recherche d'analogues en s'appuyant sur les types de temps (voir paragraphe 2.3), information qui n'est pas facilement accessible, ni sur les périodes historiques ni sur les périodes futures. Dès lors, se pose la question des critères de recherche des journées analogues passé/futur.

Le premier critère de recherche s'attachera à respecter une identité de saison entre les épisodes analogues futur et passé. Les saisons seront identifiées par les trimestres suivants : décembre-janvier-février (DJF), mars-avril-mai (MAM), juin-juillet-août (JJA) et septembre-octobre-novembre (SON). Ce découpage est communément utilisé en climatologie et en modélisation du climat. C'est d'ailleurs celui qui a été retenu pour la descente d'échelle CDF-t. C'est aussi celui qui a été retenu pour la mise en œuvre de la méthode ADAMONT (Verfaillie et al., 2017). Ce découpage présente l'avantage de considérer les variations saisonnières dans les types de précipitations tout en permettant de conserver un catalogue d'épisodes pluvieux plus conséquent. Une recherche sur des mois identiques réduirait sensiblement l'éventail de choix. De plus, le critère d'identité de mois passé/futur n'a pas été retenu car il est très rigide vis-à-vis du phénomène de décalage des saisons, phénomène ni étudié ni pris en compte de manière spécifique dans le cadre de ce travail mais bien mis en évidence notamment via l'indicateur « Écart de la date de la reprise de végétation pour la prairie » disponible sur le portail DRIAS (<http://www.drias-climat.fr/decouverte>).

Le deuxième critère de recherche est une proximité de hauteur précipitée entre les analogues. Ce critère nous semble être un critère de bon sens. Cependant il convient d'avoir à l'esprit que la recherche de cumuls journaliers passé/futur proches, ne garantit pas de pouvoir apparier des jours passé/futur avec une réelle similarité des volumes précipités dans tous les cas. En ce qui concerne les cumuls journaliers extrêmes simulés par les modèles à horizon 2100, on trouve des valeurs qui peuvent être sensiblement supérieures à celles disponibles dans le jeu de données d'observation. Dans cette configuration l'appariement se fait donc entre journées avec des cumuls différents (mais aussi proches que possible) et la mise à l'échelle du hyétogramme permet de respecter le volume journalier précipité futur.

Ces deux critères permettent une première approche en prenant en compte le fait que la typologie des précipitations est influencée par la saison à laquelle elles se produisent. La prise en compte de la hauteur totale précipitée comme critère de comparaison fait l'hypothèse qu'au sein d'une même saison, une journée de fortes précipitations dans le futur présentera des analogies avec une journée de fortes précipitations observées dans le passé.

Ces deux critères ne nous semblent néanmoins pas suffisants. En effet, pour une utilisation en hydrologie urbaine, un des facteurs importants en ce qui concerne les précipitations est la forme du hyétogramme. En effet, un même cumul de pluie tombé sur une heure ou sur six heures produira des réponses très différentes du système urbain. Dès lors, au critère de cumul journalier des précipitations, nous avons souhaité inclure un critère permettant de prendre en compte l'intensité de la pluie.

Shaw et al. (2011), Utsumi et al. (2011), Lepore et al. (2016), Ishida et al. (2018), Westra et al. (2013), Herath et al. (2018), Gyasi-Agyei (2018), Bürger et al. (2019) et Lenderink et van Meijgaard (2010) se sont intéressés aux paramètres météorologiques susceptibles d'être reliés au caractère d'intensité des précipitations. Les études portent souvent sur la recherche de paramètres permettant de prédire ou non un changement (souvent une intensification) de la typologie des précipitations dans un contexte de changement climatique.

Parmi les paramètres les plus étudiés, on trouve la température de surface (à 2 m du sol généralement), déclinée en moyenne et maximale journalière le plus souvent. Les analyses menées sur le paramètre température de surface visent généralement à déterminer si l'intensité moyenne et les extrêmes des précipitations augmentent ou augmenteront au taux de Clausius – Clapeyron (CC) de $7\% \cdot K^{-1}$ à mesure que le climat se réchauffe (Shaw et al. 2011 ; Utsumi et al. 2011). On rappelle ici que la relation de Clausius – Clapeyron indique que la quantité maximale d'eau sous forme vapeur qui peut être contenue dans l'atmosphère augmente avec la température. Lepore et al. (2016) ont étudié les relations entre l'intensité de la pluie et les conditions atmosphériques comme la température de surface et montrent que ces relations ont des implications sur la façon dont l'intensité des précipitations varie avec le climat. Au travers d'une étude menée sur la totalité du territoire des Etats-Unis, Lepore et al. mettent en évidence que dans la plupart des régions, les percentiles d'intensité de précipitations montrent une relation globalement positive avec la température de surface. Cette relation est d'autant plus forte que les centiles d'intensité considérés sont élevés. Suivant les régions, il a pu être mis en évidence que les événements pluvieux intenses, en particulier pour les courtes durées, peuvent augmenter à un taux supérieur au taux de CC, souvent appelé taux super-CC. Ishida et al. (2018) mettent en évidence le même phénomène d'augmentation des intensités horaires sous contrainte d'augmentation de la température moyenne de surface sur un bassin versant californien.

Westra et al. (2013) ont développé un algorithme de désagrégation temporelle de pluies journalières et l'ont appliqué sur différents sites d'Australie. Westra et al. ont abouti à la conclusion qu'une grande partie des informations importantes pour désagréger les précipitations quotidiennes est contenu dans la seule information de température. Dès lors, ils suggèrent que l'utilisation de la température de surface pourrait être un paramètre d'intérêt pour l'ajustement des caractéristiques des précipitations sous climat futur. Plus précisément, ils se sont intéressés dans cette étude à la relation entre le caractère intense de la pluie (proportion de l'épisode précipité sur les 6 minutes les plus intenses) et les paramètres de température journalière (Tmoy, Tmin, Tmax et amplitude).

Plus récemment Herath et al. (2018) ont essayé d'établir une relation entre pluie extrême et température maximale journalière. L'analyse a porté sur 10 stations météorologiques d'Australie. Les auteurs ont analysé les relations entre la température maximale journalière et différentes valeurs de percentiles d'intensités de pluies pour différents pas de temps, et mis en évidence des relations entre pluie et température sur chacune des stations, la nature de la relation étant dépendante de la localisation, de la durée de la pluie considérée, de la saison et de la température. Les auteurs concluent que pour la grande majorité des stations étudiées, l'intensité des pluies de faible durée est positivement reliée à la température maximum journalière et que cette relation est plus forte pour les pluies intenses.

Gyasi-Agyei (2018) cherche à établir des liens entre la structure spatiale de la pluviométrie radar et celle déduite d'un réseau de pluviographe dans le but d'améliorer la simulation des champs pluviométriques quotidiens dans le cas de zones géographiques disposant d'un faible réseau de pluviographes et avec ou sans enregistrement radar. Il met en évidence notamment les relations entre structure spatiale des épisodes pluvieux et température maximale journalière en dégagant des corrélations qui permettent de reconstruire des précipitations convectives qui se produisent normalement les jours les plus chauds et ont une étendue horizontale limitée. Enfin, Bürger et al. (2019) ont développé une méthode de descente d'échelle qui s'appuie sur un modèle aléatoire multiplicatif en cascade permettant de passer d'une pluviométrie journalière à un hyétoGRAMME au pas de temps 10 minutes. Les données utilisées concernent un ensemble de 21 stations réparties en Allemagne et permettent de mettre en évidence une relation entre le 99.9 percentile des précipitations journalières sur 10 minutes et la température maximale journalière.

Lenderink et van Meijgaard (2010) applique une démarche similaire mais préconise de prendre en compte la température de rosée. La bibliographie met bien en évidence que la température, que ce soit la température moyenne journalière de surface, la température maximale ou la température de rosée, est un paramètre permettant de considérer indirectement le critère d'intensité dans la sélection des journées analogues.

La question qui se pose maintenant est de savoir quelle information de température retenir. La plupart des études évaluent l'impact de la température moyenne journalière sur la valeur des précipitations extrêmes (plus rarement la température du point de rosée ou la température maximale journalière). En considérant que les épisodes les plus intenses localement ont une origine convective, et sont donc liés à des mouvements verticaux de masses d'air de différentes températures (Berg et al., 2013 ; Gyasi-Agyei, 2018), l'amplitude thermique journalière peut aussi avoir son importance pour déterminer la situation climatique et les caractéristiques des précipitations sur une journée donnée. Ainsi, nous retiendrons deux informations de température, la moyenne journalière et le maximum journalier, afin d'exprimer l'amplitude thermique journalière, qui rend alors compte

de la variation de la température de surface entre la période qui précède l'épisode pluvieux et la période qui le suit.

En résumé, les critères retenus dans la recherche des analogues seront :

- Même saison pour les épisodes passés et futurs
- Proximité de la hauteur totale précipitée journalière
- Proximité des températures moyennes et maximales journalières de surface

A noter que les informations de température moyenne journalière et de température maximale journalière sont accessibles à la fois dans les sorties des modèles climatiques et dans les données météorologiques historiques disponibles, ce qui est un critère indispensable pour la méthode construite dans ce travail.

En pratique la désagrégation temporelle est réalisée en trois étapes :

- Recherche de la date du meilleur analogue passé pour chaque journée future
- Construction de la série chronologique future à pas de temps 6 minutes par application du hyétogramme passé analogue sur chaque journée future
- Ajustement des intensités de pluie pour satisfaire à la hauteur totale précipitée sur la journée future considérée

C'est la première étape qui constitue le véritable nœud du problème. L'objectif est de trouver pour chaque journée de pluie dans le futur, la meilleure correspondance parmi les journées passées pour lesquelles une information à pas de temps fin est disponible. Les journées analogues sont identifiées par comparaison des critères définis ci-dessus entre la période passée et la période future avec minimisation de la distance euclidienne. La valeur retenue est donnée par l'équation suivante :

$$d_{Eucl} = \min_{i \in [Série\ Obs]} \sqrt{(H_{sim\ j} - H_{mes\ i})^2 + (T_{moy\ sim\ j} - T_{moy\ mes\ i})^2 + (T_{max\ sim\ j} - T_{max\ mes\ i})^2}$$

Où

- $H_{sim\ j}$ et $H_{mes\ i}$ sont respectivement les hauteurs journalières précipitées pour le jour j futur modélisé et chaque jour i passé élément du jeu de données d'observation
- $T_{moy\ sim\ j}$ et $T_{moy\ mes\ i}$ sont respectivement les températures moyennes journalières pour le jour j futur modélisé et chaque jour i passé élément du jeu de données d'observation
- $T_{max\ sim\ j}$ et $T_{max\ mes\ i}$ sont respectivement les températures maximum journalières pour le jour j futur modélisé et chaque jour i passé élément du jeu de données d'observation

Pour tout j on recherche le jour i qui minimise la distance euclidienne parmi les candidats appartenant à la même saison que j.

3.2.3 Éléments de validation de la méthode

Traiter des données au pas de temps journalier pour aboutir à des séries au pas de temps 6 minutes est un exercice difficile. L'évaluation des performances de la méthode retenue n'est pas aisée non plus. Si certaines études qui explorent la désagrégation temporelle par recherche d'analogues utilisent des jeux de données très riches permettant de vérifier la méthode mise en œuvre (Licznar et al., 2011 ; Onof & Wang, 2020), ce n'est pas le cas dans le présent travail. Et ceci pour deux raisons : d'abord parce que le jeu de données d'observation

disponible est insuffisant pour pouvoir être scindé en une période utilisée pour décliner la méthode et une autre pour vérifier son bon fonctionnement, et ensuite parce que cette étude s'attache à construire des séries chronologiques de pluie en situation future sous contrainte de changement climatique, et donc dans des conditions inédites sur le site considéré.

Dans notre cas, les données futures utilisées sont disponibles au pas de temps journalier. Cependant la plupart des modèles produisent des sorties archivées à un pas de temps infra-journalier, sorties qui ne sont pas obligatoirement mises à disposition du public ou valorisées dans des programmes de recherche. C'est le cas du modèle régional de climat CNRM-ALADIN sur le domaine européen Euro-CORDEX forcé par le modèle global de climat CNRM-CM5, pour lequel les sorties horaires des simulations mises à disposition sur le portail DRIAS sont disponibles. Ces sorties horaires ont été fournies par Cécile Caillaud, Samuel Somot et Aurélien Ribes du Centre national de Recherche Météorologique (CNRM) en décembre 2021, avec l'objectif de comparer les résultats obtenus en partant des sorties journalières du modèle CNRM/ALADIN avec les résultats du modèle au pas de temps horaire.

Deux pistes de travail ont été évoquées lors des échanges avec le CNRM. La première consiste à comparer les séries chronologiques produites par descente d'échelle et désagrégation temporelle ramenées à un cumul horaire avec les sorties horaires du modèle CNRM-ALADIN. La seconde consiste à appliquer la méthode de descente d'échelle et désagrégation temporelle mise en œuvre à partir des pluies journalières aux sorties horaires de CNRM-ALADIN. C'est la première piste évoquée, relativement simple à mettre en œuvre, qui a été retenue en première approche. Le schéma général de la méthode mise en œuvre est proposé en Figure 9 avec en partie gauche la méthode appliquée aux données du jeu DRIAS-2020 et en partie droite celle appliquée aux données horaires fournies par le CNRM.

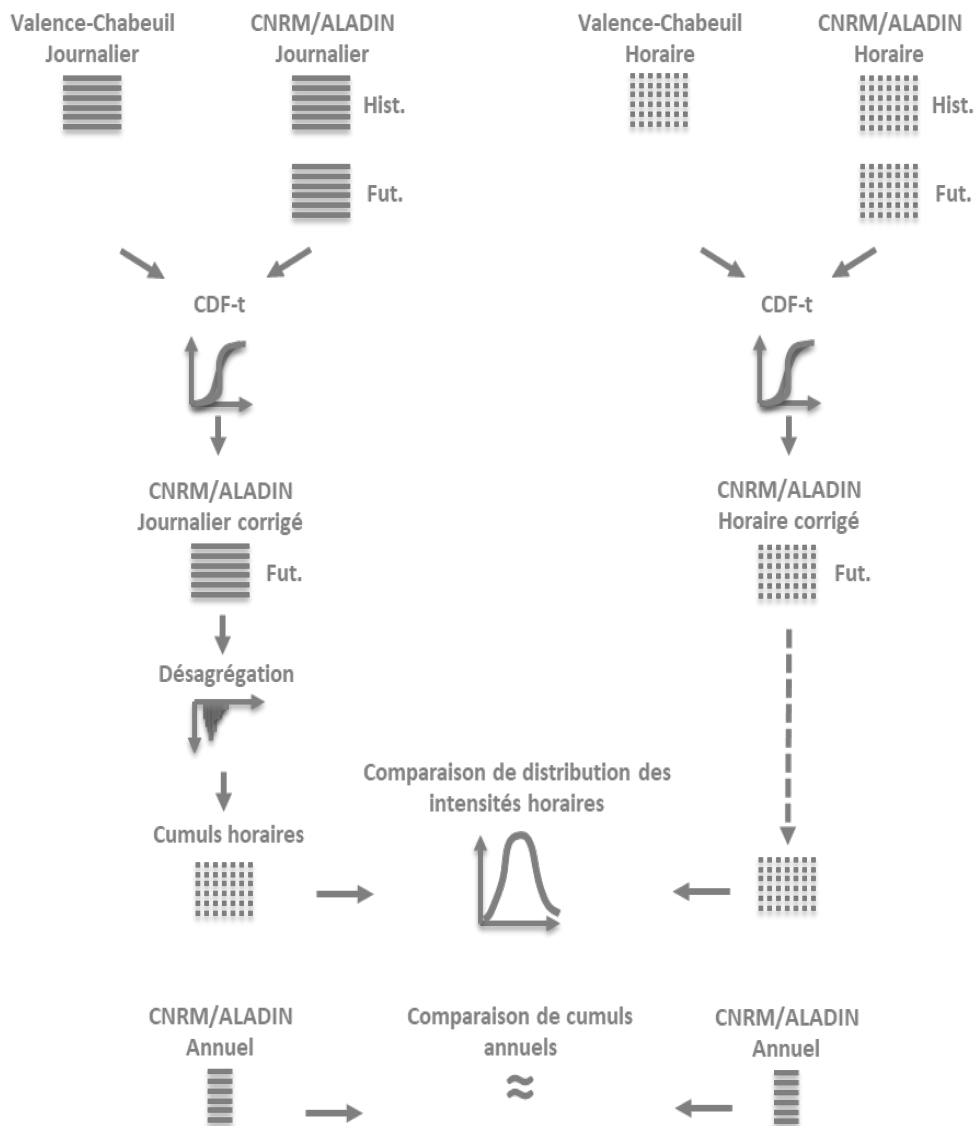


Figure 9 : Schéma général de traitement des données journalières et horaires pour comparaison des résultats.

De la même manière que pour produire les séries locales sur Valence, une correction de biais est appliquée aux données horaires modélisées sur la base des données horaires mesurées à la station de valence Chabeuil. Cette correction de biais est réalisée suivant la méthode CDF-t appliquée sur les données préalablement scindées suivant les quatre saisons. On rappelle ici que la correction de biais, appliquée aux données journalières, l'est sur des sorties de modèle déjà débiaisées sur la base des données SAFRAN. Les données finales utilisées font donc l'objet de deux corrections de biais successives. Dans le cas présent, la correction de biais est appliquée en une fois sur les données horaires brutes.

Enfin, pour permettre de réaliser la descente d'échelle à partir des données d'observation disponibles, les sorties horaires du modèle sont redécoupées en deux périodes distinctes : la première considérée comme la période historique du 01/09/1997 au 31/12/2020, et la seconde du 01/01/2021 au 31/12/2100 considérée comme la période future.

Deux points méritent d'être soulevés à ce stade :

- Le travail de comparaison mené par la suite considère que les sorties horaires du modèle CNRM-ALADIN constituent une référence. Cette hypothèse peut être justifiée par le fait que ce modèle est considéré comme une référence par le CNRM et ne connaît pas de problème avéré comme le mentionne le rapport conjoint de 2018 édité par Météo France, l'IPSL et le Cerfacs (http://www.drias-climat.fr/document/Rapport_Limitations-Simulations-EUROCORDEX-2014.pdf). Par contre le niveau de confiance accordé par le CNRM dans les sorties horaires du modèle est limité du fait d'une maille relativement large ($0.11^\circ \sim 12$ km) et de la non résolution explicite de la convection.
- Le travail présenté par la suite n'a été réalisé que pour le modèle CNRM-ALADIN, pour lequel nous avons pu disposer des sorties horaires. La comparaison réalisée constitue notre proposition de validation de la démarche proposée. Elle ne pourra cependant pas être dupliquée de manière opérationnelle car à l'heure actuelle les sorties horaires du modèle CNRM-ALADIN, comme celles des autres modèles qui constituent le jeu de données DRIAS-2020, ne sont pas diffusées pour un usage autre que celui de la recherche.

3.3 Sélection des données

Les données nécessaires à la mise en œuvre de la méthode proposée regroupent des observations et des résultats de simulations :

- Les données de pluie observées nécessaires doivent couvrir la période la plus longue possible et être disponibles à un pas de temps de 6 minutes pour permettre la mise en œuvre de la recherche d'analogues.
- Les données issues des résultats de simulation des modèles climatiques doivent être accessibles sur une période historique sur laquelle les observations sont disponibles pour permettre la descente d'échelle, et sur une période future pour permettre la projection.

En plus des données de pluviométrie, la méthode envisagée requiert des informations de températures observées et simulées. Enfin, de façon à prendre en compte l'incertitude liée à la modélisation du climat, les résultats de plusieurs modèles climatiques sont considérés dans ce travail.

3.3.1 Données d'observation

3.3.1.1 Inventaire des données disponibles

Les sources de données de pluies disponibles sont au nombre de trois : les données acquises localement par le maître d'ouvrage du système d'assainissement, les données acquises par Météo-France au niveau de la station de Chabeuil (aéroport de Valence), et les données disponibles sur la Weather Data Platform, plateforme numérique Veolia gérée en partenariat avec IBM.

Il convient de préciser que le choix a été fait de se limiter à l'utilisation de données ponctuelles issues de pluviographes et de ne pas explorer la possibilité de traiter des champs pluviométriques radar. En effet, la disponibilité et la possibilité d'accès à ce type d'information de manière gratuite ou à faible coût sont très limitées. Les données radar présentent le principal intérêt de permettre la prise en compte de l'hétérogénéité du champ pluviométrique. Par contre elles ne sont pas utilisables en l'état. Elles nécessitent un calage qui

s'appuie sur des mesures au sol. Les images calées sont fournies par les producteurs ou des sociétés de service en météo généralement par le biais d'abonnements.

Le maître d'ouvrage dispose d'un réseau de neuf pluviographes sur son périmètre (Figure 10). Les données sont disponibles à une résolution temporelle de six minutes sur cinq points depuis 2010 : Belle Meunière, Briffaut, Chabeuil, Malissard et UDEP. Deux points de mesure supplémentaires sont disponibles depuis 2012 : Jean Bart et Laprat. Le point Montélier est lui disponible depuis 2014. Enfin, un dernier point a été ajouté en 2015 : Rovaltain.

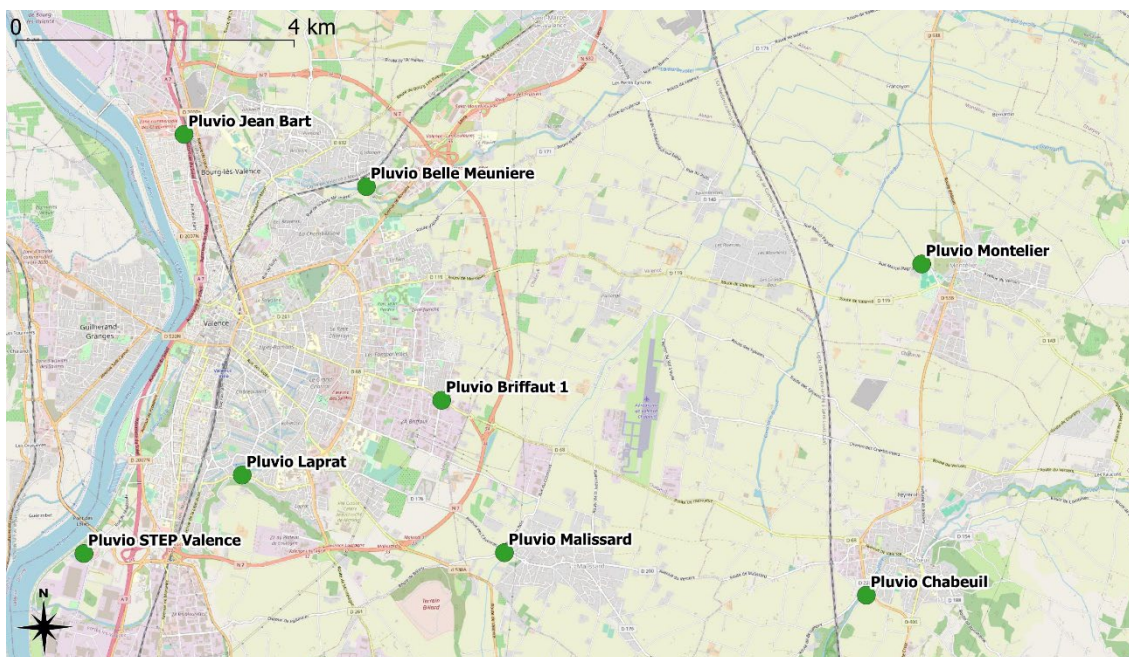


Figure 10 : Plan de situation des pluviographes de la collectivité (fond de plan OpenStreetMap).

Météo-France exploite un certain nombre de stations de mesure réparties sur le territoire Français. La station la plus proche de la zone d'intérêt est située sur l'aéroport de Valence Chabeuil. Les données sont disponibles sur cette station depuis le 1^{er} juillet 2005 à un pas de temps de 6 minutes. La période de disponibilité est plus étendue si on s'intéresse aux cumuls journaliers de précipitations puisque ceux-ci sont disponibles de manière continue depuis le 1^{er} septembre 1997.

Enfin, la Weather Data Platform fournit des données météorologiques historiques, temps réel et des prévisions. Pour le volet historique, les données météorologiques sont projetées sur une grille mondiale de 30 km et contiennent des valeurs horaires pour différents paramètres météorologiques, et ce depuis 1979. En fonction du point choisi, les données extraites correspondront à :

- La valeur mesurée à la station METAR (aéroport notamment) la plus proche si elle est située au plus à 17,5 km de l'emplacement demandé (coordonnées latitude / longitude).
- Une estimation basée sur l'interpolation et le rééchantillonnage de données provenant de satellites et d'observations météorologiques au sol dans le cas contraire, selon un algorithme propriété d'IBM.

Dans le cadre de notre étude, les données sélectionnées dans un premier temps sont issues des trois sources mentionnées ci-dessus. Une comparaison des données proposées au pas de temps journalier par chacune des trois sources disponibles sur la période 2010-2020 est proposée en Figure 11. La diagonale présente la distribution de chacune des sources de données utilisée, le triangle inférieur gauche le nuage de points pour les séries de données prises deux à deux sur leur période de disponibilité commune, et le triangle supérieur droit présente le coefficient de corrélation de la régression linéaire associée à chaque nuage de points précédent. L'analyse met en évidence que les corrélations les plus faibles sont celles qui comparent les données de la Weather Data Platform avec les autres données (séries chronologiques Météo France et séries chronologiques du maître d'ouvrage). Aucune explication n'a pu être trouvée à ces écarts, notamment parce que la qualité des données de la Weather Data Platform n'est pas connue. Aussi cette source de données n'a pas été exploitée dans le cadre de ce travail. Les données acquises au niveau de points de mesure du maître d'ouvrage présentent des corrélations élevées entre elles (0.89 à 0.97 suivant les comparaisons intersites). Le point de mesure opéré par Météo-France présente quant à lui des corrélations élevées avec les points de mesure du maître d'ouvrage (0.87 à 0.95 suivant les comparaisons intersites). Les données utilisées dans la suite de ce travail sont les données Météo France du poste de Valence Chabeuil ainsi que les données acquises par le maître d'ouvrage.

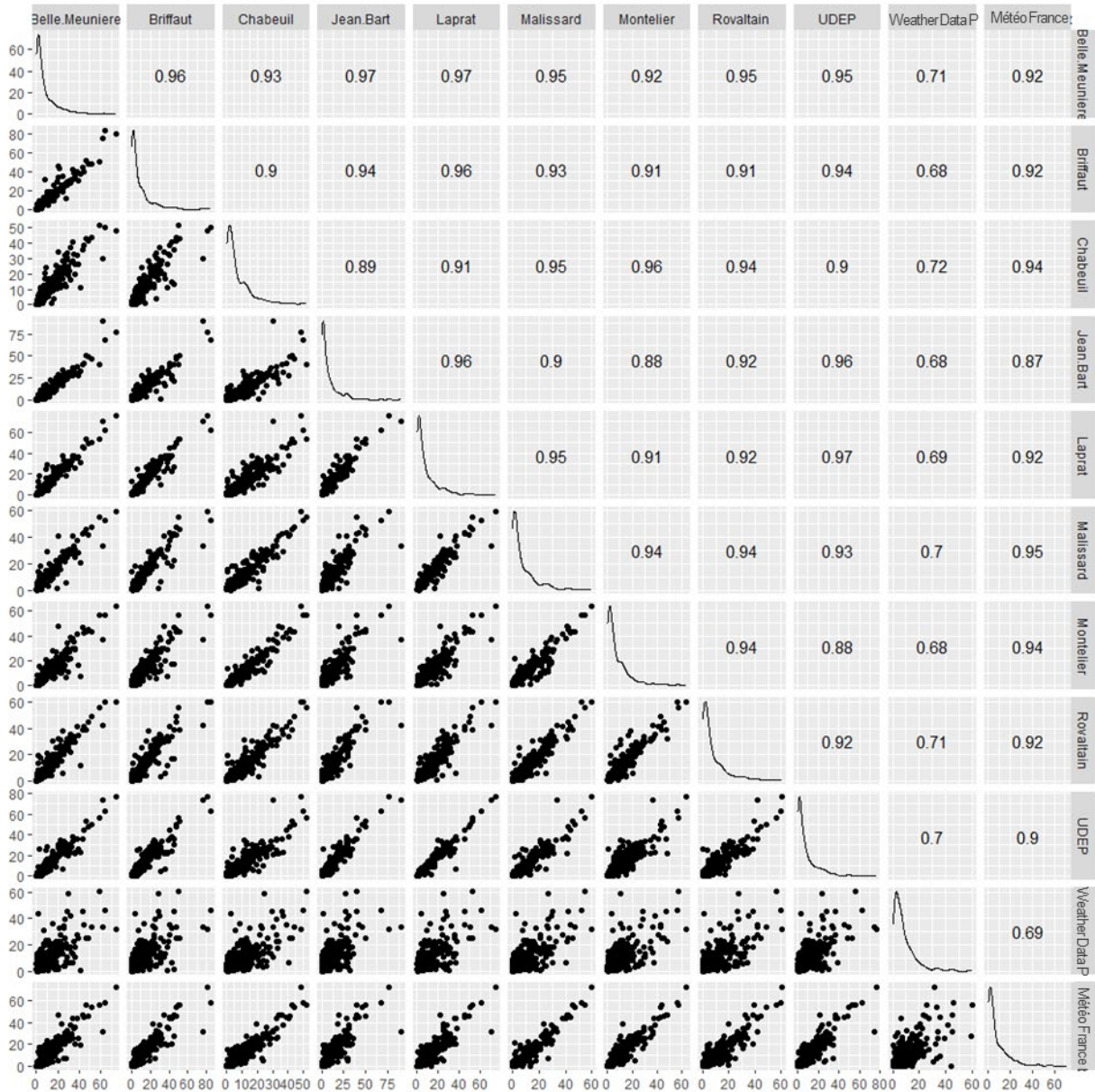


Figure 11 : Corrélation de Pearson deux à deux des différentes sources de données de précipitations journalières sur le périmètre, réalisées sur les périodes communes de disponibilité pour chacune des sources. La partie gauche présente la corrélation en nuages de points et la partie droite les coefficients de corrélation. La diagonale présente la distribution de la donnée considérée.

3.3.1.2 Jeu de données retenu pour la descente d'échelle et la désagrégation temporelle

Le processus de descente d'échelle requiert une quantité d'observations locales suffisamment longue et de bonne qualité pour que l'opération soit pertinente. Dans la situation actuelle, les données à notre disposition qui se prêtent le mieux à la réalisation de l'exercice sont les données de Météo-France agrégées au pas de temps journalier et extraites dans notre cas du 1^{er} septembre 1997 au 3 novembre 2020. Même s'il s'agit du meilleur jeu de données disponible, il y a deux limites à son utilisation :

- La période de vingt-trois années d'observations est jugée légèrement insuffisante pour réaliser un bon ajustement. Il est préconisé de disposer d'observations sur un minimum d'une trentaine d'années, durée minimale permettant d'établir des normales climatiques (WMO, 2017 ; Arguez et Vose, 2011).

- Il est nécessaire de réaliser un découpage des périodes historique et future différent de celui proposé par le jeu de données DRIAS-2020. En effet, les deux périodes DRIAS-2020 couvrent pour la plupart des modèles respectivement pour l'historique du 01/01/1950 au 31/12/2005 et pour la projection du 01/01/2006 au 31/12/2100. Le jeu de données observées disponible du 01/09/1997 au 03/11/2020 est donc à cheval sur les deux périodes.

Dans la situation actuelle, l'ajustement devra donc être réalisé sur un jeu de données comportant des résultats de simulations historiques pour lesquels ce sont les émissions historiques de GES qui sont considérées (jusqu'à fin 2005) et des résultats de simulations futures de 2006 à 2020. Une telle méthode ne pose pas de réel problème vis-à-vis des sorties des modèles pour les raisons suivantes :

- Il existe une continuité entre les deux périodes historique et future car il s'agit en réalité de la même simulation
- Les forçages externes et notamment l'évolution des concentrations en gaz à effet de serre sont peu impactant dans les premières années de simulation de la situation future

Les observations retenues pour réaliser la seconde étape constituée par la recherche d'analogues sont celles correspondant à la disponibilité des données de pluies à la station Météo-France de Valence Chabeuil au pas de temps 6 minutes, soit du 1^{er} juillet 2005 au 1^{er} juillet 2020.

On notera néanmoins que le choix des données retenues contraint à une hypothèse forte qui consiste à considérer que la pluie est homogène à la fois dans le temps et dans l'espace à l'échelle du bassin de collecte considéré. Ce point sera détaillé dans la discussion en fin de chapitre.

3.3.2 Sélection des simulations climatiques

3.3.2.1 Choix du scénario RCP

Le jeu de données DRIAS-2020 permet de disposer de projections climatiques selon les scénarios d'émission de GES RCP 8.5, 4.5 et 2.6 en fonction des modèles choisis (certains modèles ne proposent des simulations que sur deux des trois scénarios RCP). Etant donné qu'un des objectifs de ce travail est de réaliser des simulations longues durées à l'aide d'un modèle distribué et que nous souhaitons traiter une partie de l'incertitude en utilisant les résultats de plusieurs modèles, nous avons choisi de nous appuyer uniquement sur le RCP 8.5. Au moment où ce choix a été fait (début 2021), la trajectoire RCP 8.5 nous semblait être la plus proche de celle suivie par l'humanité en termes de forçage radiatif et donc d'émission de gaz à effet de serre. Cependant le sujet fait actuellement l'objet de discussions. Le scénario RCP 8.5 est aujourd'hui considéré suivant les auteurs comme invraisemblable (Hausfather & Peters, 2020) ou encore comme le plus probable (Schwalm et al. 2020). Tollefson (2021) a mené une étude auprès de climatologues contributeurs pour la plupart aux travaux du GIEC et révèle que la moitié des participants imagine un scénario en 2100 à +3°C par rapport à la période préindustrielle, soit un scénario qui se situe entre les nouveaux scénarios SSP2-4.5 et SSP3-7.0. Quoiqu'il en soit le consensus sur le sujet ne semble pas atteint et la trajectoire suivie reste susceptible de s'infléchir en fonction des choix politiques actuels et à venir. Le scénario RCP 8.5 restant le plus pessimiste en termes d'évolution des températures, nous assumons le choix de le retenir et de le considérer comme le cas le plus défavorable.

3.3.2.2 *Jeu de données DRIAS-2020*

Le jeu de données de simulation retenu dans le cadre de ce travail est le jeu DRIAS-2020 (cf. paragraphe 1.1.6) car :

- Il regroupe des résultats de simulations de RCMs européens et est donc géographiquement bien adapté au contexte français
- Il comporte des résultats de modèles validés par la communauté scientifique (correction des anomalies relevées dans les simulations Euro-Cordex 2014)
- Le traitement appliqué est homogène sur l'ensemble des sorties des modèles du jeu de données (correction de biais sur la base d'un rééchantillonnage SAFRAN) et garantit donc une correction de biais équivalente et un rendu spatial homogène sur l'ensemble des simulations.
- Il est disponible et facile d'accès

Le jeu DRIAS-2020 semble donc être le meilleur jeu de données disponible librement sur le périmètre France pour alimenter les études d'impact du changement climatique. Cependant, il souffre néanmoins de quelques limites notamment liées aux données utilisées pour la correction de biais. En effet, SAFRAN a tendance à sous-estimer les précipitations notamment pour les cumuls journaliers importants. Selon Colmet-Daage et al. (2018), la sous-estimation peut atteindre 30% pour les quantiles de précipitation les plus forts en fonction du site d'étude. Cette analyse justifie la nécessité d'appliquer une correction de biais aux données disponibles produites par les RCM et corrigées à partir des données SAFRAN.

Pour des raisons strictement pratiques liées aux durées de préparation des jeux de données et aux temps de calculs nécessaires aux traitements, nous n'avons pas pu retenir l'ensemble des simulations du jeu de données DRIAS-2020. Nous avons donc opéré une sélection parmi l'ensemble des résultats disponibles, sélection présentée dans le paragraphe suivant.

3.3.2.3 *Sélection des simulations GCM/RCM*

Deux catégories de simulations sont utilisées dans le cadre de ce travail. La première, déjà largement évoquée, constitue le jeu de données DRIAS-2020 avec ses sorties de modèles au pas de temps journaliers et débiaisées de manière homogène pour l'ensemble du jeu de données. La seconde catégorie est constituée par les résultats de la simulation de CNRM/ALADIN fournie par le CNRM au pas de temps horaire et sous format "brut sortie du modèle" c'est-à-dire sans aucun traitement (application de seuil et correction de biais).

3.3.2.3.1 *Sélection des simulations au pas de temps journalier*

La pratique générale veut qu'étant donné les incertitudes existantes en matière de projection climatique et en particulier en ce qui concerne les précipitations, on utilise les résultats de plusieurs modèles, soit pour prendre en compte une incertitude via la dispersion des résultats produits par l'ensemble des modèles, soit pour extraire de l'ensemble des simulations une valeur médiane.

Cette pratique trouve cependant certaines limites. Selon Maraun et al. (2010), le consensus recherché par l'utilisation de plusieurs modèles ne garantit pas les performances globales de la méthode dans la mesure où :

- Les modèles régionaux représentent mal les phénomènes à très petite échelle avec une tendance générale à sous-estimer les précipitations les plus intenses,

- Les prédicteurs utilisés pour la descente d'échelle des différents RCMs sont souvent similaires voire identiques (SAFRAN par exemple),
- Les GCMs utilisés pour le forçage lors de la descente d'échelle dynamique sont aussi souvent similaires voire identiques.

La mise en œuvre d'une méthode multi-modèles permet donc de garantir uniquement la prise en compte des biais intrinsèques des modèles. Néanmoins, l'expérience DRIAS-2020 permet de lever l'une des trois objections formulées ci-dessus dans la mesure où elle s'est attachée à sélectionner plusieurs GCM forceurs et des couplages GCM/RCM aussi diversifiés que possible.

La volonté affichée dans l'expérience DRIAS-2020 de couvrir largement la dispersion des résultats des modèles Euro-Cordex est illustrée dans la Figure 12 pour l'été (graphique de gauche). Les couples GCM/RCM sélectionnés simulent notamment des hausses de température comprise entre 1°C et 6°C et des variations du cumul de précipitation comprises entre et -40% et +20% pour l'horizon lointain par rapport à la période de référence et pour le scénario RCP 8.5.

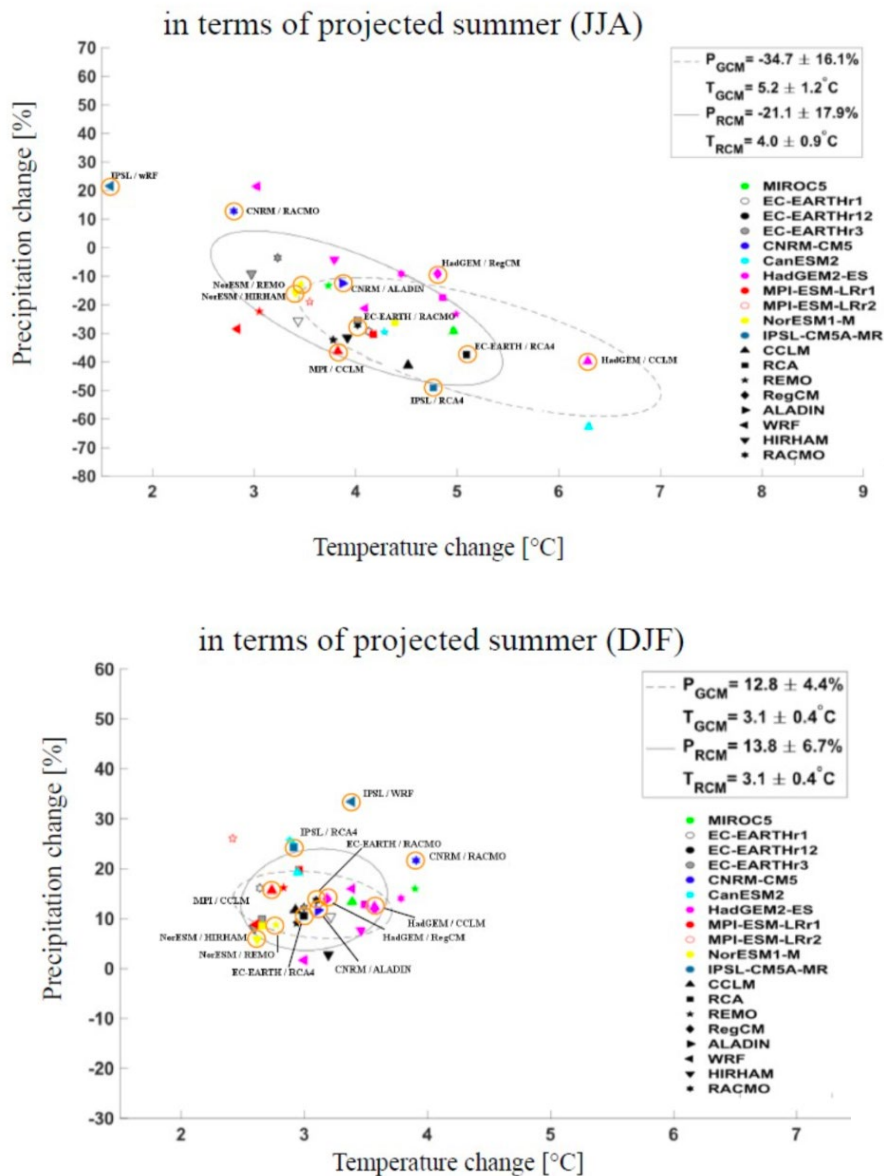


Figure 12 : Diagrammes du signal bi-varié du changement climatique en termes de changements projetés des températures et des précipitations (estivales = JJA à gauche et hivernale = DJF à droite) pour 2071-2100 par rapport à 1981-2010 pour le scénario d'émissions RCP8.5. Les cercles orange indiquent les RCM sélectionnés pour DRIAS. Les symboles identifient le RCM et les couleurs les GCM forceurs. La ligne pointillée (solide) indique l'ellipse de probabilité pour les résultats du GCM (RCM) = intervalle de confiance, recouvrant 68.2 % des données. Les scores de la moyenne et de l'écart-type pour les précipitations (P, %) et la température (T, °C) pour l'ensemble GCM et RCM, respectivement, sont indiqués dans le coin supérieur droit de chaque figure. Source : Sørland et al., 2018: Synthesis on existing simulations at M16. C3S_34b_Lot2_SMHI – (PRINCIPLES). Repris de : <http://www.drias-climat.fr/>.

De manière à prendre en compte, au moins partiellement, l'incertitude liée aux modèles climatiques, nous avons choisi de considérer les résultats de plusieurs modèles disponibles dans le jeu de données DRIAS-2020. Cependant, les durées de calcul et la taille des fichiers de sortie pour les simulations du fonctionnement du réseau d'assainissement ne permettent pas de multiplier les simulations. Il a été décidé de retenir les résultats de cinq simulations choisies parmi les douze disponibles.

La sélection des modèles s'est portée dans un premier temps sur le choix de retenir la simulation CNRM/ALADIN qui présente un comportement médian au sein de l'ensemble des simulations (Figure 12). Il s'agit de plus d'un

couple de modèles bien adapté au territoire de la France métropolitaine et pour lequel aucun problème particulier n'avait été détecté pour les simulations utilisées dans l'expérience Euro-Cordex 2014. De surcroît, des échanges avec le CNRM ont permis de disposer des sorties horaires de ce modèle et ces données sont valorisées dans la suite de ce travail en parallèle des sorties horaires issues de DRIAS-2020.

Pour la sélection des quatre autres résultats de simulation, nous nous sommes tout d'abord intéressés aux modèles produisant les valeurs d'intensités journalières élevées les plus importantes au niveau du point de grille correspondant à notre site d'étude. Ce choix a été guidé par le fait que la correction de biais fondée sur la réanalyse SAFRAN conduit à une sous-estimation des intensités importantes (cf. paragraphe 3.3.2.2). La Figure 13 représente pour chaque modèle du jeu de données DRIAS-2020, la distribution des précipitations journalières sur la période future (2006-2100). Les simulations encadrées en rouge correspondent à celles retenues à l'issue du processus de sélection. En ce qui concerne les valeurs des fortes intensités journalières prédites par les simulations, on s'intéressera principalement aux valeurs du troisième quartile, de l'extrémité haute de la moustache (valeur la plus petite entre le maximum de la distribution et la valeur du troisième quartile à laquelle est ajoutée une fois et demie la différence interquartile) et du maximum le cas échéant. Les simulations qui présentent les valeurs intenses les plus élevées sont les simulations B, F, J et K correspondant respectivement aux couples GCM/RCM : CNRM/CERFACS, HadGEM2/CCLIM, MPI-ESM/REMO2009 et NorESM/HIRHAM. La simulation L correspondant à NorESM/REMO2015 n'a pas été retenue car la valeur la plus élevée est hors distribution et la valeur du troisième quartile est la plus basse de l'ensemble des simulations. La distribution des données issues de CNRM/ALADIN met en évidence une médiane très proche de la médiane multi-modèles (2.418) et des valeurs de troisième quartile et d'extrémité de distribution parmi les plus faibles des modèles considérés.

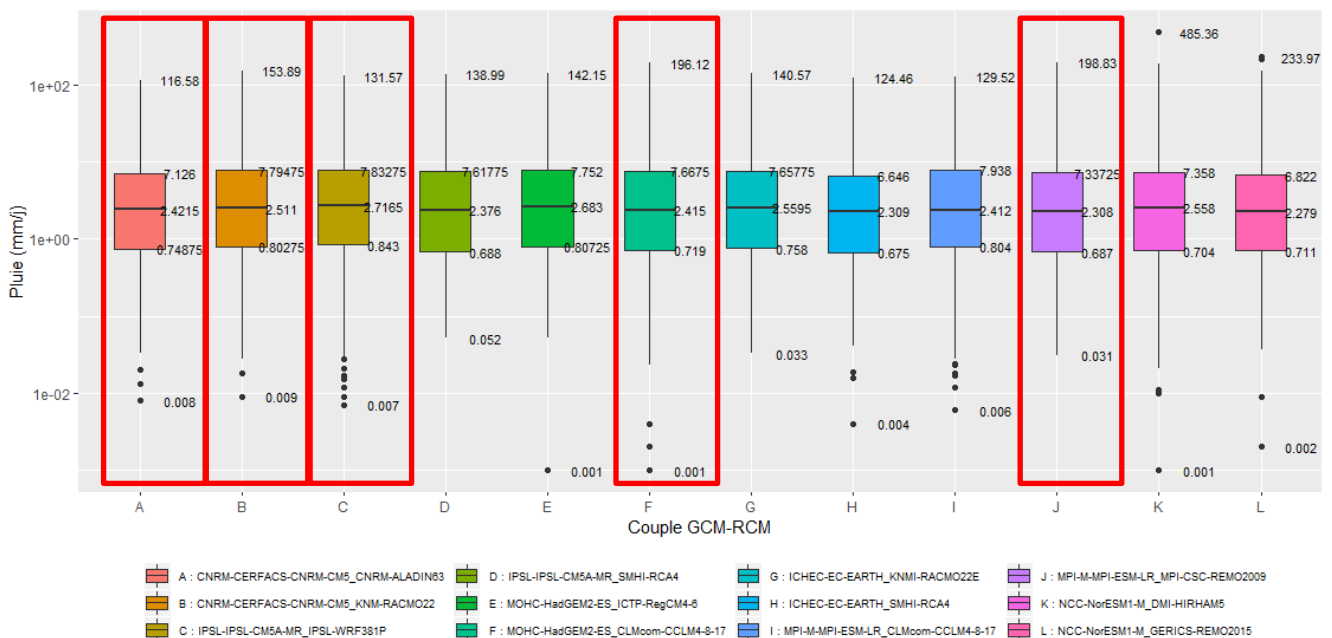


Figure 13 : Distribution des cumulés journaliers de pluie pour l'ensemble des 12 simulations DRIAS-2020, en échelle logarithmique, pour le scénario RCP 8.5 et sur la période projetée 2006-2100. Les valeurs de la médiane, du premier et troisième quartile ainsi que les valeurs extrêmes sont spécifiés pour chaque simulation. Les simulations encadrées en rouge sont celles retenues dans le cadre de ce travail à l'issue du processus de sélection.

Pour simplifier la lecture, le Tableau 4 reprend les noms simplifiés des simulations et les lettres qui leur correspondent sur la Figure 13.

Tableau 4 : Noms complets et abrégés de l'ensemble des simulations du jeu de données DRIAS 2020. La dernière colonne mentionne la référence des simulations adoptée dans le présent document.

Nom de la simulation	Abréviation	Référence
CNRM-CM5ALADIN63	CNRM-ALADIN	A
CNRM-CM5RACMO22E	CNRM-RACMO	B
IPSL-CM5AWRF381P	IPSL-WRF	C
IPSL-CM5ARCA4	IPSL-RCA4	D
HadGEM2RegCM4-6	HadGEM-RegCM	E
HadGEM2CCLM4-8-17	HadGEM-CCLM	F
EC-EARTH-RACMO22E	ECEARTH-RACMO	G
EC-EARTH-RCA4	ECEARTH-RCA4	H
MPI-ESM-CCLM4-8-17	MPIESM-CCLM	I
MPI-ESM-REMO2009	MPIESM-REMO2009	J
Nor-ESM1HIRHAM5 v3	Nor-ESM-HIRHAM	K
Nor-ESM1REMO2015	Nor-ESM-REMO2015	L

Une analyse plus en détail de la répartition des précipitations selon le mois de l'année pour les quatre simulations mentionnées ci-dessus est présentée en Figure 14. Pour chaque couple de modèles, les données ont été filtrées pour ne retenir que les journées de précipitations non nulles et ainsi assurer la lisibilité des valeurs constituant les limites des boîtes.

Le couple HadGEM2/CCLIM prédit une concentration des épisodes intenses à l'automne, mais aussi au printemps, de manière plus marquée que les autres modèles. Parce qu'elle présente des caractéristiques différentes des trois autres simulations, cette simulation a été retenue pour la suite de ce travail. Les couples CNRM/RACMO, MPI-ESM/REMO2009 et NorESM/HIRHAM présentent des distributions mensuelles assez similaires les unes des autres avec une concentration des précipitations les plus intenses entre août et novembre. Selon Frei & Schär (1998), l'automne est la saison pendant laquelle les maximums de précipitations se produisent dans le climat méditerranéen français. Cette saison de septembre à novembre se caractérise par la survenue des épisodes qualifiés de cévenols ou plus généralement méditerranéens (Delrieu et al., 2005). Les phénomènes sont détaillés dans le travail de Da-Silva (2018). Nous retiendrons les deux premières simulations pour la suite de ce travail. Il a été choisi d'écarter la simulation NorESM/HIRHAM car la valeur extrême de précipitation journalière produite par la simulation atteint 485 mm/j. Cette valeur, très supérieure aux valeurs extrêmes produites par les autres modèles, nous semble peu réaliste.

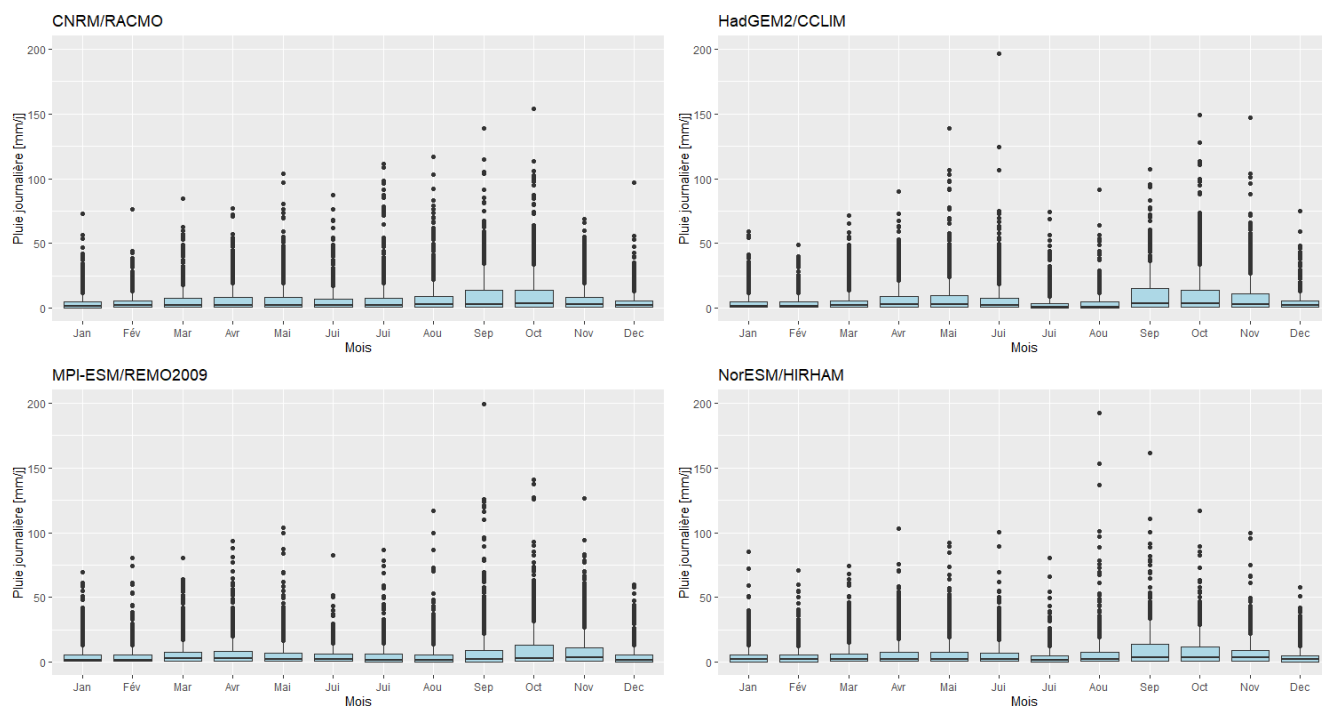


Figure 14 : Distribution mensuelle des précipitations journalières sur la période 2006-2100 pour le scénario RCP8.5. L'échelle des ordonnées a été homogénéisée pour faciliter les comparaisons. Les valeurs nulles de pluie journalière ne sont pas considérées dans les distributions. La valeur extrême de 485 mm/j produite par NorESM/HIRHAM n'apparaît donc pas sur le graphique.

Au-delà de la sélection des modèles qui produisent les intensités journalières les plus importantes pour les quantiles élevés, une lecture en détail de la Figure 12 met en évidence que le modèle IPSL/WRF présente les écarts de précipitation, en cumul par rapport à la situation de référence, les plus importants à la hausse à la fois pour les saisons d'été et d'hiver. En Figure 13, le modèle IPSL/WRF correspond au modèle C pour lequel la valeur du maximum est plutôt faible mais qui présente en revanche des valeurs de médiane et de troisième quartile parmi les plus élevées. Cette simulation nous semble rendre compte d'une situation future défavorable de manière générale et il a été décidé d'ajouter les résultats de cette simulation au panel des situations étudiées.

Ainsi, cinq simulations GCM/RCM sur douze sont retenues. Il s'agit de :

- CNRM/ALADIN : Centre National de Recherche Météorologique pour le GCM et le RCM
- CNRM/RACMO : Centre National de Recherche Météorologique / Institut royal météorologique des Pays-Bas
- IPSL/WRF : Institut Pierre-Simon Laplace pour le GCM et le RCM
- HadGEM/CCLM : Centre Hadley pour la recherche et la prévision climatique (UK) / Climate Limited-area Modelling Community (contribution internationale)
- MPIESM/REMO2009 : Institut Max-Planck de météorologie (Allemagne) / Climate Service Center GERICS (Allemagne)

Le Tableau 5 issu du site Drias représente les écarts de cumuls de précipitations par rapport à la période de référence par saison pour les douze modèles du jeu DRIAS-2020. Les cinq couples GCM/RCM retenus sont matérialisés en couleur. Pour la saison estivale qui met en évidence les variations inter-modèles les plus importantes, on constate que le choix couvre uniformément la plage de variation des précipitations. La plage est aussi bien couverte pour l'hiver et le printemps. En ce qui concerne, l'automne, les valeurs extrêmes sont

représentées mais avec une très forte représentation des modèles produisant relativement beaucoup de précipitations sur cette saison.

Tableau 5 : Classement des écarts de précipitations par saisons fin de siècle (2071-2100) relativement à la période historique 1976-2005 (source : <http://www.drias-climat.fr/accompagnement/sections/255>). Les simulations colorées correspondent à celles retenues dans le cadre de ce travail.

DJF [2071-2100] - [1976-2005]		MAM [2071-2100] - [1976-2005]		JJA [2071-2100] - [1976-2005]		SON [2071-2100] - [1976-2005]	
NorESM1 / HIRHAM5	10 %	NorESM1 / REMO2015	-9 %	IPSL-CM5A / RCA4	-48 %	HadGEM2 / CCLM4-8-17	-18 %
NorESM1 / REMO2015	13 %	NorESM1 / HIRHAM5	-7 %	HadGEM2 / CCLM4-8-17	-45 %	NorESM1 / REMO2015	-13 %
EC-EARTH / RCA4	15 %	HadGEM2 / CCLM4-8-17	-1 %	EC-EARTH / RCA4	-40 %	NorESM1 / HIRHAM5	-8 %
CNRM-CM5 / RACMO22E	16 %	IPSL-CM5A / RCA4	-1 %	MPI-ESM / CCLM4-8-17	-36 %	EC-EARTH / RCA4	-7 %
EC-EARTH / RACMO22E	17 %	EC-EARTH / RCA4	-1 %	MPI-ESM / REMO2009	-28 %	HadGEM2 / RegCM4-6	-6 %
CNRM-CM5 / ALADIN63	17 %	IPSL-CM5A / WRF381P	1 %	EC-EARTH / RACMO22E	-25 %	EC-EARTH / RACMO22E	-4 %
HadGEM2 / RegCM4-6	20 %	EC-EARTH / RACMO22E	4 %	NorESM1 / HIRHAM5	-23 %	MPI-ESM / CCLM4-8-17	-1 %
HadGEM2 / CCLM4-8-17	22 %	HadGEM2 / RegCM4-6	5 %	CNRM-CM5 / ALADIN63	-11 %	IPSL-CM5A / RCA4	0 %
MPI-ESM / REMO2009	24 %	CNRM-CM5 / ALADIN63	6 %	NorESM1 / REMO2015	-11 %	CNRM-CM5 / RACMO22E	4 %
MPI-ESM / CCLM4-8-17	27 %	MPI-ESM / REMO2009	8 %	HadGEM2 / RegCM4-6	-7 %	MPI-ESM / REMO2009	4 %
IPSL-CM5A / WRF381P	34 %	MPI-ESM / CCLM4-8-17	10 %	CNRM-CM5 / RACMO22E	11 %	CNRM-CM5 / ALADIN63	6 %
IPSL-CM5A / RCA4	44 %	CNRM-CM5 / RACMO22E	10 %	IPSL-CM5A / WRF381P	22 %	IPSL-CM5A / WRF381P	17 %
5 ^e centile	12 %	5 ^e centile	-8 %	5 ^e centile	-46 %	5 ^e centile	-15 %
Médiane	19 %	Médiane	3 %	Médiane	-24 %	Médiane	-2 %
95 ^e centile	39 %	95 ^e centile	10 %	95 ^e centile	16 %	95 ^e centile	11 %

3.3.2.3.2 Simulations au pas de temps horaire

Les sorties horaires du modèle CNRM-ALADIN ont été mises à disposition par le CNRM (Cécile Caillaud) sur les deux périodes, historique et future et pour le scénario RCP8.5. Pour la période historique, les données utilisées concernent les années 1997-2005 et pour la période future, les années 2006-2100. Les données ont été transmises au pas de temps horaire pour le point le plus proche de la ville de Valence, ainsi que pour les huit points de grille au voisinage direct de ce premier point. Le pas de grille de sortie du modèle est de 12 km. Il convient de préciser ici que les données transmises sont les sorties brutes du modèle sans correction de biais ni rééchantillonnage par rapport à la grille SAFRAN. Les fichiers ont été fournis au format netcdf.

Pour adopter une approche cohérente avec celle retenue pour produire les fichiers de pluie à pas de temps 6 minutes à partir des données journalières, il a été décidé de ne considérer les sorties horaires qu'en un unique point de grille, à savoir celui correspondant à la ville de Valence.

Considérant que les données fournies par le CNRM sont des sorties brutes du modèle, un certain nombre d'étapes de préparation sont nécessaires avant même de pouvoir réaliser la correction de biais. La première étape consiste à filtrer les données brutes en déterminant un seuil de pluie à prendre en compte. En effet, les fichiers de simulation présentent des valeurs de pluie très faibles mais non nulles de manière très fréquente. Cet « effet de bruine » ou « drizzle effect » est caractéristique des résultats bruts des modèles climatiques (Maraun, 2013). Pour permettre par la suite la discrimination entre les jours de pluie et les jours de temps sec, il est nécessaire de définir un seuil minimal de pluie en dessous duquel on considère qu'il n'y a pas de précipitations.

A noter que les données d'observation utilisées pour réaliser les corrections de biais sur ces sorties horaires sont celles de la station Météo France de Valence Chabeuil acquises au pas de temps horaire entre le 01/09/1997 et le 31/12/2021.

4 Résultats et discussion

4.1 Construction des séries chronologiques futures

4.1.1 Résultats de la descente d'échelle spatiale

La méthode CDF-t a été appliquée aux sorties des cinq modèles sélectionnés parmi les simulations du jeu DRIAS-2020. La transformée a été établie à partir des enregistrements Météo France réalisés au pas de temps journalier à la station de Valence Chabeuil, entre le 1^{er} septembre 1997 et le 3 novembre 2020. Ce jeu de données contient 3296 jours pluvieux en tenant compte d'un seuil de pluie de 0,2 mm et avec un maximum journalier enregistré de 170 mm sur une journée.

La Figure 15 présente pour chaque modèle, les résultats des ajustements sur la période future entre la hauteur de pluie initiale et la hauteur corrigée. De manière générale, les valeurs de cumuls journaliers ajustées ont tendance à être plus élevées quelle que soit la saison et la valeur du cumul pour les modèles CNRM/ALADIN et IPSL/WRF. Pour HadGEM/CCLM, les cumuls ajustés ont aussi tendance à être plus élevés sauf pour les valeurs de cumuls inférieures à 50 mm/j au printemps et dans une moindre mesure en été. L'ajustement sur les modèles CNRM/RACMO et MPI-ESM/REMO2009 conduit à des cumuls plus importants en été et en hiver et moins importants en automne. Pour le printemps, l'ajustement aboutit à une baisse ou une augmentation des cumuls en fonction de la valeur de cumul considérée. Quoiqu'il en soit, la tendance générale à l'augmentation sur les valeurs ajustées est en accord avec la tendance des modèles régionaux à sous-estimer les valeurs importantes de précipitations à une échelle spatiale réduite (Maraun et al., 2010).

En ce qui concerne plus spécifiquement les valeurs élevées de cumuls, la descente d'échelle conduit à des ajustements plus importants des cumuls journaliers pour des valeurs supérieures à 50 mm/j dans la majorité des cas. L'ajustement peut aller jusqu'à des augmentations de cumul sur les valeurs corrigées de +300% (IPSL/WRF en été pour un cumul de 60 mm/j). Ce constat est à mettre en relation avec la tendance de la correction de biais réalisée à l'aide du rééchantillonnage SAFRAN à sous-estimer les intensités élevées.

Enfin, on note un plafonnement des valeurs ajustées sur certaines saisons et pour certains modèles (CNRM/ALADAIN et IPSL/WRF en été ; CNRM/RACOM, HADGEM/CCLM et MPI-ESM/REMO2009 en hiver). Ce plafonnement est lié à la méthode de descente d'échelle et aux valeurs maximales de cumuls observés disponibles dans le jeu de données (170 mm/j en été et 91 mm/j en hiver). La fonction déterminée à partir de la comparaison des données d'observation et modélisées sur la période historique propose un ajustement sur la base des données disponibles avec une limite d'ajustement correspondant au maximum enregistré dans les observations. Lorsqu'en période future, les épisodes à ajuster en limite haute de la distribution sont nombreux, on peut observer l'effet de plafonnement pour les modèles et saisons cités ci-dessus.

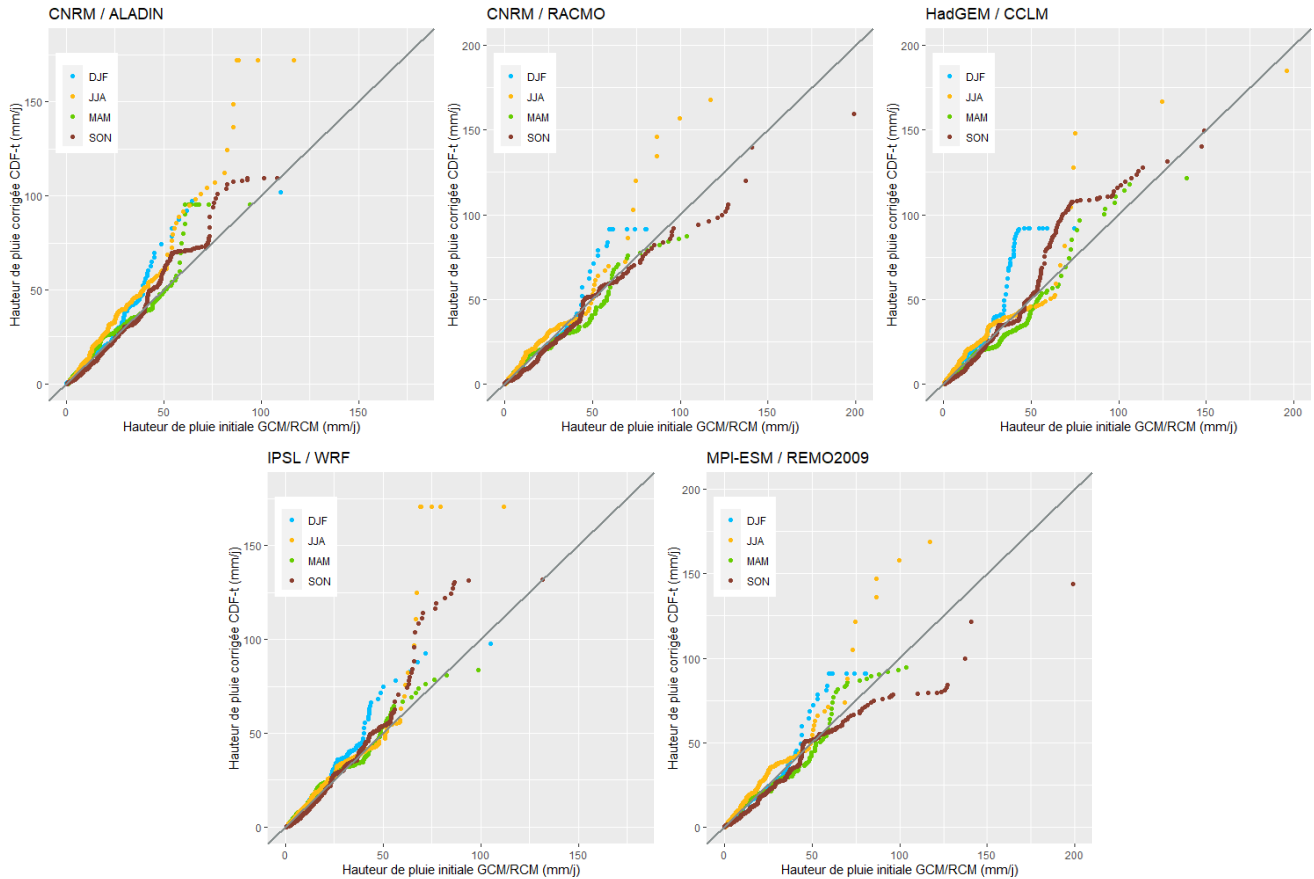
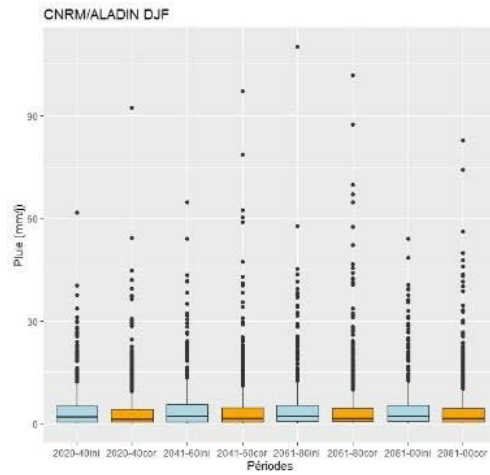


Figure 15 : Hauteurs journalières de pluie corrigées en fonction des hauteurs journalières de pluie initiales pour chacun des modèles considérés. Les couleurs des courbes correspondent aux saisons : hiver (DJF) en bleu, printemps (MAM) en vert, été (JJA) en jaune et automne (SON) en marron.

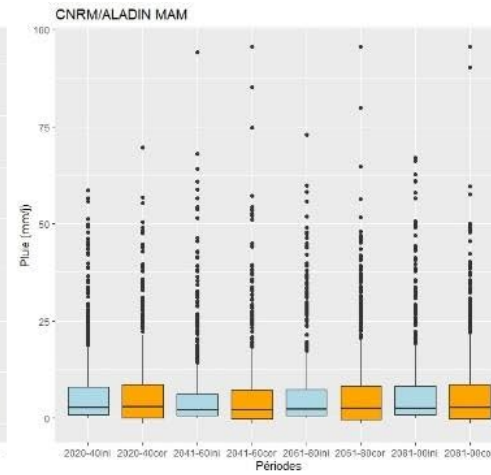
Une vision saison par saison pour chaque modèle et pour quatre périodes de 20 ans entre 2020 et 2100 est proposée en Figure 16. En faisant une lecture par saison (représentées selon les colonnes), on constate que pour l’hiver, la descente d’échelle conduit à une diminution de la valeur du 3^{ème} quartile et à une augmentation des valeurs des cumuls les plus importants matérialisés par les outliers, et ceci pour tous les modèles sur les quatre périodes considérées. L’ajustement sur le printemps ne modifie pas beaucoup la distribution des données hormis ponctuellement pour certains modèles avec augmentation de la valeur du 3^{ème} quartile pour IPSL/WRF sur les périodes 2021-2040 et 2041-2060 ou la diminution de la valeur du 1^{er} quartile pour CNRM/ALADIN à partir de 2041. L’ajustement en automne conduit à une augmentation de la valeur du 3^{ème} quartile pour tous les modèles et toutes les périodes ainsi qu’à une augmentation quasi générale des valeurs des cumuls journaliers les plus élevés matérialisées par les outliers. Enfin, en ce qui concerne l’automne, la tendance est à la baisse du troisième quartile sans changement notable sur les valeurs les plus élevées. Ces ajustements des données via la correction de biais vont dans le sens des projections envisagées par le GIEC (IPCC AR6 WGII Cross Chapter Paper 4 : Mediterranean Region) qui prévoit pour les niveaux de réchauffement planétaire supérieurs à 2 °C, une diminution des précipitations d’environ 4% par 1°C de réchauffement climatique, pour toutes les saisons dans le bassin central et méridional, et surtout en été dans nord (Mariotti et al., 2015 ; Hertig et Trambly, 2017 ; Lionello et Scarascia, 2018). Les précipitations extrêmes quant à elles devraient augmenter au nord (confiance élevée pour les niveaux de réchauffement global supérieurs à 2°C.

On notera que les évolutions mentionnées suite à l'ajustement sont assez homogènes pour tous les modèles. Ce constat est en partie lié au fait que les modèles ont déjà subi une correction de biais à partir d'un jeu de données d'observation qui tient compte des données utilisées dans le cas présent pour réaliser la seconde descente d'échelle. La lecture par périodes de vingt ans met en évidence des augmentations des valeurs les plus élevées après ajustement pour les horizons lointains notamment pour CNRM/ALADIN au printemps et en été ou HAdGEM/CCLM et IPSL/WRF en été.

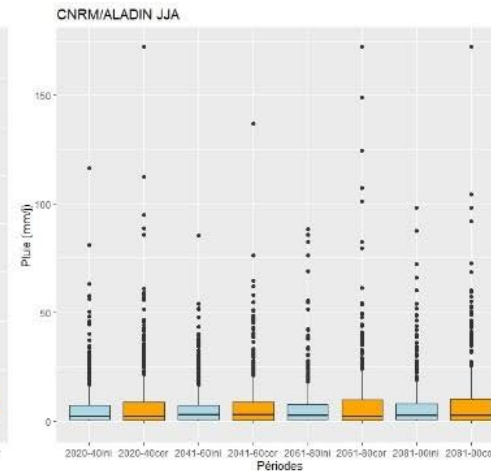
DJF



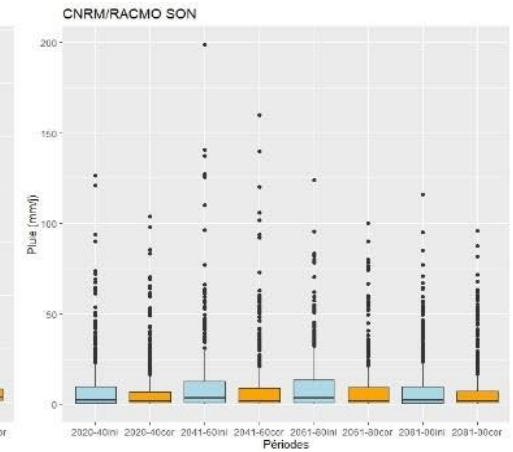
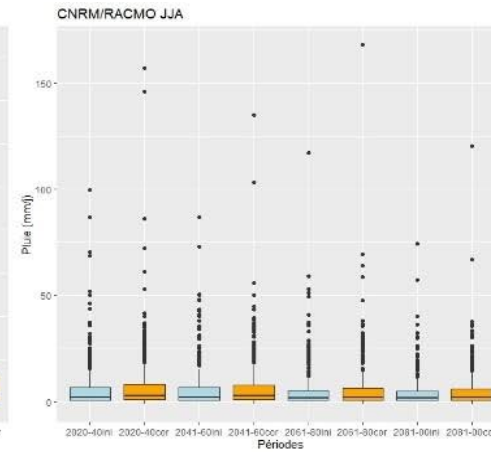
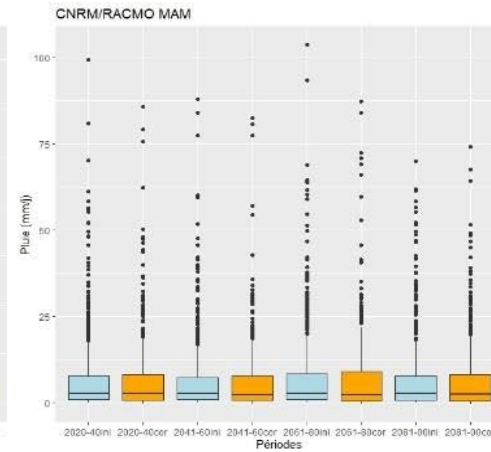
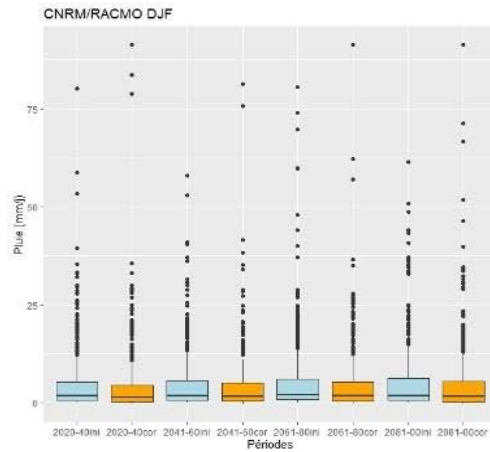
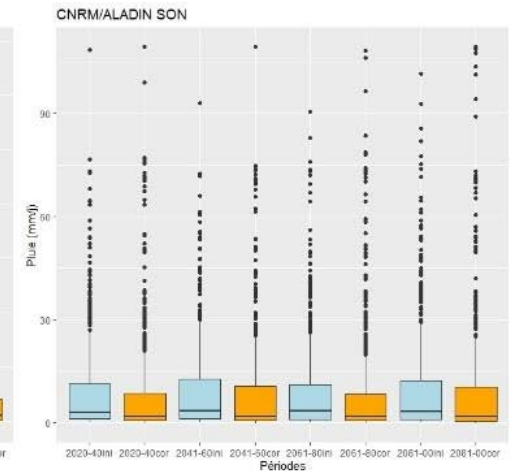
MAM

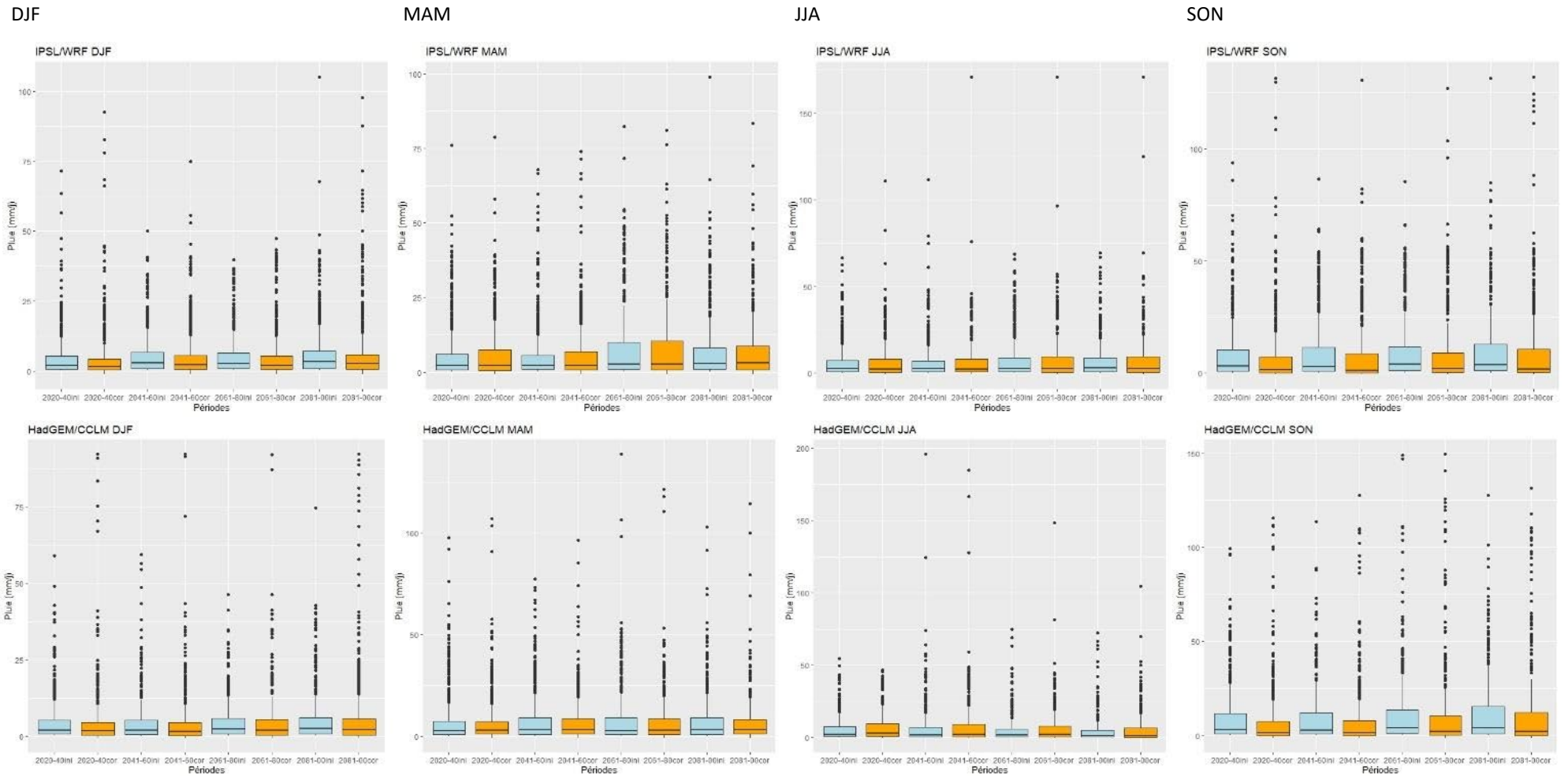


JJA



SON





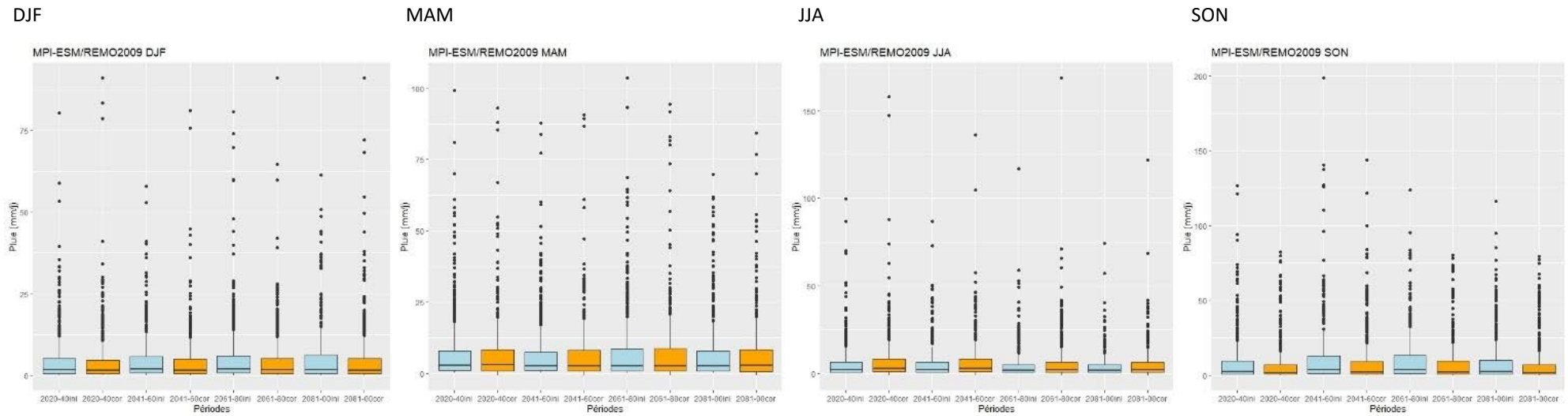


Figure 16 : Comparaison de la répartition des quantiles de précipitation par période future de 20 années (abscisses) entre 2020 et 2100, pour chaque saison (colonnes) et pour les 5 modèles considérés (lignes). Les données du jeu de données DRIAS sans correction sont représentées en bleu et les données corrigées sont représentées en orange.

4.1.2 Résultats de la désagrégation temporelle

La désagrégation temporelle s'appuie sur une recherche d'analogues passé/futur suivant des critères d'identité de saison et de proximité des cumuls journaliers précipités, des températures de surfaces moyennes journalières et des températures de surfaces maximales journalières.

Comme évoqué dans la revue bibliographique, bon nombre d'auteurs s'accordent pour dire qu'intensité de pluie et température peuvent être mises en relation. En préambules aux résultats de la désagrégation en tant que tels, il a semblé opportun de vérifier si ce type de relation est bien observé sur la zone d'intérêt avec les données du site.

La Figure 17 présente les percentiles des hauteurs de pluie journalières enregistrées sur 6 minutes en fonction de la température. Nous nous sommes attachés à représenter préférentiellement les valeurs élevées de percentiles pour mettre en évidence une éventuelle relation entre intensité des précipitations et température. Les données utilisées sont les données de pluie au pas de temps 6 minutes entre juillet 2005 et juillet 2020, ainsi que la température moyenne journalière et la température maximale journalière sur la même période. Le graphique de gauche représente les valeurs des percentiles par classe de température moyenne journalière et le graphique de droite par classe de température maximale journalière.

Le graphique met en évidence plusieurs points observés en accord avec les travaux de Lepore et al. (2016) et Bürger et al. (2019) :

- La valeur du percentile de précipitation augmente avec la température moyenne journalière jusqu'à une certaine valeur de cette dernière, comprise dans le cas présent entre 18 et 24°C. Pour la classe de température la plus élevée (24 à 30°C), les valeurs des centiles ont tendance à baisser. Cette tendance est particulièrement marquée pour les centiles 0.9 et 0.99,
- L'augmentation des valeurs des centiles de hauteur de pluie est par contre continue lorsqu'elle est établie au regard des classes de température maximale journalière.

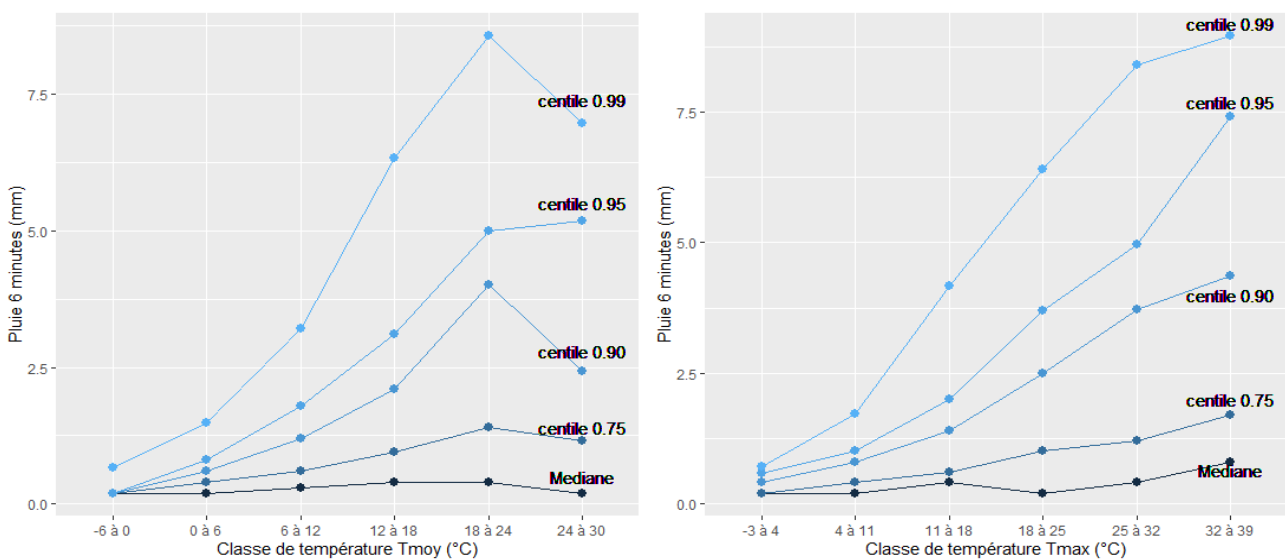


Figure 17 : Valeurs des centiles de précipitations observées sur 6 minutes en fonction de la plage de température (température moyenne journalière sur le graphique de gauche et température maximale journalière sur celui de droite). Les données considérées sont celles de la station Météo France de Valence Chabeuil. Seuls les pas de temps correspondant à des précipitations non nulles sont considérés.

Ces observations mettent en évidence que sur le site de Valence, les valeurs d'intensités maximales sont liées au paramètre de température de surface, à la fois à sa valeur moyenne avec une baisse des valeurs pour la classe de température la plus élevée, mais aussi à sa valeur maximale. Ces deux informations de températures sont de surcroît disponibles à la fois dans les sorties des modèles climatiques régionaux mais aussi dans les enregistrements Météo France de la station de Valence-Chabeuil. La valeur de température minimale journalière n'est, elle, pas disponible et le critère d'amplitude thermique journalière ne peut donc pas être pris en compte. Ces résultats attestent de la pertinence des critères de température retenus dans le cadre de la recherche d'analogues.

La désagrégation temporelle par recherche d'analogues a donc été mise en œuvre pour chacun des cinq résultats de simulation climatique retenu. La Figure 18 présente pour chacune de ces simulations, la distribution des distances euclidiennes minimales et donc retenues pour les appariements d'analogues passé/futur sur l'ensemble de la période 2021-2100. Elle met en évidence que les distributions des distances euclidiennes de l'ensemble des analogues sont semblables pour chacun des modèles pris en compte : les valeurs médianes sont comprises entre 0.147 et 0.160, et la valeur du troisième quartile varie entre 0.261 et 0.277. Pour ce qui est des distances euclidiennes maximales, celles-ci sont largement sensiblement plus élevées puisqu'elles varient de 18.207 à 25.462 en fonction du modèle. Ce point traduit la difficulté, pour certaines journées pluvieuses futures, à trouver des conditions dans le passé qui présentent une analogie très forte sur tous les paramètres pris en compte dans la comparaison. Ces écarts maximums sont variables suivant le modèle considéré.

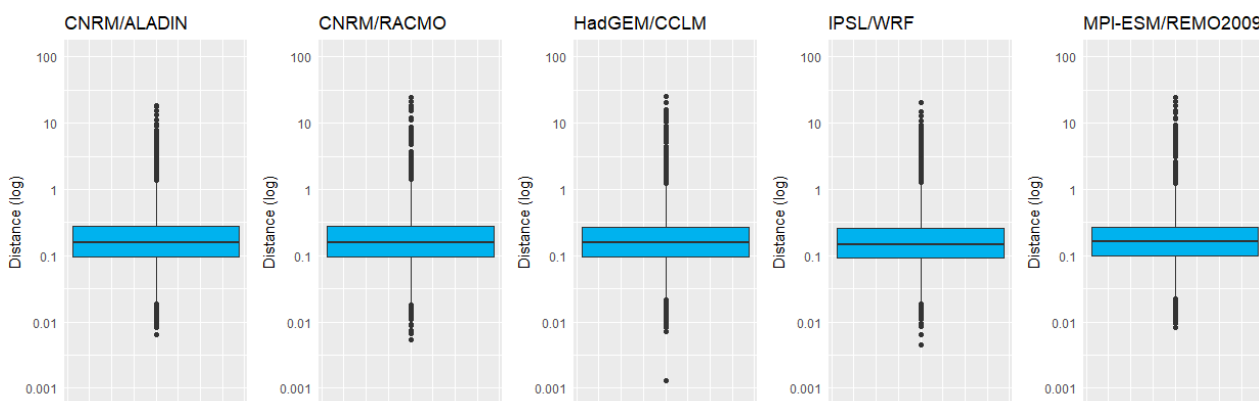


Figure 18 : Distribution des valeurs des distances euclidiennes en échelle logarithmique (log₁₀) pour l'ensemble des analogues passé/futur sur l'ensemble des jours de pluie entre le 01/01/2021 et le 31/12/2100 et pour chacun des cinq modèles retenus.

Si l'homogénéité des distributions permet de s'assurer d'une qualité équivalente des appariements suivant le modèle considéré, des exemples sont présentés pour bien appréhender les ordres de grandeur des différences entre les paramètres de deux journées analogues. On rappelle ici que chaque journée future trouve un analogue dans le passé qui correspond à la journée renvoyant la distance euclidienne minimale sur les critères de comparaison (identité de saison, hauteur journalière précipitée et températures moyenne et maximale journalières). Il ne serait pas possible d'analyser la correspondance pour chaque journée individuellement et nous avons fait le choix de présenter quelques exemples d'appariement en choisissant des épisodes suivant leur quantile de distribution de la distance euclidienne.

La Figure 19 présente pour les cinq simulations climatiques prises en compte, le résultat de l'appariement des analogues pour lesquels la valeur de la distance euclidienne correspond de gauche à droite respectivement à la

médiane, au troisième quartile et au maximum de la distribution. Les valeurs des paramètres de comparaison passé futur pour les journées appariées sont mentionnées en haut de chaque graphique. La pluie passée représentée correspond au hyétogramme historique et la pluie future correspond au hyétogramme analogue ajusté pour respecter la hauteur journalière précipitée de la journée future.

Pour les épisodes appariés correspondant à la valeur de la distance euclidienne médiane, les écarts entre journée future et historique s'étendent de -4 à +7% pour le cumul de précipitations, de -2% à +10% pour la température moyenne journalière et de -3% à +2% pour la température maximale journalière. Ces écarts sont naturellement un peu plus élevés si on considère les épisodes correspondant à la valeur du troisième quartile de distribution de la distance euclidienne avec des valeurs qui s'étendent de -16 à +13% pour le cumul de précipitations, de -17% à +6% pour la température moyenne journalière et de -7% à -1% pour la température maximale journalière. La lecture des exemples des deux premières colonnes montre que jusqu'au troisième quartile (75% des épisodes pluvieux appariés), les analogues passé/futur présentent des conditions de hauteur totale précipitée et de températures très proches. Cela démontre la capacité de la méthode, sur la base des critères retenus, à trouver dans une base de données de pluie de 15 années des journées analogues présentant de fortes analogies dans au moins 75% des cas.

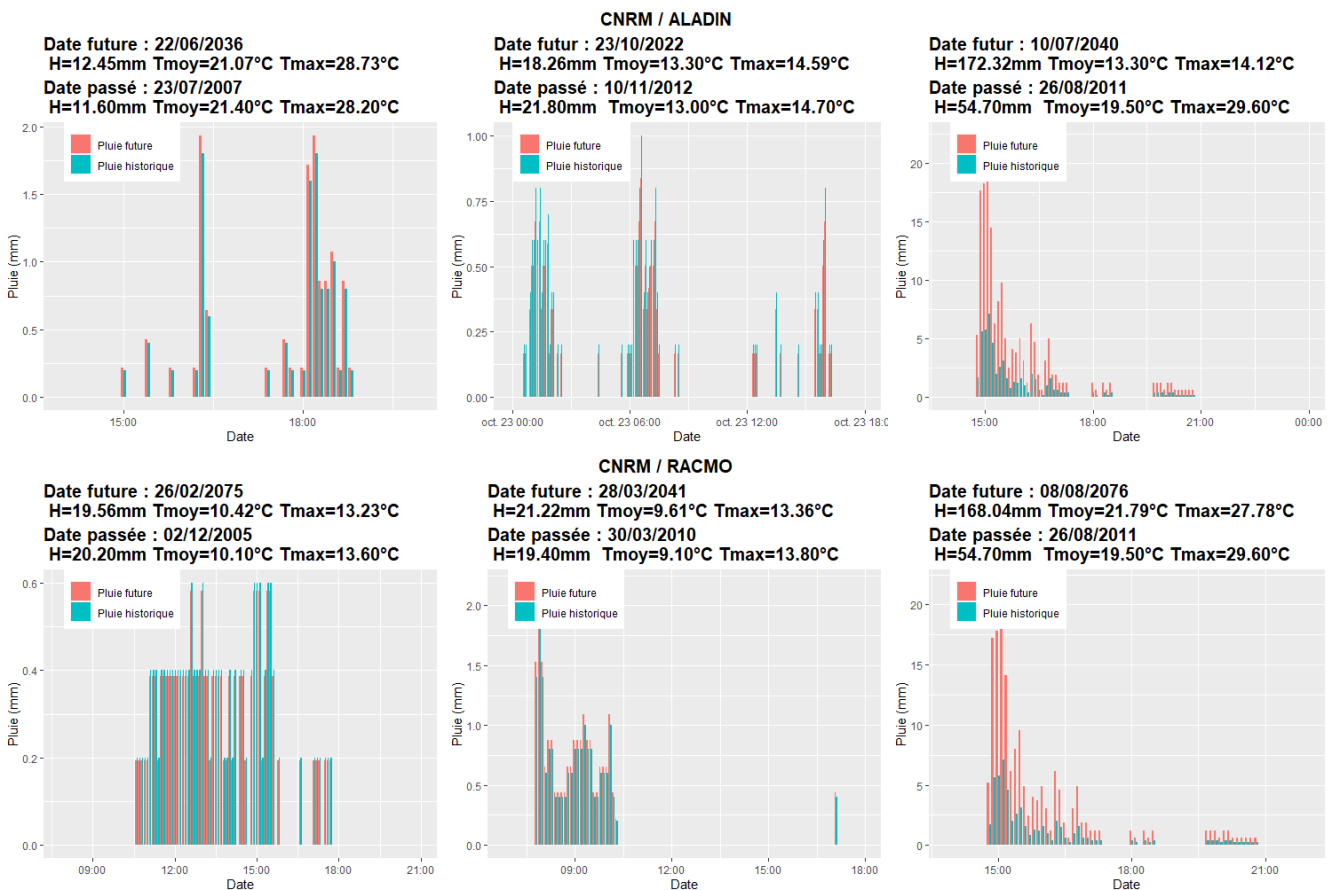




Figure 19 : Comparaison des hyétogrammes pour des journées analogues pour la distance euclidienne médiane (colonne de gauche), pour la distance euclidienne correspondant au troisième quartile (colonne du milieu), et pour la distance euclidienne maximale (colonne de droite), pour chacun des cinq modèles climatiques retenus. Les critères de comparaison pour les journées passées et futures sont repris en haut de chaque graphique.

Le cas de l'épisode présentant les distances euclidiennes les plus élevées pour chaque modèle est un peu différent puisque l'analogue passé retenu est le même pour chacun des modèles considérés et que l'écart entre les cumuls précipités simulés et l'épisode observé correspondant est systématiquement supérieur à 200%. Les écarts s'étendent de -32% à +36% pour la température moyenne et de -52% à -2% pour la température maximale journalière. La recherche d'analogue pointe sur cet épisode car il s'agit de l'épisode estival le plus intense en cumul journalier disponible dans les données d'observation. Sur cet épisode, le facteur de correction appliqué a donc été très important pour atteindre le cumul journalier estival le plus élevé produit par chacun des modèles

climatiques (pour ces épisodes très intenses, le poids des critères de température est réduit au regard de celui du cumul journalier précipité).

Dans cette configuration, la question se pose de savoir si la répartition d'un volume de précipitations journalier sur un hyétogramme passé, contraint en nombre de pas de temps pluvieux, peut conduire à l'apparition de cumuls sur 6 minutes aberrants. Cette question nécessite de surcroît de définir quel cumul sur 6 minutes doit être considéré comme tel et de supposer que cette valeur n'évoluera pas dans le futur. Répondre de manière ferme à cette question nous semble être un exercice périlleux. Nous nous contenterons donc de mettre en perspective les valeurs obtenues en Figure 19 en les comparant à des observations réalisées lors d'épisodes intenses. Les ordres de grandeur qui caractérisent l'épisode futur le plus intense en période estivale sont comparables pour les cinq modèles retenus avec des valeurs voisines de 23mm/6min, 70mm/1h et 170mm/6h. Une analyse des valeurs maximales enregistrées par Météo France sur le département de la Drôme fournit les valeurs suivantes : 36mm/6min (20/09/1982), 110mm/1h (20/09/1982) et 209mm/6h (25/09/1999) (<http://pluiesextremes.meteo.fr/france-metropole/Records-6-min-a-12-h.html>). Les valeurs issues des modèles restent inférieures aux valeurs extrêmes déjà mesurées sur le département. Ce constat semble contre intuitif étant donné qu'en climat méditerranéen, les épisodes extrêmes auront probablement tendance à s'intensifier et qu'on pourrait s'attendre à naturellement avoir dans le futur des intensités supérieures à celles déjà enregistrées. Quelques conjectures peuvent être formulées pour expliquer ce constat. La première concerne les records enregistrés sur la Drôme, les deux premiers à Montélimar et sur une station non mentionnée par Météo-France pour le troisième. La différence de localisation entre le lieu d'enregistrement et notre site d'étude rend la comparaison difficile. Le second élément de discussion concerne la répartition de la pluie dans la journée. La recherche d'analogues suppose que les hyétogrammes futurs auront des allures comparables à celles déjà observées. Même si le choix d'ajustement des valeurs d'intensité par multiplication par le coefficient "Cumul journalier futur/cumul journalier observé analogue" pour atteindre le volume journalier attendu favorise l'augmentation des intensités importantes, il est possible que les épisodes futurs aient des typologies inédites par rapport à ce que nous connaissons. Enfin, il est aussi possible que les extrêmes d'ores et déjà enregistrés sur la Drôme constituent des épisodes d'intensité tellement hors norme qu'ils ne seront plus observés d'ici à 2100. Toute tentative de conclusion sur ce sujet ne serait que spéculation et nous nous contenterons ici de considérer les hyétogrammes futurs modélisés comme plausibles.

4.2 Vérification de la méthode

Le processus de désagrégation temporelle mis en œuvre dans ce cadre de ce travail ne permet pas de validation explicite dans la mesure où le jeu de données d'observation disponible est insuffisant pour réaliser des étapes de calage et validation. Néanmoins, la mise à disposition des sorties horaires du modèle CNRM/ALADIN par le CNRM offre certaines perspectives et notamment la possibilité de comparer les résultats de désagrégation temporelle avec les résultats de simulation à une résolution temporelle plus élevée que celle disponible librement.

Les données horaires ont été fournies sous forme brute. Un certain nombre d'étapes de traitement sont donc nécessaires avant de pouvoir envisager la comparaison avec les résultats obtenus par correction de biais et désagrégation temporelle des sorties journalières de CNRM/ALADIN disponibles dans DRIAS-2020. Un premier paragraphe traite des corrections appliquées aux données : filtrage des données sur seuil puis correction de biais.

Les paragraphes suivants présentent les comparaisons réalisées suivant les deux origines de données sur les valeurs de cumuls horaires, de nombre de jours de pluie et de durées journalières de pluie.

4.2.1 Traitement des sorties horaires

La première étape du traitement consiste à définir le seuil de hauteur précipitée discriminant une heure sèche d'une heure pluvieuse.

Dans un premier temps, un seuil horaire de 0.1 mm avait été retenu sur les conseils du CNRM. Cependant, les résultats obtenus en fin de traitement (après correction de biais) avec ce seuil se sont avérés difficiles à interpréter, notamment au regard du volume annuel de précipitations généré par l'agrégation des sorties horaires débiaisées. Ce cumul annuel s'est avéré en moyenne supérieur de 40% à celui obtenu à partir des données journalières. Ce constat nous a conduit à nous interroger sur le choix de ce seuil et à conclure que la valeur retenue était déterminante pour les résultats obtenus. En effet le choix du seuil va influencer sur deux facteurs déterminant la structure des séries chronologiques de pluie :

- Le premier est le nombre d'heures pluvieuses simulé par le modèle qui va influencer sur les cumuls
- Le second est la manière dont les quantiles de précipitation vont être distribués et l'impact que cela aura sur les valeurs finales après correction de biais

Le Tableau 6 présente les cumuls sur l'ensemble de la période future pour les différentes données considérées et aux différentes étapes du processus de traitement. Le tableau inclut des résultats des traitements réalisés au paragraphe suivant mais qui sont indispensables pour expliquer le résultat final du seuil retenu. Ainsi la première partie du tableau met en évidence que la correction de biais locale appliquée aux données journalières DRIAS produit une hausse du volume total précipité de 2%. L'impact de la correction de biais est donc peu important sur le cumul. En ce qui concerne les données horaires, le premier constat est que la correction de biais réalisée pour obtenir les données disponibles sous DRIAS a conduit à une baisse importante du volume (-16%). On remarque de plus que le niveau de seuil retenu impacte lui aussi le cumul avec une réduction de 3% avec un seuil à 0,1 mm et de 5% avec un seuil à 0,2 mm par rapport aux sorties horaires brutes du modèle. L'étape de correction de biais sur les données horaires filtrées conduit à des hausses de cumuls précipités importantes (42% avec un seuil à 0,1 mm et 20% avec un seuil à 0,2 mm) et largement plus sensibles que la hausse des volumes produite suite à la correction des données DRIAS.

Tableau 6 : Cumuls de précipitations sur la période 2021-2100 obtenus à partir des données journalières DRIAS et des données horaires CNRM et pour chaque phase de traitement de la donnée.

		Cumuls CNRM/ALADIN du 01/01/2021 au 31/12/2100 (mm)	
Données journalières DRIAS		DRIAS brut	DRIAS CDF-t (mm)
		72 381	73 940
Données horaires CNRM	Horaire brut (mm) 86 405	Horaire seuil 0,1mm	Horaire seuil 0,1mm + CDF-t
		84 115	120 524
		Horaire seuil 0,2mm	Horaire seuil 0,2mm + CDF-t
		81 690	97 702

Ces écarts sur les cumuls, suivant les approches à partir des données journalières et à partir des données horaires, s'expliquent par la différence de nature des données originales : données journalières déjà traitées et validées dans le premier cas et données horaires brutes dans le second. Si le principe des traitements appliqués reste le

même dans les deux cas, les effets sont clairement différents notamment en raison des valeurs des quantiles qui changent suivant le seuil retenu. La Figure 20 propose une comparaison des valeurs corrigées par la méthode CDF-t selon que le seuil de pluie retenu sur les données horaires brutes est de 0.1 ou de 0.2mm. Elle met en évidence que des données filtrées à 0.1 mm/h produisent des intensités horaires plus importantes, et donc des cumuls plus importants.

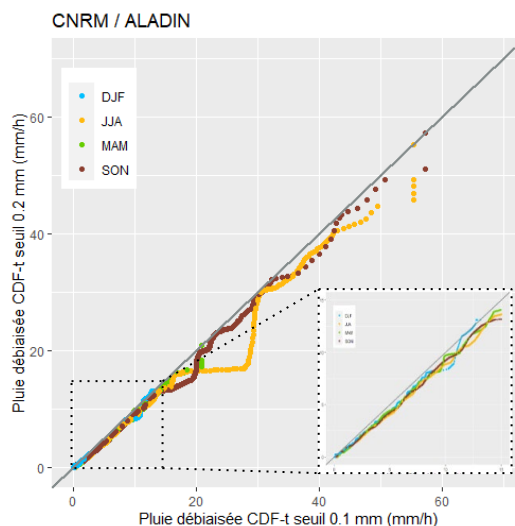


Figure 20 : Précipitations horaires débiaisées à partir des données filtrées à 0.2 mm en fonction des précipitations horaires débiaisées à partir des données filtrées à 0.1 mm.

Le choix du seuil de pluie s’est porté sur celui qui permet de garder la cohérence avec les données d’observation. En effet, les données utilisées pour la correction de biais au pas de temps horaire sont acquises sur la station de Valence Chabeuil à l’aide d’un pluviographe muni d’un auget de 0,2 mm. Pour respecter la cohérence entre la sortie du modèle à débiaiser et les observations qui servent à la correction, il a été décidé de retenir le seuil de 0,2 mm de précipitations comme seuil de pluie sur les sorties brutes du modèle. Il a été mis en évidence que les résultats avec ce seuil conduisent à des augmentations du volume annuel précipité plus modérées par rapport à la référence des volumes annuels obtenus à partir des précipitations journalières.

La Figure 21 présente les résultats de la correction de biais. Celle-ci produit une forte augmentation des cumuls horaires des valeurs débiaisées, et ce pour chacune des saisons suivant une pente comparable. Un palier est observé pour les valeurs horaires les plus élevées au printemps, en été et en automne. Ces paliers sont liés à la méthode de correction de biais appliquée aux valeurs extrêmes. Le graphique présentant le résultat de la correction de biais appliquée aux données journalières du jeu DRIAS-2020 est rappelé en partie droite de la Figure 21. On constate que la correction de biais a aussi tendance à augmenter les valeurs journalières pour toutes les saisons considérées.

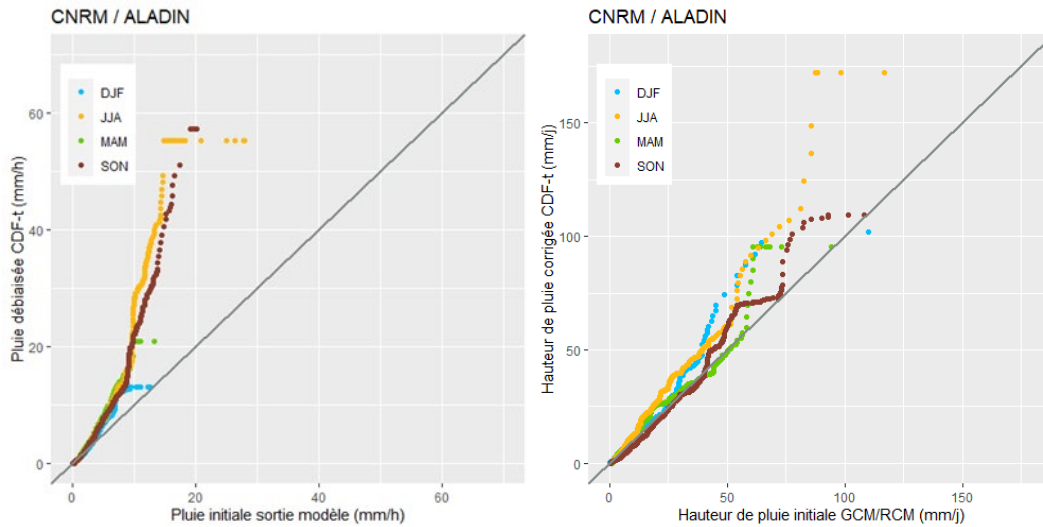


Figure 21 : A gauche : précipitations horaires débiaisées suivant la méthode CDF-t en fonction des précipitations horaires brutes sortie CNRM-ALADIN pour les 4 saisons (hiver = DJF, été = JJA, printemps = MAM et automne = SON) en considérant un seuil de précipitation à 0.2 mm sur les sorties du modèle. A droite (pour rappel) : résultats de la descente d'échelle appliquée aux sorties journalières du modèle CNRM/ALADIN disponible dans le jeu DRIAS-2020.

Les données brutes fournies par le CNRM ont été traitées (seuil et correction de biais) de façon à pouvoir être comparées aux séries chronologiques obtenues à partir des données DRIAS. Les comparaisons présentées par la suite s'intéressent aux cumuls annuels de pluie, aux cumuls horaires, aux nombres de jours de pluie et aux durées journalières de pluie.

4.2.2 Analyse des cumuls annuels

Une fois le seuil de pluie choisi et la méthode de descente d'échelle mise en œuvre, il s'agit de comparer les résultats obtenus sur des cumuls horaires selon que la donnée de départ est disponible au pas de temps journalier ou horaire. La première comparaison réalisée porte sur les cumuls annuels obtenus selon chaque source de données de départ. La Figure 22 reprend en détail les cumuls présentés au Tableau 6. On constate sur la figure que les cumuls annuels obtenus à partir des cumuls journaliers varient peu (compris entre -6 et 16% suivant les années avec un écart en cumul de 2%) après la correction de biais (éléments en nuances de bleu). Cela s'explique notamment par le caractère déjà débiaisé des données DRIAS-2020. En effet, la correction appliquée localement grâce aux données de la station de Valence-Chabeuil vient en complément de la correction de biais appliquée avec pour référence le rééchantillonnage SAFRAN. Les écarts annuels obtenus avant et après correction de biais des données horaires (nuances de rose) sont par contre sensiblement plus importants (compris entre 7 et 45% suivant les années avec un écart en cumul de 16%). Par opposition à la situation précédente, cet impact plus important de la correction tient au fait que les données horaires utilisées sont brutes.

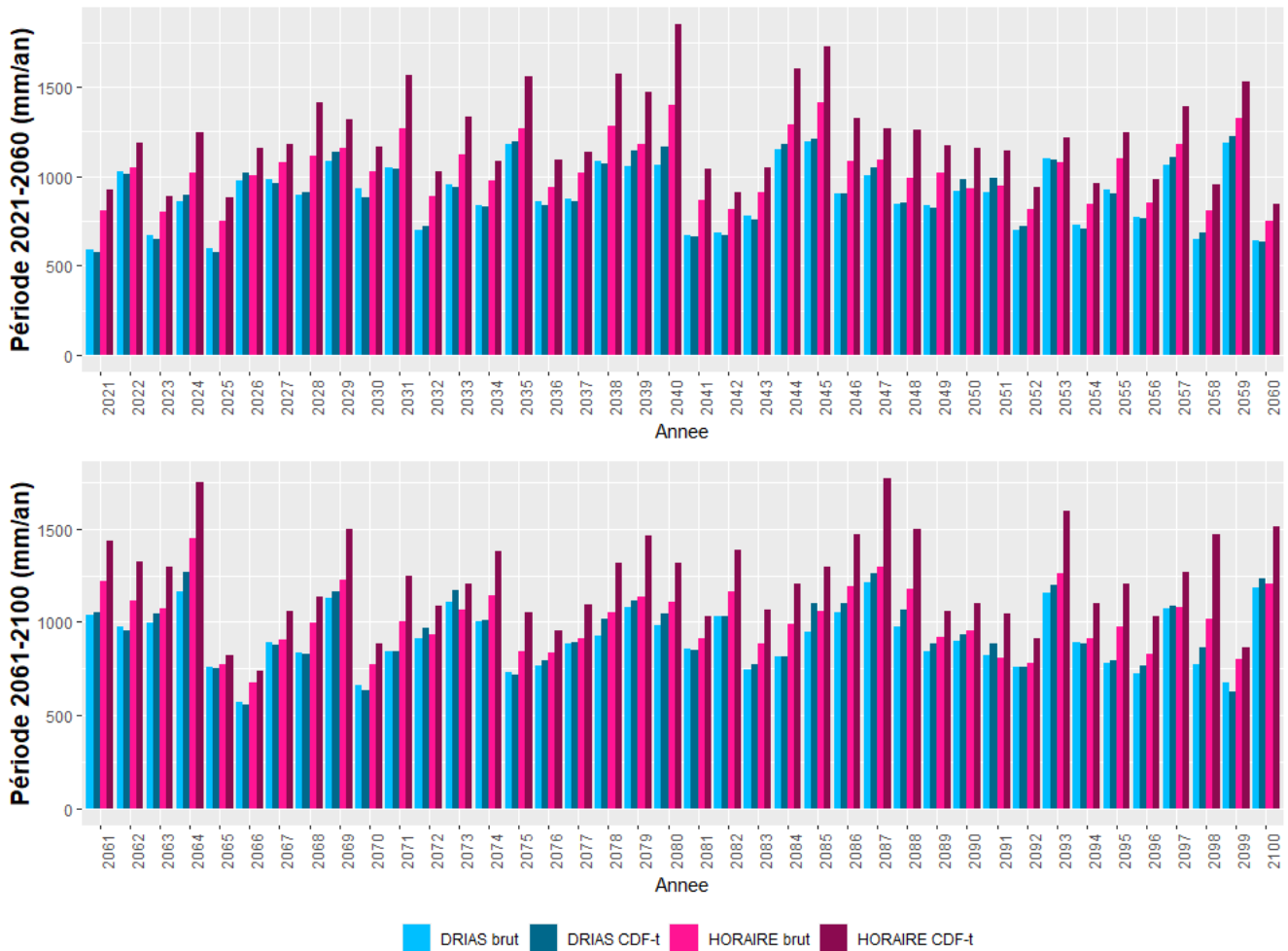


Figure 22 : Cumuls annuels de précipitations à partir des données journalière DRIAS-2020 (nuances de bleu) et horaires CNRM-ALADIN (nuances de rose), avant et après correction CDF-t dans chacun des deux cas.

Une comparaison équivalente est proposée sur la période historique en Figure 23 de façon à mettre en évidence si les observations faites sur les cumuls futurs se dégagent déjà de la période historique. On compare ici les cumuls annuels des données DRIAS avec les cumuls mesurés à la station de Valence-Chabeuil (nuances de bleu) et les cumuls annuels des données horaires CNRM (avec un seuil de 0.2 mm) avec les cumuls mesurés à la station de Valence-Chabeuil (nuances de rose). Pour faire l’analogie avec la comparaison sur la période future, on considère ici que les données corrigées correspondent aux observations.

L’écart en volume sur l’ensemble de la période (1998-2020) est de -2% (entre -40% et 50% suivant les années) pour les données DRIAS par rapport aux observations et de -13% (entre -26% et 70% suivant les années) pour les données horaires par rapport aux observations. On constate que les cumuls annuels issus des sorties horaires d’ALADIN sont systématiquement supérieurs à ceux issus de DRIAS, constat conforme à celui formulé sur la période future. L’écart cumulé entre résultats de simulation et mesure est moins élevé pour les données DRIAS, constat là encore conforme à celui fait sur les données futures et avec une explication équivalente, à savoir qu’une première correction de biais a été réalisée pour construire le jeu de données DRIAS-2020. Les écarts constatés année par année peuvent ponctuellement être importants pour les deux séries de données comparés aux observations mais il n’est pas pertinent de les considérer. En effet les résultats de simulation n’ont pas vocation à correspondre point à point à des observations mais seulement à respecter des distributions.

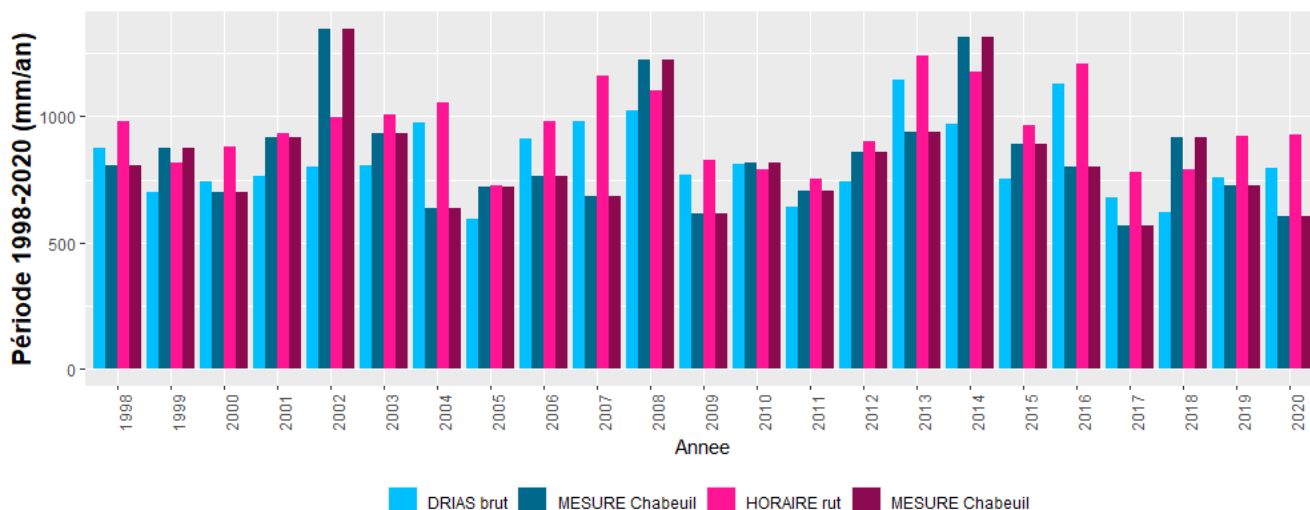


Figure 23 : Cumuls annuels de précipitations à partir des données journalières DRIAS-2020 et horaires CNRM-ALADIN avec un seuil de pluie horaire à 0.2mm, sur la période historique et comparés aux cumuls enregistrés à la station de Valence-Chabeuil utilisés pour la descente d'échelle.

Les observations faites sur la période future et celles faites sur la période passée sont de même nature. L'écart constaté entre les cumuls débiaisés issus respectivement des données journalières et horaires pouvant paraître surprenant, il convient de s'interroger sur les origines possibles de tels écarts de résultats avec des méthodes similaires déclinées sur des données à pas de temps différents.

En effet, la source de données de départ utilisée pour produire les séries de DRIAS est la même que celle qui a été mise à disposition par le CNRM au pas de temps horaire. Les écarts de cumuls mis en évidence peuvent donc avoir pour origine les méthodes de traitement de la donnée, la définition temporelle à laquelle ces corrections sont appliquées, les données d'observations retenues pour référence dans les méthodes de correction de biais, ou encore une combinaison de tout ou partie de ces facteurs. Étant donné que l'accès aux détails des corrections appliquées aux sorties du modèle pour produire le jeu de données DRIAS n'est pas possible, il est difficile de conclure fermement et de fournir une explication certaine à ces écarts. Ce qui apparaît clairement est que la correction de biais affecte de manière importante les cumuls quand elle est réalisée au pas de temps horaire. Ce constat met en évidence le fait que la sortie brute du modèle CNRM/ALADIN sous-estime les intensités horaires par rapport à celles obtenues après correction de biais à partir de l'historique mesuré à la station de Valence-Chabeuil. Cette sous-estimation est d'autant plus importante que les intensités horaires sont élevées (Figure 21).

L'importance des écarts de cumuls annuels obtenus avec les données journalières et horaires pose aussi question en ce qui concerne l'utilisation par la suite des séries de pluie et l'impact potentiel sur la simulation du réseau d'assainissement. Il est bien difficile là encore de conclure de manière ferme sur la question. Les chercheurs spécialistes du climat tiennent les résultats obtenus à partir des données journalières comme dignes de confiance et émettent des réserves sur les résultats de simulation produits à pas de temps horaire (Samuel Somot : communication personnelle). Nous nous rattachons donc à leur avis et tenons les données disponibles dans DRIAS-2020 comme les meilleures données disponibles pour l'utilisation que nous souhaitons en faire.

4.2.3 Analyse des cumuls horaires

Suite à la comparaison des volumes annuels, la seconde étape consiste à comparer les cumuls de pluie horaires déterminés par chacune des deux méthodes. De manière à rendre la comparaison possible, les séries chronologiques au pas de temps 6 minutes obtenues par désagrégation sont, dans un premier temps, agrégées au pas de temps horaire. Deux types de comparaisons sont ensuite réalisées :

- Une recherche de corrélation entre les séries de volumes horaires
- Une comparaison des distributions des séries de volumes horaires

Pour réaliser la recherche de corrélation, les données de pluies horaires sont d'abord classées par ordre décroissant de hauteur au sein de chaque journée. On considère ensuite pour chaque journée une comparaison deux à deux de ces cumuls horaires classés par ordre décroissant. La Figure 24 présente la pluie horaire issue des sorties horaires de CNRM/ALADIN en fonction de la pluie horaire issue des sorties journalières de CNRM/ALADIN désagrégées pour chaque saison. Sa lecture met en évidence qu'il n'existe pas de relation claire entre les cumuls horaires produits suivant chacune des deux méthodes, et ce constat se vérifie sur chacune des quatre saisons. Cela revient à dire que les cumuls horaires produits par désagrégation temporelle ne présentent pas de corrélation avec les cumuls horaires sortie CNRM-ALADIN ajustés. La pluie obtenue par la recherche d'analogues est donc très souvent sensiblement différente de celle proposée par les sorties horaires d'ALADIN.

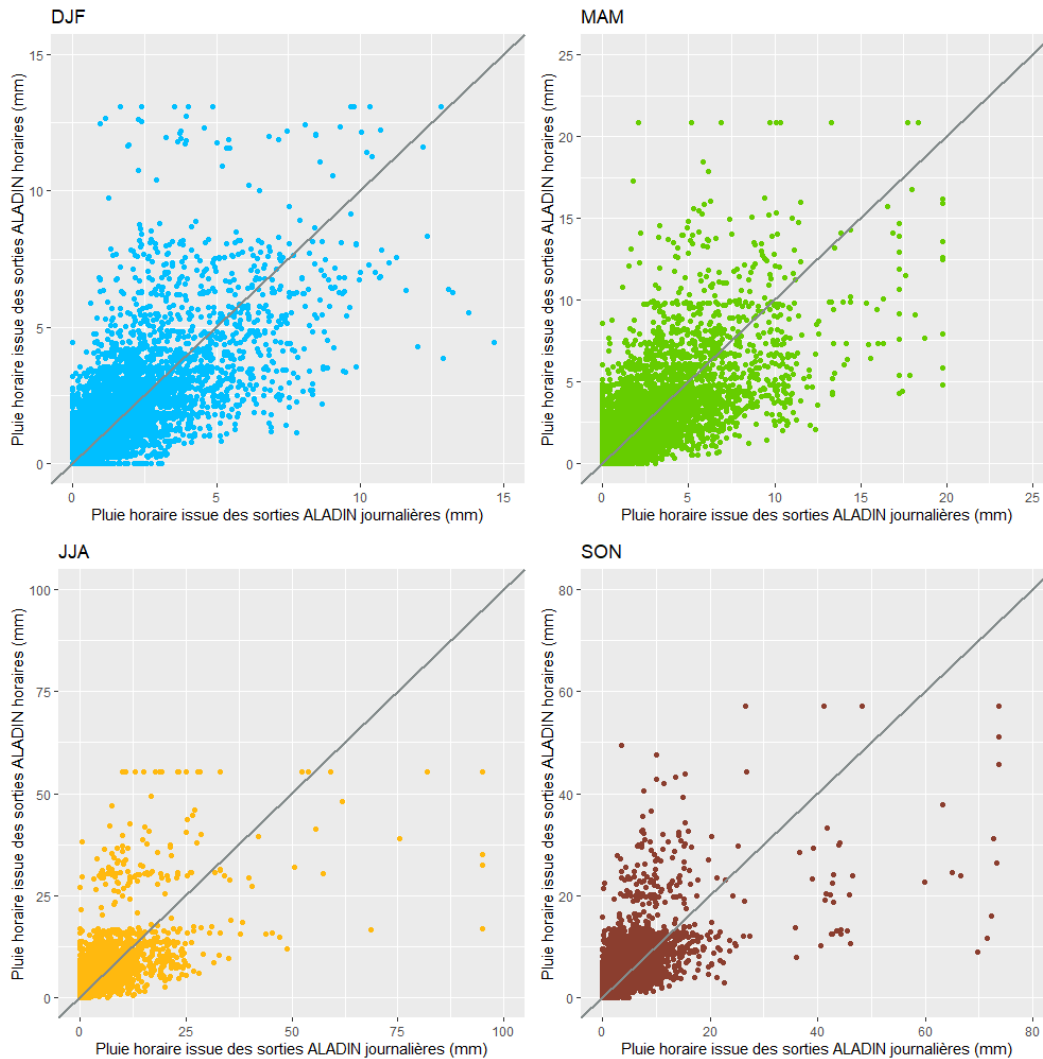


Figure 24 : Cumul horaire issu des sorties horaires d’ALADIN en fonction du cumul horaire issu du traitement des données journalières d’ALADIN, classé par ordre décroissant pour chaque date future et représenté par saison.

Si la comparaison des intensités horaires classées ne montre pas de relation point par point, il convient aussi de s’interroger sur la comparaison des distributions des pluies horaires. La Figure 25 présente une comparaison des distributions des pluies horaires selon la source de données utilisée et met en évidence certaines similarités.

On remarque que les distributions obtenues à partir des données horaires ont des allures semblables à celles obtenues après traitement des données journalières, excepté pour les distributions des épisodes d’hiver. Au-delà des similarités d’aspect des distributions, on note cependant certains écarts :

- Les outliers sont comparables même si les valeurs extrêmes sont plus élevées en partant des données journalières pour l’été et l’automne.
- Les médianes et moyennes sont plus élevées en partant des données journalières, particulièrement au printemps et en été
- Le troisième quartile a lui aussi tendance à être un peu plus élevé au printemps et en été
- Les distributions obtenues à partir des sorties horaires d’ALADIN présentent des « resserrements » ponctuels de la distribution, notamment en hiver (pour des cumuls horaires voisins de 1.1, 1.5 et 2 mm) et au printemps (pour des cumuls horaires voisins de 0.7 mm)

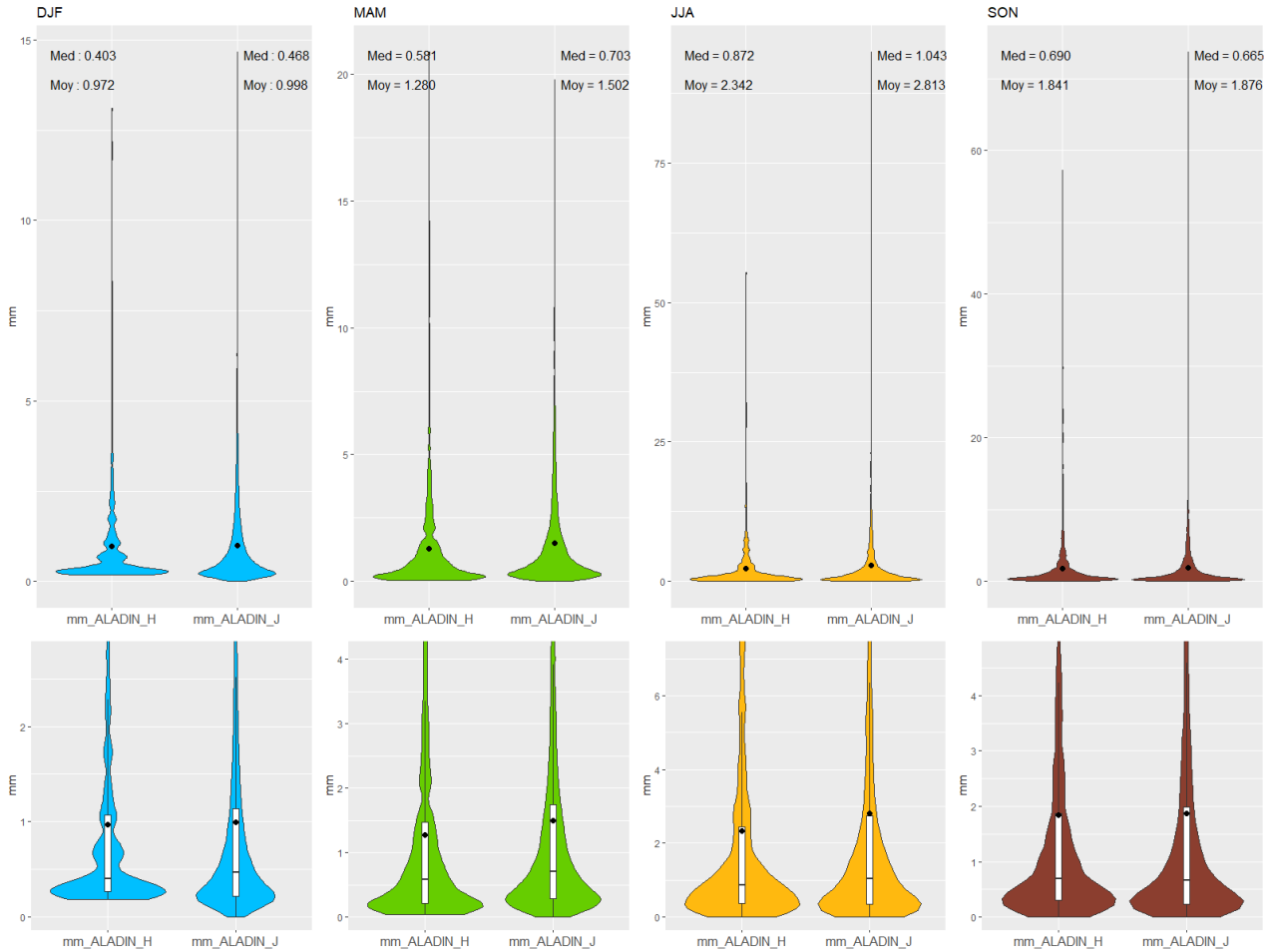


Figure 25 : Distribution des valeurs horaires issues des deux sorties de modèle (horaires et journalières) pour chacune des quatre saisons. Moyenne et médiane sont précisées pour chaque jeu de données et chaque saison. Les diagrammes en bas de la figure sont des agrandissements des diagrammes présentés en haut (les outliers ont été supprimés des vignettes du bas pour améliorer la lisibilité). Les points noirs représentés sur les diagrammes sont les moyennes des hauteurs horaires précipitées. Les valeurs nulles de précipitations horaires ont été exclues des distributions.

De façon à juger de manière plus fine de l'adéquation des distributions des deux séries de données, un test non paramétrique de Wilcoxon-Mann-Whitney a été réalisé. L'hypothèse H_0 de ce test est que les distributions sont équivalentes. Dès lors que la p-Value est supérieure à 0.05, les distributions sont équivalentes au seuil de 5%. Les valeurs obtenues sont respectivement pour DJF : $7.634e-11$, MAM : $2.2e-16$, JJA : $2.012e-05$ et SON : 0.1175. Au sens du test statistique, les distributions ne sont équivalentes que sur la saison d'automne.

Cependant la statistique n'est pas tout (Greenland et al., 2016 ; Amrhein et al., 2019), et l'observation des distributions met en évidence d'autres éléments qui confortent l'approche adoptée dans ce travail. En premier lieu, si elles ne sont pas équivalentes, elles ne sont pas fondamentalement différentes pour autant, notamment pour le printemps et l'été. Les distributions issues des données journalières ne présentent pas de rupture pour lesquelles nous n'avons pas de réelle explication. Les valeurs obtenues à partir des données journalières ont tendance à être plus élevées en moyenne, médiane et troisième quartile.

Les deux méthodes d'obtention des intensités horaires produisent des distributions de cumuls horaires comparables avec des valeurs caractéristiques un peu plus élevées pour la méthode qui part des données

journalières. Cela traduit une tendance à produire des épisodes pluvieux légèrement plus intenses lorsque la donnée de départ est journalière. Les raisons principales à cela sont probablement liées à la définition des modèles climatiques régionaux qui implique une description peu précise du relief et au fait que les modèles actuels ne résolvent pas la convection de manière explicite. On rappelle ici que les sorties des modèles climatiques n'ont pas vocation à fournir des résultats exploitables à l'échelle de la ville et donc d'un unique point de grille. Leur objectif principal est de dégager des tendances à des échelles supérieures ou égales au département. Pour CNRM-ALADIN, la grille de production des résultats a une maille de 12 km de côté, ce qui a pour effet un lissage des valeurs de précipitations et donc une atténuation des intensités élevées en grande partie en raison des simplifications dans la prise en compte du relief. Il est possible que ces limites des modèles climatiques actuels puissent n'affecter que modérément les résultats de précipitations journalières. En effet, la correction de biais ne tient pas compte de la répartition des précipitations dans la journée. Elle affecte donc la même correction à un épisode stratiforme et à un épisode convectif de même hauteur dès lors qu'ils se produisent à la même période. L'analyse plus fine et une correction au pas de temps horaire imposent une correction bien différente tenant compte du type de précipitation.

La méthode de production des séries chronologiques futures retenue dans la suite de ce travail pour quantifier l'impact des pluies à venir sur les réseaux d'assainissement s'appuie sur les sorties journalières des modèles. Etant donné que les modèles régionaux ont tendance à sous-estimer les valeurs élevées d'intensité (cf. paragraphe 3.3.2.2), la mise en œuvre d'une méthode qui produit des intensités horaires plus élevées que les sorties horaires du modèle va à l'encontre d'une tendance connue des modèles régionaux, sans qu'il ne soit possible pour autant de quantifier une éventuelle amélioration de la prédiction.

Nous mentionnons en complément que le CNRM dispose dans le cadre de ses programmes de recherche de modèles de climat avec une résolution de 2.5 km qui résolvent la convection profonde. Il s'agit notamment de simulations du modèle AROME forcées par les simulations d'ALADIN utilisées dans le cadre de DRIAS. Toutefois, ces simulations sont plus courtes que celles d'ALADIN (1986-2005 pour l'historique ; 2041-2060 et 2080-2099 pour le futur), notamment du fait d'un temps de calcul beaucoup plus important. Les études d'évaluation comparant les modèles de résolution 2.5 km à ceux à 12 km montrent une valeur ajoutée plus importante à l'échelle horaire par rapport à l'échelle journalière (C. Caillaud CNRM, communication personnelle), confirmant ainsi le lien entre la définition spatiale des modèles et la résolution temporelle de sortie des résultats. Ces résultats de simulation ne sont pas aujourd'hui disponibles hors du CNRM car objets de recherches en cours mais ils le seront probablement dans les années à venir.

4.2.4 Analyse des nombres de jours de pluie

La hausse importante des volumes annuels issus du traitement des données horaires par rapport aux volumes issus du traitement des données journalières ne trouve aucune explication dans la lecture des distributions. A l'inverse, les distributions des résultats obtenus à partir des données journalières présentent des moyennes, médianes et valeurs des quartiles plus élevées.

L'explication est à chercher dans le nombre de valeurs dans chacune des deux séries et donc dans le nombre de jours de pluie. La Figure 26 présente le nombre de jours annuels de pluie suivant les deux méthodes comparées et met en évidence que le nombre de jours de pluie est pour chaque année supérieur en utilisant les données horaires. Sur l'ensemble de la période, le nombre de jours de pluie est en moyenne supérieur de 18% par an, pour un volume annuel supérieur de 20%.

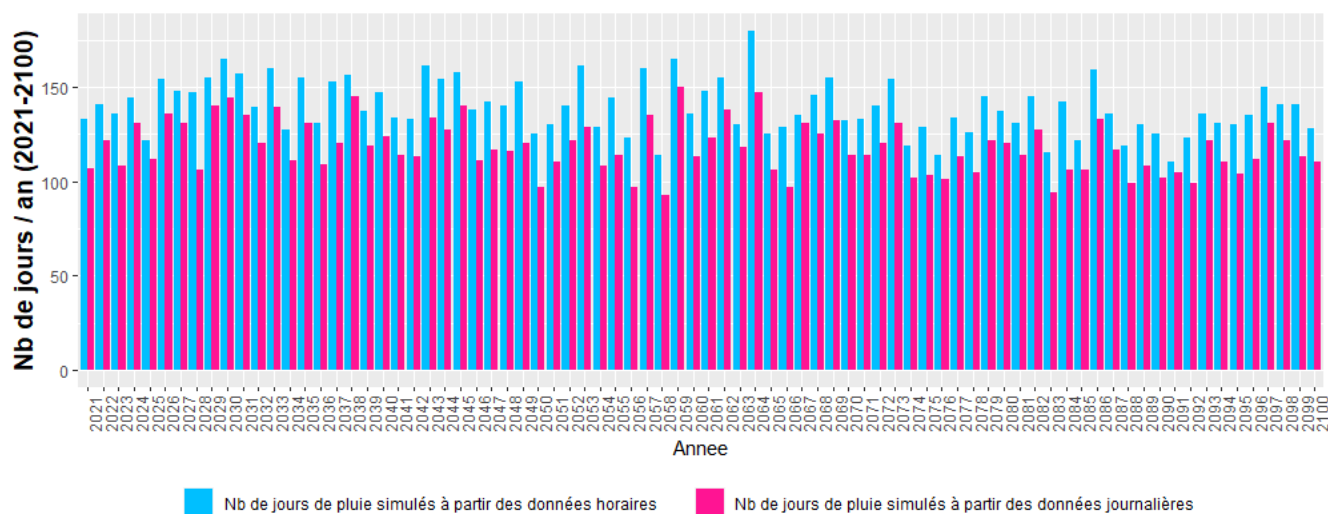


Figure 26 : Comparaison du nombre de jours de pluie annuel après correction de biais pour les deux sources de données utilisées.

La question qui se pose maintenant est de savoir comment le nombre de jours de pluie peut être différent en partant des résultats obtenus à partir du même modèle. La réponse se situe très certainement dans la mise en œuvre des méthodes de descente d'échelle et de correction de biais.

Le modèle CNRM-ALADIN est connu pour avoir tendance à surestimer la fréquence des petites pluies (Cécile Caillaud, communication personnelle). Le traitement appliqué aux données horaires considère un jour comme pluvieux sur la base d'un simple seuil. Il est vraisemblable que la méthode mise en œuvre pour produire le jeu de données DRIAS soit plus élaborée et conduite à un nombre de jours de pluie différent. Si les grandes lignes de la production des résultats de DRIAS-2020 sont accessibles, les détails ne le sont malheureusement pas.

4.2.5 Analyse des durées journalières de pluie

La lecture des distributions des valeurs horaires (Figure 25) a montré un léger décalage de la distribution vers des intensités plus élevées dans le cas de l'utilisation des données journalières. Le cumul annuel et le nombre de jours de pluie sont quant à eux inférieurs dans le cas de l'utilisation des données journalières (Figure 22 et Figure 26). Il convient maintenant d'analyser les durées des pluies produites par les deux méthodes.

La Figure 27 présente la durée journalière de pluie obtenue à partir des données horaires en fonction des durées journalières obtenues à partir des données journalières. La durée journalière de pluie correspond au nombre d'heures ayant enregistré un cumul de pluie supérieur ou égal à 0,2 mm dans une journée. Les données sont représentées sous la forme d'un graphique de densité, la couleur de chaque pixel étant liée au nombre de journées qui lui est associé.

La densification du nombre d'épisodes au-dessus de la première bissectrice met en évidence une tendance à avoir des épisodes pluvieux plus longs avec le traitement des données horaires qu'avec le traitement de données journalières. Ce constat peut être mis en parallèle de ceux formulés plus tôt. Tout d'abord, le traitement des données horaires produit un nombre de jours de pluie plus important qui permet d'expliquer les densités à l'origine du graphique avec une densité d'épisodes importante le long de l'axe des ordonnées sur les premiers pixels pour une abscisse nulle. Des durées de pluies plus courtes suite au traitement des données journalières

vont aussi dans le sens de pluies plus intenses (pour des cumuls équivalents), ce qui conforte les observations faites au 4.2.3 sur les comparaisons de distribution des valeurs horaires qui concluent à des valeurs plus importantes lorsque les valeurs horaires sont construites à partir des données journalières.

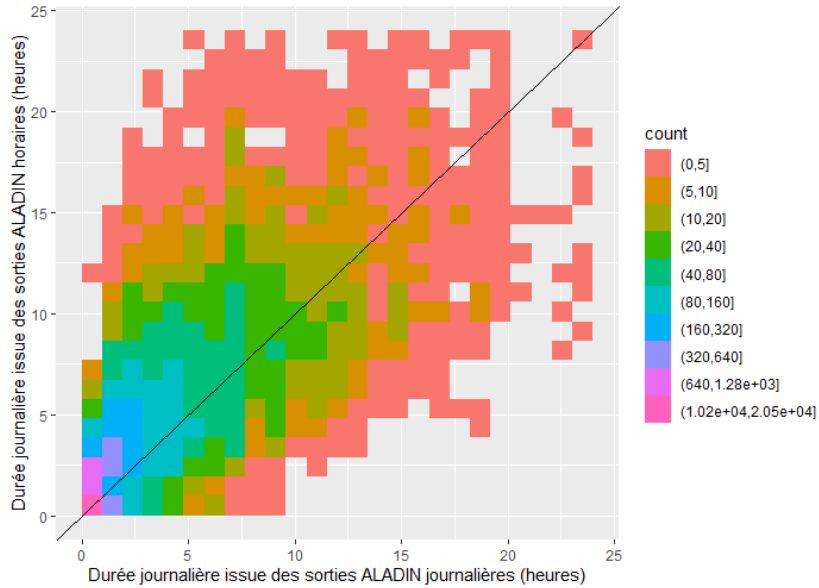


Figure 27 : Durées journalières de pluie obtenue à partir des données horaires en fonction des durées journalière obtenues à partir des données journalières pour chaque journée pluvieuse entre 2021 et 2100. La couleur rend compte du nombre d'épisodes dans chacun des pixels de la figure.

4.3 Discussion

La méthode développée a permis de produire des séries chronologiques de pluie au pas de temps 6 minutes à horizon 2100 à partir des résultats de cinq modèles climatiques disponibles dans le jeu de données DRIAS-2020.

Quelle que soit la méthode retenue, il est difficile de vérifier précisément les résultats obtenus car ils concernent des pluies futures donc par nature, toute vérification est impossible pour le moment. La mise en œuvre d'une démarche de type calage/validation nécessite de disposer d'un jeu de données très important notamment pour s'affranchir de la variabilité interne du climat et il n'existe que très peu de réalisations qui tentent de mettre en œuvre ce type de démarche (Licznar et al., 2011 ; Onof & Wang, 2020). Le choix s'est porté sur une correction de biais suivie d'une désagrégation temporelle par recherche d'analogues car il nous est apparu que sous réserve de disposer d'une série chronologique de pluies observées suffisante, il s'agissait de la méthode la mieux adaptée à la construction de séries longues à un pas de temps de 6 minutes pour un usage en hydrologie urbaine. La seule véritable hypothèse formulée lors de la phase de désagrégation est que les hyétogrammes du futur ne seront pas fondamentalement différents dans leur forme de ceux du passé.

Même si une validation formelle de la méthode n'est pas possible, l'opportunité de pouvoir accéder aux sorties horaires du modèle CNRM/ALADIN utilisées dans DRIAS-2020 a permis de comparer les résultats obtenus selon la méthode proposée ici, à partir de données au pas de temps journalier, aux sorties du modèle au pas de temps horaire, rendues disponibles par le CNRM. Il ressort de cette comparaison que la phase de préparation des données brutes en sortie du modèle est importante et que l'hypothèse retenue pour le seuil de pluie (0.2 mm) a un impact fort sur les résultats finaux. On notera que le traitement appliqué aux données horaires conduit à des valeurs de cumuls annuels sensiblement supérieures à celles obtenues en partant des données DRIAS.

La séquence CDF-t et désagrégation temporelle appliquée aux données journalières ne produit pas des intensités horaires comparables à celles produites par le modèle CNRM/ALADIN. Cependant les répartitions obtenues par chacune des deux méthodes sont comparables. Il nous semble que ces distributions proches sont un élément qui permet d'attester de la pertinence de la méthode appliquée aux données journalières. Bien que proches, les distributions mettent néanmoins en évidence des intensités horaires légèrement supérieures lorsqu'elles sont déduites des résultats journaliers du modèle.

Il est difficile à ce stade de tirer des conclusions sur l'impact que pourrait avoir une méthode de détermination des pluies futures à partir des pluies brutes horaires sur les volumes déversés. En effet, la prise en compte des sorties horaires telles qu'elles ont été traitées ici conduit à des volumes journaliers plus importants mais à des intensités horaires plus faibles. Ces deux évolutions sont susceptibles d'avoir des effets antagonistes sur les volumes déversés.

Il nous semble cependant qu'une manière intéressante de valoriser les données horaires sorties des modèles climatiques régionaux, lorsqu'elles peuvent être rendues disponibles, serait d'inclure la durée de la pluie dans la liste des paramètres retenus pour la recherche d'analogues, tout en conservant une recherche basée sur des appariements de journées complètes.

Conclusion

En hydrologie urbaine, l'impact du changement climatique s'envisage au travers de l'évolution du régime de pluies. Or les projections sorties de modèles climatiques actuels sont peu adaptées aux besoins de la modélisation pluie-débit en milieu urbain pour des raisons de résolutions spatiale et temporelle.

Pour pallier cela, nous proposons ici une méthode pour construire des chroniques de pluies futures à pas de temps fin (6 minutes) et applicable en milieu urbain, en deux étapes successives. La première étape consiste en une correction de biais au moyen d'une descente d'échelle statistique réalisée par la méthode CDF-t (Cumulative Distribution Function-transform), dérivée de la méthode Quantile-Quantile. Cette étape permet de confronter des résultats de simulations climatiques à des données locales, et ainsi d'ajuster les cumuls journaliers futurs. La deuxième étape consiste en une recherche d'analogues passés/futurs selon des critères de saison, de hauteur précipitée et de température. Cette deuxième étape permet de produire des chroniques de pluie au pas de temps 6 minutes.

La méthode proposée a été appliquée aux projections climatiques de pluviométrie journalière de 5 modèles GCM/RCM du jeu Drias-2020, sur la période 2021 à 2100. Il s'agit des modélisations CNRM/ALADIN, CNRM/RACMO, IPSL/WRF, HadGEM/CCLM et MPIESM/REMO2009. Cinq chroniques de pluies futures ont ainsi été générées, au pas de temps 6 minutes, de 2022 à 2100. Les écarts observés en termes d'intensité des épisodes extrêmes et les différences dans la répartition saisonnière des précipitations suivant le modèle considéré, permettent de rendre compte de l'incertitude inhérente à la modélisation du climat futur.

Dans un deuxième temps, les chroniques de pluie obtenues à partir des projections journalières du modèle CNRM/ALADIN ont été comparées aux chroniques de pluie obtenues à partir des projections du même modèle au pas de temps horaire. Les résultats horaires ont en effet été rendus disponibles par Météo France. Cette étape sert de vérification implicite de la démarche proposée, les données horaires étant jugées plus "précises". Cette comparaison montre que les distributions des cumuls horaires obtenus par chacune des deux méthodes présentent de réelles similitudes, et nous permet de dire que la méthode développée ici génère des chroniques de pluies futures pertinentes aux vues des projections climatiques disponibles.

La méthode décrite ici répond à l'objectif initial que nous nous étions fixé : développer une méthode opérationnelle, reproductible, ne nécessitant pas d'outils ou logiciels spécifiques, à partir de données climatiques accessibles à tous, qui permet de générer de longues séries chronologiques continues de pluie, à pas de temps 6 minutes, sur la période de disponibilité des données de sortie des modèles climatiques.

La méthode a été appliquée aux sorties de cinq couples GCM/RCMs de modèles climatiques disponibles dans le jeu de données DRIAS-2020. Les séries chronologiques de pluie ainsi produites vont être utilisées en entrée des modèles hydrologiques pluie-débit dont il est question dans la suite de ce travail.

Chapitre 2 : Simulation du fonctionnement d'un déversoir d'orage complexe : comparaison des résultats d'un modèle distribué et d'un réseau de neurones

Introduction

La modélisation numérique appliquée à l'hydrologie urbaine est aujourd'hui largement utilisée dans les programmes de recherche mais aussi de manière opérationnelle notamment pour la réalisation des études diagnostiques et schémas directeurs menés sur les systèmes d'assainissement par les maîtres d'ouvrage. Les bureaux d'études qui réalisent ces prestations font très fréquemment appel à la modélisation pluie/débit pour quantifier la réponse du système aux épisodes pluvieux et ainsi déterminer les stratégies les mieux adaptées pour d'une part protéger les personnes et les biens et d'autre part maîtriser l'impact du système sur le milieu récepteur.

Dès lors qu'ils sont calés et validés, les modèles numériques permettent de tester le fonctionnement des systèmes, d'évaluer des configurations alternatives de systèmes existants, mais aussi de simuler la réponse d'un système existant à des conditions inédites. La modélisation se présente donc comme un outil naturel pour quantifier l'impact des séries chronologiques de pluie futures sur le système d'assainissement de Valence. Cependant, il existe plusieurs catégories de modèles. Selon le type de modèle choisi, les prérequis en matière de connaissances du système étudié et de données disponibles ne sont pas tous les mêmes et les difficultés de mise en œuvre ne sont pas toutes équivalentes. Des modèles de type empirique ou "boîte noire" présentent notamment certaines facilités de mise en œuvre qui suscitent un réel intérêt dans un contexte opérationnel lorsqu'il est nécessaire de trouver le meilleur compromis entre les objectifs poursuivis et les moyens disponibles pour y arriver. Cependant, les performances de ces modèles ne sont pas toujours bien connues. Nous proposons ici de réaliser en parallèle la construction, le calage et la validation de deux types de modèles : un modèle empirique de type réseau de neurones et un modèle distribué « classique » réalisé à l'aide d'un logiciel dédié du type de ceux utilisés largement dans le monde des bureaux d'études. Les performances de ces deux modèles seront comparées pour déterminer si l'alternative empirique est acceptable au moins pour un premier diagnostic de l'impact des séries chronologiques futures sur les déversements du réseau d'assainissement de Valence.

Ce chapitre comporte cinq sections qui présentent successivement le contexte général et la problématique, une revue bibliographique focalisée sur les modèles de type réseaux de neurones, la méthode et les données utilisées dans le cadre de ce travail, les résultats obtenus pour le calage et la validation des deux modèles retenus et enfin la discussion de ces résultats.

1 Contexte général et problématique

Un des objectifs de ce travail est d'établir une méthode facilement reproductible pour évaluer l'impact des séries chronologiques de pluies futures sur les déversements d'un système d'assainissement. Les logiciels permettant de construire des modèles distribués sont aujourd'hui largement utilisés dans le monde opérationnel mais le recours à leur utilisation suppose certains prérequis qui peuvent être des freins à leur utilisation. Les deux freins principaux sont pour le premier la connaissance des caractéristiques du réseau d'assainissement et notamment les informations d'altimétrie des conduites et du terrain naturel, et pour le second la disponibilité de mesures réparties sur le territoire pour permettre le calage d'un modèle distribué. Si la connaissance des informations d'altimétrie des réseaux progresse sous l'impulsion de la réglementation, elle est encore loin d'être généralisée et concerne généralement les collectivités de taille importante. Dès lors, pour que la démarche de construction des séries chronologiques futures et de leur impact sur un réseau d'assainissement puisse être « facilement reproductible », nous avons cherché une alternative pour le volet modélisation qui ne nécessiterait pas de prérequis trop sélectif sur le site concerné.

L'objectif ici étant d'évaluer un modèle de type réseau de neurones, nous ne présentons pas de comparaison des différents types de modèles empiriques. Les modèles de type réseau de neurones sont largement utilisés en hydrologie notamment en raison de leur simplicité de mise en œuvre (Tanty & Desmukh, 2015 ; Govindaraju & Rao, 2013 ; Riad et al., 2004 ; Aichouri et al., 2015).

Les modèles de type réseau de neurones sont reconnus pour leur bonne capacité d'interpolation. Par contre lorsqu'il s'agit d'extrapolation, où il est question du comportement du modèle exposé à des données d'entrée qui sortent de la gamme de celles qui lui ont été proposées en phase d'apprentissage, la précision de la prédiction ne peut plus être garantie (Barnard & Wessels, 1992).

Pour apporter des éléments de réponse à cette question, il nous est apparu pertinent de comparer les résultats produits par le réseau de neurones en situation future avec ceux produits par un modèle conceptuel distribué sur la même période. Cet exercice présente néanmoins une limite, c'est que la capacité d'extrapolation d'un modèle conceptuel distribué n'est, elle non plus, pas connue. On considérera néanmoins que l'approche conceptuelle des phénomènes physiques utilisés dans les modèles hydrologiques à l'échelle des bassins versants permet de leur accorder une certaine confiance y compris lorsqu'ils sont soumis à des entrées qui dépassent les caractéristiques des entrées utilisées pour le calage. La comparaison des résultats des deux types de modèles nous semble être la meilleure méthode disponible pour valider la capacité du réseau de neurones à prédire l'évolution des déversements.

Deux modèles sont donc construits en parallèle et les résultats obtenus suite aux étapes de calage et de validation sont comparés. Les résultats permettront de déterminer si le réseau de neurones constitue une alternative simple et rapide à la construction d'un modèle distribué, pour une première approche de l'impact des séries chronologiques de pluies futures sur les déversements du réseau d'assainissement de Valence. Les modèles sont construits suivant la structure actuelle du réseau et en utilisant les données historiques acquises sur le réseau d'assainissement et l'hypothèse d'invariance du système dans le futur est retenue pour l'ensemble de la démarche. L'utilisation des modèles dans le contexte futur ne fait l'objet d'aucune hypothèse sur les variations structurelles du système de Valence dans l'avenir (stabilité des intrants, invariabilité des paramètres

hydrologiques des surfaces urbaines, absence de modification de la structure du réseau). Cette hypothèse, qui selon toute vraisemblance est en décalage avec la réalité future, permet de ne mettre en évidence que les effets des chroniques de pluies futures sur le système d'assainissement, en dehors de toute évolution des autres paramètres liés par exemple aux éventuelles stratégies d'adaptation mises en œuvre par le maître d'ouvrage. Cette hypothèse est de plus indispensable dans le cas de l'utilisation d'un modèle empirique qui par nature ne peut pas prendre en compte les évolutions de la structure d'un système sans disposer de données de fonctionnement relatives au système modifié.

2 Revue bibliographique

2.1 Les différents types de modèles en hydrologie

Il existe plusieurs manières de classer les modèles hydrologiques en fonction notamment de la manière de représenter les processus, de l'échelle spatiale considérée ou de la représentation temporelle des phénomènes (Singh et Woolhiser, 2002 ; Ambroise, 1999 ; Hingray et al., 2009).

Jay-Allemand (2020) propose une classification à double entrée en distinguant d'une part :

- Les modèles empiriques qui ne cherchent pas à identifier ou à comprendre les mécanismes et ajustent mathématiquement des fonctions de transfert entre variables d'entrée et de sortie,
- Les modèles conceptuels qui font appel à des relations conceptuelles entre les variables d'entrée et les variables de sortie (un modèle pluie/débit qui s'appuie sur un coefficient de ruissellement est un modèle conceptuel),
- Les modèles déterministes qui font intervenir les lois de la physique pour déterminer le fonctionnement du système,

Et d'autre part :

- Les modèles globaux pour lesquels le système est considéré comme une entité unique spatialement homogène,
- Les modèles distribués (ou semi-distribués) dans lesquels le système est découpé en mailles homogènes connectées les unes aux autres.

Pour l'aspect temporel, cette classification peut être complétée suivant que le modèle considéré simule à l'échelle de l'événement ou de manière continue. On notera de surcroît que les modèles empiriques peuvent difficilement être distribués et qu'inversement les modèles déterministes peuvent difficilement être globaux.

Le choix du type de modèle dépend de l'usage que l'on veut en faire et chaque catégorie de modèle présente ses forces et ses points faibles. La mise en œuvre diffère elle aussi en fonction de la catégorie de modèle retenue. Les éléments relatifs à ces différents aspects sont synthétisés dans le Tableau 7.

Tableau 7 : Forces et faiblesses de chacun des types de modèles hydrologiques

Type de modèle	Forces	Points faibles	Usages	Conditions de mise en œuvre
Empirique	<ul style="list-style-type: none"> • Calculs très rapides • Réseau de mesures réduit (limité aux points d'intérêt) 	<ul style="list-style-type: none"> • Pas de signification physique • Perd son utilité en cas de modification du système étudié • Capacité de prévision parfois douteuse hors de la fenêtre de calage 	<ul style="list-style-type: none"> • Prédiction court terme • Intégration dans des systèmes de pilotage/gestion en temps réel 	<ul style="list-style-type: none"> • Aucune contrainte sur la connaissance de la structure du système étudié • L'enjeu majeur réside dans le calage du système • Nécessité de disposer d'un jeu de données suffisant pour assurer une bonne qualité d'apprentissage
Conceptuel	<ul style="list-style-type: none"> • Bon compromis entre finesse des descriptions et temps de calcul • Paramètres liés à des observations même s'ils n'ont pas toujours un sens physique 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessitent une certaine connaissance du système • Nécessitent des mesures pour les étapes de calage et de validation 	<ul style="list-style-type: none"> • Usage opérationnel : étude diagnostic /schémas directeurs • Dimensionnement d'équipements / d'ouvrages 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessité d'avoir une bonne connaissance de la structure et du fonctionnement du système étudié • La mise en œuvre de tels modèles est un équilibre entre la description de la structure du système étudié et la connaissance de son fonctionnement (acquisition de données par la mesure)
Déterministe	<ul style="list-style-type: none"> • Domaine de validité des lois très étendu • Nécessité de calage moindre 	<ul style="list-style-type: none"> • Description fine de la structure • Temps de calcul élevés 	<ul style="list-style-type: none"> • Etude de fonctionnement d'ouvrages • Conception / modification de structure • Préconisation d'implantation d'équipements de mesure 	<ul style="list-style-type: none"> • Importance de la description précise de la structure du système étudié • Enjeu moindre sur l'acquisition de mesures et les phases de calage et validation

A noter que les différentes approches peuvent être combinées. En effet, suivant le besoin de l'utilisateur, différentes catégories de modèles peuvent être couplées pour créer une chaîne de modélisation. Quel que soit le type de modèle retenu pour répondre au besoin exprimé, un prérequis fondamental reste la qualité et la représentativité des données disponibles pour assurer la construction, le calage et la validation.

Dans le cadre de ce travail, deux approches sont adoptées en parallèle sur le système d'assainissement de Valence : une approche empirique qui fait appel à un réseau de neurones, et une approche de type conceptuelle/déterministe distribuée mise en œuvre à l'aide d'un logiciel de modélisation des réseaux d'assainissement. L'objectif est de pouvoir comparer les résultats fournis par les deux types de méthodes et de déterminer si les réseaux de neurones peuvent constituer une option de choix de modèle valable pour une utilisation opérationnelle quand la construction d'un modèle distribué n'est pas envisageable.

La modélisation distribuée est aujourd'hui largement utilisée de manière opérationnelle et une gamme étendue de logiciels, open source ou commerciaux, est à disposition des bureaux d'étude et maîtres d'ouvrage. Une étude bibliographique de ces modèles ne nous semble pas présenter grand intérêt dans le cadre de ce travail. L'analyse bibliographique se focalise donc sur les modèles empiriques de type réseaux de neurones dont l'usage en hydrologie s'inscrit clairement dans de nombreux axes de recherche.

2.2 Modèles de réseaux de neurones

2.2.1 Les réseaux de neurones au sein des processus d'intelligence artificielle

Les termes d'intelligence artificielle, d'apprentissage automatique ou encore de deep learning s'invitent de plus en plus régulièrement dans le débat public, sans pour autant que ce que couvre chacun de ces concepts ne soit clair pour la communauté profane.

L'intelligence artificielle (IA) est un « ensemble de théories et de techniques mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine » (Russell, 2010). Au sein de l'IA (Figure 28), l'apprentissage automatique regroupe des algorithmes utilisant des analyses statistiques de données pour ajuster des paramètres de modèle afin de réaliser la tâche demandée (Jordan & Mitchell, 2015). Les réseaux de neurones artificiels sont une des catégories d'algorithmes d'apprentissage automatique (Figure 28). Enfin, au sein des réseaux de neurones, une catégorie particulière constitue les algorithmes d'apprentissage profond. Il s'agit de réseaux de neurones munis d'un nombre élevé de couches cachées (LeCun et al., 2015). Ce type de réseau est largement utilisé dans la reconnaissance de signaux complexes tels que les images ou le son.

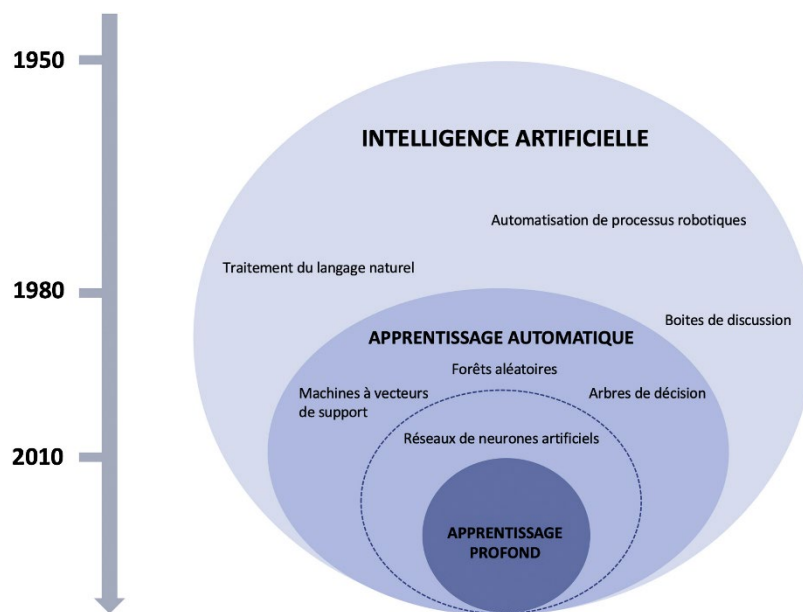


Figure 28 : Représentation des relations entre intelligence artificielle, apprentissage automatique et apprentissage profond et leur apparition dans le temps (repris de Bunod et al., 2022).

2.2.2 Description et fonctionnement des réseaux de neurones

Les modèles de type « réseaux de neurones » sont inspirés de l'architecture et du fonctionnement du cerveau humain, constitué d'unités élémentaires : les neurones. Ces derniers sont capables de communiquer entre eux via des liaisons, les dendrites, afin de répondre à des stimuli externes par une action. D'après Hecht-Nielsen (1990), « un réseau neuronal artificiel est une structure de traitement distribué, formée de processeurs fonctionnant en parallèle et reliés par des connexions unidirectionnelles. Chaque processeur a une sortie qui peut être connectée à plusieurs autres processeurs. La sortie d'un processeur ne doit dépendre que de sa mémoire locale et de ses entrées. »

Les réseaux de neurones sont organisés en couches qui comprennent un nombre variable de neurones. L'utilisateur présente au réseau des entrées, les variables qui régissent le phénomène, et des sorties, les données que l'on cherche à simuler. Le réseau apprend à relier les entrées aux sorties via un algorithme d'optimisation.

Les réseaux de neurones peuvent être classés en quatre catégories :

- Les réseaux de neurones feed-forward caractérisés par une propagation à sens unique de l'information au sein de l'architecture. Le plus connu des réseaux de neurones, le perceptron, est de ce type (Sharkawy, 2020).
- Les réseaux de neurones récurrents qui traitent l'information par cycle. Ces réseaux sont capables de prendre en compte une information contextuelle et sont donc particulièrement adaptés à la simulation de séries temporelles ou à l'optimisation de processus de type contrôle-commande (Sharkawy, 2020).
- Les réseaux de neurones à résonance qui sont organisés de façon à ce que l'activation de chaque neurone soit renvoyée à l'ensemble des neurones de la même couche (Babić et al., 2011). Ce type de réseau est souvent utilisé dans le cadre de problèmes de reconnaissance d'objets.
- Les réseaux de neurones auto-organisés, bien adaptés au traitement de l'information spatiale. Basé sur des méthodes d'apprentissage non supervisées, ce type de réseau est généralement utilisé dans des approches de clustering et de classification (Monyr et al., 2016).

La méthode de construction et de mise au point d'un réseau de neurones est commune aux quatre catégories précédentes et se décline en cinq étapes successives (Govindaraju, 2000) :

- La sélection des données
A l'instar des méthodes de modélisation conceptuelle, la modélisation d'un phénomène via un réseau de neurones nécessite la réalisation d'étapes de calage (apprentissage) et de validation. Les données disponibles doivent donc être scindées de manière adéquate pour être utilisées dans chacune des deux phases du processus.
- La construction du réseau
Il s'agit là de choisir le type de réseau ainsi que ses caractéristiques structurelles telles que le nombre de couches cachées, le nombre de neurones par couche, la fonction de transfert, l'algorithme d'optimisation en phase d'apprentissage.
- La phase d'apprentissage
Elle correspond à la phase pendant laquelle le système va ajuster ses paramètres pour faire correspondre les entrées qui lui sont présentées aux sorties qui lui sont proposées.
- La phase de validation
Cette phase est une phase de simulation. La configuration retenue lors de la phase d'apprentissage telle que définie ci-dessus est conservée et le système est alimenté avec de nouvelles données d'entrée. Les sorties produites sont ensuite confrontées aux mesures et les performances du modèle analysées.
- La phase d'utilisation opérationnelle
A l'issue de la phase de validation et si les critères de performances sont considérés comme satisfaits, le modèle peut être utilisé en prédiction.

La mise en œuvre d'un modèle de type réseau de neurones ne requiert pas de connaissances sur la structure du système étudié. Il s'agit ici de reproduire sa réponse et non son fonctionnement. Comme toutes les techniques d'apprentissage automatique, les réseaux de neurones sont donc consommateurs de données. Ces données

doivent être disponibles en quantité suffisante pour couvrir idéalement l'ensemble des configurations que le système modélisé est susceptible de rencontrer (Radiuk, 2017 ; Linjordet & Balog, 2019).

Si la structure d'un réseau de neurones n'a pas de rapport avec la structure réelle du système étudié, le choix des critères de construction du réseau reste néanmoins un paramètre clé de la démarche. Le modélisateur a pour objectif de déterminer une structure permettant de reproduire un fonctionnement en phase de calage mais qui donne aussi de bons résultats en validation. Une structure trop complexe peut aboutir à de très bons résultats en phase d'apprentissage mais à des résultats de mauvaise qualité en simulation. On parle alors de phénomène de sur-apprentissage (Lawrence et al., 1997).

2.2.3 Les réseaux de neurones en hydrologie

L'utilisation de réseaux de neurones pour modéliser des phénomènes hydrologiques a débuté au début des années 1990 (Govindaraju, 2000). Depuis cette date, les applications ont couvert de manière très large les différents aspects de l'hydrologie et de l'hydraulique : modélisation pluie-débit (Hsu et al., 1995), simulation de débits de rivières (Campolo et al., 1999), qualité d'eau (Chen et al., 2020), niveau de nappe (Coulibaly et al., 2001), fonctionnement d'ouvrages (Sun et al., 2014), ou encore l'estimation de précipitations (Olsson et al., 2004). Pour toutes ces applications, les réseaux de neurones constituent des alternatives robustes pour la simulation de phénomènes non-linéaires.

La première question qui se pose au modélisateur qui souhaite s'engager dans la voie des réseaux de neurones est le choix de l'architecture. L'objet de ce travail n'étant pas de comparer différents types de réseaux de neurones, nous nous sommes appuyés sur la bibliographie pour sélectionner l'architecture qui semble la mieux adaptée.

Les contraintes identifiées d'emblée pour ce sujet sont :

- De disposer d'outils adaptés à la simulation de séries chronologiques
- De disposer d'outils capables de faire des simulations sur de longues périodes futures

Sur le premier point, les réseaux de neurones particulièrement adaptés à la simulation de séries temporelles entrent dans la classe des réseaux dynamiques. Contrairement aux réseaux qualifiés de statiques du type « feed-forward », les réseaux dynamiques incluent un retour d'information des sorties vers les entrées. Ainsi un réseau dynamique pourra considérer en entrée la donnée sur le pas de temps courant de calcul mais aussi les données d'entrée ainsi que les sorties du réseau sur un certain nombre de pas de temps précédant le pas de temps courant du calcul (Dreyfus et al., 2002 ; Khalil, 2012). Ce type d'architecture permet de capter de manière efficace la dynamique des phénomènes. On considère les réseaux de ce type comme ayant une « mémoire ». Les paramètres hydrologiques tels que le temps de réponse (lag time) et le temps de concentration d'un bassin versant permettent d'illustrer l'intérêt de cette propriété. En effet, dans le cadre d'un modèle pluie-débit, le débit à un instant donné est dépendant des précipitations sur une période plus ou moins longue précédant le pas de temps considéré. De manière plus intuitive, on peut considérer qu'au sein d'un hydrogramme, le débit à un instant donné est dépendant du débit sur un ensemble de pas de temps précédant le pas de temps courant.

Il existe plusieurs types de modèles dynamiques qui peuvent être formalisés par des réseaux de neurones :

- Modèle NFIR (Nonlinear Finite Impulse Response) qui prend en compte les entrées du système sur le pas de temps courant et un ensemble de pas de temps antérieur pour produire ses sorties. Il ne s'agit donc pas ici d'un modèle récurrent.
- Modèle de type NAR (Nonlinear AutoRegressive) qui prend en compte les sorties estimées du système sur un ensemble de pas de temps antérieur pour prédire la sortie au pas de temps courant. Ce type de réseau est récurrent.
- Modèle NARX (Nonlinear AutoRegressive with eXogenous input) qui prend en compte les entrées ainsi que les sorties estimées du système sur le pas de temps courant et un nombre de pas de temps antérieurs pour prédire la sortie. Ce type de réseau est lui aussi récurrent.

Le NARX (Figure 29) est un modèle dynamique récurrent bouclé dans lequel la boucle de rétroaction peut englober plusieurs couches de neurones. Le bouclage est réalisé entre la sortie du système et son entrée. Cette architecture présente un avantage particulier puisqu'elle permet deux types de fonctionnement distincts (Khalil, 2012) :

- Un fonctionnement en boucle ouverte lors de la phase d'apprentissage. Durant cette phase on dispose des valeurs des sorties et ce sont ces valeurs réelles qui sont injectées en entrée. Ce mode de fonctionnement présente deux avantages principaux qui sont de disposer d'entrées non biaisées et de pouvoir appliquer les algorithmes de rétropropagation lors de la phase d'apprentissage étant donné que l'architecture est de type feedforward dans ce type de configuration (Garnier & Young., 2004).
- Un fonctionnement en boucle fermée lors de la phase de simulation où les sorties simulées sont réinjectées en entrée.

Le NARX peut prendre en compte des entrées de données exogènes sur un nombre de pas de temps à définir, et intégrer les résultats de sortie en boucle fermée de la même manière.

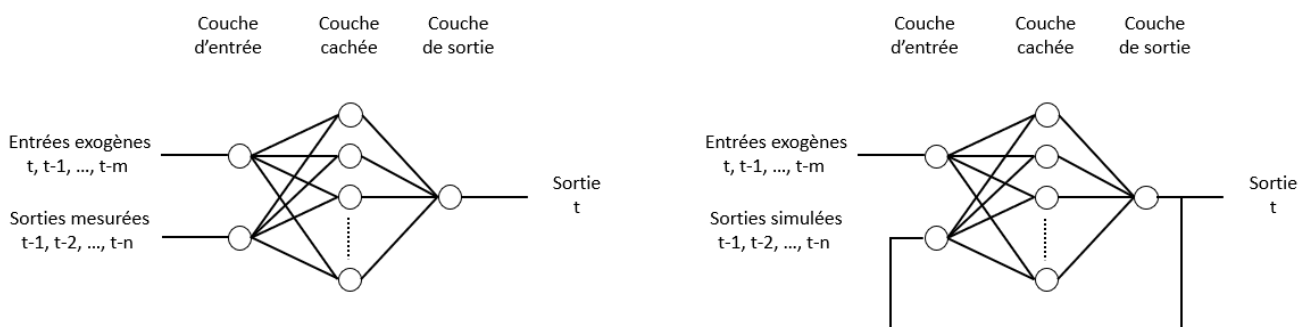


Figure 29 : Architecture d'un réseau de neurones de type NARX à une couche cachée avec à gauche le fonctionnement en boucle ouverte lors de la phase d'apprentissage, et à droite le fonctionnement en boucle fermée en validation et simulation. Les indices $t, t-1, \dots, t-n$ correspondent aux numéros des pas de temps pour lesquels les valeurs sont prises en compte en entrée du réseau.

Concernant les performances de ce type de réseau pour simuler des phénomènes hydrologiques, un nombre limité d'études est disponible. Thapa et al. (2020) ont travaillé sur la relation fonte de neige débit sur un bassin versant himalayen en comparant quatre techniques de modélisation stochastiques de type machine-learning : un processus de deep-learning de type réseau récurrent à mémoire court et long terme (LSTM), un réseau de

neurones de type NARX, un processus de régression gaussien (GPR) et un processus de classification de type machine à vecteur de support (SVM). Les auteurs mettent en évidence les bonnes capacités de chacune des méthodes à prédire le phénomène étudié. Le réseau de neurones présente le second meilleur niveau de performance juste derrière l'algorithme LSTM.

Li et al. (2019) ont utilisé un réseau de neurones pour quantifier l'impact de l'implantation de techniques alternatives de gestion des eaux pluviales sur les volumes et débits de pointe générés à l'exutoire d'un bassin versant du Kentucky. Les chercheurs disposaient de données sur deux périodes, l'une antérieure à la mise en place des techniques alternatives, et l'autre postérieure. L'étude a consisté à déterminer quels auraient été les volumes et débits générés par les pluies réelles sur le bassin versant si les techniques alternatives n'avaient pas été déployées. L'architecture retenue est un réseau de type perceptron multicouche. Les performances du modèle jugées satisfaisantes ont permis de déterminer les pourcentages de réductions des volumes et débits de pointe liés à l'implantation des techniques alternatives.

Sur la thématique spécifique du fonctionnement des réseaux d'assainissement urbains et plus particulièrement en ce qui concerne les déversements de temps de pluie, peu d'auteurs se sont intéressés au sujet. Sur ce thème, Kurth et al. (2008) ont utilisé un perceptron multicouche pour simuler la hauteur d'eau au droit d'un déversoir d'orage à partir d'une lame d'eau radar dans le Yorkshire en Angleterre. Les auteurs concluent qu'une prédiction opérationnelle fiable peut être obtenue à l'aide de cette méthode sur un horizon de prédiction de trois pas de temps, soit 15 minutes avec le pas de temps considéré dans leur étude. Mounce et al. (2014) ont aussi choisi un perceptron multicouche et une lame d'eau radar en entrée, pour traiter le même problème dans le nord de l'Angleterre. Les auteurs aboutissent à une prédiction de la hauteur d'eau au niveau du déversoir sur un horizon d'une heure avec une erreur inférieure à 5%. Rosin et al. (2017) vont encore un peu plus loin en s'intéressant à la même question et produisent une prédiction sur un horizon de deux heures. La métrique de comparaison retenue est le coefficient de corrélation qui est supérieur à 0.75 pour cet horizon de prédiction. Dans cette expérience, pour déterminer le niveau d'eau au droit du déversoir, les auteurs utilisent un perceptron multicouche avec en entrée la pluie sur plusieurs pas de temps précédant le pas de temps courant, la pluie prédite par le radar, ainsi que la hauteur d'eau mesurée au droit du déversoir sur plusieurs pas de temps précédant le pas de temps courant. On note que le choix de ces entrées présente de fortes similitudes avec un réseau de type NARX non bouclé. Ces trois travaux ont en commun de viser avant tout un objectif opérationnel et ils se limitent donc à des horizons de prédiction relativement courts.

Plus récemment, Zhang et al. (2018a) ont comparé différentes méthodes de machine learning pour prédire les hauteurs d'eau au niveau d'un déversoir d'orage de la ville de Drammen en Norvège. Les auteurs ont montré la supériorité des réseaux de neurones récurrents (réseau récurrent à mémoire court et long terme (LSTM) et réseau récurrent à portes (GRU)), sur les autres configurations testées (perceptron multicouche (MLP), réseau d'ondelettes (WNN)) pour faire de la prédiction. Cependant, l'horizon de prédiction exploré dans cette étude est relativement court puisque l'objectif de ce travail est de gérer des processus de type contrôle/commande avec un retour d'information disponible en quasi temps réel sur les hauteurs d'eau (Zhang et al., 2018b).

El-Ghazouli et al. (2019) ont comparé deux méthodes de prédiction de débits déversés à partir de la pluie sur un bassin versant urbain du Maroc et sur une échéance de 30 minutes. Les auteurs ont comparé un algorithme de type arbre de régression (algorithme M5) et un réseau de neurones de type NARX. Les deux types d'approche

sont considérés comme donnant de bons résultats avec des performances néanmoins supérieures dans le cas du NARX. C'est le modèle de type NARX qui a été retenu pour réaliser des prédictions court terme destinées à alimenter un système de gestion en temps réel du réseau d'assainissement de Casablanca de manière à réduire l'impact des déversements de temps de pluie sur le milieu récepteur (El-Ghazouli et al., 2022).

Zhang et al. (2018a) et El-Ghazouli et al. (2019) ont mis en œuvre des NARX dans un cadre où l'horizon de prédiction recherché est relativement court (quelques pas de temps). En effet, les objectifs poursuivis dans leurs cas sont tournés vers le contrôle-commande ou l'optimisation. La prédiction est généralement réalisée pour quelques valeurs futures et le NARX est, suivant les cas, recalé en permanence avec des données issues de mesure terrain en temps réel. Certaines applications peuvent aussi ne nécessiter des prédictions que sur une période future réduite. C'est le cas de Wei et al. (2020) qui ont développé un outil d'alerte précoce du risque de débordement sur un quartier de Tianjin (Chine). Le principe de l'alerte consiste à déterminer les caractéristiques futures de la pluie courante à partir de l'enregistrement des 20 premières minutes de précipitations et d'évaluer ensuite grâce à un modèle hydraulique les risques de débordements liés à la pluie prédite. Les auteurs considèrent le NARX comme un modèle efficace pour prédire la pluie et alimenter le système d'alerte même si les métriques de comparaison utilisées pour caractériser les performances sont difficilement interprétables (unique valeur de MSE fournie et égale à 2.51).

La structure des réseaux de type NARX permet aussi de réaliser des prédictions sur un nombre élevé de pas de temps futurs dès lors que l'on dispose des entrées exogènes qui permettent d'alimenter le modèle. Dans ce cadre, le NARX est utilisé en boucle fermée dans sa conformation de prédiction. Dans cette configuration, Menezes & Barreto (2008) ont comparé les performances du NARX avec un réseau de neurones récurrent de type Elman et un réseau de neurones à retard temporel (TDNN). Les auteurs concluent à une meilleure capacité du NARX à reproduire deux séries chronologiques générées pour les besoins de l'étude, l'une concernant le comportement chaotique d'un laser et la seconde un enregistrement de débit vidéo en mode VBR (variable bit rate). La prédiction a été menée pour des horizons allant jusqu'à 300 pas de temps.

Sur le thème de l'hydrologie, Shao et al. (2022) ont mis en œuvre une méthode qui s'apparente à celle proposée dans le cadre de ce travail mais sur un bassin versant naturel d'environ 10 000 km² de l'est de la Chine. Les auteurs ont comparé les performances d'un modèle de type NARX avec celles d'un modèle hydrologique distribué en simulation pluie/débit considéré comme la référence. Les arguments avancés par les auteurs pour justifier le choix du NARX comme modèle empirique sont sa mise en application efficace pour la prédiction de séries temporelles non linéaires comparé à d'autres algorithmes d'apprentissage automatiques. Les auteurs soulignent de plus que la structure du NARX peut permettre une interprétation physique du paramètre étudié. Enfin les réseaux NARX ont une convergence plus rapide en phase d'apprentissage que la plupart des approches concurrentes. Les critères de comparaison retenus sont le coefficient de Nash–Sutcliffe (NSE), le coefficient de corrélation (CC), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le biais relatif moyen (Bias). La principale conclusion proposée est que le modèle NARX est capable de simuler le processus pluie-débit de manière satisfaisante, de reproduire correctement les débits de pointe en intensités et dates d'occurrence. Le modèle NARX est de surcroît capable de rendre compte de phénomènes hydrologiques avec des dynamiques non linéaires complexes et ce en analysant chacun des quatre critères de performance retenus (NSE, CC, RMSE et biais). Les auteurs mettent néanmoins en évidence une tendance du NARX à sous-estimer la valeur des débits de pointe.

Toujours en hydrologie de bassin versant, Di Nunno et al. (2021) ont utilisé un réseau de type NARX pour prédire les débits de neuf rivières sur un bassin versant italien. Les auteurs ont mis en évidence les bonnes performances du NARX sur des horizons de prédiction allant de 1 à 12 mois avec notamment des coefficients de corrélation entre les prédictions et les mesures supérieurs à 0.9 dans les deux cas.

Enfin, toujours sur la relation pluie/débit mais cette fois en milieu urbain, Abou Rjeily et al. (2017) proposent une utilisation d'un réseau de type NARX pour simuler la hauteur d'eau dans les regards du réseau d'assainissement d'un quartier de Lille en fonction de la pluviométrie. L'objectif final de leur travail est la mise en place d'un système d'alerte précoce de débordement de réseau. Les phases d'apprentissage et de validation du réseau sont réalisées à partir d'un historique de mesure. Une phase de simulation est ensuite réalisée à partir de l'impact de pluies de projet simulées sur le réseau à l'aide d'un modèle distribué. La comparaison des hauteurs d'eau fournies par chaque modèle sur 5 regards du réseau considéré et pour trois pluies de périodes de retour différentes permet d'afficher des NSE toujours supérieurs à 0.8 sauf dans le cas d'un regard pour une des trois pluies. Un point particulièrement intéressant de cette étude, même s'il n'est pas discuté par les auteurs, est que les périodes de retour utilisées en phase de simulation (1 an, 2 ans et 5 ans) ne sont pas présentes avec certitude, au moins pour la période de retour 5 ans, dans le jeu de données d'observation. Ce constat met en évidence des capacités d'extrapolation pour ce type de réseau dans le cas traité par les auteurs.

2.3 Bilan de la revue bibliographique

Les modèles de type réseaux de neurones sont largement utilisés dans les domaines liés à l'hydrologie et à l'hydraulique, notamment en raison de leur relative simplicité de mise en œuvre, leur rapidité d'exécution et leurs performances de prédiction. Parmi eux, les réseaux auto-régressifs offrent la possibilité de prendre en compte les valeurs d'une variable modélisée sur un ensemble de pas de temps consécutifs pour prédire la valeur au pas de temps futur. Cette caractéristique fait écho à la structure d'un hydrogramme de débit pour lequel la valeur de débit à un pas de temps donné est liée à cette même valeur sur les pas de temps précédents. Ces réseaux sont capables de rendre compte de phénomènes dynamiques et sont bien adaptés à la simulation de séries chronologiques. Une évolution du NAR est le NARX qui permet la prise en compte de données exogènes en entrée du modèle. Dans le cas d'une modélisation pluie/débit, la pluie constitue cette entrée exogène.

Le Tableau 8 propose une synthèse des principales références bibliographiques utilisant des réseaux de neurones en hydrologie. Les publications qui comparent différents types de réseaux concluent aux bonnes performances des réseaux de type NARX mettent souvent en évidence la supériorité de ce type de réseau sur d'autres architectures.

La revue bibliographique met en évidence les performances du NARX confronté à d'autres méthodes d'apprentissage automatique pour simuler des phénomènes hydrologiques. Ces performances sont mises en évidence par des études qui considèrent des horizons de prédiction variés incluant des prédictions de long terme (plusieurs centaines de pas de temps). Il existe quelques exemples d'utilisation de NARX en simulation pluie/débit. Celles-ci traitent de bassins versants naturels mais adoptent pour certaines des approches présentant des similarités avec celle développée ici. C'est le cas notamment de Shao et al. (2022) qui compare le

NARX aux résultats d'un modèle distribué. La bibliographie ne comporte en revanche pas de référence à notre connaissance relatant ce type d'approche en milieu urbain.

Le développement d'un modèle pluie/débit s'appuyant sur un réseau de type NARX en milieu urbain est donc une originalité de ce travail. La comparaison des résultats avec ceux obtenus grâce à un modèle distribué toujours en milieu urbain en est une autre.

Chapitre 2 : « Simulation du fonctionnement d'un déversoir d'orage complexe : comparaison des résultats d'un modèle distribué et d'un réseau de neurones. »

Tableau 8 : Synthèse des principales références bibliographiques s'appuyant sur des réseaux de neurones en hydrologie.

Référence	Système étudié	Objectif	Type de réseau de neurones	Critères de performance	Conclusions
Thapa et al. (2020)	Bassin versant de cours d'eau	Relation fonte de neige/débit	<ul style="list-style-type: none"> • LSTM (réseau récurrent à mémoire court et long terme) • NARX • GPR (processus de régression gaussien) • SVM (machine à vecteur de support) 	<ul style="list-style-type: none"> • Modified Kling-Gupta efficiency (KGE') • Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) • Coefficient of determination (R^2) • Root-mean-square error (RMSE) • Mean absolute error (MAE) 	Le NARX se classe deuxième en matière de performance
Li et al. (2019)	Bassin versant urbain	Déterminer l'impact de l'implantation de techniques alternatives de gestion de eaux pluviales	Perceptron multicouches	<ul style="list-style-type: none"> • Correlation coefficient (R) • Coefficient of variation of the root mean square deviation (CV-RMSE) • Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) 	Bonne capacité du modèle à prédire la réduction des volumes déversés suite à l'implantation des techniques alternatives
Zhang et al. (2018a)	Déversoir d'orage de réseau d'assainissement urbain	Prédiction de hauteur d'eau sur un déversoir Horizon de prédiction : 3 à 6 pas de temps	<ul style="list-style-type: none"> • LSTM (réseau récurrent à mémoire court et long terme) • GRU (réseau récurrent à portes) • MLP (perceptron multicouche) • WNN (réseau d'ondelettes) 	<ul style="list-style-type: none"> • Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) • Coefficient of determination (R^2) • Root-mean-square error (RMSE) 	Supériorité des réseaux de neurones récurrents
El-Ghazouli et al. (2019)	Déversoir d'orage de réseau d'assainissement urbain	Prédiction de débits déversés sur un déversoir d'orage Horizon de prédiction : 30 minutes	<ul style="list-style-type: none"> • Arbre de régression (algorithme M5) • Réseau de neurones de type NARX. 	<ul style="list-style-type: none"> • Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) • Root-mean-square error (RMSE) 	Supériorité du NARX sur les prédictions
Wei et al. (2020)	Bassin versant urbain	Prédiction de pluie	NARX	<ul style="list-style-type: none"> • Mean-square error (MSE) 	Prédiction d'évolution des hyétogrammes à partir des intensités passées pour alimenter un système d'alerte. Performances du NARX jugées bonnes par les auteurs
Menezes & Barreto (2008)	Séries de données avec un comportement fortement non linéaire : - Comportement chaotique d'un laser - Enregistrement de débit vidéo en mode VBR	Evaluer la capacité des structures à reproduire les séries sélectionnées Horizon de prédiction jusqu'à 300 pas de temps	<ul style="list-style-type: none"> • NARX • Réseau de neurones récurrent de type Elman • Réseau de neurones à retard temporel (TDNN) 	Normalized mean squared error (NMSE)	Supériorité du NARX sur les prédictions
Shao et al. (2022)	Bassin versant de cours d'eau	Evaluer la capacité d'un réseau de neurone à reproduire les résultats d'un modèle pluie/débit distribué considéré comme référence	<ul style="list-style-type: none"> • NARX • Modèle hydrologique distribué 	<ul style="list-style-type: none"> Nash-Sutcliffe efficiency (NSE) Coefficient de corrélation (CC) Erreur quadratique moyenne (RMSE) Biais relatif moyen (Bias) 	Capacité du NARX à reproduire les débits de pointe (intensité et phasage temporel) Reproduction de phénomènes hydrologiques avec des dynamiques non linéaires complexes Légère tendance à sous-estimer les débits de pointe
Di Nunno et al. (2021)	Bassin versant de cours d'eau	Prédiction de débits de cours d'eau en climat méditerranéen (Italie) Prédiction saisonnière	NARX	<ul style="list-style-type: none"> • Coefficient of determination (R^2) • Mean absolute error (MAE) • Root-mean-square error (RMSE) • Relative absolute error (RAE) 	Bonne capacité du NARX à prédire les débits y compris en environnement géologique complexe (karstique) Le lag-time n'affecte que modérément la qualité des prédictions Le pas de temps des données est un critère déterminant dans la qualité des prédictions. Un pas de temps trop large affecte significativement les performances du modèle
Abou Rjeily et al. (2017)	Réseau d'assainissement	Prédiction du risque de débordement d'un réseau dans le cadre d'un système d'alerte précoce Horizon de prédiction jusqu'à 17h	NARX	<ul style="list-style-type: none"> • Mean-square error (MSE) 	Bonne capacité de prédiction pour les épisodes d'intensité aussi bien modérée qu'importante Rapidité de calcul

3 Mise en œuvre de la modélisation

3.1 Le réseau d'assainissement de Valence

Le système d'assainissement de Valence collecte les effluents de sept communes : Alixan, Bourg-lès-Valence, Chabeuil, Malissard, Montélier, Saint-Marcel-lès-Valence, Valence et la zone d'activités du 45e parallèle sur la commune de Châteauneuf-sur-Isère. Le linéaire de réseau d'assainissement eaux usées et unitaire est de 495 km et le linéaire de réseau pluvial de 217 km. Le nombre d'abonnés desservis par le réseau est de 39 699 (source : Valence Romans Agglo – Rapport sur le prix et la qualité des services publics, septembre 2022).

Le maître d'ouvrage du système d'assainissement de Valence est Valence-Romans-Agglo qui opère la gestion du réseau d'assainissement en régie directe. Une cartographie du réseau structurant est proposée en Figure 30.

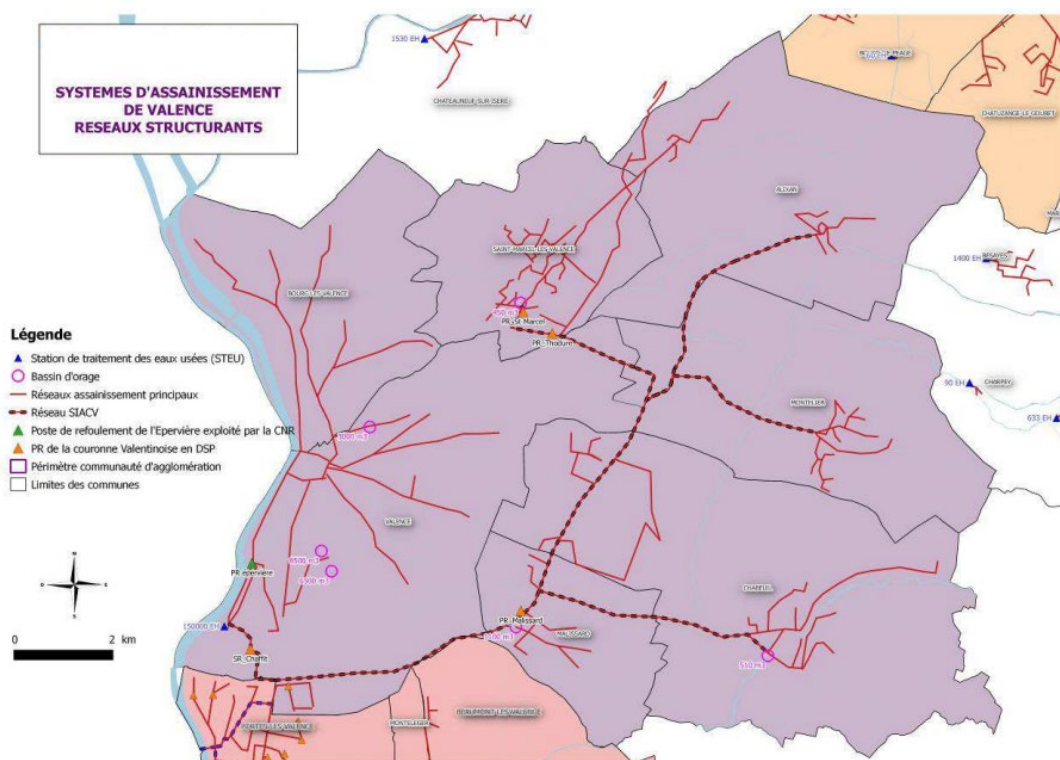


Figure 30 : Système d'assainissement de Valence avec représentation du réseau structurant (Source : Valence Romans Agglo – Rapport sur le prix et la qualité des services publics 2016, septembre 2017).

Le réseau d'assainissement aboutit à une station d'épuration de type boue activée faible charge d'une capacité de 174 000 EH (Equivalent Habitants). Le système compte 84 postes de refoulement et 8 bassins d'orage pour un volume total de 26 360 m³.

L'arrêté ministériel du 21 juillet 2015 relatif aux systèmes d'assainissement collectif et aux installations d'assainissement non collectif, à l'exception des installations d'assainissement non collectif recevant une charge brute de pollution organique inférieure ou égale à 1,2 kg/j de DBO₅, fixe les critères de jugement de la conformité

des systèmes d'assainissement. Pour ce qui est des systèmes de collecte, la conformité peut s'apprécier sur l'un des trois critères suivants (choisi par le maître d'ouvrage) :

- Moins de 20 jours de déversements durant l'année pour chaque déversoir d'orage soumis à autosurveillance.
- Les rejets par temps de pluie doivent représenter moins de 5% des volumes d'eau collectés produits par l'agglomération durant l'année.
- Les rejets par temps de pluie doivent représenter moins de 5% des flux de pollution collectés par l'agglomération durant l'année.

En 2020, la direction de l'assainissement a arrêté son choix du critère de conformité collecte pour le système de collecte de Valence. Le critère retenu est celui du flux, critère qui permet au système de Valence d'être déclaré conforme puisque ce critère n'a été dépassé qu'une seule fois entre 2015 et 2021 (5.1% en 2018). Avant 2020, sans prise de position du maître d'ouvrage, les services de l'état ont appliqué le critère volume conduisant à un système non conforme en 2018 et 2019 avec respectivement 7,0 et 5,8% de volume déversé.

Le maintien de la conformité réglementaire ne va pas de soi pour Valence-Romans-Agglo car la marge de sécurité qui sépare un jugement conforme d'un jugement non conforme est souvent faible. Les évolutions futures du climat sont donc au cœur des préoccupations des services de l'assainissement qui souhaitent anticiper les effets possibles des régimes de pluie à venir sur le fonctionnement de son système.

Le système de collecte de Valence tel que décrit ci-dessus a fait l'objet de la construction de deux types de modèles qui relèvent d'approches très différentes : un réseau de neurones artificiels, construit dans ce travail de thèse, et un modèle conceptuel distribué construit à partir d'un modèle mis à disposition par Valence-Romans Agglo. Ces deux approches et les modèles qui en résultent dans le cas de Valence sont décrits ci-après.

3.2 Démarche de modélisation

L'objectif de ce travail est de déterminer l'impact des séries chronologiques futures sur les déversements du réseau d'assainissement, avec une application au réseau de Valence. Ce réseau compte 11 déversoirs d'orage autosurveillés avec rejet dans le Rhône. Il a été décidé de se focaliser sur le fonctionnement du Déversoir Gambetta, et ce pour deux raisons :

- Il s'agit de l'ouvrage dont le fonctionnement génère les volumes déversés les plus importants avec un cumul annuel moyen de 450 000 m³ correspondant à environ 45% du volume annuel déversé par l'agglomération d'assainissement. On fait l'hypothèse que cette contribution majoritaire au déversement total du réseau nous permet de tirer des conclusions générales sur l'évolution des déversements sur le système d'assainissement de Valence en climat futur.
- Ce déversoir a été très étudié et la mesure du débit déversé a fait l'objet d'études poussées permettant de la fiabiliser (Claro Barreto, 2020). Le niveau de confiance dans la mesure est aujourd'hui très élevé, ce qui n'est pas systématiquement le cas pour les mesures réalisées sur les autres déversoirs.

Le réseau de neurones se focalise donc sur la relation pluie/débit pour les débits déversés par l'ouvrage Gambetta. Le modèle distribué quant à lui prend en compte le fonctionnement de l'ensemble des déversoirs autosurveillés du système considéré, même si le calage n'a pas été réalisé en détail sur chacun d'entre eux.

3.2.1 Réseau de neurones NARX

Le réseau de neurones NARX est construit à l'aide du logiciel Matlab R2021a. La construction du réseau se décompose de la manière suivante :

- Découpage du jeu de données en trois parties de manière aléatoire. Les trois jeux ainsi obtenus sont utilisés dans chacune des étapes suivantes.
- Le premier groupe est utilisé pour l'apprentissage et permet l'ajustement automatique des poids des connexions entre les neurones.
- Le deuxième groupe de données est celui de validation. Il est utilisé pour mesurer la généralisation du réseau et arrêter l'apprentissage lorsque les performances cessent de s'améliorer. Ce jeu permet de tester les performances de l'algorithme d'apprentissage.
- Le dernier groupe de données est utilisé pour le test et n'a aucun effet sur l'apprentissage. Il s'agit donc d'une mesure indépendante des performances du réseau à l'issue de l'apprentissage.

Le découpage du jeu de données est fixé dans notre cas à 70% du volume disponible pour l'apprentissage, 15% pour la validation et 15% pour le test. Ces proportions sont usuelles et sont celles qui sont proposées par défaut par Matlab (Sun et al., 2014).

Le réseau NARX standard utilisé dans ce travail est un réseau feedforward à deux couches, avec une fonction de transfert sigmoïde dans la couche cachée et une fonction de transfert linéaire dans la couche de sortie. L'algorithme de convergence retenu dans notre cas est celui de Levenberg-Marquardt en raison de ses bonnes performances et de sa rapidité de convergence.

Cette méthode de construction implique un découpage initial des données par tirage aléatoire des valeurs dans le jeu de données et affectation dans chacune des catégories. Ce sont donc des pas de temps isolés qui sont affectés à chaque jeu de données et il est impossible d'avoir des événements complets relevant d'une phase spécifique (apprentissage, validation ou test). En conséquence, ce mode de fonctionnement ne permet pas de tester la capacité du réseau à reproduire un débit généré par un épisode pluvieux dans son ensemble. Cette manière de faire est un peu différente des pratiques de modélisation adoptées dans le cadre de la construction de modèles pluie/débit conceptuels distribués où les épisodes pluvieux complets, voire des séries continues d'épisodes pluvieux sont utilisés respectivement pour les phases de calage et de validation. Pour permettre une comparaison des deux types de modèles construits, nous présentons ici une validation séparée du réseau de neurones construit. C'est-à-dire que le jeu de données disponible est séparé en deux périodes en amont du processus de construction du réseau. La première période est utilisée pour réaliser le processus décrit ci-dessus. Le modèle obtenu sur cette première période est ensuite utilisé pour simuler le comportement du système sur la seconde période et réaliser une évaluation de ses performances. Le découpage initial des données retenu est le même pour les deux types de modèles : le réseau de neurones et le modèle distribué, de manière à permettre une comparaison des performances des deux modèles en conditions de validation.

Les performances du réseau de neurones sont donc évaluées pour les évènements de la période de validation en comparant simulation et mesure pour les critères de volume total de l'épisode, de débit de pointe et de NSE. Ces critères sont les mêmes que ceux retenus pour l'évaluation des performances du modèle distribué.

Les paramètres laissés au choix du modélisateur dans la construction d'un réseau de neurones de type NARX concernent la structure du réseau, et notamment le nombre de neurones de la couche cachée, ainsi que le retard pris en compte. Ce dernier paramètre correspond au nombre de pas de temps passés à prendre en compte en entrée pour produire la sortie au pas de temps courant. La mise au point du réseau consiste ici à définir les meilleures valeurs pour ces deux paramètres.

Les simulations de calage et de validation ont été réalisées sous la forme de simulations continues à un pas de temps de calcul de 5 minutes.

3.2.2 Modèle conceptuel/déterministe distribué

La construction, le calage et la validation du modèle distribué ne constituent pas des enjeux de recherche en eux-mêmes. En effet, les méthodes et les outils permettant de réaliser ce travail sont aujourd'hui connus et maîtrisés de manière opérationnelle. L'objet ici est de construire un modèle distribué dont les performances sont conformes aux attentes qui peuvent être formulées pour un tel modèle et de le comparer au réseau de neurones.

Valence-Romans Agglo, maître d'ouvrage du système d'assainissement, dispose d'un modèle de son réseau d'assainissement construit et enrichi au fur et à mesure des différentes études que la collectivité a mandatées. Il est aujourd'hui exploité en interne pour faire du diagnostic de fonctionnement et de la validation de dimensionnement. Ce modèle, construit sous le logiciel CANOE, est mis à disposition dans son intégralité par la collectivité pour ce travail.

Lorsqu'il est question de construction d'un modèle distribué, le choix de l'outil est souvent structurant. L'outil de modélisation retenu dans le cadre de ce travail est InfoWorks-CS™. Ce choix est motivé par deux critères principaux : la maîtrise de l'outil acquise lors d'une expérience professionnelle passée, et la capacité de l'outil à réaliser des simulations longue durée dans un temps acceptable, condition indispensable lorsqu'il s'agit de simuler 80 années de pluies à un pas de temps de 5 minutes. En ce qui concerne la modélisation hydrologique et hydraulique en elle-même, les outils CANOE et InfoWorks-CS™ peuvent être considérés comme équivalents.

Le calage du modèle initial sous CANOE est le fruit de nombreuses études réalisées au fil du temps et il semblait difficile de tracer les modifications apportées aux paramètres descriptifs des bassins et aux paramètres hydrologiques retenus dans le modèle. De manière à assurer une maîtrise de la construction du modèle, il a été décidé de réaliser les étapes de calage et de validation sur le modèle InfoWorks-CS. La construction du modèle distribué a donc débuté par une première étape de reprise du modèle existant, puis se sont succédées les étapes de calage et validation.

La structure principale du réseau modélisé sous CANOE, regards et conduites gravitaires, a été reprise en intégralité. En ce qui concerne les bassins versants, seules leurs formes géométriques ont été reprises du modèle CANOE. Les ouvrages et conduites de refoulement ont été décrits à partir des fichiers SIG de la collectivité, de plans disponibles et des informations lues directement dans le modèle CANOE. En effet, ces dernières catégories

d'ouvrages sont décrites de manières très différentes dans CANOE et InfoWorks-CS™, et il n'est pas possible de réaliser une migration des données de manière efficace.

Les caractéristiques des sous-bassins versants dans le modèle CANOE n'ont pas été conservées. La population a été recalculée sur la base des données INSEE et répartie au prorata de la surface des bassins. La pente moyenne des bassins versant a été extraite de la base IGN BD-Alti et les différents types de surfaces (toiture, route, surface perméable) ont été extraits de la base de données IGN BD-Parcellaire.

La totalité du modèle initial construit sous CANOE n'a pas été reprise. En effet, étant donné que l'étude se focalise sur le fonctionnement du DO Gambetta, seule la partie du modèle couvrant Valence et Bourg-lès-Valence, branche sur laquelle est situé le DO Gambetta, a été conservée (Figure 31). Le modèle final couvre une superficie de 1574 ha divisée en 154 sous-bassins versants dont 33% de la surface est imperméable (principalement toitures et routes). Le réseau modélisé comporte 269 nœuds de calcul et un linéaire total de conduites d'environ 48 km. La population totale attachée au modèle a été reprise du modèle CANOE. Elle se monte à 97 367 habitants répartis sur l'ensemble des sous-bassins versants au prorata de leur surface.

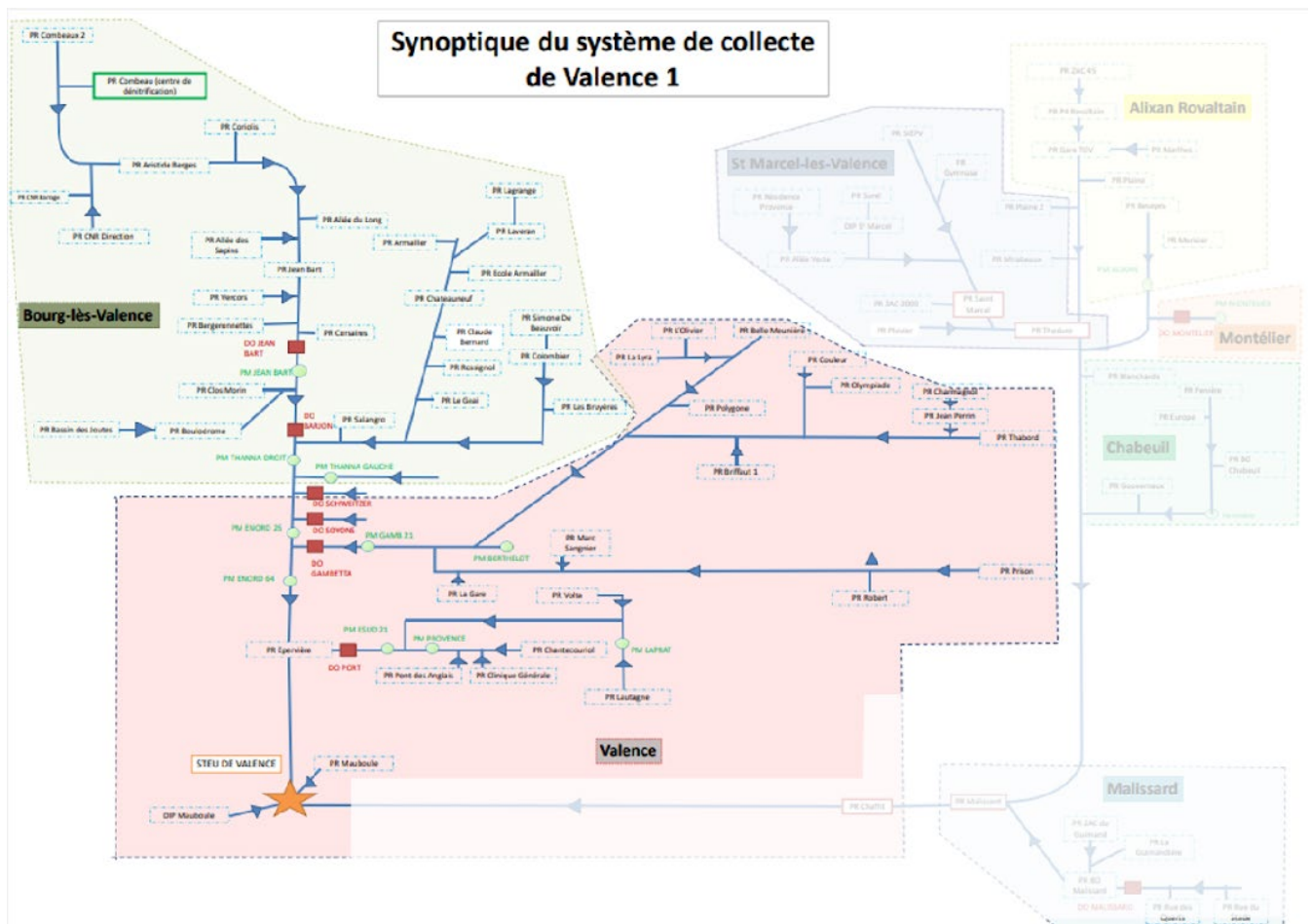


Figure 31 : Synoptique du système d'assainissement de Valence. La partie estompée correspond au périmètre modélisé sous CANOE et non repris dans le modèle InfoWorks-CS™.

La méthode de mise au point d'un modèle distribué impose de caler le modèle en temps sec puis en temps de pluie. Le calage en temps sec ne représente pas un véritable enjeu, le profil de rejet étant peu variable. C'est le calage et la validation en temps de pluie qui représentent le véritable enjeu. Le calage est réalisé par ajustements des paramètres des modèles de ruissellement appliqués aux différentes surfaces urbaines. Dans notre cas, le modèle de ruissellement utilisé pour les surfaces imperméables est un modèle de réservoir linéaire avec un lag-time dépendant des caractéristiques du bassin versant urbain et de l'intensité des précipitations pour les surfaces imperméables (Desbordes, 1987). Le coefficient de ruissellement final retenu est de 0,3 pour les routes et de 0,85 pour les toitures. Le ruissellement sur les surfaces perméables est décrit par un modèle de Horton (Horton, 1941) avec une capacité d'infiltration initiale de 76 mm/h et une capacité d'infiltration limite de 12,7 mm/h. Pour la partie hydraulique, la propagation de l'écoulement dans les canalisations est assurée grâce à une résolution complète des équations de Barré de St-Venant (Cunge et Wegner, 1964).

Comme dans le cas du NARX, les simulations de calage et de validation ont été réalisées sous la forme de simulations continues à un pas de temps de calcul de 5 minutes.

3.3 Données utilisées

Les données nécessaires à la mise au point des modèles aussi bien pour le réseau de neurones que pour le modèle distribué consistent en des données de pluie et aux valeurs de débits correspondantes sur les points d'intérêt du réseau. L'ensemble des données utilisées dans le cadre de cette étude a été acquis par le maître d'ouvrage. Ce dernier dispose d'un système de télégestion pour son réseau d'assainissement. Ce système, basé sur la solution Diagbox de Calasys, permet de collecter et d'archiver les informations relatives à tous les points télégérés du réseau (bassins, postes de pompage, DO, points de mesure en réseau, pluviographes, ...). L'accès complet aux informations collectées a été autorisé par la collectivité dans le cadre de ce travail.

3.3.1 Données de débits

Au niveau du DO Gambetta, point d'intérêt principal du système dans notre cas, le débit déversé est enregistré en continu depuis 2009 conformément aux obligations réglementaires. Cependant, la mesure a fait l'objet d'une fiabilisation fin 2017 (Claro Barreto, 2020). La période sur laquelle les données sont considérées est donc postérieure à la fiabilisation de la mesure. D'autre part, les échanges réguliers avec le maître d'ouvrage ont mis en évidence des modifications du réseau sur la période récente. Des travaux réalisés en 2020 à l'amont du DO Gambetta et notamment la mise en service du bassin d'orage Camille Vernet en juin 2020 modifient les apports de temps de pluie au niveau du déversoir Gambetta. Ce changement de configuration a conduit à ne considérer les mesures de débit déversé disponibles pour le calage et la validation qu'entre le 1^{er} janvier 2018, date de fiabilisation de la mesure et le 30 juin 2020, date à partir de laquelle la configuration du réseau a été modifiée. Malgré une validation ayant fait l'objet de travaux académiques, l'analyse des séries de débit déversé met en évidence que les valeurs acquises pour des débits supérieurs à 1,5 m³/s (12 % des valeurs non nulles enregistrées en 2018) présentent régulièrement un caractère d'instabilité avec des oscillations rapides du débit. L'origine de ces variations n'a pas pu être déterminée avec certitude. La variation de débit peut être réelle, liée par exemple à une alternance de phases de pompage et d'arrêt de pompage en amont du déversoir Gambetta, ou liée à des artefacts dans la mesure. Au moment où les étapes de calage et de validation des modèles ont été réalisées, un lissage des mesures pour les débits supérieurs à 1,5 m³/s n'a pas été envisagé.

On précise ici que l'ensemble des données de débit acquises sur les points de mesure du maître d'ouvrage le sont à un pas de temps de 5 minutes.

Si le calage et la validation du réseau de neurones ne portent que sur les débits déversés du déversoir Gambetta, la mise au point du modèle distribué nécessite de disposer d'un nombre de points de calage plus important. Les points de mesure retenus pour assurer les étapes de calage et de validation du modèle sont ceux pour lesquels des données sont disponibles et qui permettent d'encadrer le mieux possible les débits amont, déversés et aval au niveau du DO Gambetta. Quatre points ont donc été sectionnés :

- Le point de mesure hauteur vitesse en aval de Bourg-lès-Valence
- Le point de mesure hauteur vitesse de la branche Valence en amont du DO Gambetta
- La mesure du débit déversé au niveau du DO
- Le point de mesure hauteur vitesse amont STEP correspondant au collecteur Nord qui transite les effluents de Valence et Bourg-lès-Valence

Dans la suite du document, ces points seront respectivement désignés par Bourg-lès-Valence, Amont-Gambetta, Dév-Gambetta et Amont-STEP. Chacun des points de mesure retenus et les bassins versants qui y sont associés sont représentés en Figure 32.

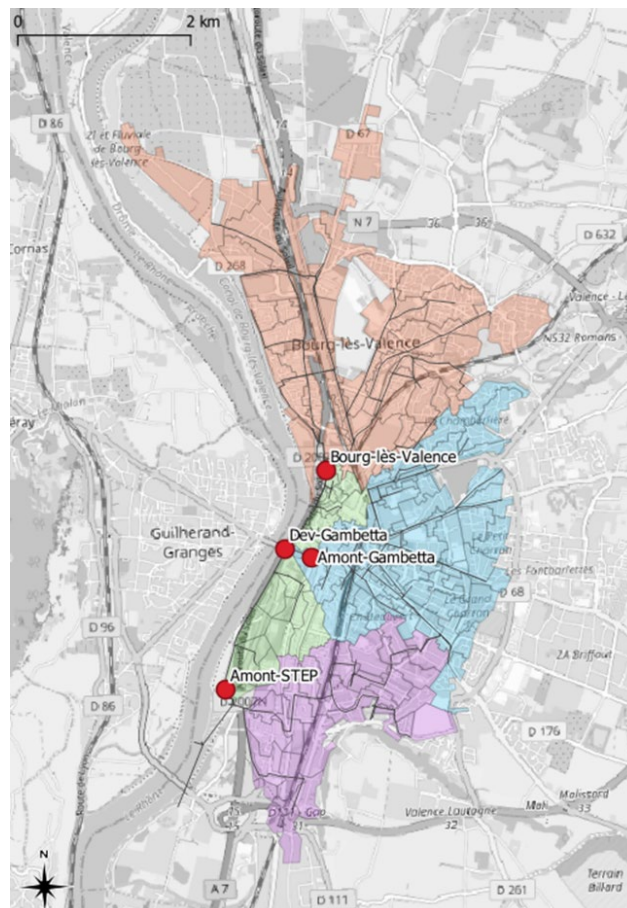


Figure 32 : Emprise du modèle avec les points retenus pour le calage. Le secteur rose correspond au bassin de Bourg-lès-Valence, le bleu à celui Amont-Gambetta. Au droit de Dév-Gambetta transitent les effluents des secteurs rose, bleu et de la partie Nord du secteur vert. Enfin, le point Amont-STEP reçoit les effluents de l'ensemble des secteurs rose, bleu et vert.

Le processus de calage du modèle en temps de pluie a conduit à nous interroger sur la qualité des mesures acquises au niveau des différents points. Des échanges avec Valence-Romans Agglo ont permis de qualifier les points et de poser les conclusions suivantes :

- Le point Bourg-lès-Valence présente des anomalies sur la mesure des débits élevés. En effet, on observe que la mesure ne dépasse jamais le seuil de $0,3 \text{ m}^3/\text{s}$. Cette valeur jamais dépassée ne correspond pas à une réalité mais à un plafonnement de la mesure de hauteur lié à l'implantation du capteur. La correspondance entre simulation et mesure pour des valeurs de débits supérieures à $0,3 \text{ m}^3/\text{s}$ ne sera donc pas recherchée.
- Le point de mesure hauteur vitesse Amont-Gambetta présentait dans sa configuration initiale des problèmes liés notamment à l'encrassement récurrent de la sonde de vitesse. Lors de son travail de thèse, Claro Barreto (2020) a proposé une loi de détermination des débits adaptée à la configuration du point de mesure. Cette loi a pu être validée et les données de débits historiques ont été recalculées sur cette base. Ainsi, ce sont ces valeurs de débit recalculées qui ont été utilisées dans le cadre de ce travail.
- Le point Dév-Gambetta a lui aussi été très largement étudié par Claro Barreto (2020) et les mesures peuvent être considérées avec un haut niveau de confiance.
- Le point de mesure Amont-STEP ne pose pas de problème particulier pour l'exploitant. Néanmoins, un bilan des volumes entre les différents points de mesure considérés laisse entrevoir des problèmes de mesure au moins ponctuellement. En effet, l'écart entre la mesure au point Amont-STEP et la somme des points Bourg-lès-Valence et Amont-Gambetta à laquelle on retranche Dév-Gambetta doit correspondre aux apports des bassins versants en vert sur la Figure 32. Or ce bilan de volume amène à considérer cet apport comme anormalement faible voire négatif sur certains événements. En moyenne il correspondrait à 5% des apports sur une fraction de la surface contributive d'environ 10%.

Les points de mesures pour lesquels le niveau de confiance est le plus élevé sont donc Amont-Gambetta (mesure du débit à l'amont du DO d'intérêt Gambetta) et Dév-Gambetta (mesure du débit déversé, valeur utilisée pour calculer les volumes déversés). Un soin particulier sera donc apporté à la qualité du calage en ces deux points. La comparaison entre simulation et mesure est néanmoins réalisée sur les quatre points disponibles mais la non atteinte des standards en temps de pluie sur les points Bourg-lès-Valence et Amont-STEP ne permettra pas de conclure à un mauvais calage du modèle.

Enfin, même si le calage et la validation ne sont pas menés individuellement sur l'ensemble des points de déversement autosurveillés du réseau, un bilan global des volumes déversés sur les périodes retenues en calage et en validation est présenté. Les débits déversés sur chacun de ces déversoirs sont donc pris en compte dans ce travail.

3.3.2 Données de pluie

Les valeurs de pluie doivent être disponibles sur la même période que les débits déversés. Les données utilisées au Chapitre I sont celles enregistrées à la station Météo-France de Valence Chabeuil et il aurait été possible de les utiliser pour le calage du modèle. Cependant, cette station de mesure n'est pas située sur le bassin versant et cet éloignement risque de rendre le calage moins aisé. Ce sont donc les données acquises par les pluviographes du maître d'ouvrage qui sont retenues. Les données de pluie sont disponibles au pas de temps 6 minutes sur les trois pluviographes qui couvrent le bassin versant du DO Gambetta : Jean Bart, Briffaut et Belle Meunière.

A noter que les premiers tests de simulation ont été réalisés en ne considérant que la pluie enregistrée au niveau du pluviographe Jean Bart. Ce choix avait été fait initialement car c'est le pluviographe associé à l'ouvrage dans la supervision de l'exploitant ainsi que dans le suivi réglementaire. Cependant, le caractère parfois hétérogène de la pluviométrie a rapidement conduit à tester la prise en compte des données de pluie disponibles sur l'ensemble du bassin versant considéré. La pluie est en effet un paramètre crucial en hydrologie urbaine (Ballinas-Gonzalez et al., 2020) et le fait de ne pas tenir compte de son hétérogénéité dans l'espace et dans le temps est un facteur d'incertitude très important (Fraga et al., 2019). La prise en compte des trois pluviographes du bassin a permis d'améliorer le calage du modèle.

Retenir trois pluviographes pour réaliser le calage et la validation des modèles permet de spatialiser la pluie, et c'est bien l'objectif poursuivi. Cependant cette pratique ne peut pas être reproduite pour les simulations en situation future pour lesquelles un seul jeu de données de pluie est généré par maille du modèle. On considère donc que le champ pluviométrique est homogène sur le périmètre en situation future. Ce point de méthode est une approximation forte de la réalité des champs pluviométriques.

Réaliser le calage et la validation à partir de données provenant de trois pluviographes et les simulations futures à partir d'un seul fichier de pluie est sans impact sur le modèle distribué. Les choses sont différentes pour le réseau de neurones car le nombre de neurones de la couche d'entrée est fonction du nombre de pluviographes pris en compte. Le réseau de neurones devra donc être généré à nouveau pour la phase de simulation des séries chronologiques futures.

En conclusion, les données retenues pour le calage et la validation couvrent la période du 1^{er} janvier 2018 au 30 juin 2020 et incluent la pluie enregistrée sur les pluviographes Jean Bart, Briffaut et Belle Meunière.

3.3.3 Préparation des données

La première étape de préparation des données consiste à convertir les données de pluie pour passer d'un pas de temps 6 minutes à un pas de temps 5 minutes de manière à obtenir une homogénéité de pas de temps entre les données de pluie et les données de débit déversé. Si ce point n'est pas indispensable au fonctionnement du modèle distribué, il est par contre de première importance pour le réseau de neurones.

Pour les deux méthodes de modélisation retenues, la phase de mise au point du modèle nécessite de scinder le jeu de données disponible en deux parties : la première destinée au calage ou à l'apprentissage et la seconde destinée à vérifier que le système est apte à faire des prédictions. La Figure 33 présente la distribution des volumes journaliers déversés mesurés sur les deux années et demie retenues pour le calage et la validation. Sa lecture nous montre que l'année 2019 présente la gamme la plus large de volumes journaliers déversés. L'année 2020 présente une répartition moins importante avec les extrêmes les plus faibles. Enfin, l'année 2018 présente une gamme de valeur relativement large avec quelques événements sortant de la limite de la boîte à moustaches.

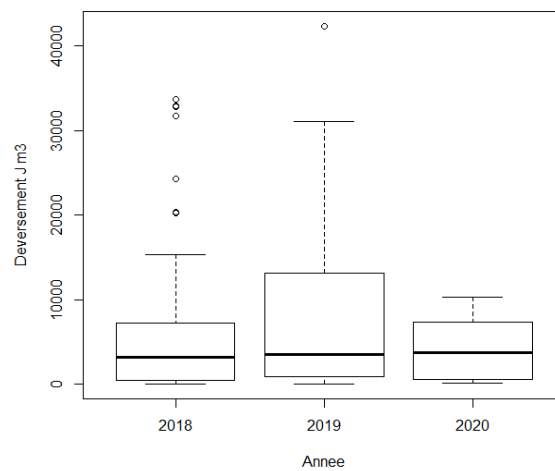


Figure 33 : Répartition des volumes journaliers déversés mesurés au niveau du DO Gambetta, par année et pour les seuls jours de déversement.

Le choix des périodes d'apprentissage et de validation doit satisfaire aussi bien que possible deux conditions :

- La phase d'apprentissage doit être réalisée sur la gamme de valeurs de débits déversés la plus large possible,
- Les séries de données retenues pour chacune des deux phases doivent être aussi semblables que possible.

On retiendra donc pour l'apprentissage la période couvrant 2019 et la première moitié de 2020, et pour la validation l'année 2018, et cela pour les deux types de modèles considérés.

3.3.4 Critères d'évaluation pour le calage et la validation

L'évaluation de la performance du calage et de la validation se fait par comparaison des résultats en sortie du modèle avec les mesures acquises sur le terrain. Les écarts sont appréciés sur les volumes totaux annuels rejetés et sur les hydrogrammes de déversement pris individuellement. Les critères de comparaison communément retenus en hydrologie sont le volume déversé, le débit de pointe et l'erreur de Nash-Sutcliffe ou NSE (Bertrand-Krajewski et al., 2000 ; Aguilar et al., 2016 ; Nash & Sutcliffe, 1970 ; Schaefli & Gupta, 2007). Dans ce travail, les résultats sont considérés comme de très bonne qualité si la différence entre la simulation et la mesure est inférieure à 15 % pour le volume, inférieure à 30 % pour le débit de pointe et que le NSE est supérieur à 0,75, comme recommandé dans Moriasi et al. (2007) et Moriasi et al. (2015).

4 Calage et validation des modèles

4.1 Calage et validation du réseau de neurones

Les performances d'un réseau de neurones en apprentissage sont généralement bonnes, et analyser les indicateurs en détail sur les données d'apprentissage ne présente pas d'intérêt particulier. Nous nous sommes attachés à analyser de manière plus approfondie les performances du réseau sur le jeu de données de validation, l'année 2018. La phase de calage consiste à rechercher la configuration de réseau qui affiche les meilleurs critères de performance sur le jeu de données de validation. Les éléments de configuration du réseau qui peuvent varier sont le nombre de neurones dans la couche cachée et le nombre de pas de temps du paramètre de retard. Les simulations réalisées couvrent les combinaisons de valeurs 5, 10 et 15 neurones dans la couche cachée et 6, 12, 18 et 24 pas de temps pour le retard. Pour analyser la répétabilité de l'étape de construction du réseau, chaque configuration a été générée 30 fois successives. Cette valeur de 30 répétitions pour chaque configuration "nombre de neurones dans la couche cachée/valeur du paramètre de retard" a été retenue de manière à conserver un temps de calcul compatible avec la réalisation de ce travail. Le test de 3 valeurs différentes pour le nombre de neurones dans la couche cachée combiné à 4 valeurs possibles pour le retard et 30 répétitions pour chaque configuration conduit à un total de 360 réseaux générés, soit environ 9 heures de calcul sur un ordinateur standard.

Le Tableau 9 présente pour chaque combinaison « nombre de neurones dans la couche cachée/valeur du retard » les performances obtenues en moyenne. Préalablement à la construction du tableau, les résultats obtenus sur les 30 itérations de chaque configuration ont été filtrés pour ne retenir que les réseaux qui présentent un écart inférieur ou égal à 15% sur les volumes et un NSE supérieur ou égal à 0.75 sur l'ensemble de l'année 2018. Le nombre de simulation satisfaisant ces critères est repris dans le tableau. La première observation que l'on peut formuler à la lecture du tableau est que le nombre de réseaux satisfaisant les critères de performance décroît rapidement avec l'augmentation du retard. Si les deux tiers des réseaux générés satisfont les niveaux de performance requis lorsque la valeur du retard est de 6 pas de temps, on tombe systématiquement en dessous de la moitié pour toutes les autres configurations. L'augmentation du retard tend donc à rendre la méthode moins robuste. La deuxième observation est que le NSE moyen a tendance à diminuer très légèrement avec l'augmentation de la valeur du retard. Même si elle est moins systématique, la même observation peut être formulée pour l'écart moyen en volume.

On retient donc une valeur de retard de 6 pas de temps car cela correspond à la fois au meilleur niveau de performance global et à la configuration la plus robuste. En ce qui concerne la couche cachée, on s'oriente vers la configuration à 10 neurones qui présente l'écart moyen en volume le plus faible.

Tableau 9 : Performances des différentes configurations de réseau testées. Les configurations résultent de la lecture des valeurs des deux premières colonnes. Le nombre de simulations retenu correspond à celles qui présentent un écart en volume par rapport à la mesure inférieur à 15% et un NSE supérieur à 0.75. Les valeurs moyennes sur les simulations retenues de l'écart en volume et du NSE sont mentionnées dans les deux dernières colonnes. Pour faciliter la lecture, les retards de mêmes valeurs sont présentés chacun dans une couleur différente.

Nb neurones dans couche cachée	Retard (Nb pas de temps)	Nb de simulations retenu	Ecart moyen en volume (%)	NSE moyen (hors valeurs nulles)
5	6	20	1,75	0,79
	12	14	6,36	0,79
	18	8	9,63	0,78
	24	7	5,86	0,77
10	6	19	0,26	0,79
	12	8	0,75	0,78
	18	5	2,40	0,78
	24	10	4,30	0,77
15	6	20	1,30	0,79
	12	2	1,00	0,78
	18	12	5,42	0,77
	24	8	6,00	0,77

La dernière étape consiste à sélectionner le réseau retenu parmi les 19 satisfaisant les critères de performance. Nous retenons l'itération qui affiche les performances les plus élevées en termes d'écart en volume sur les épisodes les plus significatifs de l'année 2018. Il s'agit de la 16ème itération qui présente les meilleures performances pour les deux critères simultanément (écart en volume de 15% et NSE de 0.81).

Si c'est le résultat sur le jeu de données de validation qui importe, il convient de vérifier néanmoins les performances sur le jeu de données de calage. La Figure 34 présente pour le réseau de neurones retenu le débit déversé simulé en fonction du débit déversé mesuré sur l'année de calage (2019), ainsi que la comparaison des volumes journaliers déversés simulés et mesurés sur cette même année. Les coefficients directeurs des droites de régression sont très proches de 1 dans les deux cas et le coefficient de détermination traduit la bonne adéquation entre modèle et mesure sur le jeu de données de calage.

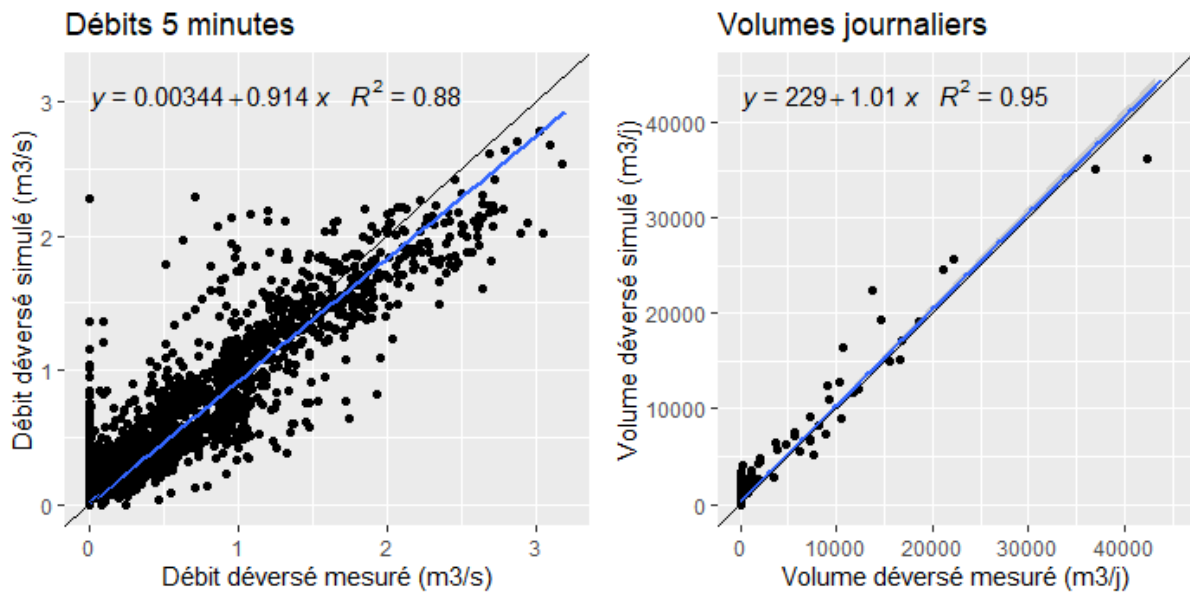


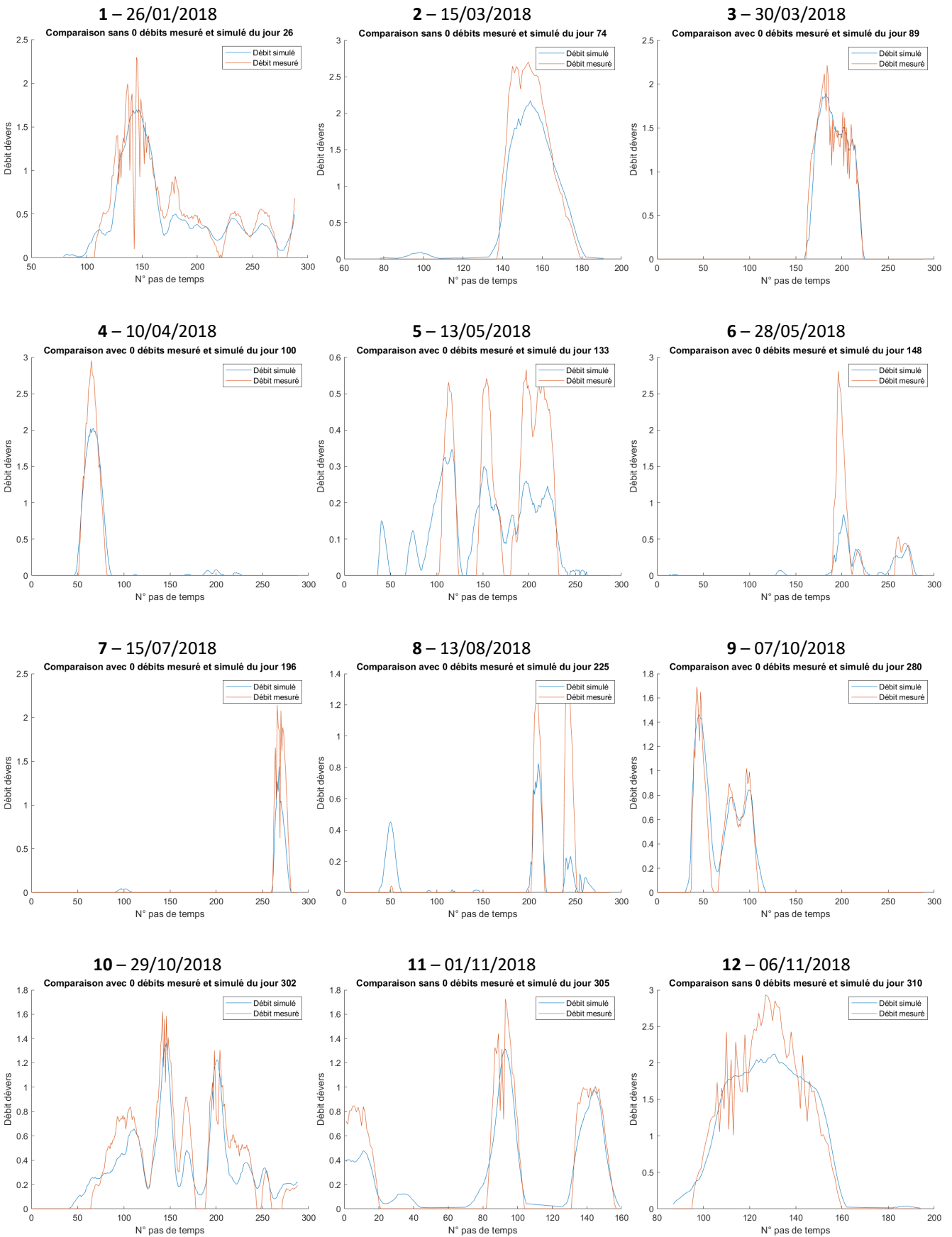
Figure 34 : Débit déversé simulé en fonction du débit déversé mesuré pour l'année 2019 (graphique de gauche). Agrégation des débits en volume journalier (graphique de droite).

Le Tableau 10 présente le détail des performances du réseau pour les épisodes de déversement les plus importants couvrant 75% du volume déversé sur l'année 2018. La lecture du tableau montre que les critères de performance sont atteints par le modèle pour 76 % des épisodes pour le volume, 70 % pour le débit de pointe et 65 % pour le NSE. Une comparaison des hydrogrammes simulés et mesurés est présentée pour chacun des 17 épisodes en Figure 35.

Tableau 10 : Performances du réseau de neurones retenu sur les 17 épisodes de déversement de l'année 2018, représentant 75% du volume déversé par le DO Gambetta. Les valeurs des écarts en pourcentage pour le volume et le débit de pointe, ainsi que le NSE apparaissent en vert lorsque le critère de performance requis est satisfait et en rouge dans le cas contraire.

		Vol. déversé mesuré (m3)	Vol déversé simulé (m3)	Ecart (%)	Débit de pointe mesuré (m3/s)	Débit de pointe simulé (m3/s)	Ecart (%)	NSE
Episodes principaux de la période de validation (75% du volume total déversé)	26/01/2018	32766	29842	-9	2,30	1,70	-26	0,77
	15/03/2018	20272	17564	-13	2,70	2,17	-20	0,91
	30/03/2018	24305	23471	-3	2,22	1,89	-15	0,80
	10/04/2018	14726	14072	-4	2,95	2,02	-31	0,91
	13/05/2018	10301	8842	-14	0,57	0,35	-39	0,49
	28/05/2018	11808	6547	-45	2,81	0,84	-70	0,32
	15/07/2018	7469	4297	-42	2,14	1,44	-33	0,60
	13/08/2018	7312	5056	-31	1,35	0,83	-39	0,31
	07/10/2018	14565	16281	12	1,69	1,46	-14	0,85
	29/10/2018	32877	28278	-14	1,62	1,36	-16	0,74
	01/11/2018	15256	13076	-14	1,72	1,32	-24	0,81
	06/11/2018	31656	29951	-5	2,93	2,12	-28	0,87
	07/11/2018	10466	12418	19	1,90	1,84	-3	0,82
	21/11/2018	20356	18421	-10	2,15	2,00	-7	0,52
	23/11/2018	33699	38774	15	2,50	2,34	-6	0,75
	25/11/2018	7493	6775	-10	1,49	1,21	-18	0,92
	19/12/2018	8012	8695	9	1,41	1,30	-8	0,96

Chapitre 2 : « Simulation du fonctionnement d'un déversoir d'orage complexe : comparaison des résultats d'un modèle distribué et d'un réseau de neurones. »



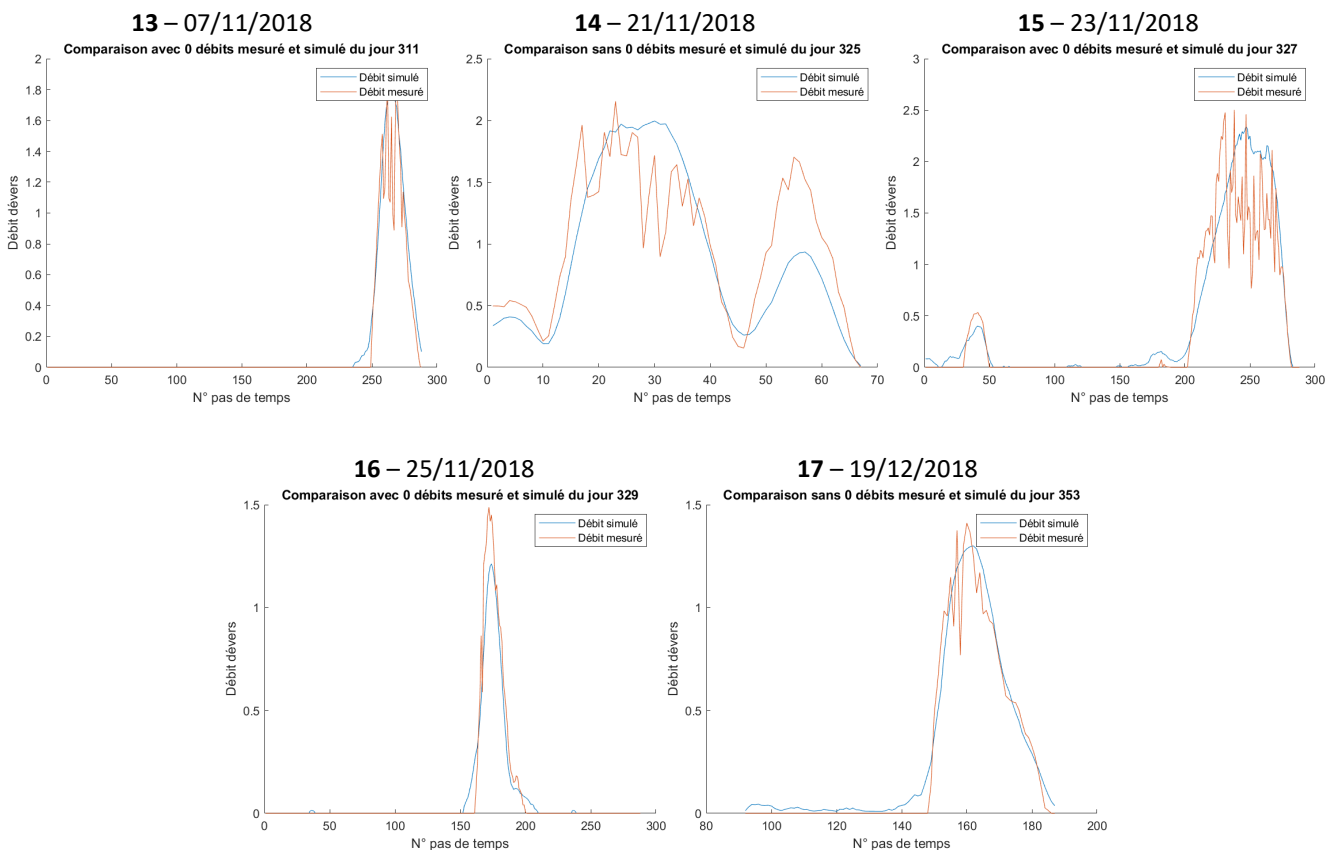


Figure 35 : Comparaison des hydrogrammes mesurés (bleu) et simulés (orange) pour les 17 volumes déversés les plus élevés de 2018.

Les éléments ci-dessus attestent de la capacité du modèle à reproduire des hydrogrammes simples (3, 11, 13, 16, 17) et complexes (1, 9, 10). Comme évoqué au paragraphe 3.3.1, les mesures acquises pour des débits supérieurs à $1,5 \text{ m}^3/\text{s}$ présentent régulièrement un caractère d'instabilité avec des oscillations rapides du débit. Ces oscillations rendent la construction du modèle moins aisée et expliquent les difficultés pour reproduire certaines formes en parties hautes des hydrogrammes (12 et 15). Ce point explique en partie les performances un peu moins élevées du modèle en termes de nombre d'épisodes avec un NSE supérieur à 0,75 qu'en ce qui concerne le nombre d'épisodes respectant le critère de volume. Pour ce qui est du débit de pointe, le modèle sous-estime systématiquement cette valeur parfois de manière importante (4, 5, 6, 8). Enfin, en analysant de manière conjointe les résultats proposés dans le tableau et la comparaison graphique, on peut mettre en évidence 4 épisodes pour lesquels la simulation est en grand décalage avec la mesure : il s'agit des simulations 5, 6, 7 et 8. Si on considère que les autres épisodes sont reproduits de manière acceptable, le modèle est correct par rapport à la mesure dans 75% des cas. Ces éléments nous permettent de conclure que le réseau sélectionné est capable de reproduire de manière satisfaisante les débits déversés au niveau du DO Gambetta.

Concernant la structure du réseau de neurones retenu, le retard relativement court (6 pas de temps correspondant à 30 minutes) est une surprise. En effet, on utilise souvent en modélisation pluie-débit le concept de lag-time ou temps de réponse (K) pour construire un débit à l'exutoire d'un bassin versant en fonction du hyétogramme de pluie auquel il est soumis. Ce lag-time peut être défini comme le décalage temporel entre le barycentre du hyétogramme et le barycentre de l'hydrogramme correspondant (Desbordes, 1987). Suivant ce principe, on aurait pu imaginer que le retard le plus adapté corresponde au lag-time du bassin versant. C'est

d'ailleurs le résultat obtenu par Di Nuno et al. (2021) qui utilise un réseau de type NARX pour prédire des débits de rivière en fonction d'un historique de pluie dans un contexte karstique. Govindaraju (2000) mentionne de la même manière que si les réseaux de neurones sont des modèles empiriques, certains de leurs paramètres peuvent être reliés à des grandeurs ayant une signification conceptuelle et évoque le lag-time pour illustrer ce point.

Le lag-time sur le bassin versant du DO Gambetta a été calculé en considérant d'une part les données de pluie au niveau des trois pluviographes disponibles, et d'autre part les débits déversés. Pour chaque journée de déversement entre le 01/01/2018 et le 28/01/2021, nous avons estimé le décalage temporel entre le pic de pluie mesuré et le pic de débit déversé. Sur cette période, 102 journées avec des déversements ont été comptabilisées. Le Tableau 11 présente le décalage moyen entre le pic d'intensité de pluie et le pic de débit. Les valeurs sont très proches les unes des autres pour les trois pluviographes considérés. L'écart moyen calculé sur la seconde ligne du tableau et correspondant à la dispersion des valeurs est très important pour chacun des trois points. Cela peut s'expliquer par le fait que nous considérons des débits déversés et non le débit total ruisselé. Le débit déversé est dépendant effectivement de la pluie, mais aussi de la saturation du réseau aval.

Tableau 11 : Décalage temporel entre pic d'intensité de pluie et pic de débit déversé.

Pluviographe	Jean Bart	Briffaut	Belle Meunière
Décalage moyen (heure : minutes)	1:47	1:49	1:51
Ecart moyen (heure : minutes)	1:51	1:57	1:59

Quoiqu'il en soit, le lag-time du bassin versant est de l'ordre de 1h45min, soit bien supérieur aux 30 minutes retenues pour le NARX. Cet écart peut s'expliquer par le fait que nous ne considérons pas la totalité de l'hydrogramme mais seulement le débit déversé. Le réseau de neurones doit donc la plupart du temps produire une sortie à « 0 » correspondant à l'absence de déversement, y compris en situation de petite pluie ou de début de pluie plus importante. Le déversement en lui-même dépend, selon le NARX, majoritairement de la pluie qui tombe sur les 30 minutes précédant le pas de temps de calcul.

Concernant le nombre relativement faible de simulations qui satisfont les critères de performance, notamment quand le retard augmente (Tableau 9), deux hypothèses peuvent être avancées pour expliquer ce point. La première concerne la taille du jeu de données utilisé pour la construction du réseau. Il est possible que les 18 mois considérés soient insuffisants. La seconde hypothèse est liée à la nature des données. Le modèle n'arrive pas à reproduire les oscillations présentes dans les données pour des débits supérieurs à 1,5 m³/s. La nature et l'origine de ces oscillations n'ayant pas été déterminées, aucun traitement n'a été appliqué à la mesure pour les supprimer. Ce choix est vraisemblablement critiquable a posteriori, et l'application d'un lissage sur les données permettrait probablement d'améliorer les performances du modèle et éventuellement la répétabilité des résultats.

4.2 Calage et validation du modèle distribué

4.2.1 Calage du modèle en temps sec

Le calage du modèle distribué s'avère plus laborieux que le calage du modèle NARX car il requiert de passer par plusieurs étapes : le calage en temps sec, la détermination des débits d'eaux claires parasites et le calage en temps de pluie. Il nécessite de plus de conduire ces étapes en plusieurs points du réseau pour s'assurer de la cohérence spatiale des paramètres retenus.

Le calage du débit de temps sec consiste dans un premier temps à construire le profil journalier de rejet. Des profils horaires de rejets sont déterminés pour les jours de semaine et les jours de week-end à partir de journées de temps sec choisies dans les données disponibles (au cours de l'année 2019 dans notre cas). L'échantillon retenu comporte 21 journées de semaine et 8 journées de week-end. Le calage consiste ensuite pour chacun des points de mesure considérés (excepté le point de déversement), à ajuster les volumes d'eau potable journaliers rejetés au réseau par la population affectée à chaque sous bassin versant.

Le réseau de Valence étant soumis à des infiltrations d'eaux claires parasites permanentes, un fichier d'injection est construit sur la base des minima nocturnes observés sur les années 2018 et 2019. Un profil mensuel d'ECPP (Eaux Claires Parasites Permanentes) est déterminé et les volumes sont ajustés de manière à couvrir l'évolution saisonnière du minimum de temps sec pour chaque point de mesure considéré.

La Figure 36 présente pour chacun des trois points de mesure en réseau une comparaison simulation et mesure, avec une vue générale du débit sur l'ensemble de la période de calage de manière à permettre au lecteur de juger de l'adéquation entre la mesure et la simulation en ce qui concerne les eaux claires parasites permanentes, ainsi qu'un zoom sur une période de temps sec de deux semaines. La lecture de la figure nous permet de conclure que le temps sec issu du modèle représente correctement la réalité.

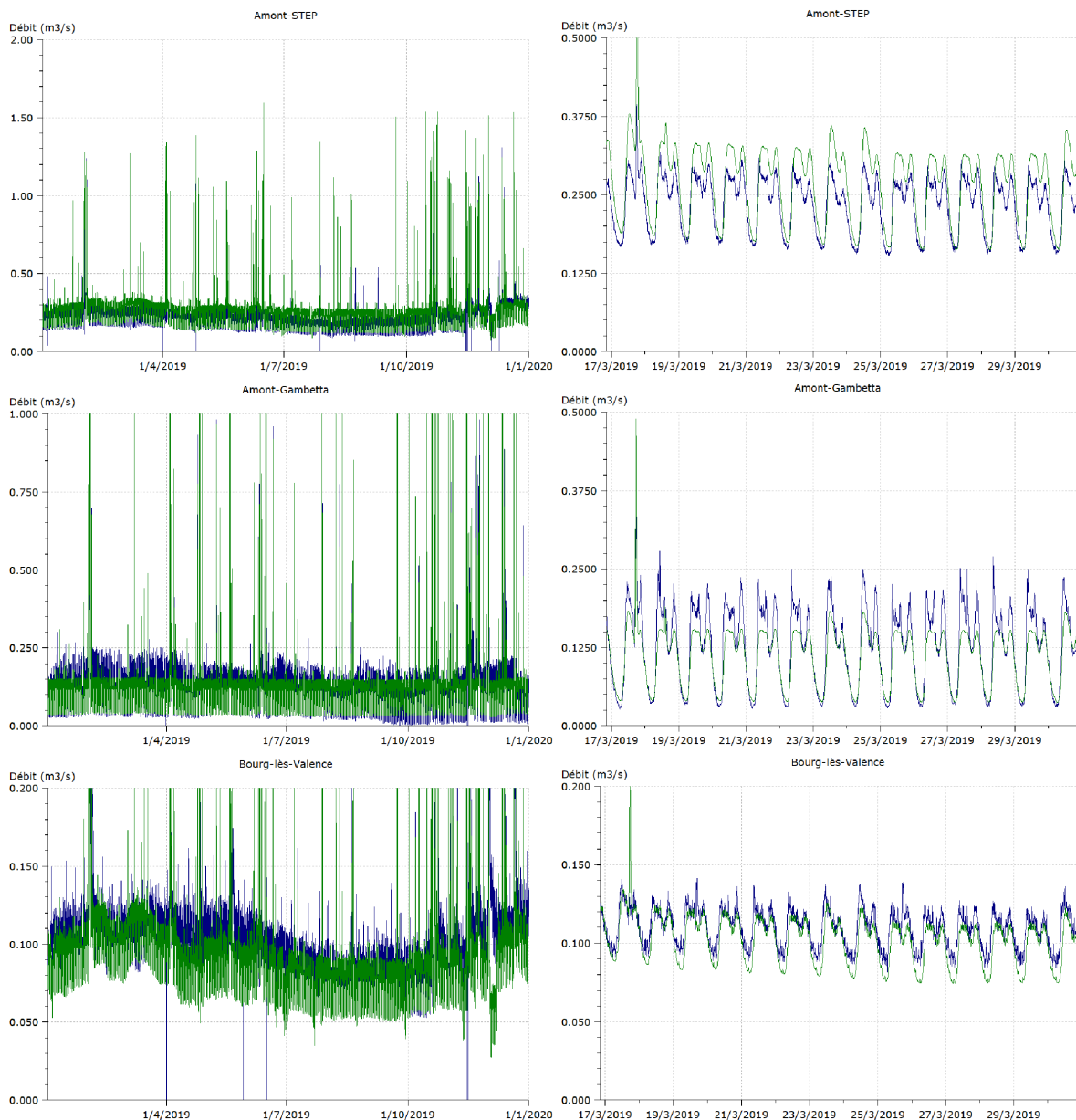


Figure 36 : Comparaison graphique entre simulation (en vert) et mesure (en bleu) sur l'ensemble de l'année 2019 à gauche et sur une période de temps sec à droite, pour de haut en bas les points Amont-STEP, Amont-Gambetta et Bourg-lès-Valence.

Le calage du modèle en temps sec ne représente pas de véritable enjeu de construction du modèle distribué. Les écarts observés entre mesure et simulation concernent des débits de temps sec qui restent faibles et négligeables comparés aux débits générés en temps de pluie.

4.2.2 Calage du modèle en temps de pluie

Le calage en temps de pluie est réalisé sur l'année 2019 et la validation sur l'année 2018 en réalisant des simulations continues sur chacune des deux années. Le Tableau 12 présente les écarts en volume entre simulation et mesure pour les quatre points de comparaison et pour chacune des deux phases, calage et validation. Étant donné la part du temps sec dans le volume transité sur les points Bourg-lès-Valence, Amont-Gambetta et Amont-STEP, l'écart constaté ne rend pas compte des performances du modèle en temps de pluie.

Par contre en ce qui concerne le point Dév-Gambetta, l'écart faible à la fois sur l'année de calage et sur celle de validation traduit la bonne capacité du modèle à reproduire les volumes annuels déversés. On s'attachera particulièrement à analyser les performances sur les points Amont-Gambetta et Dév-Gambetta pour lesquels la qualité des mesures a été confirmée. On constate que les écarts sur ces points sont faibles et du même ordre de grandeur pour les phases de calage et de validation. Ces écarts (si on met de côté le point amont STEP dont la qualité a été discutée plus haut) sont de plus dans la fourchette de ceux admis en modélisation hydrologique comme mentionnée au 3.3.4.

Tableau 12 : Décalage temporel entre pic d'intensité de pluie et pic de débit déversé.

	Calage 2019	Validation 2018
Bourg-lès-Valence Vmes (m ³)	2 930 853	2 893 776
Bourg-lès-Valence Vsim (m ³)	2 726 577	3 023 184
Ecart Volume (%)	-7,0%	4,5%
Amont-Gambetta Vmes (m ³)	4 176 442	4 502 997
Amont-Gambetta Vsim (m ³)	3 968 342	4 480 238
Ecart Volume (%)	-5,0%	-0,5%
Dév-Gambetta Vmes (m ³)	315 669	404 097
Dév-Gambetta Vsim (m ³)	332 417	412 743
Ecart Volume (%)	5,3%	2,1%
Amont-STEP Vmes (m ³)	6 359 190	6 647 620
Amont-STEP Vsim (m ³)	7 787 961	8 678 458
Ecart Volume (%)	22,5%	30,5%

Le principe du modèle distribué est de reproduire le fonctionnement du système étudié de manière distribuée, c'est-à-dire en plusieurs points de son architecture. Au-delà des performances sur les volumes annuels pour les quatre points de mesure retenus, une analyse en détail est conduite sur les points Dév-Gambetta et Amont-Gambetta, car il s'agit pour le premier de notre point d'intérêt principal dans le cadre de ce travail, et pour le second, du point de réseau situé immédiatement à l'amont du déversoir. Simuler correctement les débits à son niveau est donc important pour reproduire correctement les débits déversés. Le Tableau 13 met en évidence des performances excellentes pour le modèle distribué au niveau du point Amont-Gambetta. Le tableau reprend les épisodes pluvieux les plus significatifs générant plus de 75% des déversements annuels à la fois sur la période de calage (14 évènements en 2019) et la période de validation (17 évènements en 2018). Les écarts sur les volumes totaux déversés sont de -1% sur la période calage et de -2% sur la période validation avec deux épisodes supérieurs à 15% d'écart sur les volumes sur la période de validation et aucun sur la période de calage. En ce qui concerne les débits de pointe, l'écart moyen est 0,5% sur la période de calage et de 1% sur la période de validation avec un unique épisode présentant un écart supérieur à 30% sur la période de calage. Enfin, Le NSE moyen est respectivement de 0.94 et 0.95 pour les périodes de calage et de validation avec un unique épisode présentant un NSE inférieur à 0,75 sur la période de calage. Les bonnes performances du modèle en amont du point de déversement nous placent dans une configuration favorable à la simulation des débits déversés au niveau du déversoir Gambetta.

Chapitre 2 : « Simulation du fonctionnement d'un déversoir d'orage complexe : comparaison des résultats d'un modèle distribué et d'un réseau de neurones. »

Tableau 13 : Analyse des performances du modèle distribué par épisode pluvieux au niveau du point Amont-Gambetta en termes de volume transité, de débit de pointe et de NSE pour les épisodes les plus importants en volume (représentant plus de 75% du volume annuel déversé) sur l'année de calage et l'année de validation.

		Vol. transité mesuré (m3)	Vol transité simulé (m3)	Ecart (%)	Débit de pointe mesuré (m3/s)	Débit de pointe simulé (m3/s)	Ecart (%)	NSE
Episodes principaux de la période de calage (75% du volume total déversé)	01/02/2019	50639	48463	-4	1,58	1,38	-13	0,96
	02/02/2019	30527	30955	1	1,57	1,35	-14	0,97
	07/03/2019	24085	21985	-9	1,85	2,11	14	0,65
	03/04/2019	51945	53588	3	2,45	2,52	3	0,96
	25-26/04/2019	48192	45479	-6	2,86	3,15	10	0,98
	10/06/2019	27404	29770	9	2,25	2,33	4	0,97
	15/06/2019	45721	51160	12	3,86	5,44	41	0,87
	28/07/2019	23035	23865	4	2,30	2,27	-1	0,98
	15/10/2019	35386	39741	12	3,61	3,71	3	0,97
	20/10/2019	26203	23779	-9	3,10	2,83	-9	0,97
	21/10/2019	33753	34048	1	2,63	2,38	-9	0,98
	23-24/10/2019	90682	81133	-11	3,78	3,51	-7	0,97
	01/12/2019	72363	61899	-14	3,46	3,17	-8	0,96
	20/12/2019	49201	44523	-10	3,93	3,70	-6	0,93
Episodes principaux de la période de validation (75% du volume total déversé)	26/01/2018	50402	65052	29	1,95	2,32	19	0,82
	15/03/2018	40708	37659	-7	3,32	3,41	3	0,99
	30/03/2018	46399	41542	-10	2,94	2,68	-9	0,98
	04/04/2018	20242	20043	-1	2,35	2,91	23	0,92
	10/04/2018	34079	30034	-12	3,04	2,90	-5	0,98
	29/04/2018	22783	24023	5	1,53	1,51	-1	0,98
	09/05/2018	16886	18619	10	1,94	2,29	18	0,89
	13/05/2018	41906	44625	6	1,10	1,12	2	0,95
	28/05/2018	31456	35355	12	3,66	3,65	0	0,94
	11/06/2018	32568	30087	-8	2,34	2,57	10	0,98
	07/10/2018	35949	40231	12	2,26	2,66	18	0,92
	29/10/2018	69289	71935	4	2,23	1,98	-11	0,96
	06/11/2018	57029	49222	-14	3,58	3,10	-13	0,97
	07/11/2018	30010	26187	-13	2,80	2,53	-10	0,99
	20-21/11/2018	58548	49198	-16	3,45	3,12	-10	0,95
23/11/2018	79757	68156	-15	3,78	3,43	-9	0,96	
19/12/2018	27658	24573	-11	2,03	1,89	-7	0,97	

Le Tableau 14 présente les mêmes informations que le Tableau 13 pour le volume déversé au déversoir Gambetta. En ce qui concerne les volumes déversés, l'écart sur les volumes totaux déversés entre simulation et mesure est de -2% avec 71% des épisodes présentant un écart inférieur à 15% pour le calage, et de 5% avec 76% des épisodes présentant un écart inférieur à 15% pour la validation. En ce qui concerne le débit de pointe, l'écart moyen est de 8% avec 71% des épisodes présentant un écart inférieur à 30% pour le calage, et de 5% avec 94%

des épisodes présentant un écart inférieur à 30% pour la validation. Enfin, Le NSE moyen est respectivement de 0.76 et 0.73 pour les périodes de calage et de validation avec 71% des épisodes présentant une valeur supérieure à 0,75 pour le calage et 60% pour la validation.

Tableau 14 : Analyse des performances du modèle distribué par épisode pluvieux au niveau du point Dév-Gambetta en termes de volume déversé, de débit de pointe et de NSE pour les épisodes les plus importants en volume (représentant plus de 75% du volume annuel déversé) sur l'année de calage et l'année de validation.

		Vol. déversé mesuré (m3)	Vol déversé simulé (m3)	Ecart (%)	Débit de pointe mesuré (m3/s)	Débit de pointe simulé (m3/s)	Ecart (%)	NSE
Episodes principaux de la période de calage (76% du volume total déversé)	01/02/2019	15643	10522	-33	1,06	0,78	-26	0,78
	02/02/2019	7347	4704	-36	1,08	0,73	-32	0,79
	07/03/2019	5704	6529	14	1,35	1,47	9	0,76
	03/04/2019	22235	23494	6	1,70	1,93	13	0,84
	25-26/04/2019	24974	24823	-1	1,99	2,56	28	0,42
	10/06/2019	9331	9828	5	1,61	1,67	4	0,90
	15/06/2019	18601	26455	42	2,72	5,07	87	0,53
	28/07/2019	7610	6536	-14	1,87	1,71	-9	0,87
	15/10/2019	14640	19043	30	2,39	3,36	41	0,57
	20/10/2019	10461	10023	-4	2,35	2,27	-3	0,54
	21/10/2019	11767	10203	-13	2,07	1,81	-12	0,95
	23-24/10/2019	49242	49363	0	2,69	3,14	17	0,90
	01/12/2019	42329	36002	-15	2,90	2,79	-4	0,88
20/12/2019	21178	19460	-8	3,18	3,32	4	0,88	
Episodes principaux de la période de validation (75% du volume total déversé)	26/01/2018	32766	29056	-11	2,30	1,82	-21	0,72
	15/03/2018	20272	19919	-2	2,70	2,89	7	0,95
	30/03/2018	24305	23355	-4	2,21	2,21	0	0,77
	04/04/2018	5253	6354	21	1,64	2,25	37	0,59
	10/04/2018	14726	12702	-14	2,95	2,42	-18	0,93
	29/04/2018	5778	5357	-7	0,93	0,88	-5	0,92
	09/05/2018	3269	5224	60	1,32	1,68	27	0,19
	13/05/2018	10301	9586	-7	0,57	0,48	-15	0,84
	28/05/2018	11808	13379	13	2,81	3,08	10	0,85
	11/06/2018	7103	9116	28	1,70	1,94	14	0,85
	07/10/2018	14565	16814	15	1,69	2,04	21	0,70
	29/10/2018	32877	27446	-17	1,62	1,38	-15	0,75
	06/11/2018	31656	29914	-6	2,93	2,72	-7	0,87
	07/11/2018	10466	11122	6	1,90	2,00	6	0,60
	20-21/11/2018	21085	21711	3	2,15	2,69	25	0,37
23/11/2018	33699	38055	13	2,50	3,06	22	0,60	
19/12/2018	8012	7278	-9	1,41	1,27	-10	0,85	

De manière à permettre au lecteur de juger de la capacité du modèle à reproduire la forme des hydrogrammes de déversements au-delà de la simple valeur du NSE, les Figure 37 et Figure 38 présentent une comparaison graphique entre simulation et mesure pour chacun des épisodes listés au Tableau 14, respectivement les 14 épisodes présentés sur la série de calage et les 17 épisodes présentés sur la série de validation.

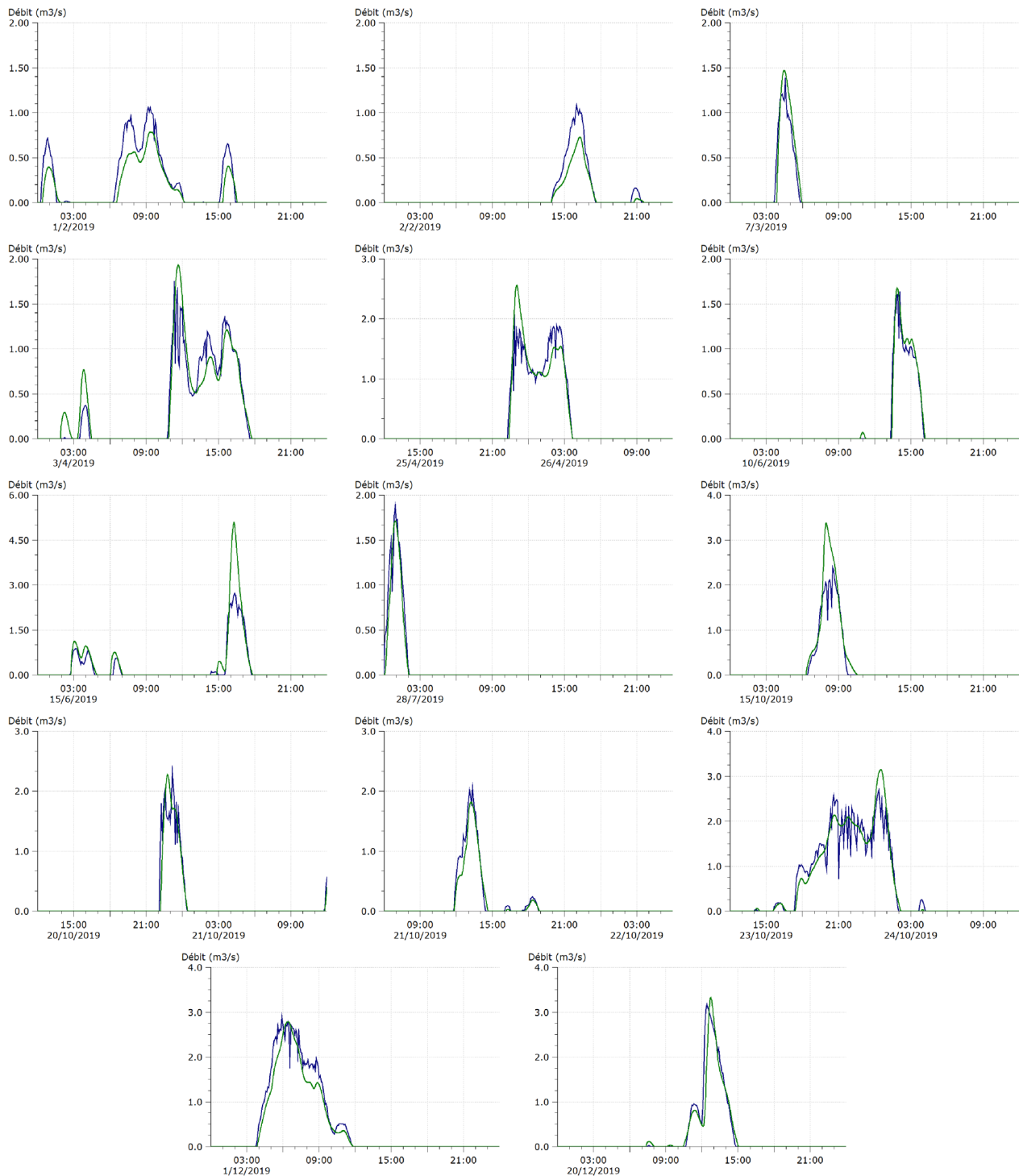


Figure 37 : Comparaison graphique entre simulation (en vert) et mesure (en bleu) au niveau du point Dév-Gambetta sur 14 épisodes de déversements de l'année 2019 utilisée pour le calage.

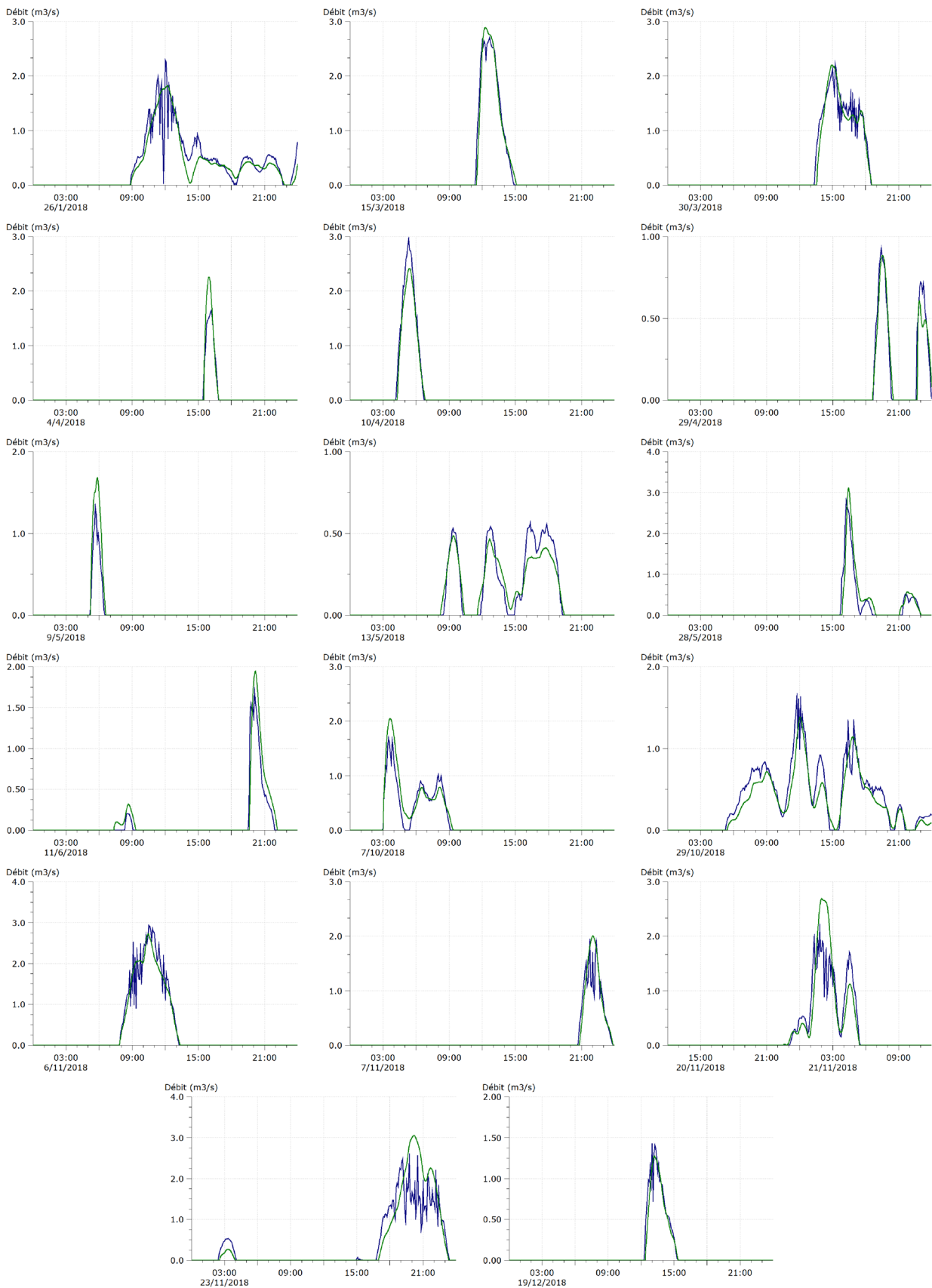


Figure 38 : Comparaison graphique entre simulation (en vert) et mesure (en bleu) au niveau du point Dév-Gambetta sur 17 épisodes de déversements de l'année 2018 utilisée pour la validation.

L'examen des résultats nous permet de conclure que les résultats sur la période de validation sont d'une qualité et d'une précision comparables à ceux obtenus sur la période de calage. Ces résultats étant de plus globalement et pour une majorité des épisodes pris individuellement dans la fourchette de précision admise en modélisation hydrologique des systèmes urbains, nous considérons que le modèle est calé et validé en ce qui concerne les points Amont-Gambetta et Dév-Gambetta. Le modèle est donc prêt pour être utilisé en simulation.

5 Résultats et discussion

5.1 Comparaison des deux modèles

La lecture du Tableau 10 et de la seconde partie du Tableau 14 met en évidence des performances équivalentes entre les deux types de modèles. Le nombre d'épisodes au-delà des critères de performance retenus est le même pour le volume déversé. Le débit de pointe est plutôt mieux représenté par le modèle distribué avec un seul épisode présentant un écart supérieur à 30% contre 5 pour le réseau de neurones. Les performances pour le NSE sont homogènes sur les deux types de modèles avec 6 épisodes avec un NSE inférieur à 0,75 pour le réseau de neurones et 7 pour le modèle distribué.

Au-delà de la comparaison des résultats sur les épisodes principaux de déversement, les performances sont évaluées sur l'ensemble de l'année de validation. La Figure 39 présente une comparaison deux à deux des valeurs de débit déversé au pas de temps 5 minutes pour toute l'année 2018 pour les mesures, les résultats de simulation du réseau de neurones et les résultats de simulation du modèle distribué. La confrontation des résultats de simulation aux mesures montre des résultats de bonne qualité pour les deux modèles avec des NSE supérieurs à 0,75 dans les deux cas. L'ajustement linéaire est de meilleure qualité pour le modèle distribué que pour le NARX, traduisant la tendance du NARX à sous-estimer les valeurs de débit. La comparaison entre les sorties des deux modèles présente des résultats un peu différents dans la mesure où le NSE est légèrement dégradé et devient inférieur à 0,75. La tendance du modèle distribué à produire ponctuellement des débits plus élevés que le NARX est bien visible sur le nuage de points et traduit dans l'équation de la droite de régression. La comparaison des performances des modèles l'un par rapport à l'autre, et notamment le léger retrait du NSE, met en évidence le fait que les deux modèles ne sont pas éloignés de la mesure de la même manière et ne font pas « les mêmes erreurs », la référence étant la mesure. L'analyse globale des graphiques confirme la bonne cohérence des trois types de données les uns par rapport aux autres.

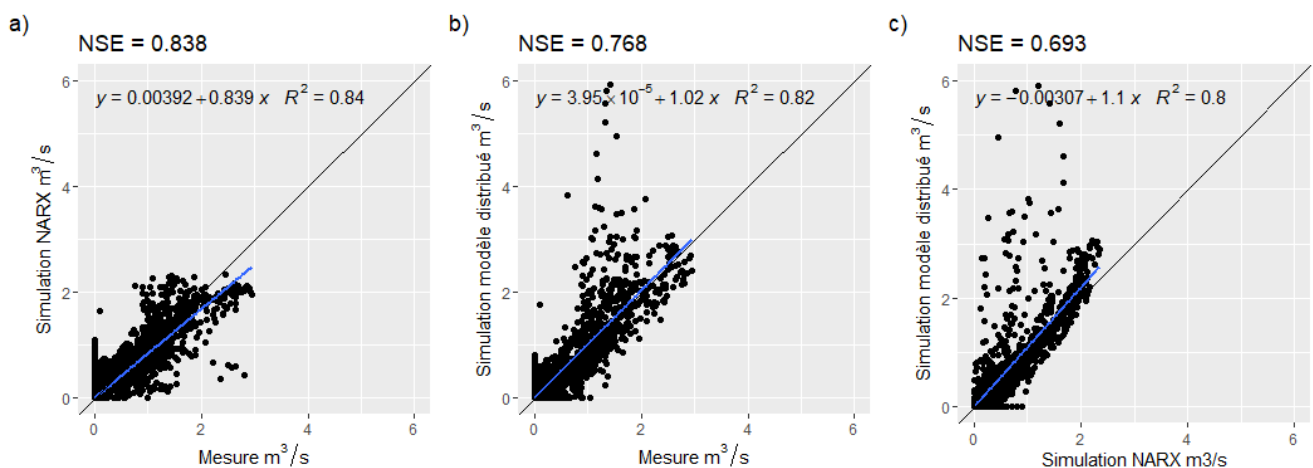


Figure 39 : Comparaison deux à deux des débits déversés au pas de temps 5 minutes au déversoir Gambetta sur l'année 2018 avec de gauche à droite : résultats du NARX en fonction des mesures (a), résultats du modèle distribué en fonction des mesures (b) et résultats du modèle distribué en fonction des résultats du NARX (c). La droite de régression, son équation et le coefficient de corrélation sont précisés sur les graphiques et le NSE pour chaque cas est mentionné en haut de chaque graphique.

Le critère utilisé de manière opérationnelle et qui retient l'attention des maîtres d'ouvrage et des services de l'état est en premier lieu le volume déversé. Ce volume n'est qu'une intégration du débit déversé sur une période, mais il nous semble intéressant de comparer de la même manière les différentes données utilisées en termes de volume journalier déversé sur l'année 2018. Les résultats sont présentés en Figure 40. Les trois comparaisons donnent des résultats strictement équivalents en termes de coefficients de corrélation. L'analyse en détail des épisodes de faible volume journalier montre que le NARX a tendance à générer des volumes faibles de déversement plus fréquemment que ce qui est réellement mesuré. Cette tendance est moins marquée pour le modèle distribué. On note quelques journées de déversement sensiblement surestimées par le modèle distribué, qui correspondent à des mesures entre 5000 et 7000 m³/j déversés. L'écart se matérialise aussi dans le graphique de comparaison des modèles car cette surévaluation n'est pas reproduite par le NARX. Il n'y a pas de justification claire à ce constat et il nous semble que l'explication la plus probable est à chercher du côté de la qualité des mesures. Enfin, il convient de remarquer la très bonne correspondance des déversements simulés par les deux modèles pour des volumes journaliers supérieurs à 10 000 m³/j. La correspondance est même excellente pour des volumes supérieurs à 20 000 m³/j.

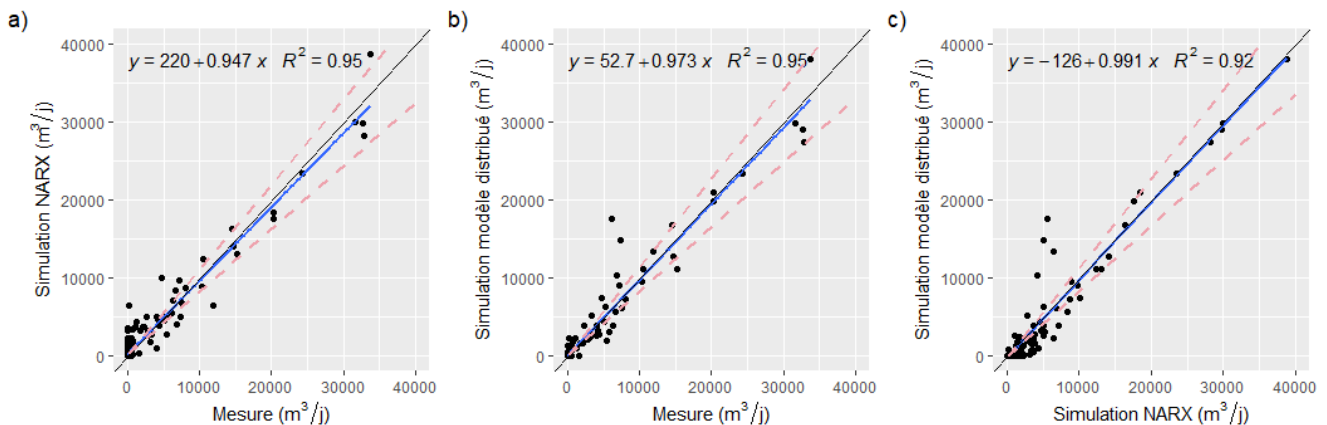


Figure 40 : Comparaison deux à deux des volumes journaliers déversés au déversoir Gambetta sur l'année 2018 avec de gauche à droite : résultats du NARX en fonction des mesures (a), résultats du modèle distribué en fonction des mesures (b) et résultats du modèle distribué en fonction des résultats du NARX (c). La droite de régression, son équation et le coefficient de corrélation sont précisés sur les graphiques de même que l'enveloppe à +/-15% matérialisée par les pointillés roses.

L'analyse comparative des résultats produits par les deux modèles dans un cadre de validation permet de conclure aux bonnes performances de chacun d'eux, à la fois au travers de l'analyse globale sur l'année 2018 et sur l'analyse en particulier des plus gros épisodes de déversement qui se sont produits sur l'année.

D'un point de vue opérationnel, un critère généralement pris en compte car lié au budget de l'étude, est le temps nécessaire à la construction et à la mise au point du modèle. Il est difficile de se prononcer de manière ferme et définitive sur le sujet car l'expérience réalisée dans le cadre de ce travail s'inscrit dans un contexte particulier avec des prérequis qui lui sont propres (modèle distribué élaboré à partir d'un modèle existant, travail à partir de données existantes sans campagne de mesure supplémentaire, maîtrise inégale en début de processus des deux familles de modèles avec investissement en temps conséquent sur volet réseau de neurones). Cependant, nous considérons de manière empirique que l'ordre de grandeur du ratio de temps à consacrer pour mettre au point un réseau de neurones versus un modèle distribué est de 1 à 10, en partant d'une situation initiale sans modèle préexistant et avec un niveau de pratique équivalent du modélisateur sur les deux techniques de

modélisation. Du point de vue strictement du temps de calcul, Ráduly et al. (2007) ont comparé un modèle conceptuel de fonctionnement d'une station d'épuration avec un réseau de neurones. Les auteurs mettent en évidence une réduction du temps de calcul d'un facteur 36 en faveur du réseau de neurones lorsque la phase d'apprentissage est incluse dans le temps de calcul. Ce facteur est porté à 1300 lorsque l'on utilise un réseau déjà entraîné. L'objet d'étude étant différent, ces ratios ne sont pas directement transposables aux réseaux d'assainissement. Néanmoins nous estimons que les gains en temps de calcul sont du même ordre de grandeur.

Un second critère d'intérêt pour les modélisateurs est celui du temps de calcul. Sur ce point, il convient de mentionner que les performances du réseau de neurone sont très largement supérieures à celles du modèle distribué. Là où la simulation d'une année complète nécessite environ 12 minutes de calcul pour le modèle distribué, le réseau de neurones fournit un résultat en environ 2 secondes.

5.2 Performance des modèles

Les deux types de modèles considérés dans ce travail sont suffisamment performants pour être utilisés en simulation dans un objectif de prédiction ou de projection. Cependant il faut garder à l'esprit que la construction du réseau de neurones dans le cas présent est un exercice qui peut être considéré comme manquant de robustesse. En effet la construction systématique de 30 réseaux pour chaque configuration testée aboutit à des réseaux aux performances inégales. Ces écarts de performance s'expliquent premièrement par le fait que pour chaque répétition, le jeu de données est coupé en trois parties de manière aléatoire (apprentissage, validation et test) et donc différemment pour chaque répétition, et deuxièmement par le caractère lui aussi aléatoire de l'initialisation des poids des neurones en début de processus d'optimisation. La méthode appliquée consiste à sélectionner parmi les 30 réseaux disponibles pour une même configuration celui qui présente les meilleures performances. Le choix du nombre de répétitions pour chaque configuration a été motivé essentiellement par la nécessité de maîtriser le temps de calcul (pour mémoire les 360 réseaux générés ont nécessité 9 heures de temps de calcul sur un ordinateur standard). La recherche du nombre de répétitions optimum pour s'assurer de disposer effectivement du meilleur réseau possible n'a pas été abordée.

5.3 Représentativité et qualité des données

Un autre point qui mérite d'être questionné est la quantité de données utilisée pour mettre au point le réseau de neurones. Une année d'enregistrement des débits déversés comprend des données inégalement réparties entre les périodes de déversement et les périodes de non déversement. En 2019, seules 1,3 % des valeurs de débit déversé sont non nulles. Et même si la simulation de l'absence de déversement est une des caractéristiques importantes recherchée dans le fonctionnement du modèle, les 1383 pas de temps constitués de valeurs non nulles enregistrés en 2019 constituent un jeu de données relativement réduit. Ce jeu est-il néanmoins suffisant pour construire un modèle empirique dans de bonnes conditions ? Une première réponse à cette question est oui car le réseau de neurones est jugé performant selon les critères usuels. Néanmoins il s'agit d'une piste de réflexion qui pourrait être approfondie, c'est volontairement que le sujet n'est pas exploré dans ce travail. La problématique ici consiste à déterminer si un modèle de type NARX peut constituer une alternative valable à un modèle distribué pour réaliser des simulations pluie/débit déversé. Dès lors, il convient de se placer dans une configuration identique pour construire les deux modèles. La méthode retenue pour construire le NARX fait donc

un usage des données disponibles identique à celui fait pour la construction du modèle distribué. La méthode mise en pratique a d'ailleurs conduit à considérer comme validation du modèle NARX l'utilisation sur l'année 2018 d'un réseau déjà validé au sens de la méthodologie de construction de ce type de modèle. De plus, la visée opérationnelle de ce travail conduit à chercher à se placer dans des conditions susceptibles d'être rencontrées dans un contexte d'étude. La quantité de données à notre disposition, à savoir les deux années de données utilisées pour caler et valider les modèles, correspond bien au contexte opérationnel, dans lequel des historiques longs de données validées sont rarement disponibles.

Enfin, on rappelle ici que la qualité des données peut être aussi questionnée au-delà de $1,5 \text{ m}^3/\text{s}$ de débit déversé avec l'apparition d'oscillations dans les valeurs de débits déversés, qui rendent la reproduction des mesures plus ardue et dans tous les cas, impossible à maîtriser dans le cas du réseau de neurones.

Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de déterminer si un réseau de neurones peut constituer une alternative acceptable à un modèle distribué pour simuler les débits déversés au niveau d'un déversoir d'orage. Dans des conditions de construction et d'évaluation des performances identiques, nous pouvons conclure que la réponse est affirmative. Dès lors, le réseau de neurones présente des avantages opérationnels réels de par sa facilité de mise en œuvre. Il est bien adapté à la simulation de l'impact de séries chronologiques de pluie sur des déversements tant que le réseau d'assainissement ne subit pas de modifications par rapport à celui sur lequel les données d'apprentissage ont été acquises. Un modèle distribué devient par contre indispensable lorsqu'il s'agit de tester l'impact sur les déversements d'aménagements et donc de modifications de la structure ou du fonctionnement du réseau d'assainissement.

Une dernière question à propos de laquelle la supériorité d'un modèle sur l'autre n'est pas tranchée est la capacité d'extrapolation, c'est-à-dire la performance dans la production d'une sortie lorsque l'entrée est hors de la gamme des entrées utilisées pour caler et valider le modèle. Il est difficile de conclure dans l'absolu car, par construction, s'il est question d'extrapolation c'est que l'on considère des situations inédites et que par conséquent on ne dispose pas de données à leur sujet. Cette question de l'extrapolation est traitée dans la bibliographie pour les modèles empiriques y compris spécifiquement sur des sujets d'hydrologie (Hettiarachchi et al., 2005) mais moins abordée lorsqu'il s'agit de modèles conceptuels distribués, même si la capacité d'extrapolation d'un modèle conceptuel distribué n'est, elle non plus, pas connue. On considérera néanmoins que la traduction conceptuelle des phénomènes physiques utilisés dans les modèles hydrologiques à l'échelle des bassins versants permet de leur accorder une certaine confiance, y compris lorsqu'ils sont soumis à des entrées qui dépassent les caractéristiques des entrées utilisées pour le calage.

Quoi qu'il en soit, les deux modèles étant construits, nous pouvons tester leurs réponses vis-à-vis de séries chronologiques futures sous contrainte de changement climatique. Nous pouvons mettre en évidence les réponses d'un modèle par rapport à l'autre, et tester les écarts, ou inversement, l'absence d'écart. Ce point fait l'objet du troisième chapitre de cette thèse. Concernant la capacité d'extrapolation des modèles et l'opportunité de les utiliser pour simuler l'impact de séries chronologiques futures, il convient ici de nuancer les choses. En effet, si les épisodes extrêmes futurs sont plus intenses que les épisodes extrêmes que nous connaissons aujourd'hui, la plupart des épisodes futurs tels que simulés par les modèles climatiques peuvent être comparés à des épisodes déjà survenus dans le passé. Les séries chronologiques futures sont donc loin d'être constituées d'épisodes inédits dans leur totalité et relativement peu d'entre eux sortent de la gamme de ce qui est connu. Les modèles sont donc utilisables sans précaution de langage pour la grande majorité des épisodes futurs. La réponse des modèles aux épisodes futurs particulièrement intenses et en particulier celle des réseaux de neurones doit par contre être considérée avec précautions.

Chapitre 3 : Impact des séries chronologiques de pluies futures sur le fonctionnement du déversoir Gambetta

Introduction

Les deux premiers chapitres se sont intéressés respectivement à l'élaboration de séries chronologiques de pluies futures sous contrainte de changement climatique, et à la construction, au calage et à la validation de deux modèles pluie/débit sur le réseau d'assainissement de Valence. Ce troisième chapitre s'attache à déterminer l'impact des pluies futures sur le réseau d'assainissement en utilisant les séries de pluie futures (Chapitre I) en entrée des modèles hydrologiques (Chapitre II).

Ce chapitre comporte cinq sections qui présentent successivement le contexte général et la problématique, une revue bibliographique des travaux relatifs à l'étude des impacts de pluies futures sur le fonctionnement des réseaux d'assainissement urbains, les méthodes de réalisation des simulations en période future appliquées au modèle distribué et au réseau de neurones, les résultats obtenus et enfin la discussion de ces résultats et les conclusions.

Les résultats présentés dans ce chapitre sont en grande partie repris dans : Gogien, F., Dechesne, M., Martinerie, R., & Kouyi, G. L. (2023). Assessing the impact of climate change on Combined Sewer Overflows based on small time step future rainfall timeseries and long-term continuous sewer network modelling. *Water Research*, 230, 119504, <https://doi.org/10.1016/j.watres.2022.119504>.

1 Contexte général et problématique

Un objectif de ce travail est de construire une méthode basée sur la modélisation qui permette d'évaluer les performances d'un système d'assainissement dans un contexte de changement climatique. Ce paragraphe permet de définir précisément le système étudié et le niveau de service qui lui est associé. Il définit ensuite les indicateurs de performance qui peuvent être considérés dans le cadre des systèmes d'assainissement et propose les indicateurs retenus pour ce travail.

1.1 Système étudié et niveau de service

1.1.1 Définition du système étudié

L'arrêté ministériel du 21 juillet 2015 définit le système d'assainissement comme : « l'ensemble des ouvrages constituant le système de collecte et la station de traitement des eaux usées et assurant l'évacuation des eaux usées traitées vers le milieu récepteur. Il peut s'agir d'un système d'assainissement collectif ou d'une installation d'assainissement non collectif. »

Au sens réglementaire le système d'assainissement inclut donc :

- Les réseaux d'eaux usées et unitaires avec l'ensemble des ouvrages qui leurs sont rattachés et notamment les déversoirs d'orage
- Les ouvrages de traitement des effluents et notamment les stations d'épuration

A noter que les réseaux pluviaux stricts ne sont pas considérés, toujours au sens réglementaire comme faisant partie du « système d'assainissement ».

La limite aval du système d'assainissement quel qu'il soit est le milieu récepteur. La limite amont quant à elle est constituée par l'ensemble des rejets d'eaux usées au réseau, les éventuelles eaux claires parasites qui sont drainées par les réseaux et par les eaux de ruissellement dans le cas d'un réseau unitaire.

Il apparaît clairement que le fonctionnement d'un tel système est dépendant de sa structure mais aussi des intrants qu'il va recevoir aussi bien en termes de quantité que de qualité. Dès lors, la notion de système d'assainissement au sens de la réglementation ne suffit pas pour décrire totalement l'assainissement en ville et notamment la composante pluviale. Chocat et al. (2003) replace parfaitement le système d'assainissement dans son contexte urbain en insistant sur le fait que la gestion globale d'un système d'assainissement doit inclure un volet de gestion du pluvial et donc prendre en compte le bassin versant urbain et le ruissellement qu'il produit. Cette approche est celle qui est systématiquement adoptée lors de l'élaboration d'un modèle pluie/débit. Le système étudié ici est donc le « système urbain de gestion des eaux » qui regroupe le bassin versant et le système d'assainissement qui en fait partie intégrante. Dans cette configuration, le bassin versant devient un élément essentiel qui, selon les aménagements qui lui sont associés, impacte le fonctionnement du système d'assainissement.

1.1.2 Les services attendus

Les exemples les plus anciens de systèmes d'évacuation des eaux usées datent de plusieurs siècles avant notre ère. Ils ont été construits dans de grandes villes avec comme premier objectif celui de drainer les eaux de pluies et/ou d'assécher des zones marécageuses. Leur évolution dans le temps s'est ensuite souvent portée sur des objectifs d'évacuation des eaux usées afin de limiter la propagation des épidémies. On pourra citer les exemples de la ville d'Harappa dans la vallée de l'Indus (actuel Pakistan) entre 2500 et 1500 av JC (De Feo et al., 2014), ou celui de la Cloaca Maxima construite et modifiée entre le 6ème et 4ème siècle av JC pour assainir Rome (Hopkins, 2007).

Le développement des infrastructures d'évacuation des eaux connaît ensuite une longue pause. La préoccupation réapparaît en Europe au XIXème siècle, période à laquelle le lien entre le contact avec des eaux souillées et la propagation des épidémies de choléra est établi. De grandes villes européennes se lancent donc dans la construction de réseaux de collecte et d'évacuation des eaux usées. C'est le cas notamment de Londres, Hambourg, puis Paris qui construit sous l'impulsion du baron Hausmann ses premiers réseaux modernes à partir du milieu du XIXème siècle (Adler, 2020).

On retrouve donc dans l'histoire, suivant les lieux et les époques, le double objectif de drainage et d'évacuation des eaux usées dans le développement des réseaux d'assainissement. Cependant, pour la période moderne, c'est bien le courant hygiéniste qui a présidé au développement des réseaux d'assainissement. Le contexte général a été fortement modifié au cours du XXème siècle pour deux raisons principales (Chocat et al., 2003). D'une part, la préoccupation de la préservation et/ou de la reconquête de la qualité des eaux des milieux récepteurs s'est imposée, et d'autre part l'augmentation de la taille des villes et surtout de leur imperméabilisation a fait naître une réelle problématique de gestion des eaux pluviales. On a donc assisté en France à partir du milieu du XXème siècle au développement des stations d'épuration dont le principal objectif est d'assurer la préservation de la qualité des milieux récepteurs et par là même de la ressource en eau.

On assiste plus récemment, depuis les années 1990, à l'émergence des ouvrages de gestion à la source des eaux pluviales destinés principalement à atténuer le ruissellement et ses effets dans les villes.

Les attentes aujourd'hui vis-à-vis des systèmes d'assainissement ne sont pas très différentes de celles du passé. Elles sont par contre plus larges, plus précises et demandent la mise en œuvre d'une technicité toujours grandissante. On peut les scinder en trois points :

- La préservation des personnes et des biens qui recouvre des objectifs de lutte contre les débordements et l'évacuation des eaux usées
- La préservation de la qualité des milieux récepteurs
- Le respect des contraintes réglementaires dont le niveau croît régulièrement et ce aux différentes échelles auxquelles elles s'appliquent (européenne, française ou locale)

Pour chacun de ces trois points, il convient de déterminer quels sont les indicateurs permettant de comparer le fonctionnement d'un même système dans des situations différentes et de juger des performances atteintes.

1.2 Les indicateurs de fonctionnement

Pour couvrir l'ensemble des trois points définis dans le paragraphe précédent, trois catégories d'indicateurs sont à définir :

- La première catégorie vise à déterminer l'efficacité du système vis-à-vis du transfert du volume d'eau. Il s'agit de déterminer le comportement du système en ce qui concerne les débordements et les inondations
- La deuxième catégorie vise à quantifier l'impact du système d'assainissement sur le milieu récepteur. Cette catégorie s'attache à déterminer les quantités de pollutions rejetées au milieu par le système
- La dernière catégorie doit permettre d'évaluer la performance du système d'un point de vue réglementaire en tenant compte des différents types de réglementation qui s'appliquent au système étudié

1.2.1 Les indicateurs de fonctionnement liés aux débordements

Trois éléments peuvent être considérés lorsque l'on parle d'impact des débordements de réseaux d'assainissement. Ceux-ci peuvent être caractérisés par :

- Leur intensité grâce à des critères de quantification tels que le volume débordé, la durée de submersion, étendue des zones touchées ou même le coût des dégâts occasionnés
- Leur fréquence d'occurrence
- Le site de débordement lui-même étant entendu que suivant ses caractéristiques, les impacts du débordement pourront être très différents.

Les deux premiers points sont à relier à la notion d'aléa et le troisième à celle de vulnérabilité. Le produit de l'aléa par la vulnérabilité étant une manière classique d'aborder la notion de risque. Une méthode complète de la caractérisation du risque de débordement est proposée dans Caradot et al. (2010) et déclinée sur les agglomérations de Lyon et Mulhouse. La mise en œuvre de cette méthode s'appuie pour chacune des deux collectivités notamment sur la disponibilité d'une base de données géographique qui recense tous les débordements de réseau et leurs caractéristiques principales. Elle propose de plus une méthode de classification de surfaces urbaines permettant de définir un critère de vulnérabilité.

S'il a été envisagé au début de ce travail de tenir compte de l'évolution des débordements de réseau, il s'est avéré que les données disponibles pour la mise au point d'un modèle étaient insuffisantes en quantité et en précision sur le site d'étude considéré ici, Valence-Romans Agglo. Le volet débordement n'est donc pas abordé dans la suite de ce travail.

1.2.2 Les indicateurs de fonctionnement liés à la préservation du milieu récepteur

L'impact des rejets d'assainissement sur les milieux récepteurs se matérialise de plusieurs manières. On peut mettre en évidence tout d'abord un impact hydraulique essentiellement local. Il s'agit de l'impact d'un débit important rejeté en un point et susceptible de provoquer des désordres sur le milieu récepteur tels que des phénomènes d'érosion du lit ou des berges d'un cours d'eau. Sur ce premier point c'est le facteur quantité des rejets qui est à l'origine de l'impact. Les autres types d'impact sont liés à la qualité des rejets et aux composés qu'il contient. Ces rejets de pollution au milieu peuvent être classés suivant quatre catégories :

- Les polluants qui correspondent aux composés traités par les stations d'épuration telles qu'elles ont été conçues. On trouve dans cette catégories les matières en suspension (MES), la pollution carbonée particulaire et dissoute caractérisée par la demande chimique en oxygène (DCO) et la demande biologique en oxygène à 5 jours (DBO5), la pollution azotée qui se caractérise par la concentration spécifique en certains composés NH_4^+ , NO_3^- , NO_2^- , et par des indicateurs plus globaux comme l'azote total Kjeldahl (NTK) ou l'azote global (NGL), et enfin la pollution phosphorée caractérisée par le phosphore total (Pt).
- La pollution liée à la présence de microorganismes dans les effluents rejetés. Il s'agit souvent de marqueurs de contamination fécale : bactéries, virus, vers. Ces marqueurs sont utiles lorsque le milieu récepteur fait l'objet d'usages particuliers comme la baignade par exemple.
- Les micropolluants qui font l'objet d'un intérêt grandissant. Il s'agit de l'ensemble des substances pouvant avoir un effet toxique ou écotoxique sur le milieu récepteur et agissant à faible concentration.
- Enfin, si on souhaite considérer le système d'assainissement dans son ensemble, il convient de mentionner les émissions de polluants par un vecteur autre que l'eau. Le système d'assainissement peut être à l'origine de la dispersion de polluants dans le milieu par le biais de l'air et par le biais des boues produites sur les usines de traitement.

1.2.3 Les indicateurs de fonctionnement liés au respect des contraintes réglementaires

La réglementation relative aux systèmes d'assainissement urbains est riche et en perpétuelle évolution.

Sur le territoire français, les systèmes d'assainissement sont soumis à deux niveaux de réglementation en ce qui concerne leur fonctionnement et leurs performances. Le premier niveau est européen et correspond à la conformité par rapport aux critères établis par la DERU (Directive Eaux Résiduaires Urbaines) et à sa traduction dans la réglementation nationale. Cette réglementation nationale est définie dans l'arrêté ministériel en vigueur actuellement, en date du 21 Juillet 2015, complété de trois commentaires techniques.

En ce qui concerne les micropolluants, c'est la réglementation relative à la recherche et réduction des rejets de substances dangereuses dans l'eau (RSDE) qui traite du sujet.

Enfin, en ce qui concerne les boues, les textes réglementaires sont très nombreux et ils s'appliquent en fonction de la filière d'élimination. On pourra citer principalement l'arrêté du 08/01/98 qui fixe les règles relatives à l'épandage des boues en agriculture, la norme NF U 44-095 de 2002 sur les composts contenant des matières d'intérêt agronomique issues du traitement des eaux, et l'arrêté du 20/09/02 relatif aux installations d'incinération et de co-incinération de déchets non dangereux qui encadre l'incinération des boues urbaines.

En complément de ces indicateurs de performances, d'autres indicateurs réglementaires ont été définis dans le cadre du rapport annuel sur le prix et la qualité du service. Il s'agit des indicateurs de connaissance et de gestion patrimoniale relatifs à l'assainissement. Ces indicateurs traitent essentiellement de la connaissance et de l'amélioration de cette connaissance dans le but d'aboutir à des démarches de gestion patrimoniale. Ils ne seront pas pris en compte dans ce travail.

1.2.4 Les indicateurs retenus dans le cadre de ce travail

Les indicateurs de performance retenus dans le cadre de ce travail couvrent deux des trois services rendus par le système d'assainissement :

- La préservation de la qualité du milieu récepteur via la quantification des déversements
- La réponse aux contraintes réglementaires

Sur le premier point, ce sont les évolutions des volumes annuels rejetés au milieu et des fréquences de déversement qui sont étudiées. Malgré le fait que le critère de conformité retenu pour le système d'assainissement de Valence ait évolué en 2020 (choix du critère charge et abandon du critère volume), le sujet est abordé ici d'un point de vue du volume et non des charges de pollution déversés. En effet, l'approche via les quantités de pollution déversées au milieu nécessite, pour caler et valider les modèles, des données qui ne sont pas disponibles sur site et pour lesquelles une acquisition n'était pas envisageable.

Sur le second point, c'est l'évolution de la conformité réglementaire du réseau qui est suivie. Cette conformité est évaluée à l'échelle du réseau d'assainissement suivant le critère de conformité réseau retenu par le maître d'ouvrage au début de ce travail, à savoir le volume annuel déversé. Ne pouvant prédire les évolutions réglementaires futures, les évaluations se basent sur la réglementation en vigueur (arrêté ministériel du 21 juillet 2015).

1.3 Problématique et objectifs de ce chapitre

La question centrale de ce travail est de déterminer si les séries chronologiques de pluies futures auront un impact sur les déversements des réseaux d'assainissement et sur la conformité réglementaire qui en découle. Le Chapitre II a permis de montrer que, suite aux étapes de calage et de validation, un réseau de neurones peut produire des résultats équivalents à ceux d'un modèle distribué lorsqu'il s'agit de simuler une relation pluie/débit déversé.

La construction d'un modèle distribué est une opération qui nécessite une très bonne connaissance des infrastructures et notamment d'avoir à disposition les informations d'altimétrie du réseau et du terrain naturel. Le calage et la validation de ce type de modèle requiert de plus des mesures distribuées sur l'ensemble du système modélisé. Ces prérequis font de la construction d'un modèle distribué une opération souvent longue et coûteuse, accessible aux collectivités qui peuvent consacrer le budget adéquat à ce type d'étude.

Le réseau de neurones présente quelques avantages par rapport au modèle distribué car il ne nécessite ni la connaissance approfondie du système étudié, ni la disponibilité de mesures en dehors du point d'intérêt. Pour ces raisons, il est plus facile à mettre en œuvre et donc plus accessible à des maîtres d'ouvrage qui disposent de moyens limités.

La question qui reste en suspens est de savoir si le réseau de neurones reste une alternative performante lorsqu'il s'agit de prédire les évolutions des déversements en situation future sous contrainte de changement climatique.

L'objectif de ce Chapitre est double. Il s'agit d'une part de quantifier l'évolution des déversements via le modèle distribué, ce dernier étant considéré comme la référence, et d'autre part de déterminer si les résultats obtenus à l'aide du réseau de neurones sont comparables à ceux du modèle distribué. En d'autres termes, il s'agit ici de tester les capacités d'extrapolation du réseau de neurones en analysant son aptitude à simuler des débits déversés lorsqu'il est soumis à des épisodes pluvieux différents de ceux des séries de pluies utilisées en calage et validation.

2 Revue bibliographique

L'impact de pluies futures sur le fonctionnement des réseaux d'assainissement et plus particulièrement sur les déversements est peu présent dans la littérature scientifique. Explorer le sujet en détail nécessite de mettre en œuvre des compétences et techniques relevant à la fois des sciences du climat pour l'élaboration des séries de pluies futures et de l'hydrologie urbaine pour déterminer l'impact de ces pluies sur les systèmes urbains.

Les auteurs qui s'intéressent au sujet ayant généralement une sensibilité plus marquée pour l'une des deux thématiques, les publications explorent souvent plus en détail l'un des deux volets. On peut ainsi distinguer les publications dans lesquelles dominent les sciences du climat et celles qui relèvent majoritairement de l'hydrologie urbaine.

Celles qui relèvent de la première catégorie attachent beaucoup d'importance à la manière dont les séries chronologiques de pluies futures sont construites et aboutissent souvent à des chroniques à des pas de temps de l'ordre de quelques minutes.

On notera que si la littérature concernant la production de séries chronologiques à petite échelle de temps est restreinte, les études combinant des méthodes de production de séries chronologiques et l'analyse de l'impact sur les réseaux d'assainissement sont encore moins nombreuses. Ainsi Müller-Thomy (2020), Onof et Arnbjerg-Nielsen (2009), Peleg et al. (2017), Sørup et al. (2016), Thorndahl et Andersen (2021) ont travaillé sur la production de séries chronologiques de précipitations à petit pas de temps pour l'hydrologie urbaine, mais souvent sans volet de mise en œuvre sur des modèles de bassin versant urbain. L'utilisation des chroniques produites est alors laissée aux hydrologues qui peuvent se charger de couvrir le volet relatif aux impacts sur le fonctionnement des systèmes urbains. Certains auteurs sont allés un peu plus loin en proposant une approche de modélisation pluie/débit, mais sans fournir de détails sur la structure du modèle ni sur les processus de calibration et de validation (Sørup et al., 2018), ou en utilisant un modèle fictif de système d'assainissement unitaire (Müller et Haberlandt, 2018 ; Kilic et al., 2022). Ces études ont été plus largement discutées au Chapitre I paragraphe 2.

Les publications qui relèvent de la seconde catégorie attachent proportionnellement plus d'importance à quantifier les impacts de pluies futures qu'à la méthode de génération des dites pluies. Pour cette catégorie de publications, Kourtis et al. (2021) proposent une revue bibliographique complète sur l'impact du changement climatique sur les réseaux d'assainissement urbain. La grande majorité des études citées se concentre sur

l'impact des précipitations futures sur les débordements de réseau et les inondations urbaines. Peu d'auteurs étudient l'impact du changement climatique sur les déversements de réseaux unitaires. De plus, la plupart des sites étudiés se trouvent en Europe du Nord et en Amérique du Nord. L'impact des évolutions liées au changement climatique sous d'autres types de climat, tel que le climat méditerranéen, sur les systèmes d'assainissement n'a pas encore été largement étudié.

Niemczynowicz (1989) propose une analyse portant sur le système d'assainissement de Lund en Suède. Il conclut à l'augmentation des volumes d'eaux déversés par le réseau d'assainissement résultant de l'augmentation de l'intensité des précipitations pour des épisodes pluvieux de périodes de retour de 1 à 10 ans. Selon l'hypothèse sur l'augmentation de l'intensité des précipitations (+10%, +20% et +30%), l'augmentation des volumes déversés se situe entre 11% et 78%.

Nie et al. (2009) étudient l'impact des précipitations futures sur la ville de Fredrikstad en Norvège. Les séries de pluies futures sont obtenues par application d'un facteur de changement sur les précipitations actuelles. Le facteur de changement retenu consiste à augmenter empiriquement l'intensité des précipitations historiques de 20, 30 et 50 %. Les auteurs mettent en évidence une augmentation du volume total déversé d'un facteur de 1,5 à 3 fois supérieur au facteur d'augmentation du volume de précipitation, principalement en raison de la réponse du ruissellement du bassin versant urbain.

Au Canada, Fortier et Mailhot (2015) étudient l'impact des précipitations futures produites sur une base quotidienne sur les débordements de 30 déversoirs d'orage sur réseau unitaire. Les auteurs ont construit un modèle qui estime la probabilité d'occurrence et la durée des épisodes de déversement en fonction de la hauteur totale des précipitations. Le modèle a été calibré à l'aide de données observées, puis utilisé avec des données de précipitations quotidiennes issues d'un modèle climatique régional en entrée. Les résultats sont analysés en termes de fréquence et de durée des déversements. La principale conclusion est liée aux variations de la distribution saisonnière des précipitations, avec un nombre de déversements annuels qui reste stable, couplé à une légère augmentation de la durée moyenne des déversements (+4.2%). L'analyse des résultats à l'échelle mensuelle met en évidence une baisse de la fréquence et de la durée des déversements en juillet et août et une augmentation en mai et octobre.

Furlow et al. (2006) proposent une analyse de l'évolution de la fréquence des déversements sous l'impact du changement climatique dans la région des Grands Lacs aux États-Unis. L'élaboration de scénarios climatiques s'appuie sur l'application d'un facteur de changement sur les précipitations historiques pour des périodes de retour données. Les facteurs de changement compris entre +5% et +16% par rapport aux données historiques sont déterminés à partir des résultats des modèles climatiques globaux CCCM et HADCM2.

En France, Mahaut et Andrieu (2019) proposent une analyse de l'évolution des déversements du réseau d'assainissement de la ville de Nantes. Cette analyse combine des scénarios de changement climatique avec des scénarios de croissance démographique et d'urbanisation. Un des principaux résultats est que pour la ville de Nantes et pour certains scénarios, le changement climatique semble avoir un impact moindre que l'évolution de la population et le développement urbain. En ne considérant que l'impact du changement climatique, les auteurs concluent qu'à Nantes, le volume total de débordements d'égouts sera réduit d'un facteur de 3 à l'horizon 2100 dans le scénario le plus optimiste, en raison de l'abaissement des intensités de précipitations.

Tavakol-Davani et al. (2016) présentent des résultats relatifs aux déversements pour la ville de Toledo (USA) et mettent en évidence une augmentation de 12% des volumes déversés et de 18% des fréquences de déversement dans un avenir proche (horizon 2030-2034). La méthode de génération des pluies futures s'appuie sur le principe du facteur de changement combiné déterminé à partir d'une sélection de simulations futures du projet CMIP5. Le modèle hydrologique et hydraulique utilisé est un modèle distribué classique construit sous SWMM.

En appliquant un facteur de changement de +20% sur les pluies courantes conformément aux recommandations du Ministère du Développement Durable, de l'Environnement, de la Faune et des Parcs du Québec, Gooché Bi et al. (2015) ont mis en évidence des résultats comparables avec une augmentation des volumes déversés compris entre 13 et 148% d'ici 2050, sur la base de huit événements pluvieux à Longueuil (Canada).

Roseboro et al. (2021) ont montré que les volumes de débordements d'égouts pourraient augmenter de 11 à 73% de 2070 à 2099 par rapport à 1970-1999 à Buffalo (USA) en utilisant des pluies de projet en situation actuelle et futures issues de travaux du Cornell University's Northeast Regional Climate Center (NRCC).

Dirckx et al. (2018) ont étudié l'impact des pluies futures sur le fonctionnement du réseau d'assainissement de Antwerpen Noord en Belgique dans le but de déterminer si des actions de gestion en temps réel du réseau pouvaient réduire les déversements. Les scénarios climatiques retenus sont ceux du KNMI'14 produits par l'institut météorologique danois (4 scénarios d'évolution sélectionnés dans le cadre de l'étude). Ces scénarios sont utilisés pour déterminer des facteurs de changement appliqués sur 47 pluies réelles enregistrées au pas de temps 10 minutes à Bruxelles. Le modèle hydraulique utilisé pour quantifier les évolutions a été construit sous InfoWorks-CS™. Les auteurs concluent à une hausse de 30 à 40% des volumes annuels déversés à horizon 2050 et de 35 à 65% à horizon 2085, suivant le scénario climatique envisagé.

Bonneau et al. (2023) ont mené un travail original en cherchant à déterminer l'impact de l'évolution du tissu urbain, combiné à des scénarios de changement climatique sur un bassin versant périurbain de la région Lyonnaise. Les auteurs ont envisagé 12 scénarios d'urbanisation d'ici 2030 avec différents niveaux d'imperméabilisation et de déploiement d'infrastructures vertes. Les scénarios d'évolution de la pluviométrie ont été bâtis à partir de séries chronologiques observées auxquelles a été appliqué un facteur de changement mensuel déterminé suivant deux sources de données : les simulations du modèle CNRM/ALADIN suivant le RCP 8.5 d'une part, et des séries chronologiques réelles enregistrées sur la ville d'Orange d'autre part. Les différents scénarios ont été simulés à l'aide du modèle hydrologique J2000P. Les impacts sur le bassin versant ont été évalués en termes de variation de débit du cours d'eau péri-urbain, de variation des déversements du réseau d'assainissement et de variation de la recharge de nappe. En se focalisant sur les résultats présentant l'impact du changement climatique sur les déversements du réseau dans une configuration d'urbanisation actuelle, les auteurs concluent à une hausse des fréquences de déversement comprise entre 0 et 50% et à une hausse des volumes déversés comprise entre 0 et 75% en fonction des séries chronologiques de pluies considérées.

Kim et al. (2022) ont adopté une approche plus poussée dans la détermination des séries chronologiques de pluies futures pour quantifier leur impact sur les déversements du réseau de Busan en Corée. En effet les auteurs utilisent les sorties brutes au pas de temps 3 heures du couple de modèles MPI-ESM/WRF disponible via le projet CORDEX-East Asia. Les auteurs appliquent aux sorties du modèle une correction de biais suivant la méthode quantile-quantile. La partie impact sur les déversements est traitée à l'aide d'un modèle hydraulique construit

sous SWMM. L'évolution est quantifiée en termes de charge de pollution déversée. Les auteurs prédisent une hausse de 1% des charges déversées à horizon 2050 sans caractériser précisément le type de pollution simulé. L'ensemble de ces études fait appel à des techniques de génération des séries chronologiques de pluie relativement simples. Les pas de temps considérés sont généralement de l'ordre de la journée et les évolutions futures de précipitation s'appuient le plus souvent sur des facteurs de changement déterminés à partir des sorties de modèles globaux ou considérés arbitrairement comme des hypothèses de travail (Fortier & Mailhot, 2015 ; Mahaud et Andrieu, 2019 pour les plus récentes). Cette échelle de temps quotidienne est l'échelle de temps la plus courte largement disponible à partir des sorties des modèles climatiques. Mikovits et al. (2017) utilisent des données corrigées du projet Adamont disponibles à une échelle de temps de trois heures (Durand et al., 2009), mais ils agrègent les sorties du modèle climatique à une échelle de temps quotidienne.

La revue bibliographique fait ressortir des publications rédigées par des spécialistes de l'évolution du climat qui cherchent à mettre en évidence des impacts de son évolution sur la ville ou inversement par des hydrologues qui cherchent à déterminer la meilleure manière de caractériser des pluies futures de manière simple pour alimenter des modèles urbains détaillés. Chacune des composantes "pluies futures" et "impacts" est donc parfois abordée de manière très simple au profit de l'autre composante du sujet. Ce travail a pour ambition d'aborder le sujet de la détermination des pluies futures et celui de leur impact sur les réseaux de manière équilibrée sans privilégier un volet plutôt que l'autre.

Ce travail a pour objectif de contribuer de manière originale au sujet en combinant pour le volet climat une approche élaborée de détermination des séries chronologiques de pluies futures, et pour le volet hydrologique une approche rigoureuse qui s'appuie sur la construction, le calage et la validation de modèles pluie/débits. Ce travail s'intéresse de plus à un site d'étude situé en climat méditerranéen, climat pour lequel l'impact du changement climatique sur le fonctionnement des réseaux d'assainissement n'a pas fait l'objet de publication à notre connaissance.

3 Matériel et méthode

3.1 Simulation à l'aide du modèle distribué

3.1.1 Simulation sur la période future 2021-2100

Le modèle distribué ayant été calé et validé, il peut être utilisé en simulation. Pour chacune des séries chronologiques de pluies produites à partir des cinq sorties DRIAS-2020 sélectionnées (CNRM-ALADIN, HadGEM-CCLM, MPIESM-REMO, IPSL-WRF et CNRM-RACMO), une simulation longue durée est réalisée entre le 01/01/2021 et le 31/12/2100.

L'utilisation d'outils de modélisation des réseaux d'assainissement pour ce type de simulation n'est pas courante et les outils ne sont pas conçus spécifiquement pour permettre de réaliser ces calculs de manière optimale. Le paramétrage des simulations a dû être adapté pour permettre un temps de calcul acceptable et obtenir des fichiers résultat dont la taille est compatible avec la manipulation. Pour chaque série chronologique, les simulations sont réalisées sur 8 périodes successives de 10 années (l'état final du système à la fin de chaque période étant utilisé comme état initial pour la période suivante).

Le paramétrage permettant d'optimiser le temps de simulation est lié aux options d'ajustement du pas de temps de calcul. Il s'agit de la possibilité d'adapter le pas de temps en fonction de la nature des entrées présentées au modèle. La durée du pas de temps de calcul est ainsi augmentée en période de temps sec lorsque la convergence globale du modèle ne pose pas de difficulté. A titre indicatif, la durée de calcul nécessaire pour la simulation d'une période de 10 années est d'environ 4 heures.

Le paramétrage permettant de maîtriser la taille des fichiers résultat consiste à sauvegarder les résultats de calcul à des pas de temps différents en fonction de l'intérêt porté au nœud considéré. Dans notre cas, les résultats pour les points d'intérêt sont sauvegardés à un pas de temps de 5 minutes et à un pas de temps de 60 minutes pour les autres nœuds du modèle. A titre indicatif, la taille du fichier résultat pour une simulation d'une période de 10 années est légèrement supérieure à 2 Go.

Les résultats sont extraits au pas de temps 5 minutes pour le déversoir Gambetta ainsi que pour l'ensemble des exutoires du système d'assainissement : déversoirs d'orage et entrée de station d'épuration. L'extraction des résultats sur l'ensemble de ces points permet de produire une analyse sur l'évolution de la conformité du système d'assainissement, conformité évaluée suivant le critère du ratio de volume déversé annuellement par rapport au volume produit par l'agglomération d'assainissement. Le calcul de ce ratio annuel dans le futur nécessite de prendre en compte les résultats annuels fournis par le modèle sur l'ensemble des déversoirs d'orage autosurveillés du réseau d'assainissement, sur le déversoir de tête de station d'épuration, ainsi que sur l'entrée de la filière de traitement de la station d'épuration. A noter que le système d'assainissement comprend 11 déversoirs d'orage autosurveillés (Barjon, Chabeuil, CNR, Gambetta, Jean Bart, Malissard, Montéliér, Montmeyran, Port, Schweitzer et Soyons).

Chacun de ces points du réseau n'est pas étudié individuellement de manière aussi précise que le déversoir d'orage Gambetta dans le cadre du processus de calage et de validation du modèle. En effet, la qualité des mesures acquises sur l'ensemble des déversoirs instrumentés du réseau de Valence ne bénéficie pas du même

niveau de confiance que celui accordé aux mesures du DO-Gambetta. Réaliser un calage fin basé sur des mesures ayant un fort niveau d'incertitude n'est pas pertinent. La comparaison des simulations avec la mesure en phase de calage s'est donc limitée aux points considérés au Chapitre II. Le modèle distribué produit néanmoins des débits déversés pour chacun des déversoirs autosurveillés du réseau d'assainissement. Si les résultats en matière de débits déversés ne satisfont pas pleinement les critères de performances recherchés dans le cadre de la simulation du fonctionnement du DO Gambetta, nous nous sommes néanmoins assurés que les valeurs de volume déversé modélisées étaient dans la même gamme que les volumes déversés mesurés.

Pour traiter le sujet de la proportion annuelle du volume total déversé, nous faisons donc deux hypothèses. La première est que les volumes annuels produits et déversés à l'échelle du système bénéficient d'un niveau de confiance acceptable. En effet, il s'agit de la référence retenue par les autorités pour établir le jugement de conformité officiel. La seconde hypothèse touche au modèle auquel on applique le même principe : si les paramètres retenus ont permis de conclure à la validation au niveau du déversoir Gambetta, on suppose que les résultats annuels globaux sont eux aussi de qualité acceptable. Ce point est vérifié pour les deux années 2019 et 2018 retenues respectivement pour le calage et la validation. Les résultats sont présentés au Tableau 15, avec la comparaison entre simulation et mesure pour les volumes totaux annuels produits par le système d'assainissement, les volumes totaux déversés et les volumes déversés au niveau du DO Gambetta. En considérant la complexité des phénomènes reproduits, et notamment le volet relatif aux eaux claires parasites collectées par le réseau d'assainissement, les écarts sur les valeurs annuelles sont acceptables pour les trois volumes présentés, à la fois pour l'année de calage 2019 et pour l'année de validation 2018. Nous considérons donc que le modèle distribué est apte à reproduire les volumes déversés à l'échelle du réseau d'assainissement et qu'il peut être utilisé pour déterminer l'évolution de ces volumes en situation future.

Tableau 15 : Comparaison entre mesure et simulation avec le modèle distribué pour les bilans des volumes transités et déversés sur le système d'assainissement de Valence pour les années 2018 et 2019.

Année	V total (m ³ /an)	V déversé (m ³ /an)	V déversé Gambetta (m ³ /an)
Mesure 2019	11 689 788	819 172	348 603
Simulation 2019	10 766 353	816 111	359 099
Ecart 2019 (%)	-7,90	-0,37	3,01
Mesure 2018	11 346 920	986 645	404 098
Simulation 2018	11 128 048	941 335	412 567
Ecart 2018 (%)	-1,93	-4,59	2,10

3.1.2 Simulation sur la période 2006-2021

La validation de la méthode globale est un enjeu important et une difficulté majeure de ce travail. Le Chapitre I propose des éléments de validation de la production des séries chronologiques de pluie en croisant les résultats obtenus avec des sorties de modèles climatiques disponibles à des pas de temps différents. Le Chapitre II expose des résultats d'un processus classique de calage et validation de deux modèles hydrologiques. Pour compléter le processus de validation, il semble utile de proposer ici des éléments de validation de la méthode sur les déversements du déversoir Gambetta en matière de volume et de fréquence.

Pour ce faire, nous cherchons à établir si la méthode proposée depuis la production des séries chronologiques de pluie jusqu'à l'impact sur les déversements du DO-Gambetta est conforme à la réalité observée. Pour réaliser

cette comparaison, nous disposons d'une part des enregistrements de débits déversés acquis dans le cadre de l'autosurveillance réglementaire pour le DO-Gambetta entre 2006 et 2021 (soit 16 années). Et d'autre part, nous mettons en œuvre la méthode de production des séries chronologiques de pluie depuis les sorties journalières des modèles climatiques sur la période 2006-2021. Cette méthode est strictement équivalente à celle mise en œuvre pour construire les séries futures 2021-2100. Les séries de pluies 2006-2021 obtenues sont ensuite utilisées en entrée du modèle distribué pour les 5 modèles climatiques DRIAS-2020 considérés. Les distributions des résultats de simulation peuvent ensuite être comparées aux distributions des observations sur la même période.

3.2 Simulation à l'aide du réseau de neurones

3.2.1 Nécessité de modifier le réseau de neurones

Le Chapitre II a montré que les performances d'un modèle pluie/débit de type réseau de neurones peuvent être équivalentes à celles d'un modèle distribué. A l'instar du modèle distribué, le réseau de neurones peut être utilisé en simulation, sous réserve que les données qui lui sont présentées en entrée aient des caractéristiques analogues à celles utilisées lors des phases de calage et de validation. Or ces deux jeux de données ont des structures différentes. Les données de pluie futures ont été traitées sur le point de grille du modèle climatique correspondant à la ville de Valence, ce qui correspond à un unique profil de pluie. Les données utilisées en calage et validation intègrent quant à elles trois pluviographes et donc trois profils pluviométriques. Deux options sont envisageables pour traiter le sujet des simulations futures : la première consiste à construire un fichier d'entrée comportant trois profils, en dupliquant deux fois l'unique profil disponible pour les séries chronologiques futures, et la seconde consiste à modifier le réseau de neurones pour qu'il n'accepte qu'un seul vecteur ou profil de pluie en entrée.

La première option paraît à la fois la plus simple et la plus rigoureuse puisqu'elle n'implique pas de modification sur le réseau de neurones et permet donc d'utiliser exactement le même réseau de neurones que celui utilisé en calage et validation. C'est donc cette méthode qui a d'abord été testée.

La Figure 41 permet de visualiser la description d'un épisode pluvieux dans le fichier utilisé pour les étapes de calage et validation, et dans le fichier utilisé en simulation. Les décalages qui peuvent exister à la fois dans les intensités mais aussi et surtout dans le temps, lorsque l'on prend en considération trois pluviographes, conduisent à un paramétrage du réseau de neurones bien différent de celui que l'on obtient en ne tenant compte que d'un seul profil pluviométrique. Et le fait de dupliquer ce dernier ne résout en aucun cas le problème.

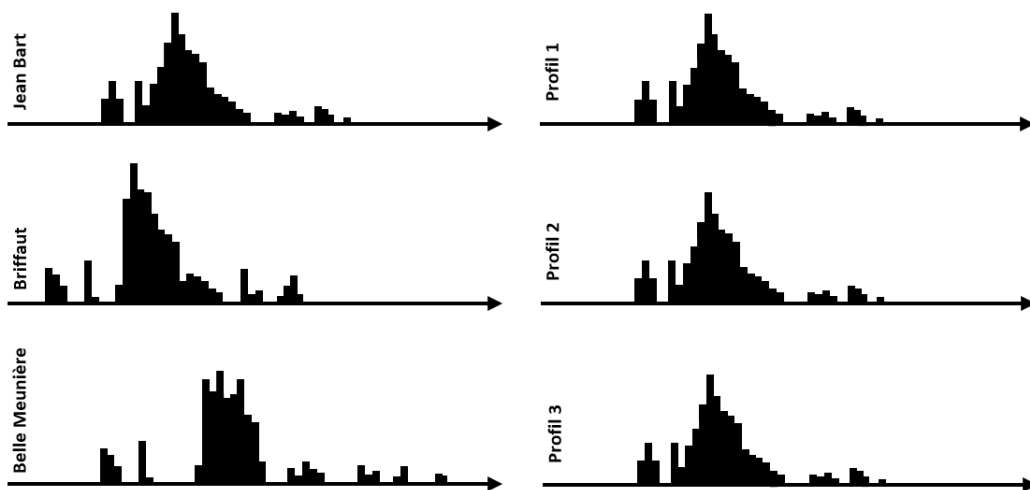


Figure 41 : Schématisation d'un épisode pluvieux utilisé en phase de calage et validation sur les trois vignettes de gauche, et schématisation d'un épisode pluvieux décrit sur trois profils identiques pour la phase de simulation sur les trois vignettes de droite.

Les résultats obtenus sur les pluies futures en dupliquant un unique profil de pluie en entrée du réseau de neurones présentent une forte sous-estimation des volumes annuels déversés par rapport aux volumes annuels déversés en situation actuelle et il apparaît que ces résultats sont incompatibles avec les volumes précipités mis en jeu. Cette sous-estimation est la conséquence directe d'une description différente des épisodes pluvieux pour le calage/validation et pour la simulation future.

Le réseau de neurones sélectionné au Chapitre II ne peut donc pas être retenu pour réaliser les simulations en climat futur. C'est donc l'option qui consiste à modifier le réseau de neurones pour n'utiliser qu'un seul profil qui est retenue. Elle consiste à construire un modèle de structure identique à celle du modèle utilisé en calage et validation, mais alimenté en entrée par les données d'un seul pluviographe (c'est le pluviographe Jean Bart qui a été retenu pour son positionnement). Les étapes de calage et validation sont répétées pour s'assurer que ce nouveau modèle réagit correctement, et c'est ensuite ce modèle qui est utilisé en simulation sur la période future.

En résumé, la méthode appliquée se décline donc en quatre phases :

- Validation de la capacité d'un réseau de neurones à reproduire des débits déversés lorsqu'il est alimenté par plusieurs profils pluviométriques, soit la meilleure donnée disponible sur le site
- Construction d'un réseau de neurones de même structure alimenté par un seul profil pluviométrique
- Vérification des résultats fournis par ce second réseau de neurones sur des données observées
- Utilisation du réseau de neurones construit, testé, et validé en simulation

3.2.2 Réseau de neurones modifié

Pour être homogène avec les résultats présentés au Chapitre II, la configuration retenue pour le réseau comporte 10 neurones dans la couche cachée. La valeur de 6 pas de temps pour le retard est elle aussi conservée. L'opération de calage et validation du réseau de neurones a ensuite été menée sur les années 2019 et 2018 avec en entrée la pluviométrie enregistrée au poste Jean Bart. Il ne s'agit pas ici de comparer à proprement parler les résultats du modèle aux mesures pour évaluer ses performances. En effet, le fait de ne prendre en considération

en entrée que les données d'un seul pluviographe implique une approximation sur la description du champ pluviométrique et induit donc une approximation sur la sortie, le débit déversé au niveau du DO Gambetta. Néanmoins il convient de s'assurer que la nouvelle configuration produit des résultats du même ordre de grandeur que ceux obtenus en tenant compte de l'ensemble des données de pluie disponibles.

L'exercice a donc été répété 30 fois de manière à pouvoir choisir le réseau le plus performant. Sur les 30 répétitions, seules 15 présentent un écart en volume inférieur ou égal à 15% sur l'année de validation 2018. En ce qui concerne le NSE, seule une simulation présente un NSE supérieur à 0.75 (on compte néanmoins 15 simulations avec un NSE supérieur à 0.7). La simulation retenue est celle qui reproduit le mieux les 17 épisodes de déversement les plus importants sur l'année de validation 2018. Les résultats sont présentés dans le Tableau 16. La lecture du tableau met en évidence des résultats fortement dégradés par rapport à ceux du réseau retenu au Chapitre II.

Tableau 16 : performances du réseau de neurones retenu sur les 17 épisodes de déversement de l'année 2018, représentant 75% du volume déversé par le DO Gambetta. Les valeurs des écarts en pourcentage pour le volume et le débit de pointe, ainsi que le NSE apparaissent en vert lorsque le critère de performance requis est satisfait et en rouge dans le cas contraire.

		Vol. déversé mesuré (m3)	Vol déversé simulé (m3)	Ecart (%)	Débit de pointe mesuré (m3/s)	Débit de pointe simulé (m3/s)	Ecart (%)	NSE
Episodes principaux de la période de validation (75% du volume total déversé)	26/01/2018	32766	27268	-17	2,30	1,57	-32	0,52
	15/03/2018	20272	14943	-26	2,70	1,87	-31	0,81
	30/03/2018	24305	21711	-11	2,22	1,95	-12	0,77
	10/04/2018	14726	12613	-14	2,95	2,10	-29	0,93
	13/05/2018	10301	6482	-37	0,57	0,40	-30	0,36
	28/05/2018	11808	9043	-23	2,81	1,48	-47	0,74
	15/07/2018	7469	4091	-45	2,14	1,32	-38	0,50
	13/08/2018	7312	7073	-3	1,35	1,03	-24	0,24
	07/10/2018	14565	16260	12	1,69	1,55	-8	0,91
	29/10/2018	32877	16775	-49	1,62	0,78	-52	-0,06
	01/11/2018	15256	10771	-29	1,72	1,09	-37	0,69
	06/11/2018	31656	29947	-5	2,93	2,30	-22	0,89
	07/11/2018	10466	11757	12	1,90	1,83	-3	0,82
	21/11/2018	20356	17688	-13	2,15	1,99	-8	0,71
	23/11/2018	33699	38670	15	2,50	2,38	-5	0,73
	25/11/2018	7493	6116	-18	1,49	1,23	-18	0,84
	19/12/2018	8012	6973	-13	1,41	1,20	-15	0,86

La Figure 42 présente sur l'ensemble de l'année 2018, soit l'année de validation, les volumes journaliers déversés produits par le réseau avec 3 entrées de pluie en fonction des volumes journaliers déversés produits par le réseau avec 1 seule entrée de pluie. La droite de régression et son intervalle de confiance à 95% ont été représentés ainsi que son équation et le coefficient de corrélation correspondant.

La première bissectrice ainsi que les droites représentant un écart de +/- 20% par rapport à la première bissectrice ont aussi été matérialisées sur le graphique. La lecture du graphique met en évidence un coefficient directeur de la droite régression très proche de 1 et un R^2 , lui aussi très proche de 1. La première bissectrice est incluse dans l'intervalle de confiance à 95% de la droite de régression. Ces éléments attestent de la proximité des résultats des deux modèles. Pour tous les épisodes de déversement, excepté un, mettant en jeu des volumes

importants (supérieurs à 10 000 m³/j), l'écart entre les deux modèles est inférieur à 20%. Pour les épisodes de déversement qui concernent des volumes plus modestes (inférieurs à 10 000 m³/j), le nombre d'épisodes présentant un écart en volume important entre les deux modèles est plus élevé. Les épisodes qui présentent les écarts relatifs les plus importants concernent des volumes déversés inférieurs à 5 000 m³/j. Les épisodes pluvieux de relativement faible hauteur, qui sont à l'origine de volumes déversés réduits, sont souvent ceux pour lesquels la précision est la moins bonne.

L'hypothèse d'homogénéité de la pluie formulée en considérant un réseau de neurones avec une seule entrée de pluie a un impact très élevé sur les résultats obtenus pour les volumes déversés les plus faibles.

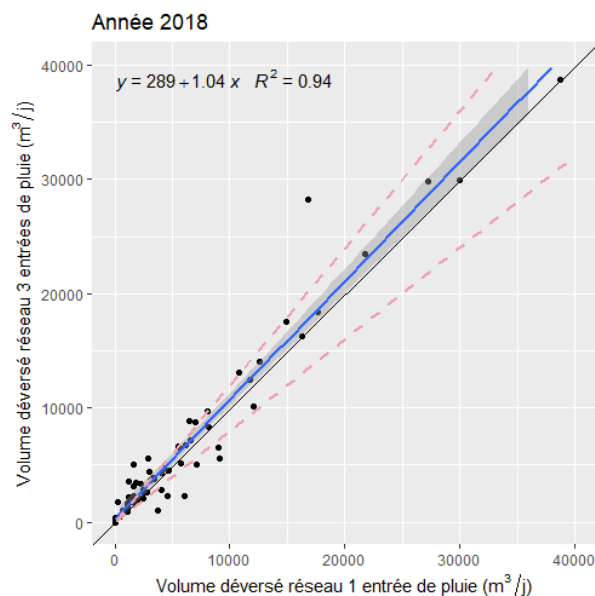


Figure 42 : Volumes journaliers déversés avec le réseau de neurones prenant 3 entrées de pluie en fonction des volumes journaliers déversés avec le réseau de neurones prenant une unique entrée de pluie, sur l'année de validation (2018). La première bissectrice est matérialisée en noir et l'enveloppe de variation à +/- 20% par rapport à la première bissectrice est matérialisé en pointillés roses. L'équation de la régression linéaire représentée en bleu ainsi que le R² sont reportés sur le graphique.

Il est évident que l'on ne peut pas prétendre reproduire avec la meilleure précision possible une sortie mesurée si des approximations sont appliquées aux données d'entrée. La baisse de performance entre le premier modèle construit pour valider la méthode et le second construit pour faire des prédictions est liée à la dégradation de la précision du jeu de données d'entrée. Le résultat produit par ce second modèle correspond donc au débit qui aurait été déversé si la pluie avait été homogène sur l'ensemble du bassin versant et égale à celle mesurée au pluviographe Jean Bart sur les périodes de calage et validation (2019 et 2018). Les résultats obtenus montrent néanmoins une bonne correspondance entre les résultats obtenus avec chacun des deux modèles, notamment sur les épisodes de déversement de volume supérieur à 5 000 m³/j. Ces résultats nous permettent de conclure que le modèle obtenu est apte à reproduire les débits déversés au DO Gambetta de manière satisfaisante étant donné les hypothèses considérées. Ce modèle peut donc être utilisé pour prédire les débits déversés sur ce même DO en situation future.

On notera que le sujet de la description spatiale du champ pluviométrique n'est pas spécifique au réseau de neurones, il est impactant de la même manière pour le modèle distribué. La différence entre les deux types de

modèle est d'ordre pratique puisque que le changement de la structure des entrées nécessite de reconstruire complètement le réseau de neurones contrairement au modèle distribué pour lequel aucune modification n'est requise.

4 Résultats : évolution des déversements en période future

4.1 Résultats du modèle distribué en période future

4.1.1 Evolution du volume déversé et du nombre de déversements

Les séries chronologiques de pluies futures produites à partir des cinq modèles climatiques sélectionnés sont utilisées en entrée du modèle distribué pour générer les débits déversés au niveau du DO Gambetta. Les hydrogrammes sont produits au pas de temps 5 minutes entre 2021 et 2100, et sont ensuite agrégés pour produire des volumes déversés annuellement. Deux types d'analyses graphiques des données sont proposés : une analyse des volumes annuels déversés en moyenne mobile continue sur une période de 30 ans et des diagrammes de distribution sous forme de boîte à moustaches sur des périodes de 20 ans.

4.1.1.1 Représentation brute des volumes déversés

L'une des principales causes de variation interannuelle dans les sorties des modèles climatiques est la variabilité interne du climat. Cette variabilité interne fait référence à un ensemble de processus internes naturels conduisant à une alternance d'années sèches et humides ainsi que d'années chaudes et froides (Deser et al., 2012 ; Ribes et al., 2020). Ces alternances d'années plus ou moins humides entraînent des volumes déversés annuels très variables qui masquent d'éventuelles tendances à long terme. La Figure 43 présente à titre d'exemple et pour illustrer ce point, les volumes déversés annuels et le nombre de déversements annuels sur la période historique grâce à la simulation des déversements à l'aide de la série chronologique de pluie mesurée à la station de Valence Chabeuil, ainsi que sur la période future pour la série chronologique de pluie générée à partir des sorties de CNRM/ALADIN.

Le premier constat que l'on peut poser est que les ordres de grandeur entre les périodes historique et future sont respectés aussi bien pour les volumes que pour le nombre de déversements, ce qui renforce le niveau de confiance dans les résultats de simulation en période future.

Le second constat est que les variations interannuelles sont très importantes, mettant en évidence le caractère chaotique de la série chronologique en lien avec la variabilité interne du climat. Il n'est ici pas possible de déterminer une tendance d'évolution de manière fiable ni pour le paramètre volume déversé ni pour le nombre de déversements. Pour pallier cela, un lissage est appliqué aux volumes annuels déversés. Il consiste à calculer une moyenne mobile centrée sur 30 ans, période sur laquelle les normales climatiques sont traditionnellement définies (voir aussi : <https://www.ncdc.noaa.gov/news/defining-climate-normals-new-ways>).

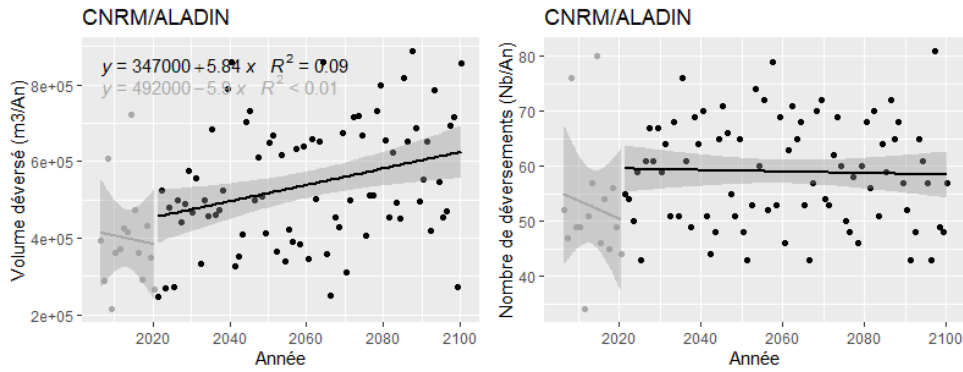
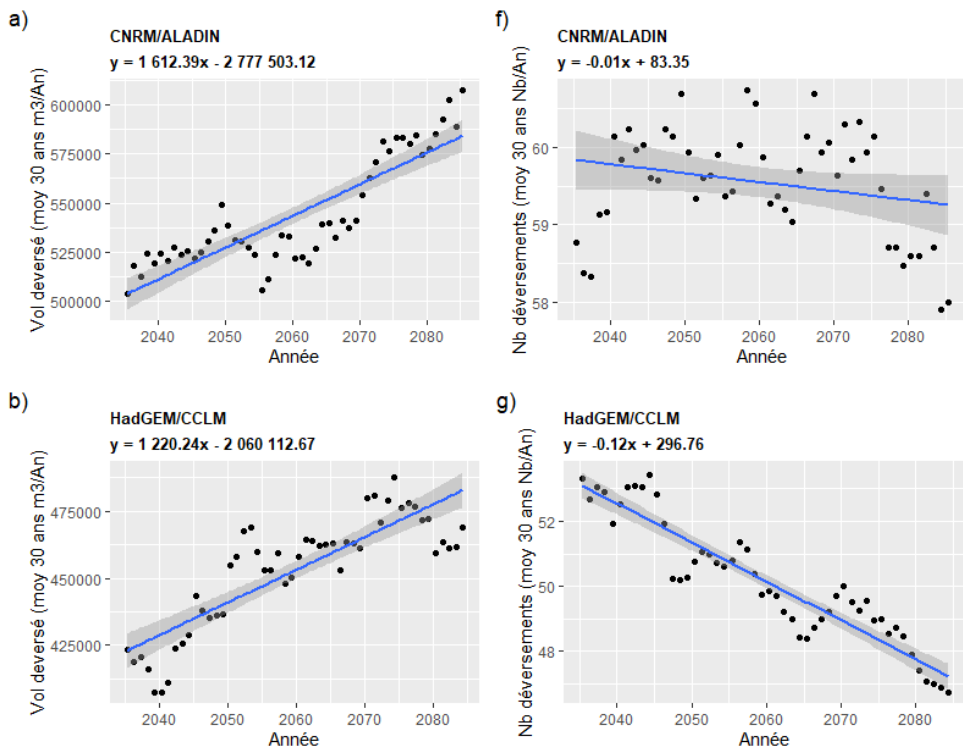


Figure 43 : volumes annuels déversés simulés par le modèle distribué au déversoir Gambetta (graphique de gauche), et nombre annuel de déversements (graphique de droite) pour le couple CNRM/ALADIN. La série de données représentée en gris correspond à la simulation de la période historique réalisée à l'aide des enregistrements de pluie de la station de Valence-Chabeuil, et la série de données représentée en noir correspond aux simulations futures.

4.1.1.2 Représentation selon les moyennes mobiles 30 ans

La Figure 44 présente les résultats sur les volumes et les fréquences futures de déversements en moyennes mobiles sur 30 ans pour chacun des 5 couples de modèles climatiques utilisés en entrée du modèle hydrologique. Elle met en évidence une tendance à l'augmentation des volumes déversés pour tous les modèles climatiques sélectionnés (colonne de gauche). En revanche, il n'y a pas de consensus quant à l'évolution du nombre annuel de déversements, car trois modèles montrent une tendance à la baisse et les deux autres une tendance à la hausse (colonne de droite).



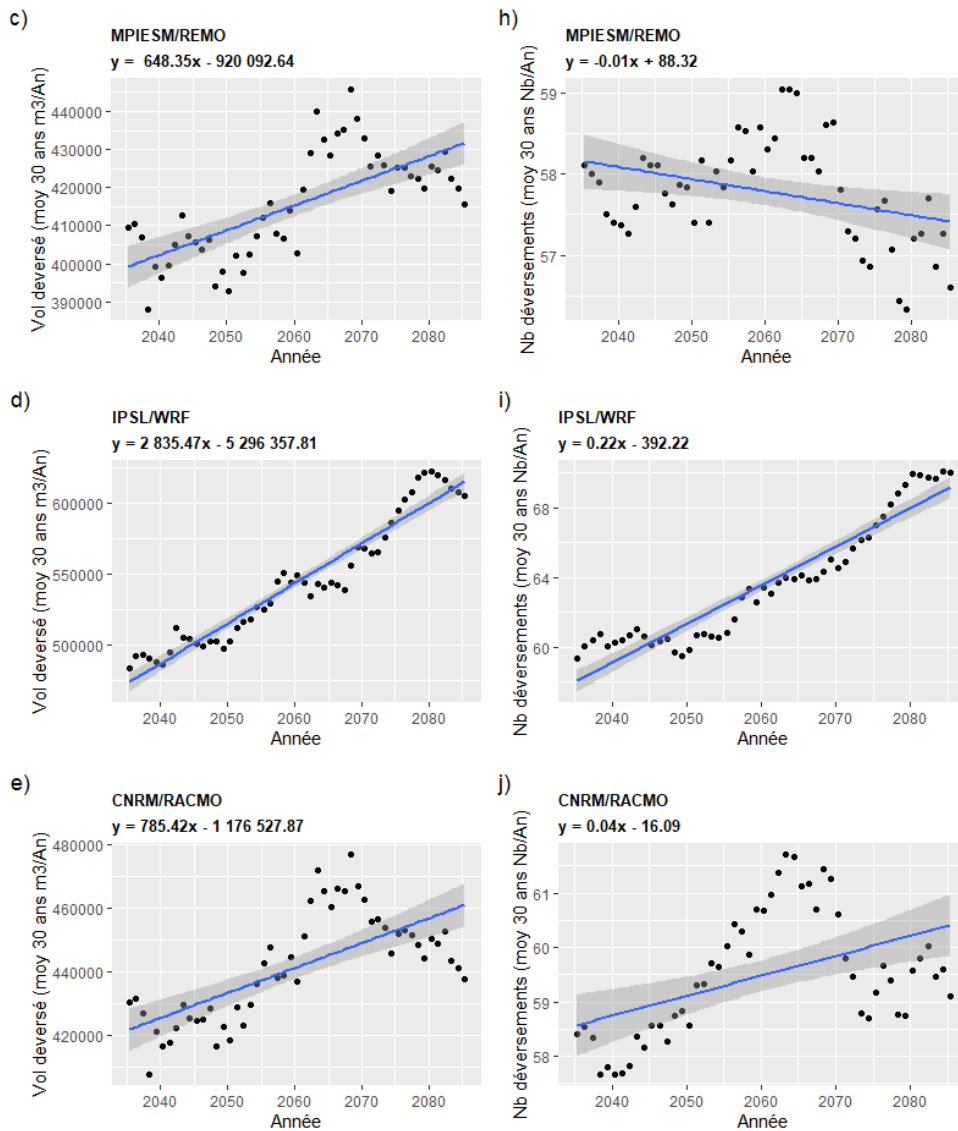


Figure 44 : Moyenne mobile sur 30 ans des volumes annuels déversés au DO Gambetta (a) à e)), et nombre d'épisodes de déversement (f) à j)) pour chaque paire de modèles climatiques considérés (CNRM/ALADIN a) et f), HadGEM/CCLM b) et g), MPIESM/REMO c) et h), IPSL/WRF d) et i), CNRM/RACMO e) et j)). La droite de régression et son intervalle de confiance à 95% sont représentés sur chaque graphique.

Les tendances chiffrées sont présentées dans le Tableau 17. Les volumes déversés annuels augmentent de manière significative sur la période 2021-2100 avec des valeurs allant de 13 % à 52 % selon le couple GCM/RCM considéré. En ce qui concerne le nombre annuel de déversements, l'évolution n'est significative que pour trois modèles climatiques, avec une tendance à la hausse pour IPSL/WRF et CNRM/RACMO, et une tendance à la baisse pour HadGEM/CCLM. Ces résultats sont bien représentés par la moyenne multi-modèle qui met en évidence une augmentation franche du volume annuel déversé de 26%, et une tendance légère à la hausse du nombre annuel de déversements.

Tableau 17 : Évolution des volumes déversés et des nombres annuels de déversements pour chaque modèle. La p-value du modèle de régression linéaire est spécifiée dans chaque cas. Nous considérons le coefficient directeur de la droite de régression comme non-nul lorsque la p-value est inférieure à 0,01.

Modèle climatique	Pourcentage d'évolution sur la période 2021-2100			
	Volume annuel	p-value (modèle linéaire)	Nb déversements annuel	p-value (modèle linéaire)
CNRM-ALADIN	+26%	8.04e-16	-	8.60e-02
HadGEM-CCLM	+24%	1.45e-14	-17%	2.20e-16
MPIESM-REMO	+13%	9.93e-09	-	1.37e-02
IPSL-WRF	+52%	2.20e-16	+33%	2.20e-16
CNRM-RACMO	+15%	1.64e-08	+5%	4.03e-04
Moyenne multi-modèles	+26%	-	+7%	-

4.1.1.3 Représentation de la dispersion des résultats : boîtes à moustaches 20 ans

Pour compléter l'analyse et accéder aux informations de caractérisation des épisodes de déversement, les distributions des débits déversés sont représentées sous forme de boîtes à moustaches pour chaque modèle climatique considéré sur quatre périodes de 20 ans, de 2021 à 2100. Les Figure 45 et Figure 46 présentent respectivement les boîtes à moustaches pour les débits annuels et les nombres de déversements. Les observations historiques de 2006 à 2021 sont également représentées (en rouge). Afin de confronter les résultats de simulation aux observations, les volumes annuels déversés simulés sur la période historique à partir des fichiers de pluies construits à l'aide des modèles climatiques retenus sont également présentés (en rose). On rappelle que ces derniers résultats ont été obtenus en appliquant les étapes de descente d'échelle et de désagrégation temporelle aux sorties des 5 modèles climatiques, sur la période 2006-2021.

Il semble important de préciser ici en préambule que les comparaisons directes entre les simulations et les mesures (boîtes respectivement roses et rouges) doivent être conduites avec prudence. En effet, les observations sont la conséquence en débit déversé de champs de précipitations réels sur le bassin versant, avec toute l'hétérogénéité liée aux événements réels, alors que les résultats de simulation sont calculés en supposant un champ de précipitations homogène sur l'ensemble du bassin versant. Un autre aspect important à considérer est la durée de la période historique. Seize ans est une durée probablement trop courte pour s'affranchir de la variabilité interne du climat et de son impact sur les résultats de simulation. Il n'y a donc pas de raison objective pour que la distribution des pluies simulées sur les 16 années retenues soit strictement équivalente aux observations.

Une fois ces points d'attention formulés, il apparaît à la lecture de la Figure 45 que les valeurs de simulation médianes sur la période historique sont assez similaires à la valeur médiane observée, à l'exception du modèle IPSL/WRF qui montre une valeur médiane plus élevée. La répartition entre le premier et le troisième quartile est étalée pour tous les modèles, dans une moindre mesure pour CNRM/ALADIN, MPIESM/REMO et IPSL/WRF, et plus largement pour les deux autres modèles. Si nous considérons le 5^{ème} centile, les valeurs obtenues avec tous les modèles sont cohérentes avec les observations. Le 95^{ème} centile est lui plus élevé que les observations pour toutes les simulations, mais la différence reste faible si l'on tient compte des valeurs hors distribution (outliers), en particulier pour les mesures. Les différences dans les distributions selon les modèles reflètent l'incertitude associée à la modélisation climatique et nous amènent à considérer les résultats de l'agrégation multi-modèles (boîtes à moustaches vertes). La distribution est plus large que les observations, mais nous la considérons néanmoins comme représentative des champs de précipitations réels car l'hypothèse forte d'homogénéité des précipitations simulées conduit à surestimer les volumes déversés.

En termes d'évolution sur la période 2021-2100, pour certains modèles, la distribution a tendance à s'étaler et à se déplacer vers des valeurs plus élevées au fil du temps (CNRM/ALADIN et IPSL/WRF), tandis que pour d'autres modèles, la distribution a tendance à s'aplatir (HadGEM/CCLM et CNRM/RACMO) avec le temps. Les résultats obtenus avec les différents modèles climatiques présentent de fortes disparités. De manière générale, les volumes annuels médians ont tendance à augmenter, à l'exception des résultats des simulations MPIESM/REMO et CNRM/RACMO sur la période 2081-2100. La distribution multi-modèles (verte) montre une tendance à la hausse : +12% pour la médiane entre 2021-2040 et 2081-2100 (passant de 440 689 m³/an à 493 755 m³/an), +27% pour la valeur du 1^{er} quartile (passant de 327 246 m³/an à 415 929 m³/an) et +30% pour la valeur du 3^{ème} quartile (passant de 520 287 m³/an à 676 560 m³/an). Cela confirme l'analyse précédente, mise en évidence à la Figure 44, de la tendance à la hausse des volumes annuels déversés.

La Figure 46 présente les résultats en termes de nombre de déversements. Comme dans le cas des volumes déversés, la comparaison entre les résultats des modèles et les mesures est représentée par des boîtes à moustaches roses et rouges. Nous observons un décalage du nombre annuel de déversements par rapport aux mesures pour tous les modèles climatiques pris en compte. Si nous comparons les modèles entre eux, nous constatons une certaine homogénéité avec des valeurs médianes comprises entre 55 et 58 déversements par an, ainsi que des étendues de distributions comparables pour tous les modèles. Ici encore, l'hypothèse selon laquelle le champ de précipitations est homogène conduit à cette surestimation du nombre annuel de déversements. L'évolution des distributions dans le temps ne révèle pas réellement de tendance. Le modèle IPSL/WRF montre une tendance à la hausse tant pour la médiane que pour les quartiles, tandis que le modèle HadGEM/CCLM montre une tendance à la baisse. Les trois autres modèles ne montrent pas de tendance particulière.

La mise en évidence, de l'augmentation des volumes annuels totaux déversés d'une part, et de l'absence d'évolution claire des fréquences de déversement d'autre part, suggère que le volume par épisode de déversement aura probablement tendance à augmenter à l'avenir.

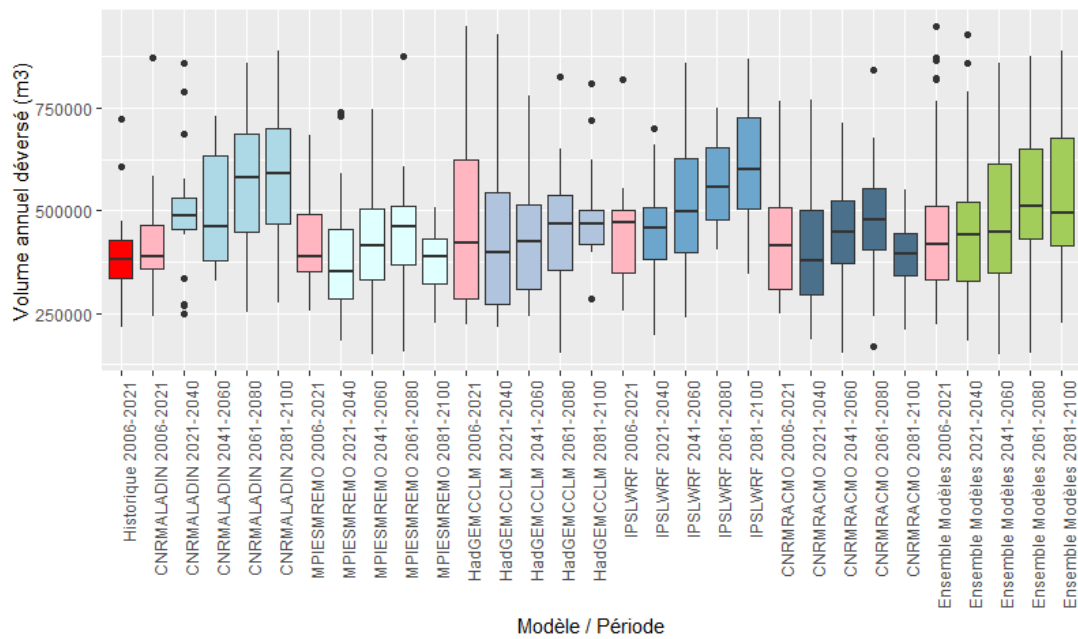


Figure 45 : Distribution des volumes annuels déversés au déversoir Gambetta par périodes de 20 ans. Rouge : volumes annuels historiques observés (2006 à 2021). Rose : volumes annuels simulés sur la période historique. Bleu : volumes simulés à partir des cinq modèles climatiques en situation future et par périodes de 20 ans. Vert : agrégation multi-modèle pour chaque période de 20 ans.

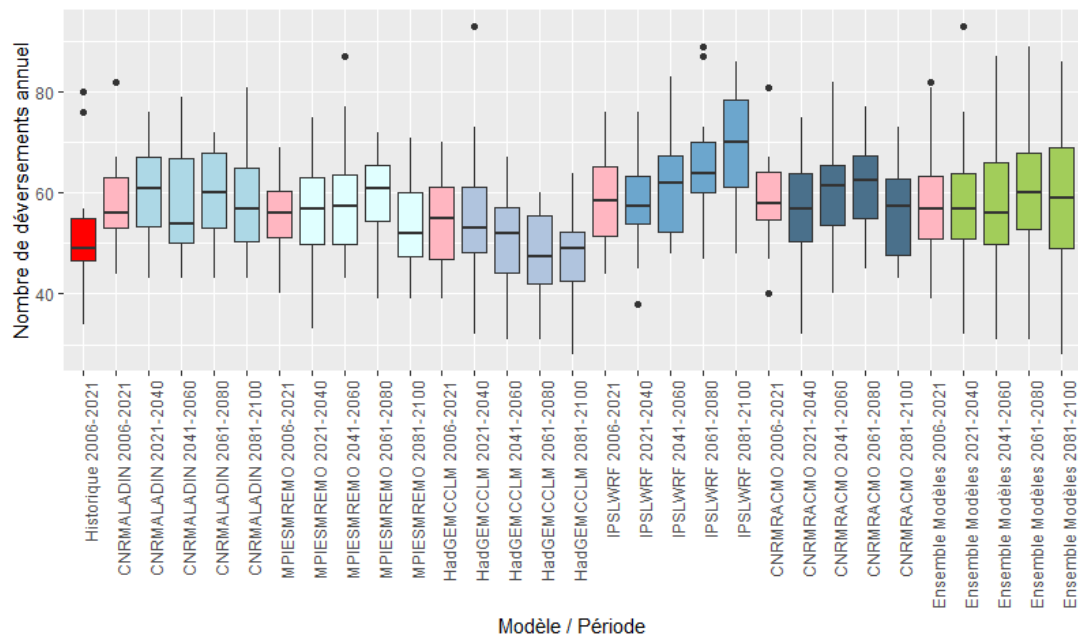


Figure 46 : Distribution des nombres de déversements annuels au déversoir Gambetta par périodes de 20 ans. Rouge : nombre de déversements annuels historiques observés (2006 à 2021). Rose : nombre de déversements annuels simulés sur la période historique. Bleu : nombre de déversements simulés à partir des cinq modèles climatiques en situation future et par périodes de 20 ans. Vert : agrégation multi-modèle pour chaque période de 20 ans.

4.1.2 Impact sur la conformité réglementaire

L'état de la conformité du système d'assainissement vis-à-vis de la réglementation est un sujet crucial pour les collectivités. Outre la préservation des personnes et des biens et la maîtrise de l'impact des systèmes sur les milieux récepteurs, la conformité a des conséquences financières. Dans le mode de fonctionnement français, un système d'assainissement conforme donne droit au versement par les Agences de l'Eau d'une « prime à l'épuration » dont le montant est calculé à partir des quantités de pollution éliminées et du respect des critères de performance du système. A l'inverse un système non conforme peut entraîner la diminution voire la suppression de cette prime. Si cette non-conformité devient récurrente, les services de police de l'eau peuvent aller jusqu'à imposer au maître d'ouvrage, par mise en demeure, la réalisation de travaux visant à restaurer la conformité.

La conformité réglementaire du système d'assainissement est donc un enjeu de premier ordre pour les maîtres d'ouvrage. Dans ce cadre, il cherche à s'assurer que les décisions prises aujourd'hui, en termes de stratégie d'urbanisation et de construction d'infrastructures, sont compatibles avec un maintien, voire une amélioration de la conformité du système. La durée de vie d'un ouvrage de génie civil en assainissement étant de l'ordre d'une cinquantaine d'années, la question de savoir si l'ouvrage dimensionné aujourd'hui maintiendra son niveau de service dans les cinq décennies à venir est donc de première importance étant donné le poids financier de ce type d'investissement.

La conformité est évaluée chaque année par les services de police de l'eau. Le critère d'évaluation de la conformité le plus communément retenu par les collectivités est le critère volume, à savoir le rapport entre le volume total déversé annuellement sur l'ensemble des points de déversement en réseau et le volume total annuel produit par l'agglomération d'assainissement. Un système conforme est un système pour lequel ce rapport est inférieur à 5%. Ce critère était celui qui s'appliquait pour le calcul de la conformité du système d'assainissement de Valence lorsque ce travail a débuté. L'évolution du rapport volume déversé / volume total produit par l'agglomération d'assainissement, en distribution par périodes de 20 ans est présentée en Figure 47 pour la période 2021-2100 et pour chacun des cinq modèles climatiques exploités dans ce travail.

La variation du pourcentage des volumes déversés pour l'ensemble du système d'assainissement est assez similaire à l'évolution des volumes déversés au niveau du déversoir Gambetta. La première boîte à moustaches, représentée en rouge, montre la distribution des déversements observée sur la période 2017-2021. Seules ces cinq années ont été retenues dans le cadre des observations car elles correspondent à la période sur laquelle l'ensemble des déversoirs d'orage soumis réglementairement à autosurveillance ont été instrumentés. Avant 2017, certains ouvrages n'étaient pas suivis et inclure les données d'autosurveillance avant cette date ne permettait pas de garantir l'homogénéité sur la série de données. Cette première boîte à moustache rend compte d'un système souvent non conforme, avec un ratio médian annuel de volume déversé d'environ 7%.

En période future, les distributions des résultats par périodes de 20 ans produites avec chaque modèle indiquent une tendance croissante des valeurs médianes, du premier quartile et du troisième quartile. La tendance est la même que celle observée pour le déversoir Gambetta. L'agrégation multi-modèle présente des valeurs médianes de l'ordre de 10% à partir de la période 2061-2080, et un troisième quartile qui s'établit aux environs de 13% sur l'horizon 2081-2100. Si la conformité du système d'assainissement de Valence basée sur le critère volume n'est pas systématique aujourd'hui, les non-conformités risquent d'être encore plus fréquentes dans l'avenir.

La collectivité a fait le choix en 2020, en accord avec les services de police de l'eau, de retenir le critère d'évaluation de la conformité basé sur les charges de pollution rejetées au milieu récepteur. Ce critère est plus favorable dans le sens où il aboutit à un jugement conforme plus fréquemment, et il permet à la collectivité d'envisager l'évaluation annuelle de la conformité de son système de manière plus sereine. A souligner que cette approche, centrée sur la pollution rejetée au milieu, présente un intérêt certain en matière d'évaluation de l'impact sur l'environnement. En revanche, elle présente des difficultés de mise en œuvre plus importantes que la simple mesure des volumes déversés. En outre, ce critère n'est pas pris en compte dans l'approche développée ici.

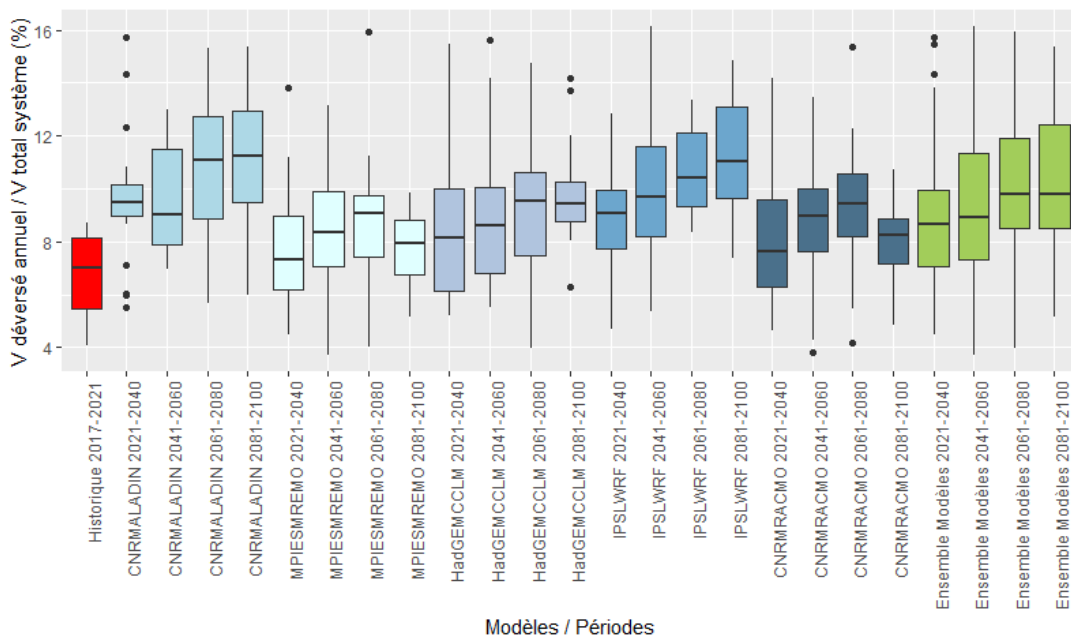


Figure 47 : Distribution du volume annuel déversé sur le réseau par rapport au volume total produit par le système d'assainissement par périodes de 20 ans. Rouge : proportion du volume annuel déversé historique observé (2017 à 2021). Bleu : proportion du volume déversé simulé à partir des cinq modèles climatiques en situation future. Vert : agrégation multi-modèle pour chaque période de 20 ans.

4.2 Comparaison des résultats du modèle distribué et du réseau de neurones en période future

Le Chapitre II a permis de montrer que les performances d'un modèle pluie/débit de type réseau de neurones peuvent être équivalentes à celles d'un modèle conceptuel distribué. Cependant, ce constat ne garantit pas des performances équivalentes en situation future. En effet, les modèles présentent de manière générale de bonnes capacités d'interpolation, mais des capacités d'extrapolation limitées. Ce constat est valable pour le réseau de neurones qui construit son apprentissage dans les limites des données qui lui sont fournies pour le réaliser. Il est aussi valable pour un modèle conceptuel pour lequel les paramètres de calage, permettant de produire le ruissellement par exemple, sont ajustés en fonction des intensités disponibles dans le jeu de données de calage et de validation. On considère ici cependant que les formulations associées aux phénomènes pour les modèles conceptuels présentent certaines capacités d'extrapolation. Le calcul du lag-time de Desbordes par exemple est une fonction puissance positive de la durée de la période intense de pluie, et une fonction puissance négative de la hauteur précipitée sur cette période intense (Desbordes, 1987). Cela s'applique aux pluies utilisées dans le cadre du calage et de la validation comme à celles qui présentent des caractéristiques hors de cette gamme. Pour cette raison, les résultats obtenus à l'aide du modèle distribué sont considérés ici comme la référence. Les épisodes de pluie futurs obtenus à partir des modèles climatiques présentent des épisodes pluvieux dont les caractéristiques diffèrent de celles des épisodes historiques utilisés en calage. L'enjeu est ici de déterminer si la réponse hydrologique du réseau de neurones à ces épisodes est conforme à la réponse du modèle distribué. En d'autres termes, il s'agit d'évaluer la capacité d'extrapolation du réseau de neurones.

4.2.1 Comparaison en volume des résultats des deux modèles

Le Tableau 18 propose une comparaison des évolutions des débits déversés pour chaque modèle climatique considéré et pour les deux modèles pluie/débit utilisés. Les ordres de grandeur d'évolution fournis par les deux modèles pluie/débit pour les modèles climatiques MPIESM-REMO, IPSL-WRF et CNRM-RACMO sont comparables. Ils sont par contre très différents pour CNRM-ALADIN et HadGEM-CCLM. La moyenne multi-modèle donne une évolution réduite de moitié en pourcentage pour le réseau de neurones par rapport au modèle distribué. La conclusion qui peut être formulée à ce stade est que les résultats du réseau de neurones comparé au modèle distribué sont très hétérogènes. Un réseau de neurones peut produire tout à la fois des résultats très proches ou très éloignés de ceux d'un modèle distribué. Si la tendance de l'approche multi-modèle reste à la hausse dans les deux cas, l'ampleur de cette hausse est significativement différente suivant l'approche de modélisation retenue.

Tableau 18 : Comparaison des évolutions en pourcentage des volumes déversés pour les deux modèles pluie/débit et pour chaque modèle climatique considéré.

Modèle	Pourcentage d'évolution sur la période 2021-2100	
	Modèle distribué	Réseau de neurones
CNRM-ALADIN	+26%	+5%
HadGEM-CCLM	+24%	-4%
MPIESM-REMO	+13%	+17%
IPSL-WRF	+52%	+32%
CNRM-RACMO	+15%	+11%
Moyenne multi-modèles	+26%	+12%

La question se pose donc de déterminer l'origine de cette sous-estimation des volumes déversés par le réseau de neurones alors même que pour ce modèle, le niveau de précision requis pour un modèle pluie/débit est atteint lors des étapes de calage et de validation. La Figure 48 présente pour les années 2021 à 2100 le volume annuel déversé avec le réseau de neurones en fonction du volume déversé avec le modèle distribué. Le coefficient directeur de la droite de régression traduit bien pour tous les modèles climatiques la tendance à la sous-estimation des volumes déversés par le réseau de neurones. De manière générale, la majorité du nuage de points se situe entre les pointillés roses, rendant compte du fait que les écarts entre les volumes annuels issus des deux modèles sont inférieurs à 20% en valeur absolue. Pour CNRM-RACMO et MPIESM-REMO, le nombre d'années pour lesquelles l'écart est supérieur à 20% est faible, il est plus important pour les trois autres modèles. Pour tous les modèles climatiques excepté HadGEM-CCLM, les années pour lesquelles les écarts sont les plus importants sont parmi les années qui enregistrent les volumes déversés simulés par le modèle distribué les plus importants (supérieur à 650 000 m³/an). Ces années sont celles qui enregistrent les épisodes les plus intenses à l'origine de volumes déversés très importants. Ce constat est conforme avec l'hypothèse formulée concernant les capacités d'extrapolation du réseau de neurones. Celui-ci sous-estime fortement les volumes générés par des pluies d'une intensité supérieure à celles présentes dans le jeu de données de calage et de validation.

L'hypothèse qui consisterait à dire que si les pluies du futur vont varier par rapport à la situation actuelle mais dans des proportions suffisamment faibles pour qu'un réseau de neurones puisse fonctionner n'est donc pas valable dans tous les cas. On notera tout de même la bonne capacité du réseau de neurones à reproduire les tendances pour trois des quatre modèles climatiques utilisés.

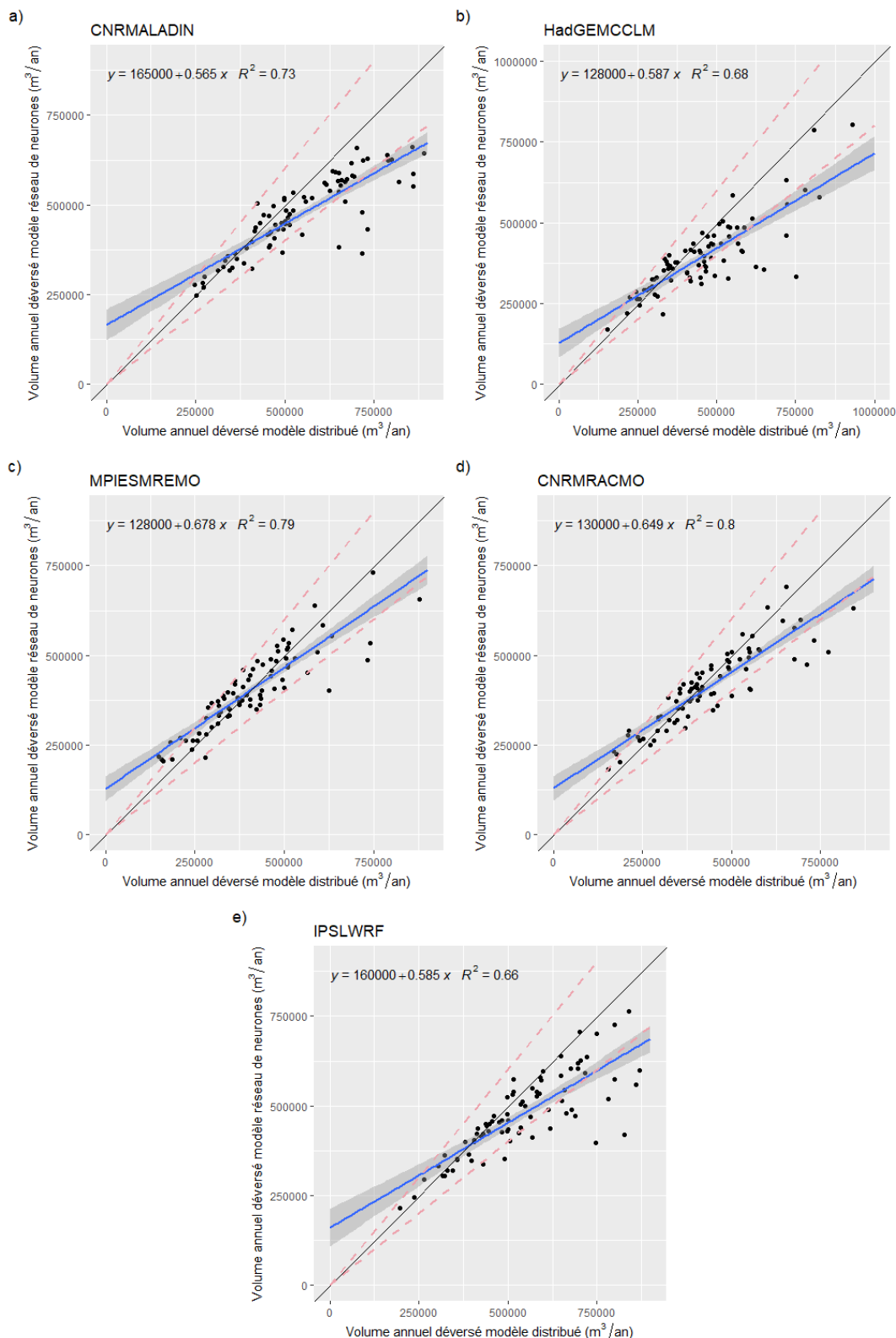


Figure 48 : Volume annuel déversé par le réseau de neurones en fonction du volume annuel déversé par le modèle distribué pour la période 2021-2100 pour chaque modèle climatique. Les droites de régression sont matérialisées sur chaque graphique ainsi que l'enveloppe à +/- 20% du coefficient directeur de la première bissectrice (pointillés roses).

4.2.2 Représentation selon les moyennes mobiles 30 ans

La Figure 49 présente une comparaison en moyenne mobile sur 30 ans des volumes annuels déversés au niveau du déversoir Gambetta pour les deux modèles pluie/débits. Si les résultats obtenus à l'aide du modèle distribué présentent un consensus quant à la hausse des volumes déversés, le réseau de neurones présente une tendance moins nette. Tout d'abord, pour tous les modèles considérés, le réseau de neurones sous-estime les volumes déversés (jusqu'à environ 18% en vignette a) mais avec des niveaux variables suivant les modèles et la période considérée). A noter que cette sous-estimation est moindre pour la vignette c). Ces éléments sont conformes aux observations formulées au paragraphe précédent.

En matière d'évolution pour le réseau de neurones, les vignettes c), d) et e) présentent des tendances très similaires à celles obtenues avec le modèle distribué. Les droites de régression sont très proches pour la vignette c), pratiquement parallèles pour la vignette d) et relativement semblables pour la vignette e), bien que la pente de la régression soit légèrement moins marquée dans le cas du réseau de neurones. Les vignettes a) et b) présentent des évolutions différentes des volumes déversés selon le modèle pluie/débit considéré. Pour la vignette a), le réseau de neurones prédit une évolution à la hausse sensiblement plus faible que celle prédite par le modèle distribué. Pour la vignette b), le réseau de neurones prédit une baisse des volumes déversés à l'inverse du modèle distribué. Ce résultat, partiellement divergeant entre les deux modèles, pose question quant à la capacité du réseau de neurones à constituer une alternative acceptable au modèle distribué pour quantifier l'impact des pluies futures sur les déversements.

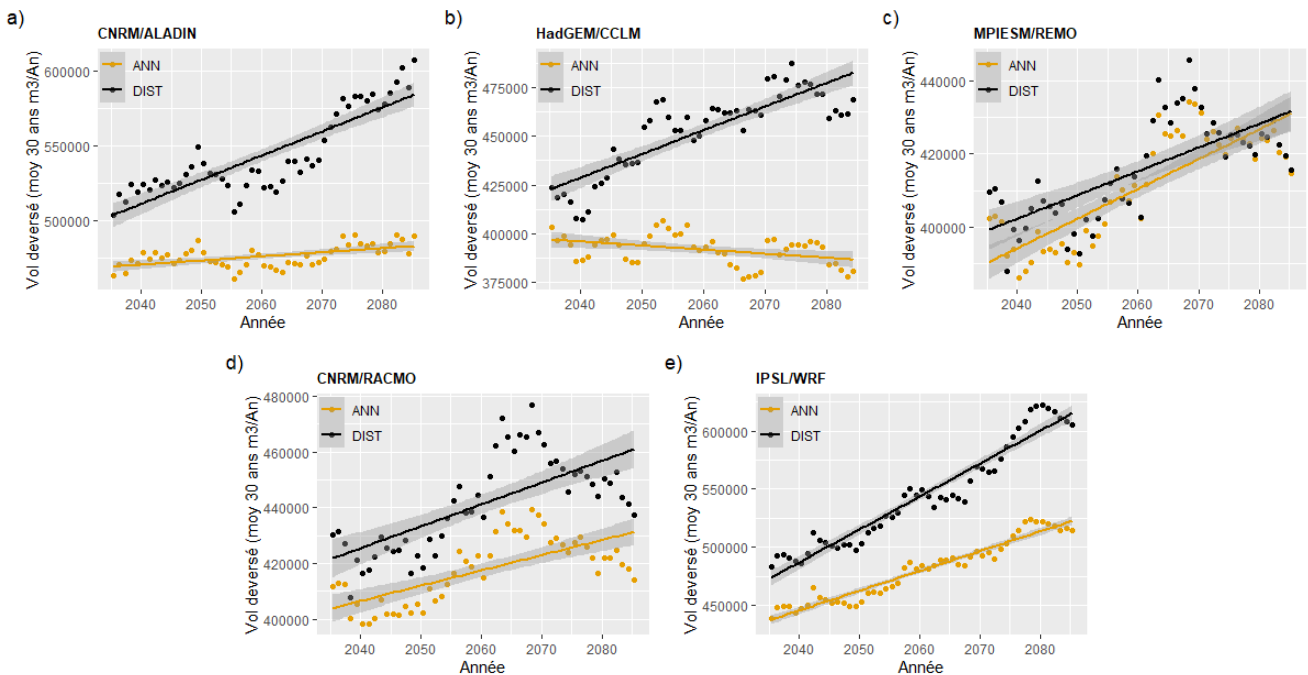


Figure 49 : Evolution des volumes annuels déversés au niveau du déversoir Gambetta en moyenne mobile sur 30 ans entre 2021 et 2100. Les points noirs présentent les résultats obtenus à l'aide du modèle distribué et les points orange les résultats obtenus à l'aide du réseau de neurones.

5 Discussion

5.1 Pertinence et limites de la démarche

5.1.1 Pertinence de l'utilisation d'un réseau de neurones

Les résultats en demi-teinte obtenus à l'aide du réseau de neurones donnent lieu à deux questions. La première est de savoir pourquoi les résultats obtenus selon différents modèles climatiques sont plus hétérogènes que ceux obtenus avec le modèle distribué. La réponse n'est pas évidente, même si elle est vraisemblablement liée aux épisodes les plus intenses produits par les différents modèles. La Figure 16 proposée au 4.1.1 du Chapitre I ne montre pas de différence évidente entre les valeurs des épisodes intenses sur chaque modèle considéré. Quoiqu'il en soit, si certains modèles climatiques peuvent être clairement identifiés comme permettant d'obtenir une meilleure réponse aux pluies futures, les retenir au détriment des autres requiert d'abandonner l'approche multi-modèle, pourtant considérée comme structurante dans le cadre de l'étude de l'impact du changement climatique.

La seconde question concerne le modèle pluie/débit et les différentes options qui peuvent possiblement permettre d'améliorer les performances du modèle. Sur ce point plusieurs perspectives sont possibles. La première consiste à travailler les données d'entrée en débit déversé utilisées pour le calage et la validation, notamment en appliquant un lissage pour limiter les oscillations enregistrées sur les forts débits. La seconde option consiste à augmenter la quantité de données utilisée pour l'apprentissage ; il est reconnu que cette approche est très efficace. Un point mérite néanmoins d'être soulevé : les données de bonne qualité doivent être disponibles sur une période plus longue, et l'augmentation de la période doit permettre d'accéder à des épisodes de typologies différentes de celle du jeu de données initial. Cette approche n'a pas été mise en œuvre dans le cadre de ce travail car l'objectif était de comparer les résultats produits par les deux catégories de modèle pluie/débit mis en œuvre dans des conditions comparables. Enfin, une approche mixte peut éventuellement être envisagée en incluant dans la série de données d'apprentissage des épisodes synthétiques de forte intensité destinés à étendre la réponse du réseau de neurones (ces événements pluie/débit pourraient être produits par un modèle distribué ou par une méthode pluie simple comme l'application d'un facteur de changement sur des épisodes existants).

Quoi qu'il en soit, les résultats obtenus semblent prometteurs. Il convient en outre de souligner que les simulations des pluies futures à partir de MPIESM-REMO donnent un résultat équivalent avec le réseau de neurones et le modèle distribué.

5.1.2 Adaptation de la méthode à l'hydrologie urbaine

Un des objectifs de ce travail est de construire une méthode accessible et reproductible permettant un usage opérationnel. Du point de vue de la génération des séries chronologiques de pluie futures, la méthode proposée ici remplit cet objectif. En effet, elle repose sur des projections climatiques facilement accessibles, et est donc reproductible sur n'importe quel site, sous réserve de disposer de séries temporelles historiques de précipitations enregistrées à pas de temps de l'ordre de 5 minutes sur une durée idéalement voisine de 30 années. La possibilité de dupliquer la méthode à partir des résultats issus de plusieurs modèles climatiques est une option communément utilisée et qui a été mise en œuvre ici, pour prendre en compte l'incertitude sur l'évolution des précipitations.

Pour ce qui est de l'analyse de l'impact des pluies futures sur le système d'assainissement et de la modélisation pluie/débit en particulier, deux éléments doivent être soulignés. Tout d'abord, le choix de réaliser des simulations hydrologiques longues durées, c'est-à-dire des simulations continues sur 80 ans, permet d'évaluer non seulement l'impact potentiel de tous les types d'événements pluvieux sur les déversements, mais aussi l'impact des enchaînements d'événements pluvieux suivant une dynamique météorologique semblable à une situation réelle. Cette capacité à prendre en compte les successions d'épisodes constitue un atout de la méthode comparée notamment à un type d'approche basé sur des périodes de retour. Le second point qui doit être souligné tient aux techniques de modélisation pluie/débit investiguées. La première approche consiste à utiliser un modèle distribué dont l'usage est très largement répandu parmi les bureaux d'études qui réalisent des études diagnostiques et des schémas directeurs. Si les performances de ce type d'outil sont largement reconnues dans le milieu opérationnel, leur déploiement reste relativement lourd car il nécessite à la fois une connaissance approfondie du système d'assainissement et de disposer de mesures sur l'ensemble du système étudié. Quoiqu'il en soit, si les prérequis sont satisfaits, la mise en œuvre d'un modèle distribué permet d'évaluer la réponse d'un système à des séries de pluies futures. Dans le cas où les prérequis ne seraient pas satisfaits en totalité ou si le maître d'ouvrage souhaite adopter en première approche des techniques plus rapides à mettre en œuvre, nous proposons une modélisation pluie/débit grâce à un réseau de neurones. Les résultats obtenus avec ce type de modèles ne sont pas complètement équivalents à ceux obtenus avec le modèle distribué, considéré comme notre référence pour la situation future. Néanmoins, les tendances d'évolution sont en moyenne respectées et plusieurs pistes existent pour tenter d'améliorer la capacité de prédiction de ce type de modèle.

5.1.3 Cascade d'incertitudes en modélisation du climat

Les incertitudes liées à la méthode développée existent à chaque étape de ce travail et sont synthétisées en Figure 50 (Clark et al., 2016). En ce qui concerne la production des séries temporelles de précipitations futures, nous mentionnerons d'abord l'incertitude liée à l'évolution des émissions de gaz à effet de serre. Dans notre cas, nous avons supposé le scénario le plus pessimiste disponible, c'est-à-dire le scénario RCP 8.5. Viennent ensuite les incertitudes liées aux modèles climatiques utilisés, qui produisent des résultats différents à partir d'une situation de départ identique. Cette incertitude provient de la construction et de la formulation propres à chaque modèle. La variabilité climatique interne est également une source d'incertitude. Elle correspond à l'effet papillon. Enfin, en ce qui concerne la production des précipitations futures, la dernière source d'incertitude concerne les méthodes de correction des biais et de désagrégation temporelle. En ce qui concerne l'étape de modélisation hydrologique et hydraulique, elle comprend des incertitudes liées à la nature conceptuelle de la description des phénomènes physiques et au choix des paramètres hydrologiques effectué lors de l'étape de calage.

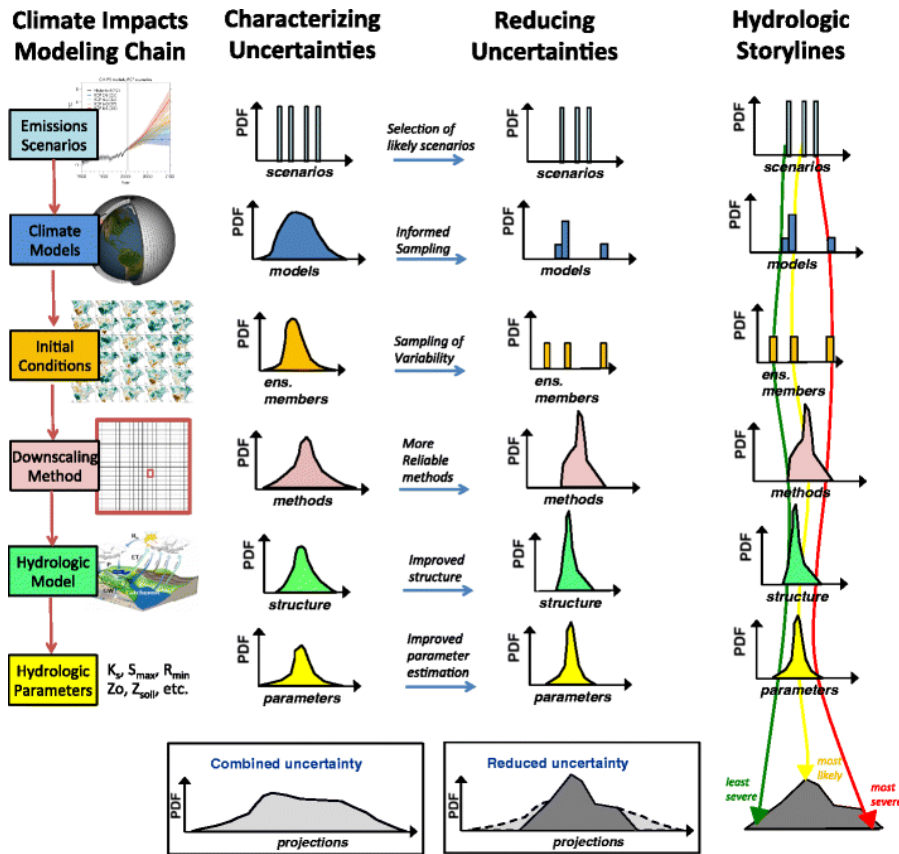


Figure 50 : Schéma des approches visant à caractériser explicitement et à réduire les incertitudes dans l'évaluation des impacts hydrologiques du changement climatique. Repris de Clark et al. (2016).

Compte tenu des incertitudes liées au climat futur, de nombreux auteurs recommandent d'effectuer des simulations à partir de plusieurs modèles climatiques (Maraun et al., 2010 ; Semenov et Stratonovitch, 2010 ; Fowler et al., 2007). Le projet EURO-CORDEX rassemble plus d'une centaine de projections disponibles en France. Le jeu de données DRIAS-2020 est une sélection de 12 paires GCM/RCM sur des périodes historiques et futures. Parmi ces simulations disponibles, nous en avons sélectionné cinq pour cette étude et nous ne prétendons pas couvrir pleinement l'éventail des incertitudes. Les résultats de ce travail peuvent être considérés comme des futurs possibles, avec une tendance à la hausse des volumes annuels de déversements. Malgré son caractère incertain, cette information présente néanmoins une tendance qui peut utilement être prise en compte par les maîtres d'ouvrages dans l'élaboration et la mise en œuvre de leurs stratégies d'adaptation.

5.1.4 Distribution spatiale des pluies futures

Une approximation importante dans la méthode utilisée consiste en l'hypothèse d'une répartition homogène des précipitations futures sur l'ensemble de la zone urbaine. On rappelle ici que l'étalonnage et la validation des modèles pluie/débit ont été réalisés en tenant compte de la distribution spatiale et temporelle des événements pluvieux, en utilisant des données acquises sur trois pluviographes couvrant la zone étudiée.

Les simulations pour les périodes futures ont quant à elles été effectuées sur le point de la grille correspondant au site étudié. Le réseau de neurones a d'ailleurs fait l'objet d'un traitement spécifique pour fonctionner avec une seule entrée de pluie.

La prise en compte de la variabilité spatio-temporelle des précipitations à l'échelle de la ville dans le climat futur est un défi majeur pour lequel nous n'avons pas encore identifié de solution scientifiquement et techniquement acceptable, alors que les précipitations sont un paramètre crucial dans la modélisation hydrologique (Ballinas-González et al., 2020) et que le fait de négliger l'hétérogénéité dans l'espace et le temps de la pluie est un facteur d'incertitude très significatif (Fraga et al., 2019).

5.2 Les nouvelles perspectives en matière de modélisation climatique

De nouvelles générations de modèles climatiques régionaux émergent, avec une grille spatiale de 3 km, contre 12 km actuellement pour les simulations EURO-CORDEX. Ils permettent de prendre en compte l'orographie de manière plus précise et de résoudre explicitement les processus de convection. Ces modèles permettent également d'accéder aux résultats de simulation des précipitations à des pas de temps infra-journaliers. Les premiers résultats obtenus dans le sud de la France avec ce type d'approche suggèrent une augmentation encore plus significative des événements extrêmes (Luu, 2020 ; Pichelli et al., 2021). Si les intensités des épisodes pluvieux du futur sont bien sous-estimées par les modèles actuels, il est donc possible que les résultats en termes de déversements présentés dans ce travail soient eux aussi sous-estimés.

Cette nouvelle génération de modèles donnera vraisemblablement des clés pour mieux approcher l'évolution des pluies à l'échelle de la ville, pour des applications en hydrologie urbaine. Cependant, ces nouveaux modèles ne sont pas encore largement disponibles ni facilement accessibles. Les augmentations de la résolution spatiale et du pas de temps de calcul allongent les durées de simulation et accroissent la taille des fichiers résultats. Pour ces raisons, les premières expériences menées portent sur des durées qui n'excèdent pas 10 ans. Se pose alors une question au cœur des préoccupations des modélisateurs du climat, à savoir la possibilité de tenir compte de la variabilité interne du climat alors même que les durées de simulation sont trop courtes pour la prendre réellement en considération.

Conclusion

L'objectif de ce dernier chapitre était de lier les deux précédents en utilisant les pluies produites dans le premier pour alimenter les modèles calés et validés dans le deuxième. La méthode envisagée a pu être menée à son terme en proposant le calcul des volumes annuels déversés au niveau du déversoir Gambetta en situation future, à partir des résultats de cinq modèles climatiques du jeu de données DRIAS-2020. Les simulations réalisées à l'aide du modèle distribué ont permis de mettre en évidence une probable augmentation des volumes déversés par le déversoir Gambetta sur la période 2021-2100. Si le modèle de réseau de neurones présente des bonnes performances en calage et validation, les résultats obtenus en période future sont très hétérogènes en fonction du modèle climatique utilisé pour construire les séries chronologiques de pluie. Si la tendance moyenne d'évolution des déversements est comparable à celle obtenue avec le modèle distribué, l'analyse en détail conduit à conclure que des investigations complémentaires sont nécessaires avant de pouvoir considérer le réseau de neurones comme une alternative au modèle distribué.

Le modèle distribué a permis de surcroît de quantifier l'évolution des déversements sur l'ensemble du réseau d'assainissement et de mettre en évidence une tendance à la hausse de la proportion annuelle du volume déversé par rapport au volume produit par l'agglomération d'assainissement sur la période 2021-2100. Ce critère étant celui qui est le plus fréquemment retenu par les maîtres d'ouvrage comme critère de conformité réglementaire, son évolution à la hausse peut constituer une difficulté pour les gestionnaires de réseau (on rappelle ici que Valence-Romans Agglo a fait le choix d'un autre critère pour l'évaluation de la conformité de son réseau, la charge polluante). L'approche proposée ici peut donc être utilisée par les autorités locales pour développer des stratégies d'adaptation afin de réduire les effets des précipitations futures sur le fonctionnement du réseau d'assainissement. Cette approche peut d'ailleurs s'inscrire dans un cadre plus large qui tient compte de l'évolution structurelle des systèmes urbains. L'hypothèse faite ici de l'invariance de la structure de la ville et des règles qui s'appliquent à son fonctionnement (population, infrastructure, artificialisation des sols, urbanisation, réglementation) a pour objectif d'évaluer l'impact des pluies futures sur un système, toutes choses étant égales par ailleurs. La réalité est bien entendu toute autre, et les zones urbaines évoluent dans des directions susceptibles d'augmenter ou de réduire les impacts des épisodes pluvieux sur la ville et son environnement.

Conclusion générale et perspectives

La construction des chroniques de pluies futures à un pas de temps compatible avec les besoins de simulation en hydrologie urbaine et l'évaluation de l'impact de ces chroniques sur les déversements des réseaux d'assainissement représentent des sujets de recherche peu abordés jusqu'à présent. Le traitement de ces sujets de recherche permet d'apporter des méthodes et des outils pour accompagner les collectivités face au défi du changement climatique. Les maîtres d'ouvrage des systèmes d'assainissement, qui au travers de la gestion de leurs ouvrages poursuivent le double objectif de protéger les personnes et les biens et de garantir la préservation des milieux récepteurs, expriment régulièrement le besoin de disposer de tels outils, surtout lorsqu'il s'agit de planifier des investissements et de définir une stratégie à long terme.

Nous proposons une méthode qui permet de construire des chroniques de pluie futures et de quantifier leur impact sur l'évolution des déversements d'un réseau d'assainissement. Cette méthode a été décrite au travers des trois chapitres de ce manuscrit, chaque chapitre permettant de répondre à l'une des trois questions soulevées en introduction et rappelées ci-après :

- Comment construire des séries chronologiques de pluie futures utilisables en hydrologie urbaine, à partir des sorties des modèles climatiques existants ?
- Un réseau de neurones peut-il être une alternative valable à un modèle distribué des réseaux d'assainissement pour réaliser des simulations pluie future/débit déversé ?
- Le régime de pluie futur sur Valence à horizon 2100 produira-t-il des variations en fréquence et en intensité sur les déversements, et quelle en sera l'impact sur la conformité réglementaire du réseau d'assainissement ?

Ces trois questions scientifiques ont été traitées dans le but d'obtenir des retombées opérationnelles en proposant une démarche reproductible, facile à mettre en œuvre, et qui s'appuie sur des données facilement accessibles.

Le site pilote retenu pour cette étude est le système d'assainissement de Valence. Le travail s'est intéressé en particulier aux rejets de temps de pluie du déversoir Gambetta, principal déversoir du système d'assainissement. Le choix s'est porté sur Valence pour trois raisons principales : tout d'abord l'intérêt manifesté par le maître d'ouvrage pour le sujet, la disponibilité des données mesurées sur le site, et enfin la situation géographique de Valence qui connaît un climat méditerranéen, type de climat particulièrement impacté par le changement climatique.

La construction des séries chronologiques de pluie a été réalisée à partir des sorties de 5 modèles climatiques GCM/RCM du jeu de données DRIAS-2020, et d'un historique de pluie au pas de temps 6 minutes acquis localement sur le site d'étude sur une durée de 27 années. La mise en œuvre de cette méthode produit des fichiers de pluies continus au pas de temps 5 minutes, sur une période couvrant les années 2021 à 2100. L'exercice qui consiste à produire une donnée au pas de temps 5 minutes à partir d'une donnée disponible au pas de temps journalier est un défi, et évaluer la pertinence du résultat est un enjeu à part entière. Dans le cadre de ce travail, nous avons eu accès aux sorties horaires de pluie du modèle du Centre National de Recherche Météorologique (CNRM). La comparaison de ces pluies au pas de temps horaire à celles produites dans ce travail (agrégation horaire des séries de pluies chronologiques au pas de temps 5 minutes) a permis de conforter la pertinence de nos résultats.

Dans un contexte où l'intelligence artificielle est mise en avant sur un nombre de thématiques qui ne cesse de grandir, nous avons souhaité comparer les performances d'un modèle pluie/débit déversé empirique à celles d'un modèle conceptuel distribué dont l'usage est plus classique en hydrologie urbaine. Le choix s'est porté sur une architecture de type NARX bien adaptée à la reproduction de séries temporelles. Les deux modèles ont été calés et validés de manière parallèle sur les mêmes jeux de données. Les performances ont été comparées sur le jeu de données de validation. La comparaison permet de conclure que les deux types de modèles reproduisent les débits déversés avec un niveau de précision semblable. La démarche mise en œuvre dans ce chapitre s'inscrit pleinement dans l'objectif opérationnel de ce travail. En effet, un modèle pluie/débit de type réseau de neurones est dix fois plus rapide à construire qu'un modèle distribué et ne nécessite qu'un temps de calcul quasi négligeable pour produire ses résultats. Une réserve a néanmoins été formulée en fin de Chapitre II quant à la capacité d'extrapolation du réseau de neurones et donc à la possibilité de reproduire des débits hors de la gamme de ceux utilisés sur les étapes de calage et validation.

Le Chapitre III lie les résultats des deux premiers chapitres en utilisant les séries chronologiques de pluies futures en entrée des modèles hydrologiques. C'est le modèle distribué qui est considéré comme référence pour l'évaluation de l'évolution des déversements. Les simulations réalisées à partir des chroniques de pluie future issues des cinq modèles climatiques indiquent une évolution des volumes déversés au niveau du déversoir Gambetta comprise entre +13% et +52% sur la période 2021-2100. Le nombre annuel de déversements reste quant à lui stable. L'analyse des déversements à l'échelle du système d'assainissement de Valence permet de conclure que, pour un critère d'évaluation de la conformité basé sur le volume, le système sera jugé non conforme de manière de plus en plus fréquente, avec une valeur médiane du pourcentage de volume annuel déversé comparé au volume total produit par l'agglomération d'assainissement de l'ordre de 10% à partir de la période 2061-2080 (pour un seuil de conformité à 5%).

Les séries chronologiques de pluie futures ont ensuite été utilisées en entrée du réseau de neurones. Les résultats obtenus rendent compte d'une tendance d'évolution des volumes déversés équivalente à celle prédite par le modèle distribué pour trois des cinq modèles climatiques considérés. Le réseau de neurones produit en particulier des résultats très semblables à ceux du modèle distribué pour les pluies issues du modèle MPIESM/REMO. Ce constat, s'il reste encourageant quant aux performances possibles des réseaux de neurones, conduit néanmoins à nuancer les conclusions formulées au Chapitre II et à statuer sur le fait que certaines pluies futures sont trop différentes de celles présentes dans le jeu de données de calage et validation pour être correctement prises en compte par le réseau de neurones. Le réseau de neurones constitue donc une alternative valable au modèle distribué sous certaines conditions, dont celle de ne pas considérer de pluie inédite sur le système considéré.

Si l'ambition de ce travail était de traiter les trois questions de recherche rappelées précédemment, il soulève aussi un grand nombre de questions et de perspectives autant scientifiques qu'opérationnelles.

D'un point de vue scientifique, les sujets de modélisation climatique sont en pleine évolution et quelques axes de travail pour améliorer la méthode proposée ici ont été identifiés. Une nouvelle génération de modèles climatiques est en cours de développement. Il s'agit de modèles dont la maille est plus petite et qui résolvent le phénomène de convection de manière explicite. La confrontation des résultats obtenus grâce à ces modèles avec ceux obtenus via la méthode proposée dans le cadre de ce travail de recherche constituerait une validation

supplémentaire. Des résultats issus de modèles en cascade aléatoire (développés dans le cadre de la thèse de Vincent Pons - 2023) ou encore les désagrégations produites par Météo France sur un pas de temps de trois heures (pour l'instant à usage interne) peuvent également servir de support de comparaison. Un autre axe de développement futur réside dans l'amélioration de la méthode en elle-même, en ajoutant un nouveau critère de durée journalière de pluie dans les critères de recherche d'analogues. Bien entendu, l'ajout de ce critère de recherche nécessite de disposer de l'information de durée de pluie pour les simulations (informations dont nous ne disposons dans le cas présent que pour le modèle CNRM/ALADIN via les résultats de simulations fournis par le CNRM). Enfin, si possible, il faudrait privilégier l'emploi de méthodes permettant de spatialiser la pluie à l'échelle de l'étendue urbaine.

D'un point de vue opérationnel, la méthode proposée semble répondre à un besoin. Plusieurs collectivités ont manifesté de l'intérêt pour cette approche et certaines d'entre elles seront peut-être le lieu d'une nouvelle production de séries chronologiques de pluies futures.

Sur le volet modélisation et réseau de neurones en particulier, les champs à explorer sont là aussi nombreux. Une première piste de recherche pourrait consister à développer des étapes de prétraitement des données en amont de la modélisation pour améliorer les performances du modèle. En ce qui concerne les capacités d'extrapolation du réseau de neurones, si l'objectif poursuivi est de tester la réponse d'un système à des séries de pluies futures incluant des épisodes inédits, réfléchir à la manière d'incorporer des épisodes plus intenses dans les données d'apprentissage constitue un axe d'amélioration intéressant.

D'un point de vue opérationnel, le réseau de neurones présente de réels atouts en termes de facilité de mise en œuvre. Son utilisation reste cependant cantonnée à certains usages impliquant la stabilité de la structure du système étudié. Les usages les plus courants des réseaux de neurone en hydrologie concernent des modèles inclus dans des systèmes experts de gestion qui réalisent des prévisions à l'horizon de quelques heures. L'utilisation de réseaux de neurones pour réaliser des projections long terme est moins courante et les champs d'investigation pour cet usage sont très nombreux. Toujours sur le volet opérationnel, le diagnostic appelle souvent la proposition de solutions. Utiliser le modèle distribué pour évaluer l'impact de nouveaux aménagements et quantifier les efforts à consentir pour contrebalancer les effets des variations de régime de pluies futur est une piste intéressante pour continuer ce travail. Enfin, le changement climatique et les évolutions des pluies sont des processus dont les effets s'évaluent sur le long terme. Une véritable estimation des impacts nécessite de prendre en compte les évolutions de la ville au cours de la période considérée. Les résultats du travail présenté ici deviendraient alors un des éléments d'un projet plus large incluant la prise en compte de nos stratégies d'adaptation.

Références bibliographiques

- Abou Rjeily, Y., Abbas, O., Sadek, M., Shahrou, I., & Hage Chehade, F. (2017). Flood forecasting within urban drainage systems using NARX neural network. *Water Science and Technology*, 76(9), 2401-2412.
- Acharya, S. C., Nathan, R., Wang, Q. J., & Su, C. H. (2022). Temporal disaggregation of daily rainfall measurements using regional reanalysis for hydrological applications. *Journal of Hydrology*, 610, 127867.
- Adler, E. (2020). *Gérer les déjections humaines: un défi urbain. Le cas de la ville de Lyon, fin XVIIIè s.-début XXè* (Doctoral dissertation, Paris Est).
- Aguilar, M. F., McDonald, W. M., & Dymond, R. L. (2016). Benchmarking laboratory observation uncertainty for in-pipe storm sewer discharge measurements. *Journal of Hydrology*, 534, 73-86.
- Aichouri, I., Hani, A., Bougherira, N., Djabri, L., Chaffai, H., & Lallahem, S. (2015). River flow model using artificial neural networks. *Energy Procedia*, 74, 1007-1014.
- Allard, D., & Bourotte, M. (2015). Disaggregating daily precipitations into hourly values with a transformed censored latent Gaussian process. *Stochastic environmental research and risk assessment*, 29(2), 453-462.
- Ambroise, B. (1999). La dynamique du cycle de l'eau dans un bassin versant : processus, facteurs, modèles.
- Amrhein, V., Greenland, S., & McShane, B. (2019). Scientists rise up against statistical significance.
- Arguez, A., & Vose, R. S. (2011). The definition of the standard WMO climate normal: The key to deriving alternative climate normals. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 92(6), 699-704.
- Arnbjerg-Nielsen, K., Willems, P., Olsson, J., Beecham, S., Pathirana, A., Bülow Gregersen, I., ... & Nguyen, V. T. V. (2013). Impacts of climate change on rainfall extremes and urban drainage systems: a review. *Water science and technology*, 68(1), 16-28.
- Arrhenius, S. (1896). XXXI. On the influence of carbonic acid in the air upon the temperature of the ground. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 41(251), 237-276.
- ASTEE, 2019. Eaux, Déchets et Changement Climatique - Comment les services publics des déchets et de l'eau peuvent-ils atténuer leurs émissions de gaz à effet de serre et s'adapter au changement climatique ? 269p.
- Babić, B. R., Nešić, N., & Miljković, Z. (2011). Automatic feature recognition using artificial neural networks to integrate design and manufacturing: Review of automatic feature recognition systems. *AI EDAM*, 25(3), 289-304.
- Bai, P., Liu, X., & Xie, J. (2021). Simulating runoff under changing climatic conditions: a comparison of the long short-term memory network with two conceptual hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 592, 125779.
- Ballinas-González, H. A., Alcocer-Yamanaka, V. H., Canto-Rios, J. J., & Simuta-Champo, R. (2020). Sensitivity analysis of the rainfall-runoff modeling parameters in data-scarce urban catchment. *Hydrology*, 7(4), 73.
- Bárdossy, A., & Pegram, G. G. (2016). Space-time conditional disaggregation of precipitation at high resolution via simulation. *Water Resources Research*, 52(2), 920-937.
- Barnard, E., & Wessels, L. F. A. (1992). Extrapolation and interpolation in neural network classifiers. *IEEE Control Systems Magazine*, 12(5), 50-53.

- Bastin, J. F., Clark, E., Elliott, T., Hart, S., Van Den Hoogen, J., Hordijk, I., ... & Crowther, T. W. (2019). Understanding climate change from a global analysis of city analogues. *PLoS one*, 14(7), e0217592.
- Ben Daoud, A., Sauquet, E., Lang, M., Bontron, G., & Obled, C. (2011). Precipitation forecasting through an analog sorting technique: a comparative study. *Advances in Geosciences*, 29, 103-107.
- Benoit, L., Vrac, M., & Mariethoz, G. (2018). Dealing with non-stationarity in sub-daily stochastic rainfall models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(11), 5919-5933.
- Berg, P., Moseley, C., & Haerter, J. O. (2013). Strong increase in convective precipitation in response to higher temperatures. *Nature Geoscience*, 6(3), 181-185.
- Bertrand-Krajewski, J.-L., Laplace, D., Joannis, C., Chebbo, G., 2000. Mesures En Hydrologie Urbaine Et Assainissement. Tec&Doc, Lavoisier. ISBN: 2-7430-0380-4.
- Bohler, S. (2019). *Le Bug humain*. Robert Laffont.
- Bonneau, J., Branger, F., Castebrunet, H., & Lipeme Kouyi, G. (2023). The impact of stormwater management strategies on the flow regime of a peri-urban catchment facing urbanisation and climate change: a distributed modelling study in Lyon, France. *Urban Water Journal*, 1-18.
- Braconnot, P., Dufresne, J. L., y Melia, D. S., & Terray, L. (2009). Analyse et modélisation du changement climatique-2° édition du Livre blanc Escrime.
- Bunod, R., Augstburger, E., Brasnu, E., Labbe, A., & Baudouin, C. (2022). Artificial intelligence and glaucoma: A literature review. *Journal Francais D'ophtalmologie*.
- Bürger, G., Pfister, A., & Bronstert, A. (2019). Temperature-driven rise in extreme sub-hourly rainfall. *Journal of Climate*, 32(22), 7597-7609.
- Campolo, M., Andreussi, P., & Soldati, A. (1999). River flood forecasting with a neural network model. *Water resources research*, 35(4), 1191-1197.
- Caradot, N., Granger, D., Rostaing, Cherqui, F., & Chocat, B. (2010, June). L'évaluation du risque de débordement des systèmes de gestion des eaux urbaines: contributions méthodologiques de deux cas d'études (Lyon et Mulhouse). In *7ème Conférence internationale sur les techniques et stratégies durables pour la gestion des eaux urbaines par temps de pluie, NOVATECH* (pp. 1-10).
- Carreau, J., Mhenni, N. B., Huard, F., & Neppel, L. (2019). Exploiting the spatial pattern of daily precipitation in the analog method for regional temporal disaggregation. *Journal of Hydrology*, 568, 780-791.
- Chaudhuri, C., & Robertson, C. (2020). CliGAN: A structurally sensitive convolutional neural network model for statistical downscaling of precipitation from multi-model ensembles. *Water*, 12(12), 3353.
- Chen, Y., Song, L., Liu, Y., Yang, L., & Li, D. (2020). A review of the artificial neural network models for water quality prediction. *Applied Sciences*, 10(17), 5776.
- Chocat, B., Battaglia, P., Blanchard, M., Bouillon, H., Guézo, B., Norotte, O., & Thomazeau, R. L. (2003). La Ville Et Son Assainissement. *Certu, Ministère De L'équipement, Des Transports Et Du Logement, Du Tourisme Et De La Mer*, 503p.

- Clark, M. P., Wilby, R. L., Gutmann, E. D., Vano, J. A., Gangopadhyay, S., Wood, A. W., ... & Brekke, L. D. (2016). Characterizing uncertainty of the hydrologic impacts of climate change. *Current Climate Change Reports*, 2(2), 55-64.
- Claro Barreto, A. (2020). *Expérimentation et modélisation de l'hydrodynamique et de la dispersion de la pollution particulaire au sein des déversoirs latéraux* (Doctoral dissertation, Lyon).
- Colmet-Daage, A. (2018). *Les impacts du changement climatique sur les pluies et les inondations extrêmes de bassins versants méso-échelles méditerranéens* (Doctoral dissertation, Université Montpellier).
- Colmet-Daage, A., Sanchez-Gomez, E., Ricci, S., Llovel, C., Borrell Estupina, V., Quintana-Seguí, P., ... & Servat, E. (2018). Evaluation of uncertainties in mean and extreme precipitation under climate change for northwestern Mediterranean watersheds from high-resolution Med and Euro-CORDEX ensembles. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(1), 673-687.
- Coulibaly, P., Anctil, F., Aravena, R., & Bobée, B. (2001). Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations. *Water resources research*, 37(4), 885-896.
- Coulibaly, P., Dibike, Y. B., & Anctil, F. (2005). Downscaling precipitation and temperature with temporal neural networks. *Journal of Hydrometeorology*, 6(4), 483-496.
- Cowperrait, P. S. P., O'Connell, P. E., Metcalfe, A. V., & Mawdsley, J. A. (1996). Stochastic point process modelling of rainfall. I. Single-site fitting and validation. *Journal of Hydrology*, 175(1-4), 17-46.
- Cubasch, U., J. Waszkewitz, G. Hegerl, and J. Perlwitz (1995), Regional climate changes as simulated in time-slice experiments, *Clim. Change*, 31, 273–304.
- Cunge, J. A., & WEGNER, M. (1964). Intégration numérique des équations d'écoulement de Barré de Saint-Venant par un schéma implicite de différences finies. *La Houille Blanche*, (1), 33-39.
- Daniel, M. (2017). *Villes, climat urbain et climat régional sur la France: étude par une approche de modélisation climatique couplée* (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III).
- Da Silva, N. (2018). *Autour des relations température-précipitations dans la région Euro-Méditerranéenne* (Doctoral dissertation, Université Paris-Saclay).
- DDT/ CEREMA, *La drome face au changement climatique*, octobre 2018.
- De Feo, G., Antoniou, G., Fardin, H. F., El-Gohary, F., Zheng, X. Y., Reklaityte, I., ... & Angelakis, A. N. (2014). The historical development of sewers worldwide. *Sustainability*, 6(6), 3936-3974.
- Delrieu, G., Nicol, J., Yates, E., Kirstetter, P. E., Creutin, J. D., Anquetin, S., ... & Wobrock, W. (2005). The catastrophic flash-flood event of 8–9 September 2002 in the Gard Region, France: a first case study for the Cévennes–Vivarais Mediterranean Hydrometeorological Observatory. *Journal of hydrometeorology*, 6(1), 34-52.
- Déqué, M. (2007). Frequency of precipitation and temperature extremes over France in an anthropogenic scenario: Model results and statistical correction according to observed values. *Global and Planetary Change*, 57(1-2), 16-26.
- Desbordes, M. (1987). *Contribution à l'analyse et à la modélisation des mécanismes hydrologiques en milieu urbain* (Doctoral dissertation, ANRT).

- Deser, C., Phillips, A., Bourdette, V., & Teng, H. (2012). Uncertainty in climate change projections: the role of internal variability. *Climate dynamics*, 38, 527-546.
- Dibike, Y. B., Gachon, P., St-Hilaire, A., Ouarda, T. B., & Nguyen, V. T. V. (2008). Uncertainty analysis of statistically downscaled temperature and precipitation regimes in Northern Canada. *Theoretical and Applied Climatology*, 91(1), 149-170.
- Di Nunno, F., Granata, F., Gargano, R., & de Marinis, G. (2021). Prediction of spring flows using nonlinear autoregressive exogenous (NARX) neural network models. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(6), 350.
- Dirckx, G., Korving, H., Bessembinder, J., & Weemaes, M. (2018). How climate proof is real-time control with regard to combined sewer overflows?. *Urban Water Journal*, 15(6), 544-551.
- Dooge, J. C. (1959). A general theory of the unit hydrograph.
- Dreyfus, G., Martinez, J. M., Samuelides, M., Gordon, M. B., Badran, F., Thiria, S., & Héroult, L. (2002). Réseaux de neurones (Vol. 39). Paris: Eyrolles.
- Durand, Y., Laternser, M., Giraud, G., Etchevers, P., Lesaffre, B., & Mérindol, L. (2009). Reanalysis of 44 yr of climate in the French Alps (1958–2002): methodology, model validation, climatology, and trends for air temperature and precipitation. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 48(3), 429-449.
- Egleson, P. S., Fennessey, N. M., Qinliang, W., & Rodriguez-Iturbe, I. (1987). Application of spatial Poisson models to air mass thunderstorm rainfall. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 92(D8), 9661-9678.
- Edwards, P. N. (2011). History of climate modeling. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 2(1), 128-139.
- El Ghazouli, K.; El Khatabi, J.; Shahrour, I. & Soulhi I. (2019). Comparison of M5 Model Tree and Nonlinear Autoregressive with exogenous inputs (NARX) Neural Network for urban stormwater discharge modelling. *MATEC Web of Conferences*. 295. 02002. 10.1051/mateconf/201929502002.
- El Ghazouli, K., El Khatabi, J., Soulhi, A., & Shahrour, I. (2022). Model predictive control based on artificial intelligence and EPA-SWMM model to reduce CSOs impacts in sewer systems. *Water Science and Technology*, 85(1), 398-408.
- Etienne, C. (2023). *Pour un soulèvement écologique. Dépasser notre impuissance collective*. SEUIL.
- Farsi, N., & Mahjouri, N. (2019). Evaluating the contribution of the climate change and human activities to runoff change under uncertainty. *Journal of hydrology*, 574, 872-891.
- Fortier, C., & Mailhot, A. (2015). Climate change impact on combined sewer overflows. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 141(5), 04014073.
- Fowler, H. J., Blenkinsop, S., & Tebaldi, C. (2007). Linking climate change modelling to impacts studies: recent advances in downscaling techniques for hydrological modelling. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 27(12), 1547-1578.
- Fraga, I., Cea, L., & Puertas, J. (2019). Effect of rainfall uncertainty on the performance of physically based rainfall–runoff models. *Hydrological Processes*, 33(1), 160-173.

- Frei, C., & Schär, C. (1998). A precipitation climatology of the Alps from high-resolution rain-gauge observations. *International Journal of Climatology: A Journal of the Royal Meteorological Society*, 18(8), 873-900.
- Furlow, J., Johnson, T., Bierwagen, B., Freed, J. R., Sharfenberg, J., D'Amore, C., & Shapiro, S. (2006). *A Screening Assessment of the Potential Impacts of Climate Change on the Costs of Implementing Water QualityBased Effluent Limits at Publicly Owned Treatment Works in the Great Lakes Region* (Vol. 34). EPA/600/R-07.
- Garnier, H., & Young, P. (2004, June). Time-domain approaches to continuous-time model identification of dynamical systems from sampled data. In *Proceedings of the 2004 American control conference* (Vol. 1, pp. 667-672). IEEE.
- Gaume, E., Sivakumar, B., Kolasinski, M., & Hazoumé, L. (2006). Identification of chaos in rainfall temporal disaggregation: application of the correlation dimension method to 5-minute point rainfall series measured with a tipping bucket and an optical raingage. *Journal of Hydrology*, 328(1-2), 56-64.
- GIEC, 2007 : Bilan 2007 des changements climatiques. Contribution des Groupes de travail I, II et III au quatrième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat [Équipe de rédaction principale, Pachauri, R.K. et Reisinger, A. (publié sous la direction de~)]. GIEC, Genève, Suisse, ..., 103 pages.
- GIEC, 2013: Résumé à l'intention des décideurs, Changements climatiques 2013: Les éléments scientifiques. Contribution du Groupe de travail I au cinquième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat [sous la direction de Stocker, T.F., D. Qin, G.-K. Plattner, M. Tignor, S. K. Allen, J. Boschung, A. Nauels, Y. Xia, V. Bex et P.M. Midgley]. Cambridge University Press, Cambridge, Royaume-Uni et New York (État de New York), États-Unis d'Amérique.
- Giorgi, F., & Gutowski Jr, W. J. (2015). Regional dynamical downscaling and the CORDEX initiative. *Annual review of environment and resources*, 40, 467-490.
- Giorgi, F., Jones, C., & Asrar, G. R. (2009). L'expérience CORDEX: répondre aux besoins d'information climatologique à l'échelle régionale. *Bulletin de l'OMM*, 58(3), 175.
- Giorgi, F. (2019). Thirty years of regional climate modeling: where are we and where are we going next?. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(11), 5696-5723.
- Govindaraju, R. S. (2000). Artificial neural networks in hydrology. I: Preliminary concepts. *Journal of Hydrologic Engineering*, 5(2), 115-123.
- Govindaraju, R. S., & Rao, A. R. (Eds.). (2013). *Artificial neural networks in hydrology* (Vol. 36). Springer Science & Business Media.
- Gregersen, I. B., Sørup, H. J. D., Madsen, H., Rosbjerg, D., Mikkelsen, P. S., & Arnbjerg-Nielsen, K. (2013). Assessing future climatic changes of rainfall extremes at small spatio-temporal scales. *Climatic change*, 118(3), 783-797.
- Greenland, S., Senn, S. J., Rothman, K. J., Carlin, J. B., Poole, C., Goodman, S. N., & Altman, D. G. (2016). Statistical tests, P values, confidence intervals, and power: a guide to misinterpretations. *European journal of epidemiology*, 31(4), 337-350.
- Gooré Bi, E., Monette, F., Gachon, P., Gasperi, J., & Perrodin, Y. (2015). Quantitative and qualitative assessment of the impact of climate change on a combined sewer overflow and its receiving water body. *Environmental Science and Pollution Research*, 22(15), 11905-11921.

- Guo, D., Johnson, F., & Marshall, L. (2018). Assessing the potential robustness of conceptual rainfall-runoff models under a changing climate. *Water Resources Research*, 54(7), 5030-5049.
- Gyasi-Agyei, Y. (2018). Realistic sampling of anisotropic correlogram parameters for conditional simulation of daily rainfields. *Journal of Hydrology*, 556, 1064-1077.
- Hallegatte, S., Hourcade, J. C., & Ambrosi, P. (2007). Using climate analogues for assessing climate change economic impacts in urban areas. *Climatic change*, 82(1), 47-60.
- Hausfather, Z., & Peters, G. P. (2020). Emissions—the ‘business as usual’ story is misleading. *Nature*, 577(7792), 618-620.
- Hecht-Nielsen, R. (1990). On the algebraic structure of feedforward network weight spaces. In *Advanced Neural Computers* (pp. 129-135). North-Holland.
- Herath, S. M., Sarukkalige, R., & Nguyen, V. T. V. (2018). Evaluation of empirical relationships between extreme rainfall and daily maximum temperature in Australia. *Journal of hydrology*, 556, 1171-1181.
- Hertig, E., & Trambly, Y. (2017). Regional downscaling of Mediterranean droughts under past and future climatic conditions. *Global and Planetary Change*, 151, 36-48.
- Hettiarachchi, P., Hall, M. J., & Minns, A. W. (2005). The extrapolation of artificial neural networks for the modelling of rainfall—runoff relationships. *Journal of Hydroinformatics*, 7(4), 291-296.
- Hewitson, B. C., & Crane, R. G. (1992). Large-scale atmospheric controls on local precipitation in tropical Mexico. *Geophysical Research Letters*, 19(18), 1835-1838.
- Hingray, B., Picouet, C., & Musy, A. (2009). *Hydrologie : Une science pour l'ingénieur* (Vol. 21). PPUR presses polytechniques.
- Hirsch, M. (2023). *Les solastalgiques*. Stock.
- Ho, C. K., Stephenson, D. B., Collins, M., Ferro, C. A., & Brown, S. J. (2012). Calibration strategies: a source of additional uncertainty in climate change projections. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(1), 21-26.
- Hopkins, J. N. (2007). The Cloaca Maxima and the monumental manipulation of water in archaic Rome. *The waters of Rome*, 4(2007), 1-15.
- Horton, R. E. (1941). An approach toward a physical interpretation of infiltration-capacity 1. *Soil science society of America journal*, 5(C), 399-417.
- Hsu, K. L., Gupta, H. V., & Sorooshian, S. (1995). Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process. *Water resources research*, 31(10), 2517-2530.
- Hulme, M. (2002). Climate change scenarios for the United Kingdom: the UKCIP02 scientific report. *Tyndall Centre for Climate Mental Sciences University*.
- IPCC SAR SYR, *Un rapport du groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat*, Cambridge University Press, 1996
- IPCC, 2021: Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Masson-Delmotte, V., P. Zhai, A. Pirani, S.L. Connors, C. Péan, S.

Berger, N. Caud, Y. Chen, L. Goldfarb, M.I. Gomis, M. Huang, K. Leitzell, E. Lonnoy, J.B.R. Matthews, T.K. Maycock, T. Waterfield, O. Yelekçi, R. Yu, and B. Zhou (eds.)). Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA, In press, doi:10.1017/9781009157896.

IPCC, 2022: Summary for Policymakers [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, M. Tignor, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Lössche, V. Möller, A. Okem (eds.)]. In: *Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change* [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, M. Tignor, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Lössche, V. Möller, A. Okem, B. Rama (eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, UK and New York, NY, USA, pp. 3-33, doi:10.1017/9781009325844.001.

Ishida, K., Ohara, N., Kavvas, M. L., Chen, Z. Q., & Anderson, M. L. (2018). Impact of air temperature on physically-based maximum precipitation estimation through change in moisture holding capacity of air. *Journal of Hydrology*, 556, 1050-1063.

Jacob, D., Petersen, J., Eggert, B., Alias, A., Christensen, O. B., Bouwer, L. M., ... & Yiou, P. (2014). EURO-CORDEX: new high-resolution climate change projections for European impact research. *Regional environmental change*, 14, 563-578.

Jancovici, J.-M. (2015). *Dormez tranquilles jusqu'en 2100*. Odile Jacob.

Jay-Allemand, M. (2020). *Estimation variationnelle des paramètres d'un modèle hydrologique distribué* (Doctoral dissertation, Aix-Marseille).

Joly, D., Brossard, T., Cardot, H., Cavailles, J., Hilal, M., & Wavresky, P. (2010). Les types de climats en France, une construction spatiale. *Cybergeo: European Journal of Geography*.

Jones, C., Giorgi, F., & Asrar, G. (2011). The coordinated regional downscaling experiment (CORDEX). An international downscaling link to CMIP5. *CLIVAR exchanges*, 56.

Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science*, 349(6245), 255-260.

Jouzel, J. & Denis, B. (2020). *Climat Parlons vrai*. Les Pérégrines.

Kallache, M., Vrac, M., Naveau, P., & Michelangeli, P. A. (2011). Nonstationary probabilistic downscaling of extreme precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 116(D5).

Katz, R. W. (2013). Statistical methods for nonstationary extremes. *Extremes in a changing climate: Detection, analysis and uncertainty*, 15-37.

Khalil, R. A. "Comparison of Four Neural Network Learning Methods Based on Genetic Algorithm for Non-linear Dynamic Systems Identification." *AL Rafdain Engineering Journal*, 20 (2012): 122-132.

Kilic, H. S., Müller-Thomy, H., Cervero-Arago, S., Linke, R., Lindner, G., Walochnik, J., ... & Derx, J. (2022). *Climate change impact on precipitation extremes and associated infection risks from combined sewer overflows* (No. EGU22-3762). Copernicus Meetings.

Kilsby, C. G., Jones, P. D., Burton, A., Ford, A. C., Fowler, H. J., Harpham, C., ... & Wilby, R. L. (2007). A daily weather generator for use in climate change studies. *Environmental Modelling & Software*, 22(12), 1705-1719.

- Kim, K., Kim, R., Choi, J., & Kim, S. (2022). The applicability of LID facilities as an adaptation strategy of urban CSOs management for climate change. *Water Supply*, 22(1), 75-88.
- Kourtis, I. M., & Tsihrintzis, V. A. (2021). Adaptation of urban drainage networks to climate change: A review. *Science of the Total Environment*, 771, 145431.
- Kurth, A., Saul, A., Mounce, S., Shepherd, W., & Hanson, D. (2008, May). Application of Artificial Neural Networks (ANNs) for the prediction of CSO discharges. In *Proc. 11th Int. Conf. Urban Drain*.
- Lafaysse, M., Hingray, B., Mezghani, A., Gailhard, J., & Terray, L. (2014). Internal variability and model uncertainty components in future hydrometeorological projections: The Alpine Durance basin. *Water resources research*, 50(4), 3317-3341.
- Lavaysse, C., Vrac, M., Drobinski, P., Lengaigne, M., & Vischel, T. (2012). Statistical downscaling of the French Mediterranean climate: assessment for present and projection in an anthropogenic scenario. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 12(3), 651-670.
- Lawrence, S., Giles, C. L., & Tsoi, A. C. (1997, July). Lessons in neural network training: Overfitting may be harder than expected. In *AAAI/IAAI* (pp. 540-545).
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
- Lee, T., & Jeong, C. (2014). Nonparametric statistical temporal downscaling of daily precipitation to hourly precipitation and implications for climate change scenarios. *Journal of Hydrology*, 510, 182-196.
- Le Moigne, P. (2002). Description de l'analyse des champs de surface sur la France par le système SAFRAN. *Note de centre GMME, Météo-France*, 1-30.
- Lenderink, G., & Van Meijgaard, E. (2010). Linking increases in hourly precipitation extremes to atmospheric temperature and moisture changes. *Environmental Research Letters*, 5(2), 025208.
- Lepore, C., Allen, J. T., & Tippet, M. K. (2016). Relationships between hourly rainfall intensity and atmospheric variables over the contiguous United States. *Journal of Climate*, 29(9), 3181-3197.
- Li, J., Johnson, F., Evans, J., & Sharma, A. (2017). A comparison of methods to estimate future sub-daily design rainfall. *Advances in Water Resources*, 110, 215-227.
- Li, S., Kazemi, H., & Rockaway, T. D. (2019). Performance assessment of stormwater GI practices using artificial neural networks. *Science of the total environment*, 651, 2811-2819.
- Licznar, P., Łomotowski, J., & Rupp, D. E. (2011). Random cascade driven rainfall disaggregation for urban hydrology: An evaluation of six models and a new generator. *Atmospheric Research*, 99(3-4), 563-578.
- Linjordet, T., & Balog, K. (2019). Impact of training dataset size on neural answer selection models. In *Advances in Information Retrieval: 41st European Conference on IR Research, ECIR 2019, Cologne, Germany, April 14–18, 2019, Proceedings, Part I 41* (pp. 828-835). Springer International Publishing.
- Lionello, P., & Scarascia, L. (2018). The relation between climate change in the Mediterranean region and global warming. *Regional Environmental Change*, 18, 1481-1493.

- Luu, N. L. (2020). *The role of human-induced climate change on extreme convective precipitation events in the south of France: a high-resolution model simulation approach* (Doctoral dissertation, Université Paris-Saclay).
- Mahaut, V., & Andrieu, H. (2019). Relative influence of urban-development strategies and water management on mixed (separated and combined) sewer overflows in the context of climate change and population growth: A case study in Nantes. *Sustainable Cities and Society*, *44*, 171-182.
- Maraun, D. (2013). Bias correction, quantile mapping, and downscaling: Revisiting the inflation issue. *Journal of Climate*, *26*(6), 2137-2143.
- Maraun, D., Wetterhall, F., Ireson, A. M., Chandler, R. E., Kendon, E. J., Widmann, M., ... & Thiele-Eich, I. (2010). Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user. *Reviews of geophysics*, *48*(3).
- Mariotti, A., Pan, Y., Zeng, N., & Alessandri, A. (2015). Long-term climate change in the Mediterranean region in the midst of decadal variability. *Climate Dynamics*, *44*, 1437-1456.
- Menezes Jr, J. M. P., & Barreto, G. A. (2008). Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation. *Neurocomputing*, *71*(16-18), 3335-3343.
- Meredith, M., Sommerkorn, M., Cassotta, S., Derksen, C., Ekaykin, A., Hollowed, A., ... & Schuur, E. A. G. (2019). Polar Regions. *Chapter 3, IPCC Special Report on the Ocean and Cryosphere in a Changing Climate*.
- Météo-France, (2020). Les nouvelles projections climatiques de référence DRIAS-2020 pour la métropole. Collaboration entre Météo France, CNRM, Cerfacs et IPSL.
- Michelangeli, P. A., Vrac, M., & Loukos, H. (2009). Probabilistic downscaling approaches: Application to wind cumulative distribution functions. *Geophysical Research Letters*, *36*(11).
- Mikovits, C., Tscheikner-Gratl, F., Jasper-Tönnies, A., Einfalt, T., Huttenlau, M., Schöpf, M., ... & Kleidorfer, M. (2017). Decision support for adaptation planning of urban drainage systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, *143*(12), 04017069.
- Monyr, N., Abdallaoui, A., EL Hmaidi, A., & Berrada, M. (2016). Etude de la variation saisonnière des paramètres physicochimiques des sédiments superficiels de la retenue du barrage Sidi Chahed (Meknès, Maroc): approche par carte auto-organisatrice SOM. *Int J Innov Res Adv Eng (IJIRAE)*, *3*(6).
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, *50*(3), 885-900.
- Moriasi, D. N., Gitau, M. W., Pai, N., & Daggupati, P. (2015). Hydrologic and water quality models: Performance measures and evaluation criteria. *Transactions of the ASABE*, *58*(6), 1763-1785.
- Morton, T. (2019). *La pensée écologique*. Zulma Essais.
- Mounce, S. R., Shepherd, W., Sailor, G., Shucksmith, J., & Saul, A. J. (2014). Predicting combined sewer overflows chamber depth using artificial neural networks with rainfall radar data. *Water science and technology*, *69*(6), 1326-1333.
- Müller, H., & Haberlandt, U. (2018). Temporal rainfall disaggregation using a multiplicative cascade model for spatial application in urban hydrology. *Journal of Hydrology*, *556*, 847-864.

- Müller-Thomy, H. (2020). Temporal rainfall disaggregation using a micro-canonical cascade model: possibilities to improve the autocorrelation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(1), 169-188.
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3), 282-290.
- Nations Unies. (2015, December). Accord de paris. In 21ème Conférence des Parties (pp. 1-18).
- Nie, L., Lindholm, O., Lindholm, G., & Syversen, E. (2009). Impacts of climate change on urban drainage systems—a case study in Fredrikstad, Norway. *Urban Water Journal*, 6(4), 323-332.
- Niemczynowicz, J. (1989). Impact of the greenhouse effect on sewerage systems—Lund case study. *Hydrological sciences journal*, 34(6), 651-666.
- Ochoa-Rodriguez, S., Wang, L. P., Gires, A., Pina, R. D., Reinoso-Rondinel, R., Bruni, G., ... & ten Veldhuis, M. C. (2015). Impact of spatial and temporal resolution of rainfall inputs on urban hydrodynamic modelling outputs: A multi-catchment investigation. *Journal of Hydrology*, 531, 389-407.
- Olsson, J., Uvo, C. B., Jinno, K., Kawamura, A., Nishiyama, K., Koreeda, N., ... & Morita, O. (2004). Neural networks for rainfall forecasting by atmospheric downscaling. *Journal of Hydrologic Engineering*, 9(1), 1-12.
- Onof, C., & Arnbjerg-Nielsen, K. (2009). Quantification of anticipated future changes in high resolution design rainfall for urban areas. *Atmospheric research*, 92(3), 350-363.
- Onof, C., Chandler, R. E., Kakou, A., Northrop, P., Wheeler, H. S., & Isham, V. (2000). Rainfall modelling using Poisson-cluster processes: a review of developments. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 14(6), 384-411.
- Onof, C., & Wang, L. P. (2020). Modelling rainfall with a Bartlett–Lewis process: new developments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(5), 2791-2815.
- Pachauri, R. K., & Meyer, L. A. (2014). Changements climatiques 2014.
- Parrique, T. (2022). *Ralentir ou périr: L'économie de la décroissance*. SEUIL.
- Peleg, N., Fatichi, S., Paschalis, A., Molnar, P., & Burlando, P. (2017). An advanced stochastic weather generator for simulating 2-D high-resolution climate variables. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 9(3), 1595-1627.
- Piani, C., Weedon, G. P., Best, M., Gomes, S. M., Viterbo, P., Hagemann, S., & Haerter, J. O. (2010). Statistical bias correction of global simulated daily precipitation and temperature for the application of hydrological models. *Journal of hydrology*, 395(3-4), 199-215.
- Pichelli, E., Coppola, E., Sobolowski, S., Ban, N., Giorgi, F., Stocchi, P., ... & Vergara-Temprado, J. (2021). The first multi-model ensemble of regional climate simulations at kilometer-scale resolution part 2: historical and future simulations of precipitation. *Climate Dynamics*, 56, 3581-3602.
- Pitron, G. (2021). *L'enfer numérique : Voyage au bout d'un Like*. Les liens qui libèrent.
- Pons, V., Benestad, R., Sivertsen, E., Muthanna, T. M., & Bertrand-Krajewski, J. L. (2022). Forecasting green roof detention performance by temporal downscaling of precipitation time-series projections. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(11), 2855-2874.

- Pui, A., Sharma, A., Mehrotra, R., Sivakumar, B., & Jeremiah, E. (2012). A comparison of alternatives for daily to sub-daily rainfall disaggregation. *Journal of Hydrology*, 470, 138-157.
- Radanovics, S. (2014). *Spatially coherent probabilistic precipitation downscaling with meteorological analogues* (Doctoral dissertation, Université de Grenoble).
- Radiuk, P. M. (2017). Impact of training set batch size on the performance of convolutional neural networks for diverse datasets. *Information Technology and Management Science*, 20(1), 20-24.
- Ráduly, B., Gernaey, K. V., Capodaglio, A. G., Mikkelsen, P. S., & Henze, M. (2007). Artificial neural networks for rapid WWTP performance evaluation: Methodology and case study. *Environmental Modelling & Software*, 22(8), 1208-1216.
- Requena, A. I., Nguyen, T. H., Burn, D. H., & Coulibaly, P. (2021). A temporal downscaling approach for sub-daily gridded extreme rainfall intensity estimation under climate change. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 35, 100811.
- Riad, S., Mania, J., Bouchaou, L., & Najjar, Y. (2004). Rainfall-runoff model using an artificial neural network approach. *Mathematical and Computer Modelling*, 40(7-8), 839-846.
- Ribes, A. (2009). *Détection statistique des changements climatiques* (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III).
- Ribes, A., Thao, S., Vautard, R., Dubuisson, B., Somot, S., Colin, J., ... & Soubeyroux, J. M. (2019). Observed increase in extreme daily rainfall in the French Mediterranean. *Climate dynamics*, 52(1), 1095-1114.
- Ribes, A., Thao, S., & Cattiaux, J. (2020). Describing the relationship between a weather event and climate change: a new statistical approach. *Journal of Climate*, 33(15), 6297-6314.
- Ritschel, C., Ulbrich, U., Névir, P., & Rust, H. W. (2017). Precipitation extremes on multiple timescales—Bartlett–Lewis rectangular pulse model and intensity–duration–frequency curves. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(12), 6501-6517.
- Rodriguez-Iturbe, I., Cox, D. R., & Isham, V. (1988). A point process model for rainfall: further developments. *Proceedings of the Royal Society of London. A. Mathematical and Physical Sciences*, 417(1853), 283-298.
- Roseboro, A., Torres, M. N., Zhu, Z., & Rabideau, A. J. (2021). The impacts of climate change and porous pavements on combined sewer overflows: a case study of the City of Buffalo, New York, USA. *Frontiers in Water*, 3, 725174.
- Rosin, T., Romano, M., Woodward, K., Keedwell, E., & Kapelan, Z. (2017). Prediction of CSO chamber water levels using rainfall forecasts. *Computing and Control for the Water Industry*.
- Russell, S. J. (2010). *Artificial intelligence a modern approach*. Pearson Education, Inc.
- Schaeffli, B., & Gupta, H. V. (2007). Do Nash values have value?. *Hydrological processes*, 21(ARTICLE), 2075-2080.
- Schwalm, C. R., Glendon, S., & Duffy, P. B. (2020). RCP8. 5 tracks cumulative CO2 emissions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(33), 19656-19657.
- Semenov, M. A., & Stratonovitch, P. (2010). Use of multi-model ensembles from global climate models for assessment of climate change impacts. *Climate research*, 41(1), 1-14.
- Servigne, P. & Chapelle, G. (2017). *L'Entraide L'autre loi de la jungle*. Les liens qui libèrent.

- Shao, Y., Zhao, J., Xu, J., Fu, A., & Li, M. (2022). Application of rainfall-runoff simulation based on the NARX dynamic neural network model. *Water*, 14(13), 2082.
- Sharkawy, A. N. (2020). Principle of neural network and its main types. *Journal of Advances in Applied & Computational Mathematics*, 7, 8-19.
- Sharma, M., Coulibaly, P., & Dibike, Y. (2011). Assessing the need for downscaling RCM data for hydrologic impact study. *Journal of Hydrologic Engineering*, 16(6), 534-539.
- Shaw, S. B., Royem, A. A., & Riha, S. J. (2011). The relationship between extreme hourly precipitation and surface temperature in different hydroclimatic regions of the United States. *Journal of Hydrometeorology*, 12(2), 319-325.
- Singh, V. P., & Woolhiser, D. A. (2002). Mathematical modeling of watershed hydrology. *Journal of hydrologic engineering*, 7(4), 270-292.
- Somot, S. (2005). *Modélisation climatique du bassin méditerranéen : variabilité et scénarios de changement climatique* (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III).
- Sørup, H. J. D., Christensen, O. B., Arnbjerg-Nielsen, K., & Mikkelsen, P. S. (2016). Downscaling future precipitation extremes to urban hydrology scales using a spatio-temporal Neyman–Scott weather generator. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(4), 1387-1403.
- Sørup, H. J. D., Georgiadis, S., Gregersen, I. B., & Arnbjerg-Nielsen, K. (2017). Formulating and testing a method for perturbing precipitation time series to reflect anticipated climatic changes. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(1), 345-355.
- Sørup, H. J. D., Davidsen, S., Löwe, R., Thorndahl, S. L., Borup, M., & Arnbjerg-Nielsen, K. (2018). Evaluating catchment response to artificial rainfall from four weather generators for present and future climate. *Water Science and Technology*, 77(11), 2578-2588.
- Sun, Q., Zhang, X., Zwiers, F., Westra, S., & Alexander, L. V. (2021). A global, continental, and regional analysis of changes in extreme precipitation. *Journal of Climate*, 34(1), 243-258.
- Sun, S., Yan, H., & Kouyi, G. L. (2014). Artificial neural network modelling in simulation of complex flow at open channel junctions based on large data sets. *Environmental modelling & software*, 62, 178-187.
- Tanty, R., & Desmukh, T. S. (2015). Application of artificial neural network in hydrology—A review. *Int. J. Eng. Technol. Res*, 4, 184-188.
- Tavakol-Davani, H., Goharian, E., Hansen, C. H., Tavakol-Davani, H., Apul, D., & Burian, S. J. (2016). How does climate change affect combined sewer overflow in a system benefiting from rainwater harvesting systems?. *Sustainable cities and society*, 27, 430-438.
- Thapa, S., Zhao, Z., Li, B., Lu, L., Fu, D., Shi, X., ... & Qi, H. (2020). Snowmelt-driven streamflow prediction using machine learning techniques (LSTM, NARX, GPR, and SVR). *Water*, 12(6), 1734.
- Thiebault, S. & Moatti, J.P. (2016) The Mediterranean Region Under Climate Change. A Scientific Update. Editor: IRD & ALLENVI. 738 p.
- Thorndahl, S., & Andersen, C. B. (2021). CLIMACS: A method for stochastic generation of continuous climate projected point rainfall for urban drainage design. *Journal of Hydrology*, 602, 126776.

- Tollefson, J. (2021). Top climate scientists are sceptical that nations will rein in global warming. *Nature*, 599(7883), 22-24.
- Tramblay, Y., & Somot, S. (2018). Future evolution of extreme precipitation in the Mediterranean. *Climatic Change*, 151(2), 289-302.
- Tran Anh, D., Van, S. P., Dang, T. D., & Hoang, L. P. (2019). Downscaling rainfall using deep learning long short-term memory and feedforward neural network. *International Journal of Climatology*, 39(10), 4170-4188.
- US-EPA, 2015. Climate Ready Water Utilities Adaptation Strategies Guide for Water Utilities. 139p.
- Utsumi, N., Seto, S., Kanae, S., Maeda, E. E., & Oki, T. (2011). Does higher surface temperature intensify extreme precipitation?. *Geophysical research letters*, 38(16).
- Vandenbergh, S., Verhoest, N. E. C., Onof, C., & De Baets, B. (2011). A comparative copula-based bivariate frequency analysis of observed and simulated storm events: A case study on Bartlett-Lewis modeled rainfall. *Water Resources Research*, 47(7).
- Vautard, R., Kadyrov, N., Iles, C., Boberg, F., Buonomo, E., Bülow, K., ... & Wulfmeyer, V. (2021). Evaluation of the large EURO-CORDEX regional climate model ensemble. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 126(17), e2019JD032344.
- Vautard, R., Noël, T., Li, L., Vrac, M., Martin, E., Dandin, P., ... & Joussaume, S. (2013). Climate variability and trends in downscaled high-resolution simulations and projections over Metropolitan France. *Climate dynamics*, 41(5), 1419-1437.
- Verfaillie, D., Déqué, M., Morin, S., & Lafaysse, M. (2017). The method ADAMONT v1.0 for statistical adjustment of climate projections applicable to energy balance land surface models. *Geoscientific Model Development*, 10(11), 4257-4283.
- Vidal, J. P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M., & Soubeyrou, J. M. (2010). A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *International Journal of Climatology*, 30(11), 1627-1644.
- Vigaud, N., Vrac, M., & Caballero, Y. (2013). Probabilistic downscaling of GCM scenarios over southern India. *International journal of climatology*, 33(5), 1248-1263.
- Vrac, M., Marbaix, P., Paillard, D., & Naveau, P. (2007). Non-linear statistical downscaling of present and LGM precipitation and temperatures over Europe. *Climate of the Past*, 3(4), 669-682.
- Vrac, M., & Naveau, P. (2007). Stochastic downscaling of precipitation: From dry events to heavy rainfalls. *Water resources research*, 43(7).
- Vrac, M., Drobinski, P., Merlo, A., Herrmann, M., Lavaysse, C., Li, L., & Somot, S. (2012). Dynamical and statistical downscaling of the French Mediterranean climate: uncertainty assessment. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 12(9), 2769-2784.
- Vrac, M., Noël, T., & Vautard, R. (2016). Bias correction of precipitation through Singularity Stochastic Removal: Because occurrences matter. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 121(10), 5237-5258.
- Wei, M., She, L., & You, X. Y. (2020). Establishment of urban waterlogging pre-warning system based on coupling RBF-NARX neural networks. *Water Science and Technology*, 82(9), 1921-1931.
- Westra, S., Evans, J. P., Mehrotra, R., & Sharma, A. (2013). A conditional disaggregation algorithm for generating fine time-scale rainfall data in a warmer climate. *Journal of Hydrology*, 479, 86-99.

- Wilby, R. L., Dawson, C. W., & Barrow, E. M. (2002). SDSM—a decision support tool for the assessment of regional climate change impacts. *Environmental Modelling & Software*, 17(2), 145-157.
- Willems, P., & Vrac, M. (2011). Statistical precipitation downscaling for small-scale hydrological impact investigations of climate change. *Journal of hydrology*, 402(3-4), 193-205.
- Willems, P., & Olsson, J. (2012). Impacts of climate change on rainfall extremes and urban drainage systems. IWA publishing.
- WMO Guidelines on the Calculation of Climate Normals (2017 edition) ISBN (or other code): 978-92-63-21203-0
- World Health Organization. (2021). 2021 WHO health and climate change global survey report.
- Xu, Z., Han, Y., & Yang, Z. (2019). Dynamical downscaling of regional climate: A review of methods and limitations. *Science China Earth Sciences*, 62, 365-375.
- Yoo, C., Kim, D., Kim, T. W., & Hwang, K. N. (2008). Quantification of drought using a rectangular pulses Poisson process model. *Journal of Hydrology*, 355(1-4), 34-48.
- ZHANG, Duo, LINDHOLM, Geir, et RATNAWEERA, Harsha (a). Use long short-term memory to enhance Internet of Things for combined sewer overflow monitoring. *Journal of Hydrology*, 2018, vol. 556, p. 409-418.
- ZHANG, Duo, HØLLAND, Erlend Skullestad, LINDHOLM, Geir, et al. (b) Hydraulic modeling and deep learning based flow forecasting for optimizing inter catchment wastewater transfer. *Journal of Hydrology*, 2018, vol. 567, p. 792-802.
- Zorita, E., & von Storch, H. (1999). The analog method as a simple statistical downscaling technique: Comparison with more complicated methods. *Journal of climate*, 12(8), 2474-2489.



FOLIO ADMINISTRATIF

THESE DE L'INSA LYON, MEMBRE DE L'UNIVERSITE DE LYON

NOM : GOGIEN

DATE de SOUTENANCE : 14/11/2023

Prénoms : Frédéric

TITRE : Impact des séries chronologiques de pluies futures à horizon 2100 sur les déversements des réseaux d'assainissement.

NATURE : Doctorat

Numéro d'ordre : 2023ISAL0089

Ecole doctorale : Ecole Doctorale ED162 MECANIQUE, ENERGETIQUE, GENIE CIVIL, ACOUSTIQUE

Spécialité : Génie Civil

RESUME :

Les maîtres d'ouvrage des systèmes d'assainissement s'interrogent sur la nécessité de prendre en compte l'évolution du climat dans le développement de leur patrimoine de façon à garantir son niveau de service. Or les projections climatiques accessibles ne sont pas disponibles avec des résolutions spatiales et temporelles compatibles avec une utilisation en hydrologie urbaine. Dans un premier temps, l'objectif de cette thèse a été de développer une méthode de construction des séries chronologiques de pluies futures utilisables en hydrologie urbaine à partir des sorties de cinq modèles climatiques existants. Dans un second temps, dans le but de quantifier l'impact de ces pluies futures sur le fonctionnement hydraulique des réseaux d'assainissement, deux modèles ont été élaborés en parallèle : un modèle conceptuel distribué sous InfoWorks-CS™ et un réseau de neurones de type NARX, bien adapté à la simulation de séries chronologiques. Enfin, les séries chronologiques de pluies futures ont été utilisées en entrée de ces deux modèles dans le but d'analyser la conformité des systèmes d'assainissement sur la période 2021-2100. Le site d'étude retenu pour servir de support à ce travail est le système d'assainissement de Valence-Romans Agglo (Drôme).

La méthode de simulation des pluies futures proposée est fondée sur une descente d'échelle spatiale dérivée de la méthode quantile/quantile, combinée à une désagrégation temporelle par recherche d'analogues. Les résultats de modélisation montrent que les deux modèles produisent des volumes déversés au niveau du déversoir principal du système comparables suite aux étapes de calage et de validation. Les simulations réalisées à l'aide du modèle distribué en utilisant les pluies futures indiquent une évolution des volumes déversés comprise entre +13% et +52% sur la période 2021-2100. Sur la base des mêmes pluies futures, les résultats du réseau de neurones confirment la tendance obtenue avec le modèle distribué, particulièrement pour trois des cinq modèles climatiques considérés. L'analyse des déversements à l'échelle du système d'assainissement de Valence permet de conclure que pour un critère d'évaluation de la conformité basé sur le volume, le système sera jugé non conforme de manière de plus en plus fréquente dans l'avenir.

Les résultats obtenus mettent à disposition des outils et méthodes permettant d'orienter certains choix d'aujourd'hui en matière d'aménagement pour qu'ils puissent être valables dans la gestion des pluies de demain.

MOTS-CLÉS : Projections climatiques, modèle pluie/débit, réseau de neurones, déversoir d'orage

Laboratoire (s) de recherche : Déchets Eaux Environnement Pollution (DEEP)

Directeur de thèse : Gislain LIPEME-KOUYI

Président de jury : Jean-Luc BERTRAND-KRAJEWSKI

Composition du jury : Katia CHANCIBAULT, Christophe CUDENNEC, Magali DECHESENE, Gislain LIPEME-KOUYI, Alain MAILHOT.