



HAL
open science

Quels apports d'une approche multi-modèle semi-distribuée pour la prévision des débits ?

Cyril Thébault

► **To cite this version:**

Cyril Thébault. Quels apports d'une approche multi-modèle semi-distribuée pour la prévision des débits ?. Hydrologie. Sorbonne Université, 2023. Français. NNT : 2023SORUS649 . tel-04519745

HAL Id: tel-04519745

<https://theses.hal.science/tel-04519745v1>

Submitted on 25 Mar 2024

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.

Sorbonne Université

École doctorale Géosciences, Ressources naturelles et Environnement

INRAE, UR HYCAR, Équipe Hydrologie des bassins versants

Quels apports d'une approche multi-modèle semi-distribuée pour la prévision des débits ?

Par Cyril Thébault

Thèse de doctorat en hydrologie

Direction : Vazken Andréassian

Co-encadrement : Charles Perrin, Sébastien Legrand et Guillaume Thirel

Présentée et soutenue publiquement le 18 décembre 2023

Devant un jury composé de :

Marie-Amélie Boucher	Université de Sherbrooke	Rapportrice
Nicolas Massei	Université de Rouen Normandie	Rapporteur
Valérie Plagnes	Sorbonne Université, Paris	Présidente du jury
Massimiliano Zappa	WSL, Birmensdorf	Examineur
Vazken Andréassian	INRAE, Antony	Directeur de thèse
Charles Perrin	INRAE, Antony	Co-encadrant
Guillaume Thirel	INRAE, Antony	Co-encadrant
Sébastien Legrand	CNR, Lyon	Co-encadrant

Remerciements

Au moment où j'écris ces lignes, nous sommes le 31/12/2023, le passage à la nouvelle année est proche. Pour moi, cette date aura une seconde signification en marquant officiellement la fin de mon aventure de thèse et le début d'un nouveau chapitre académique canadien. "Mais, vous savez, moi je ne crois pas qu'il y ait de bonne ou de mauvaise aventure. Moi, si je devais résumer mon travail de thèse aujourd'hui avec vous, je dirais que c'est d'abord des rencontres, des gens qui m'ont tendu la main, peut-être à un moment où je ne pouvais pas, où j'étais seul chez moi. Et c'est assez curieux de se dire que les hasards, les rencontres forment une destinée... Parce que quand on a le goût de la recherche, quand on a le besoin de partager ses idées, ses découvertes, parfois on ne trouve pas l'interlocuteur en face, je dirais, le miroir qui vous aide à avancer. Alors ce n'est pas mon cas, comme je le disais là, puisque moi au contraire, j'ai pu ; et je dis merci à tous pour cette aventure, je leur dis merci, je chante cette aventure, je danse cette aventure... Je me considère tant privilégié !" (reformulé d'après Baer, 2002). Je vais donc profiter de ces prochaines pages pour remercier de manière la plus exhaustive possible toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à cette aventure.

Tout d'abord, je tiens à remercier mon directeur de thèse, Vazken Andréassian, qui m'aura appris à rester modeste face à la complexité de l'hydrologie et qui m'a rapidement initié à l'hydrologie sociale.

Je remercie ensuite tout particulièrement Charles Perrin pour son encadrement sans faille. Merci pour ton suivi très régulier au cours de ces trois années, merci pour toutes les connaissances transmises, merci pour le temps inestimable que tu as passé à relire, corriger ou commenter mes différentes productions au cours de cette aventure, merci pour ta disponibilité, merci pour ta gentillesse et ta bienveillance ; bref, merci infiniment pour tout.

Je souhaite également remercier mes deux autres co-encadrants à distance, Guillaume Thirel et Sébastien Legrand. Guillaume, malgré les kilomètres qui séparent Toulouse d'Antony, tu as su te rendre disponible tout au long de la thèse (notamment les premiers mois en pleine pandémie de Covid avec les cafés hydrologiques !). Tu as également toujours eu un œil critique sur mes travaux, ce qui a eu un impact très positif sur cette aventure. Sébastien, tu avais la casquette de l'encadrant « opérationnel » et tu as su tenir ce rôle avec brio. Je te remercie

grandement de m’avoir reçu régulièrement dans les locaux de la CNR et de m’avoir aidé à garder les pieds sur terre en insistant de façon récurrente sur les objectifs opérationnels associés à mon travail de thèse.

Merci également aux membres du jury d’avoir accepté d’évaluer mon travail de thèse. Je remercie dans un premier temps Marie-Amélie Boucher et Nicolas Massei qui ont eu le rôle de rapporteurs en menant une lecture très attentive du manuscrit et en rendant chacun un rapport détaillé qui aura mené à des discussions constructives lors de la soutenance. Merci également à Massimiliano Zappa, examinateur du travail, pour ses questions avisées, tant d’ordre scientifique qu’opérationnel. Je remercie aussi Valérie Plagnes qui a accepté, en plus de son rôle d’examinatrice, la responsabilité d’être présidente du jury et qui a su cadrer d’une main de maître la phase de discussion lors de la soutenance. Je profite également de ce paragraphe pour remercier les membres de mon comité de suivi – Flora Branger, Nicolas Le Moine, Flavien Riffiod, Fabienne Rousset et Hélène Roux – qui se sont rendus disponibles tous les ans pour discuter et aiguiller les travaux tout au long de cette aventure. J’étends ces remerciements à ceux qui m’ont fait découvrir et aimer l’hydrologie en amont de la thèse : je pense à mes professeurs d’hydrologie et hydraulique de Polytech Nice-Sophia Antipolis, Pierre Brigode et Olivier Delestre, mon encadrant de stage à EDF-DTG Thibault Mathevet, et mon maître d’apprentissage au sein du SPC-GD Fabrice Mannessiez ; merci à vous.

Je souhaite également remercier l’ensemble de l’équipe Hydro et plus généralement les collègues et anciens collègues d’INRAE Antony : Anthony, Paul R-G., Daniela, Paul Z., Amal, François B., Hélène, Léonard, Laurent, Carl, Rémi, François T., Antoine D., Jean-Baptiste, Alban, Ralph, Sarah, Taha, Gaëlle, Paul A., Thibault L-B, Antoine P., Shu-Chen, Guilherme, Sebastián, Anne-Lise, Pierre, Bruno, Arnaud, Julien, Hocine, Alexis, Sami, Aya, Alexandre, Swann, Céline, Léo, Mikel, Aaron, Marion, Matthieu, Sylvain, Florent, Valérie, Nathalie, Stéphanie. Je tiens à remercier particulièrement Olivier pour son aide pour la constitution de la base de données, son appui lors du dépoussiérage du package airGRplus et de façon plus générale, pour sa disponibilité et ses conseils sur les codes informatiques. Je remercie également chaleureusement Myriam et Thibault H. avec qui j’ai partagé l’essentiel de mon temps dans le bureau ! Enfin, je souhaite remercier Énola qui a accepté de travailler avec moi en tant que stagiaire malgré mon peu d’expérience comme encadrant et qui aura contribué à répondre à des questions scientifiques et techniques qui pouvaient paraître annexes à mon sujet de thèse mais

qui étaient essentielles pour consolider ma démarche. J'étends également ces remerciements à David Dorchies pour avoir accepté de co-encadrer le stage d'Enola avec moi malgré la distance.

J'ai eu également la chance au cours de cette aventure d'effectuer des séjours lyonnais réguliers à la CNR ; je remercie donc Laurie, Olivier, Ana, Alexandre, François-Xavier, Soufiane, Etienne, Guillaume, Axelle, Violaine et Vincent pour leur accueil et les discussions que nous avons pu mener que ce soit au bureau ou lors des visites de terrain.

Je profite de ces deux derniers paragraphes pour remercier le département AQUA d'INRAE ainsi que la CNR qui ont permis le financement de la thèse et donc l'aboutissement de cette belle aventure.

Passons maintenant aux remerciements plus personnels. Tout d'abord, merci à tous mes amis dont certains ont réussi l'exploit de venir de (très) loin juste pour assister à ma soutenance et de se tromper d'heure ! Sachez que je ne vous en veux absolument pas, ce sera une belle anecdote à partager.

Je souhaite également remercier ma famille – Jean-Paul, Pascale, Maxime, Marielle, Ayla – ainsi que ma belle-famille – Danielle, Vic, Maxime, Sophie, Anto, Jules – pour tous les moments partagés et leur soutien inconditionnel. Mon dernier remerciement va sans aucun doute à Camille pour tout le bonheur apporté au quotidien ; ta présence, tes encouragements et ton amour ont été des piliers essentiels qui ont rendu cette aventure possible. Je suis reconnaissant de t'avoir à mes côtés, et je suis impatient de partager un nouveau chapitre canadien avec toi.

« Et finalement, quand beaucoup de gens aujourd'hui me disent : “Mais comment as-tu fait ? ”, et bien je leur réponds très simplement, je leur dis que c'est ce goût de l'aventure, ce goût donc qui m'a poussé aujourd'hui à entreprendre un travail académique, et qui demain, je le sais, peut-être simplement à me mettre au service de la communauté scientifique, à transmettre, transmettre tout ce que j'ai pu apprendre lors de cette aventure... ».

Merci à tous pour cette magnifique aventure, je vous en suis infiniment reconnaissant !

Résumé

La prévision des débits dans les cours d'eau est nécessaire pour répondre à divers objectifs, allant de la sécurité des populations dans le cas des inondations, à la gestion de la ressource en eau pour de multiples usages, importante particulièrement en période d'étiage. La production hydroélectrique est également étroitement liée aux débits de nos rivières, comme c'est le cas sur le bassin versant du Rhône où la Compagnie nationale du Rhône (CNR) gère des unités de production hydroélectrique sur tout le cours principal du fleuve. Pour optimiser sa production, la CNR s'appuie en partie sur des modèles hydrologiques, qui transforment l'information météorologique en estimation des débits en rivière.

Les modèles hydrologiques existants revêtent des spécificités, dans leur façon de représenter le bassin versant (c'est-à-dire leur structure mathématique) ou leurs modalités d'application, liées aux objectifs ou contextes hydroclimatiques pour lesquels ils ont été conçus. Cela conduit à l'existence d'une très large gamme de modèles hydrologiques, pouvant représenter une variété de relations pluie-débit et fonctionnant à différentes échelles spatiales, avec souvent la difficulté de choisir la structure et la discrétisation spatiale les mieux adaptées aux objectifs visés. Cela reflète également les nombreuses incertitudes affectant la chaîne de modélisation, dont la quantification revêt de forts enjeux pour la gestion opérationnelle et l'aide à la décision. Dans ce contexte, l'objectif de la thèse a été d'évaluer les apports de l'approche multi-modèle dans le cadre d'une modélisation hydrologique semi-distribuée pour la prévision des débits.

Pour ce faire, un large échantillon de 643 bassins versants français, regroupant des données hydroclimatiques au pas de temps horaire, a été constitué, et 14 structures de modèles hydrologiques ont été utilisées selon différentes stratégies de calage et pour différentes configurations spatiales. Dans un premier temps, nous avons mis en place le cadre de modélisation hydrologique pour répondre à nos objectifs. Nous avons ensuite testé l'approche multi-modèle semi-distribuée en contexte de simulation, puis dans un objectif de prévision des débits en traitant plus particulièrement le cas des affluents du Rhône.

Les résultats montrent que la stratégie d'un modèle unique pour un grand nombre de bassins présente des limites qui peuvent être en partie dépassées par différentes stratégies multi-modèles. Ainsi, l'utilisation de différents modèles hydrologiques selon les bassins versants

engendre une amélioration significative de la simulation des débits sur le territoire français. Des performances encore améliorées peuvent être obtenues par une approche multi-modèle plus complexe, en combinant les sorties des modèles hydrologiques. Bien que l'intérêt de la semi-distribution soit difficile à déterminer a priori en contexte de simulation, elle montre des résultats encourageants sur les bassins influencés ou présentant des phénomènes niveaux, tels que sur les cours d'eau alpins du Rhône par exemple. Enfin, la modélisation multi-modèle semi-distribuée améliore également la prévision, que ce soit dans un contexte idéalisé de pluies futures connues ou plus réaliste d'utilisation d'archives de pluies d'ensemble prévues. Bien qu'engendrant des prévisions de meilleure qualité, le chaînage entre les prévisions météorologiques d'ensemble et le multi-modèle probabiliste (créant ainsi un super-ensemble hydrologique) nécessite une phase d'interprétation pour être exploitable d'un point de vue opérationnel.

Mots clés : hydrologie, modélisation, multi-modèle, semi-distribution, prévision, hydroélectricité

Abstract

Streamflow forecasting is needed to meet various objectives, from the safety of populations in the case of floods, to the management of water resources for multiple uses, particularly important during low flow periods. Hydroelectric production is also closely related to streamflow, as is the case on the Rhône catchment, where the Compagnie Nationale du Rhône (CNR) manages hydroelectric production units along the main course of the river. To optimize its production, CNR relies in part on hydrological models, which transform meteorological information into streamflow estimates.

Hydrological models have their own specificities, in terms of the way they represent the catchment (i.e. their mathematical structure) or the way they are applied, related to the objectives or hydro-climatic contexts for which they were designed. It leads to a very wide range of hydrological models, representing various rainfall-runoff relationships and operating at different spatial scales, often making it difficult for users to choose the structure and spatial discretization best suited to their objectives. This also reflects the numerous uncertainties affecting the modelling chain, the quantification of which is of major importance for operational management and decision support. In this context, the aim of this PhD is to evaluate the contribution of a semi-distributed multi-model approach for streamflow forecasting.

To this end, a large sample of 643 French catchments, with hydro-climatic data at hourly time steps, was built, and 14 hydrological model structures were used according to different calibration strategies and for different spatial configurations. First, we set up the hydrological modelling framework to meet our objectives. We then tested the semi-distributed multi-model approach in a simulation context, and then for streamflow forecasting purposes, with a study case on the Rhône tributaries.

The results show that the strategy of a single model for a large number of basins has limitations that can be partly overcome by various multi-model strategies. In this way, the use of different hydrological models for different catchment areas leads to an improvement in streamflow simulation over the French territory. Even better performance can be achieved by a more complex multi-model approach, combining the outputs of hydrological models. Although the value of semi-distribution is difficult to determine a priori, it is nevertheless showing encouraging results over several catchments. Finally, semi-distributed multi-model modelling

also improves forecasting, whether in an idealized context of known future rainfall, or in a more realistic context of ensemble meteorological forecasts. Although generating more reliable predictions, the coupling between ensemble meteorological forecasts and the probabilistic multi-model approach (thus creating a hydrological super-ensemble) requires an interpretation phase to be fully exploitable from operational actors.

Keywords: hydrology, modelling, multi-model, semi-distribution, forecasting, hydropower

Sommaire

REMERCIEMENTS.....	I
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT	VII
SOMMAIRE.....	IX
LISTE DES FIGURES.....	XIII
LISTE DES TABLEAUX.....	XXI
LISTE DES PRINCIPAUX SIGLES ET NOTATIONS.....	XXIII

INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
CONTEXTE	1
POSITIONNEMENT DE LA THÈSE ET VERROUS SCIENTIFIQUES.....	4
OBJECTIF DE LA THÈSE	8
ORGANISATION DU MEMOIRE.....	9

PARTIE I : MISE EN PLACE DU CADRE DE MODÉLISATION HYDROLOGIQUE 11

CHAPITRE 1 : DONNÉES	13
1.1 INTRODUCTION.....	13
1.2 BASE DE DONNÉES HYDROCLIMATIQUES.....	13
1.3 BASE DE DONNÉES DE BASSINS VERSANTS	19
1.4 SÉLECTION DES ÉVÉNEMENTS	32
1.5 SYNTHÈSE.....	36

CHAPITRE 2 : MODÈLES.....	39
2.1 INTRODUCTION.....	39
2.2 QU'EST-CE QU'UN MODÈLE HYDROLOGIQUE ?.....	39
2.3 SÉLECTION DES STRUCTURES DE MODÈLES.....	41
2.4 DÉTERMINATION DES PARAMÈTRES : STRATÉGIE DE CALAGE.....	52
2.5 ÉVALUATION DES MODÈLES.....	54
2.6 SYNTHÈSE.....	55

CHAPITRE 3 : IMPACT DES DONNÉES SUSPECTES DANS LES CHRONIQUES DE DÉBIT SUR LES PERFORMANCES ET LES PARAMÈTRES DES MODÈLES HYDROLOGIQUES.....

57

3.1 RÉSUMÉ.....	57
3.2 INTRODUCTION.....	58
3.3 MATERIAL AND METHODS	65
3.4 RESULTS	76
3.5 DISCUSSION.....	84
3.6 CONCLUSION.....	86

<u>PARTIE II : DÉVELOPPEMENT D'UN MULTI-MODÈLE SEMI-DISTRIBUÉ EN</u>	
<u>CONTEXTE DE SIMULATION.....</u>	89
CHAPITRE 4 : LE MULTI-MODÈLE GLOBAL : CONSTRUCTION ET COMBINAISON DE	
MODÈLES MULTIPLES	91
4.1 CONTEXTE	91
4.2 ÉLÉMENTS MÉTHODOLOGIQUES	94
4.3 RÉSULTATS ET ANALYSES	98
4.4 CONCLUSION.....	117
CHAPITRE 5 : LE MULTI-MODÈLE SEMI-DISTRIBUÉ : UNE MOSAÏQUE DE MODÈLES	
.....	119
5.1 CONTEXTE	119
5.2 MISE EN PLACE D'UN CADRE MULTI-MODÈLE SEMI-DISTRIBUÉ.....	121
5.3 RÉSULTATS ET ANALYSES	124
5.4 CONCLUSION.....	134
CHAPITRE 6 : LE MULTI-MODÈLE MIXTE : UNE COMBINAISON DES CADRES	
SPATIAUX GLOBAUX ET SEMI-DISTRIBUÉS	137
6.1 RÉSUMÉ.....	137
6.2 INTRODUCTION.....	138
6.3 MATERIAL AND METHODS	142
6.4 RESULTS	143
6.5 DISCUSSION.....	148
6.6 CONCLUSION.....	154
<u>PARTIE III : DEVELOPPEMENT D'UN MULTI-MODELE SEMI-DISTRIBUÉ EN</u>	
<u>CONTEXTE DE PRÉVISION.....</u>	157
CHAPITRE 7 : DE LA SIMULATION À LA PRÉVISION : QUELLES ADAPTATIONS ?..	159
7.1 CONTEXTE	159
7.2 ÉLÉMENTS MÉTHODOLOGIQUES	163
7.3 RÉSULTATS ET ANALYSE.....	168
7.4 CONCLUSION.....	176
CHAPITRE 8 : LE MULTI-MODÈLE GLOBAL ET SEMI-DISTRIBUÉ EN CONTEXTE DE	
FORÇAGES MÉTÉOROLOGIQUES FUTURS CONNUS.....	177
8.1 CONTEXTE	177
8.2 ÉLÉMENTS MÉTHODOLOGIQUES	179
8.3 RÉSULTATS ET ANALYSE.....	185
8.4 CONCLUSION.....	194

CHAPITRE 9 : LE MULTI-MODÈLE GLOBAL ET SEMI-DISTRIBUÉ APPLIQUÉ À LA PRÉVISION D'ENSEMBLE SUR LE BASSIN DU RHÔNE	195
9.1 CONTEXTE	195
9.2 ÉLÉMENTS MÉTHODOLOGIQUES	202
9.3 RÉSULTATS ET ANALYSE.....	207
9.4 CONCLUSION.....	213
CONCLUSION GÉNÉRALE	215
SYNTHÈSE DU MANUSCRIT	215
RÉPONSE AUX QUESTIONS DE RECHERCHES.....	219
VOIES D'AMÉLIORATION ET PERSPECTIVES.....	222
BIBLIOGRAPHIE	227
ANNEXE A : DESCRIPTION DES BASSINS VERSANTS	243
ANNEXE B : FICHE DE FONCTIONNEMENT DES VERSIONS SIMPLIFIÉES DES STRUCTURES DE MODÈLES HYDROLOGIQUES D'AIRGRPLUS.....	263
ANNEXE C : COMPLÉMENT D'ANALYSE SUR LE MULTI-MODÈLE SEMI-DISTRIBUÉ EN SIMULATION.....	277

Liste des figures

Figure 1-1 : Présentation des étapes de la transformation de données COMEPHORE (gauche) en moyenne de bassin (droite) en fonction de la surface des pixels présents sur l’emprise du bassin considéré (milieu).....	14
Figure 1-2 : Désagrégation de l'ETP journalière au pas de temps horaire, avec une répartition de 6 à 17 h UTC.....	16
Figure 1-3 : Exemple de prévision d’ensemble (ligne du haut) de précipitation (colonne de gauche) et de température (colonne de droite), et application des méthodes EMOS (ligne du milieu) et EMOS-ECC (ligne du bas).	18
Figure 1-4 : Illustration des différents échantillons de bassins versants.	20
Figure 1-5 : Illustration de l'approche « poupées russes ».	23
Figure 1-6 : Nombre de sous-bassins amont (d’emboîtement de niveau 1) par configuration « poupées russes ».	24
Figure 1-7 : Niveau d’emboîtement du sous-bassin le plus amont par configurations Rhône.	25
Figure 1-8 : Localisation des bassins versants pour les trois échantillons considérés : complet (gauche – 621 bassins), poupées russes (milieu – 150 bassins) et Rhône (droite – 12 bassins).	26
Figure 1-9 : Distribution des principales caractéristiques hydroclimatiques et physio-morphologiques des 643 bassins de la base de données. Les points représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90.	27
Figure 1-10 : Représentation adimensionnelle du bilan hydrologique sur les 643 bassins de la base de données.	28
Figure 1-11 : Distribution des rapports amont-aval des principales caractéristiques hydroclimatiques et physio-morphologiques sur l’échantillon de bassins poupées russes.	31
Figure 1-12 : Crue du 17 au 18 juillet 2011 sur le bassin du Chéran à Allèves (V1255010, 257 km ²).....	33
Figure 1-13 : Étiage d’août à octobre 2016 sur le bassin du Chéran à Allèves (V1255010, 257 km ²).....	34
Figure 1-14 : Distribution des caractéristiques événementielles de crue (gauche) et d’étiage (droite).	35
Figure 2-1 : Schématisation d'un modèle hydrologique.....	39
Figure 2-2 : Schéma de fonctionnement du modèle GR5H	44
Figure 2-3 : Schéma de fonctionnement du module de neige CemaNeige	47
Figure 3-1 : Catchment boundaries of the clean (green) and suspicious (red) French catchment sets selected for this study.	66
Figure 3-2 : Illustration of the main suspicious patterns – (a) noise, (b) curious spikes, (c) drops and (d) linear interpolations – found in the hourly streamflow data of four catchments in the database.	68

Figure 3-3 : Distribution of total duration of suspicious (in months) over the suspicious set (15 catchments over the 20-year period), according to their type.	69
Figure 3-4 : Illustration of the numerical implementation of the noise (a), curious spike (b), drop (c) and linear interpolation (d) patterns within the time series of the clean catchment set.	70
Figure 3-5 : Chosen pattern parameters and gamma distributions defined to mimic suspicious data for the four types of errors.	72
Figure 3-6 : Distribution of parameter estimate variations obtained from calibration of the 15 catchments.	77
Figure 3-7 : Distributions of parameter estimate variations according to the suspicious pattern.	78
Figure 3-8 : Distribution of the variation in KGE values (calculated on the square root of flows), in the calibration period (left) and the evaluation period (right).	79
Figure 3-9 : Distribution of the variation in KGE values (calculated on the square root of flows) according to the suspicious pattern, in the calibration period (left) and the evaluation period (right).	80
Figure 3-10 : Distribution of the difference with the initial value in reformulated bias β' according to the suspicious pattern, in the calibration period (left) and the evaluation period (right).	81
Figure 3-11 : Distribution of KGE on the square root of the flow variations, in the evaluation period.	82
Figure 3-12 : Distribution of the variation in KGE values (calculated on the square root of flows) according to the suspicious pattern, in the evaluation period.	83
Figure 3-13 : Difference between corrupted and initial streamflow record for the River La Clauge at La Loye during the evaluation period for a linear interpolation over 2 months with n (number of patterns) equal to one (grey) and four (black).	85
Figure 4-1 : Représentation schématique de l'approche globale mono-modèle uniforme (G-MoM-u) ; un même modèle est utilisé sur l'ensemble des bassins.	95
Figure 4-2 : Représentation schématique de l'approche multi-modèle globale par choix de modèle (G-MoM-vbv).	96
Figure 4-3 : Représentation schématique de l'approche multi-modèle globale par combinaison de modèles (G-MuM-vbv), sur deux bassins versants distincts.	96
Figure 4-4 : Distribution de la performance (score KGE appliqué avec trois transformations différentes sur le débit : -0,5, 0,1 et 0,5) des 39 modèles globaux sur les 621 bassins versants en contrôle.	99
Figure 4-5 : Distribution des rangs par bassin des 39 modèles globaux suivant leurs performances (score KGE_{comp}) sur les 621 bassins versants en contrôle.	100
Figure 4-6 : Comparaison des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants entre contrôle et calage.	102
Figure 4-7 : Distributions des différences absolues des valeurs de paramètres normalisées entre sous-périodes de calage, sur chacun des 39 modèles, et sur l'ensemble de l'échantillon complet (621 bassins versants).	104

Figure 4-8 : Distribution des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants en contrôle dans notre cadre de modélisation référence (haut) et par choix du meilleur modèle (établie selon les performances en calage, milieu, ou en contrôle, bas). 105	105
Figure 4-9 : Répartition quantitative des meilleurs modèles (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur l'échantillon de 621 bassins avec (bas, epsilon égal à 0,02) et sans (haut, epsilon égal à 0) acceptation d'une dégradation des performances. 106	106
Figure 4-10 : Nombre de modèles respectant le critère de perte de performance (epsilon égal à 0,02) par bassin versant. 107	107
Figure 4-11 : Répartition spatiale des meilleurs modèles (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur l'échantillon de bassin complet constitué de 621 bassins. ... 108	108
Figure 4-12 : Comparaison des variations (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants entre contrôle et calage, dans notre cadre de référence (GR5H calé par optimisation du KGE calculé sur la racine dixième des débits) et avec choix du meilleur modèle défini sur la période de contrôle sur chaque bassin. 109	109
Figure 4-13 : Comparaison des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants en contrôle sur les cadres de modélisation de référence (GR5H calé par optimisation du KGE calculé sur l'inverse de la racine carrée des débits, haut), par choix du meilleur modèle (approche G-MoM-vbv, milieu) et par sélection de la meilleure combinaison de modèles (approche G-MuM-vbv, bas) sur la période de contrôle. 110	110
Figure 4-14 : Nombre de modèles utilisés par bassin dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison par bassin. 111	111
Figure 4-15 : Répartition de l'utilisation des différents modèles hydrologiques dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur l'échantillon de bassin complet constitué de 621 bassins. ... 112	112
Figure 4-16 : Carte de chaleur présentant les associations de modèles dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. 114	114
Figure 4-17 : Carte de chaleur présentant les associations de structures (gauche) ou de fonctions objectif (droite) dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. 115	115
Figure 4-18 : Distribution des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants en contrôle selon le nombre de modèles disponibles dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. 116	116
Figure 4-19 : Comparaison des performances obtenues avec un sous-ensemble de 4 modèles tirés aléatoirement ou judicieusement choisis parmi l'ensemble des modèles disponibles. 116	116
Figure 5-1 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée mono-modèle uniforme (SD-MoM-u) ; un même modèle est utilisé sur l'ensemble des bassins (et sous-bassins). 122	122
Figure 5-2 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des bassins totaux (SD-MoM-vbv) ; un modèle différent est utilisé sur chaque bassin mais un modèle unique est appliqué sur les différents sous-bassins. 122	122
Figure 5-3 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins (SD-MoM-vsbv) ; un modèle différent est utilisé sur chaque sous-bassin. 123	123

Figure 5-4 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée multi-modèle ; une combinaison de modèles est utilisée sur chaque sous-bassin (SD-MuM-vsbv).	123
Figure 5-5 : Distribution de la performance (KGE_{comp}) des 39 modèles semi-distribués sur les 150 bassins versants en contrôle.....	124
Figure 5-6 : Comparaison des performances (KGE_{comp}) issues des approches globales et semi-distribuées sur les 150 bassins versants pour les 39 modèles en contrôle.....	126
Figure 5-7 : Distribution des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle dans notre cadre de modélisation référence (haut) et avec l'approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins (établie dans un contexte global, milieu, ou semi-distribué, bas).....	127
Figure 5-8 : Variations de performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle par l'approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins dans un cadre global et semi-distribué.	128
Figure 5-9 : Répartition de la conservation (ou du changement) des modèles sélectionnés entre un cadre de modélisation semi-distribué ou global lors d'une approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins.....	129
Figure 5-10 : Comparaison des distributions des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle dans le cadre semi-distribué mono-modèle variable à l'échelle des bassins (haut) et mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins (bas). 130	
Figure 5-11 : Répartition quantitative des meilleurs modèles (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur les sous-bassins aval (gauche) et amont (droite) selon la mosaïque de modèles défini sur chaque bassin de l'échantillon de bassin « poupées russes » avec l'approche semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins.	131
Figure 5-12 : Comparaison des distributions des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle entre le cadre multi-modèle par combinaison de sorties global (haut) et semi-distribué (bas).	132
Figure 5-13 : Comparaison des distributions des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle dans le cadre multi-modèle semi-distribué en utilisant les 39 modèles disponibles (haut) ou un sous-échantillon de 4 modèles (bas).	133
Figure 6-1 : Schematic representation of the mixed multi-model approach. Each colour represents a different model which can be considered as lumped or semi-distributed. Upstream combinations propagated on the same catchment will always be identical, whatever the downstream model considered (discussed in Section 6.5.4).	143
Figure 6-2 : Hydrograph of November–December 2003 of the Dore River at Saint-Gervais-sous-Meymont (K287191001).	144
Figure 6-3 : Distribution of the performance (KGE_{comp} score) of the best mixed multi-models over the 121 catchments (left part) and model counts within this selection (right part). ..	144
Figure 6-4 : Distribution of the performance (KGE_{comp} score) of the best (multi-)models over the 121 catchments according to their modelling framework (LSM: lumped single model; SDSM: semi-distributed single model; LMM: lumped multi-model; SDMM: semi-distributed multi-model; MMM: mixed multi-model).	145
Figure 6-5 : Maps of the best modelling framework on each catchment (top) and the simplest modelling framework among the best frameworks (bottom).	146

Figure 6-6 : Comparison of various criteria between simulated and observed flood (A1, A2 and A3) or low-flow (B1 and B2) events, according to the modelling approach used.....	147
Figure 6-7 : Ranked performance difference curve obtained for the evaluation periods between the best lumped and mixed multi-model on each catchment.....	149
Figure 6-8 : Distribution of the best simplified mixed multi-model, defined with a subset of four models, over the entire sample of catchments and over the evaluation periods.....	150
Figure 6-9 : Distribution of the performance obtained with the best lumped multi-models on each catchment according to the number of models combined.....	151
Figure 6-10 : Comparison of the performance obtained over the evaluation periods by each multi-model on the whole catchment sample according to the combination method used.	152
Figure 6-11 : Ranked performance difference curve obtained for the evaluation periods on each catchment by the best downstream model with an a priori choice on upstream simulation or not.	154
Figure 7-1 : Illustration des différences entre simulation et prévision. H est l'horizon de prévision et t l'instant de prévision (modifié à partir de Bourgin, 2014).....	160
Figure 7-2 : Représentation de la mise à jour des sorties (report de l'erreur additive couplé à une décroissance linéaire selon le temps de réponse du bassin) pour trois instants de prévisions différents (3, 4 et 5 février 2003 à 00 h) sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010).	165
Figure 7-3 : Représentation schématique de l'adaptation de la prévision en contexte semi-distribué.	168
Figure 7-4 : Distribution de la performance (score MAE) des 39 modèles globaux sur les 150 bassins versants de l'échantillon « poupées russes » en prévision, quel que soit l'horizon de prévision.	169
Figure 7-5 : Distributions des performances (score MAE) obtenues avec les 39 modèles globaux sur l'ensemble des 150 bassins selon différents horizons de prévision pour différentes méthodes de mise à jour.	170
Figure 7-6 : Comparaison des performances (score MAE_{norm}) obtenues entre notre cadre de référence et l'approche de modélisation globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins (G-MoM-vbv) sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur selon différents horizons de prévisions.	172
Figure 7-7 : Distributions des performances (score MAE) obtenues dans un cadre de modélisation global ou semi-distribué avec l'approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur selon différents horizons de prévision.....	173
Figure 7-8 : Représentation de l'impact de la mise à jour des sorties (report de l'erreur additive couplé à une décroissance linéaire selon le temps de réponse du bassin) pour une prévision effectuée le 3 février 2003 à 00 h sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010) dans un cadre global (orange) et semi-distribué (violet).	174
Figure 8-1 : Représentation de la combinaison dynamique pour une prévision effectuée le 2 juillet 2001 à 0 h sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010).....	181

Figure 8-2 : Répartition des poids accordés aux différents modèles selon la transformation utilisée sur la variable débit lors du calcul du KGE lors de la phase de calage : -0,5 (rouge), 0,1 (vert) et 0,5 (bleu).....	182
Figure 8-3 : Comparaison des quantiles obtenus selon les trois fonctions objectif testées (entre parenthèses, puissance de la transformation appliquée au débit pour le calcul de la fonction objectif) pour les différentes structures et sur l'ensemble de l'échantillon.....	183
Figure 8-4 : Représentation de l'approche multi-modèle par moyenne pondérée avec mise à jour des sorties (report de l'erreur additive couplé à une décroissance linéaire selon le temps de réponse du bassin) et une combinaison dynamique des prévisions (poids variable selon la gamme de débit), pour trois prévisions d'événements de crues (27 décembre 1999, 28 décembre 2001 et 3 février 2003 à 0 h) sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010).	184
Figure 8-5 : Pourcentage de bassins (échantillon poupées russes, 150 bassins) dont les prévisions ont été améliorées (score MAE plus faible) par application d'une combinaison dynamique des fonctions objectif (CDP) dans le cadre d'une approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins (G-MoM-vbv) quel que soit l'horizon de prévision.....	185
Figure 8-6 : Distributions des performances (score MAE_{norm}) obtenues dans notre cadre de modélisation référence ou avec l'approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins (G-MoM-vbv) utilisant une combinaison dynamique des prévisions (CDP) sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur selon différents horizons de prévisions.....	186
Figure 8-7 : Distribution des différences de performance (score MAE_{norm}) obtenues entre les meilleures prévisions et les prévisions issues d'une approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins versants (G-MoM-vbv) après mise à jour des sorties par report d'erreur et utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions sur les 150 bassins et selon différents horizons de prévisions.	187
Figure 8-8 : Carte de chaleur présentant les modèles menant aux meilleures prévisions (score MAE le plus faible) en acceptant une légère perte de performance de 5 % (haut) et le nombre de structures répondant à ce critère (bas) pour chaque bassin versant et chaque échéance dans un cadre de modélisation mono-modèle globale.	188
Figure 8-9 : Répartition des structures ayant engendré les meilleures prévisions (score MAE le plus faible) selon différents horizons de prévisions.	189
Figure 8-10 : Comparaison des performances (score MAE_{norm}) obtenues en prévision avec une approche globale multi-modèle (G-MuM-vbv) par moyenne simple (CMS) et pondérée (CMP) sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur et utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions selon différents horizons de prévisions.	191
Figure 8-11 : Distributions des performances (score MAE_{norm}) obtenues dans notre cadre de modélisation référence ou avec l'approche globale multi-modèle (G-MuM-vbv) par moyenne pondérée (CMP) – après mise à jour des sorties par report d'erreur et utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions (CDP) – sur les 150 bassins de l'échantillon poupées russes et selon différents horizons de prévisions.....	192
Figure 8-12 : Cartes des différences de performance (score MAE_{norm}) entre l'approche multi-modèle semi-distribuée et l'approche globale pour différents horizons de prévisions sur les 150 bassins de l'échantillon poupées russes.....	193

Figure 9-1 : Carte représentant le bassin versant du Rhône. Le cours d'eau principal est en bleu foncé et les tirets verts représentent les 19 aménagements hydroélectriques CNR qui ont été construits pour exploiter son énergie.....	198
Figure 9-2 : Schématisation de la chaîne de prévision opérationnelle à la CNR (adapté de CNR, 2016).....	201
Figure 9-3 : Carte représentant les différents affluents du Rhône modélisés (voir également Tableau 9-1) et leur découpage spatial en sous-bassins.	202
Figure 9-4 : Présentation des différents scénarios de prévision hydrologique issus des différents chaînages entre les prévisions météorologiques et les approches hydrologiques déterministes pour l'événement du 18 au 22 mai 2013 sur la Drôme à Livron dans un cadre de modélisation global.	206
Figure 9-5 : Présentation des différents scénarios de prévision hydrologique issus des différents chaînages entre les prévisions météorologiques et les approches hydrologiques ensemblistes pour l'événement du 18 au 22 mai 2013 sur la Drôme à Livron dans un cadre de modélisation global.	207
Figure 9-6 : Évolution du $CRPS_{norm}$ selon l'horizon de prévision sur chacun des bassins de l'échantillon Rhône.	209
Figure 9-7 : Interprétation de l'histogramme de rang (adapté de Wilks, 2011).....	210
Figure 9-8 : Histogramme de rang des prévisions hydrologiques obtenues à partir de scénarios météorologiques ensemblistes couplés au modèle MORD calé avec un KGE calculé sur la racine dixième des débits dans un cadre global pour le bassin de la Drôme à Livron (scénarios PME-DMoM) quel que soit l'horizon de prévision.	210
Figure 9-9 : Histogramme de rang des prévisions hydrologiques obtenues à partir de scénarios météorologiques ensemblistes couplés aux modèles issus de l'approche par multi-modèle par combinaison (scénarios PME-EMuM+CDP) dans un cadre global pour le bassin de la Drôme à Livron quel que soit l'horizon de prévision.....	211
Figure 9-10 : Comparaison des performances prédictives (score $CRPS_{norm}$) pour une approche PME-EMoM+CDP (prévisions météorologiques d'ensemble couplées à chacun des modèles hydrologiques avec une combinaison dynamique des sorties) dans un cadre de modélisation global et semi-distribué.	212

Liste des tableaux

Tableau 1-1 : Synthèse des trois échantillons de bassins versants.....	36
Tableau 2-1 : Paramètres du modèle GR5H.....	43
Tableau 2-2 : Liste des structures de modèles hydrologiques disponibles au pas de temps journalier dans le package airGRplus.....	45
Tableau 2-3 : Liste des critères d'évaluations utilisés.....	55
Table 3-1: Minimum, median and maximum values of the main characteristics of the catchment sets.....	66
Table 3-2: Ranges for the parameters of the error models used for streamflow corruption according to the typology of suspicious data adopted.....	71
Table 3-3: Interpretation of the relative performance (<i>var_perf</i>) comparing the performance of a benchmark simulation (<i>ori</i>) with an alternative (<i>cor</i>) using a metric $m = 1 - KGE$ (adapted from Lerat <i>et al.</i> , 2012).....	76
Tableau 4-1 : Liste d'outils permettant la génération de structures flexibles.....	92
Table 6-1: Minimum, median, and maximum values of flood and low-flow characteristics over the 121 catchments.....	147
Table 6-2: Composition of the simplified MMM.....	150
Tableau 9-1 : Principales caractéristiques des affluents modélisés.....	203
Tableau 9-2 : Présentation des différents scénarios de prévision hydrologique.....	206

Liste des principaux sigles et notations

Sigle	Catégorie	Définition
ARIMA	Méthodologie	AutoRegressive Integrated Moving Average - Moyenne mobile autorégressive intégrée
ARX	Modèle hydrologique	Auto Regressive model with eXternal inputs - Modèle auto-régressif avec entrant exogène
β	Critère numérique	Biais, composante du KGE [-]
BFI	Variable hydroclimatique	Indice de débit de base [-]
BMA	Méthodologie	Bayesian Model Averaging - Moyenne du modèle bayésien
CDP	Méthodologie	Combinaison dynamique des prévisions
CMP	Méthodologie	Combinaison par moyenne pondérée
CMS	Méthodologie	Combinaison par moyenne simple
CNR	Entité	Compagnie nationale du Rhône
COMEPHORE	Modèle météorologique	Combinaison en vue de la Meilleure Estimation de la Précipitation HORaiRE
CRPS	Critère numérique	Score de probabilité continu classé [-]
D	Approche de modélisation	Déterministe
E	Approche de modélisation	Ensemble
ECC	Méthodologie	Ensemble copula coupling - Couplage de copules d'ensemble
ECMWF	Entité	European Centre for Medium-Range Weather Forecasts - Centre européen de prévision à moyenne échéance
EMOS	Méthodologie	Ensemble Model Output Statistics - Statistiques sur les sorties du modèle d'ensemble
EPS	Modèle météorologique	Ensemble Prediction System - Système de prévision d'ensemble
ETP	Variable hydroclimatique	Évapotranspiration potentielle [mm/h]
G	Approche de modélisation	Globale
GR5H	Modèle hydrologique	Modèle du génie rural à 5 paramètres horaire
HEPEX	Autre	Hydrologic Ensemble Prediction Experiment - Expérience de prévision d'ensemble hydrologique

HRU	Autre	Hydrological response unit - Unité de réponse hydrologique
INRAE	Entité	Institut national de la recherche pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement
KGE	Critère numérique	Coefficient d'efficacité Kling-Gupta [-]
LSH	Autre	Large sample hydrology - Hydrologie à grand échantillonnage
MAE	Critère numérique	Erreur moyenne absolue [mm/h]
MMM	Approche de modélisation	Multi-modèle mixte
MoM	Approche de modélisation	Mono-modèle
MuM	Approche de modélisation	Multi-modèle
P	Variable hydroclimatique	Précipitation [mm/h]
P/ETP	Variable hydroclimatique	Indice d'aridité [-]
PM	Approche de modélisation	Prévisions météorologiques
Q	Variable hydroclimatique	Débit [mm/h]
Q/P	Variable hydroclimatique	Coefficient d'écoulement [-]
RMSE	Critère numérique	Critère des moindres carrés [mm/h]
SAFRAN	Modèle météorologique	Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige
SD	Approche de modélisation	Semi-distribuée
T	Variable hydroclimatique	Température [°C]
u	Approche de modélisation	Uniforme
UTC	Autre	Temps Universel Coordonné
vbv	Approche de modélisation	Variable à l'échelle des bassins
vsbv	Approche de modélisation	Variable à l'échelle des sous-bassins

Introduction générale

Contexte

Enjeux de la prévision des débits

« Un déluge engloutit la terre sous la profondeur de ses ondes ; mais [...] bientôt, les flots, refoulés au loin, rentrèrent dans les abîmes »¹. Les crues des fleuves et des rivières ont toujours intrigué les civilisations du monde entier qui ont pu se développer sur les rives des cours d'eau. De nombreux témoignages rapportent les effets dévastateurs des inondations sur les populations humaines. Dans ce domaine, rien n'a changé depuis l'Antiquité. Au moment où j'écris ces lignes, le 4 octobre 2023, de fortes crues ont déferlées dans le fond d'une vallée de l'Himalaya, dans le nord-est de l'Inde, emportant avec elles la vie d'au moins trois personnes et engendrant des dégâts matériels considérables. La semaine précédente, le 25 septembre 2023, c'était l'Amérique centrale qui était soumise à un épisode diluvien entraînant des crues éclair au Mexique et au Guatemala provoquant au moins 13 morts. Nous pourrions également mentionner le terrible bilan de la dépression Daniel, qui a causé des milliers de disparitions en Libye après avoir déversé en moins de 48 h jusqu'à 400 mm de précipitations (soit l'équivalent de deux ans de précipitations), causant la ruine de deux ouvrages qui devaient pourtant protéger la population des crues. Les événements dramatiques engendrés par des événements hydrométéorologiques dans le monde restent fréquents, d'où le besoin continu de comprendre et de prévoir le comportement des cours d'eau.

La prévision hydrologique peut être définie comme la « traduction des observations et des prévisions météorologiques en estimations des débits futurs des rivières » (Ramos, 2018). Cette prévision des débits dans les cours d'eau permet de répondre à de nombreux enjeux, allant de la sécurité des populations et des biens, dans le cas des inondations, à la gestion de la ressource pour de multiples objectifs tels que l'alimentation en eau potable, la production agricole, la préservation des écosystèmes aquatiques, la navigation fluviale, ou encore la production d'énergie hydroélectrique. Cette estimation se fait généralement par le biais de modèles hydrologiques, aussi appelés modèles pluie-débit lorsque l'on s'intéresse plus spécifiquement

¹ Extrait de la IX^e Olympiade de Pindare, poète lyrique grec du V^e siècle avant J-C.

à la relation entre la pluie et le débit. Ces modèles sont une représentation simplifiée du système réel complexe qu'est le bassin versant (c'est-à-dire la zone géographique, généralement délimitée par les lignes de crêtes, dont l'ensemble de la surface reçoit les eaux qui circulent naturellement vers un même point d'un cours d'eau appelé exutoire), qui est le système étudié par la science hydrologique. Les modèles mathématiques de bassin versant vont représenter le devenir des variables atmosphériques, telles que les précipitations ou les températures de l'air, par des équations mathématiques et paramètres simulant les différents flux d'eau (évaporation, infiltration, ruissellement, etc.) et les différents stocks (humidité du sol, niveau de nappe, stock neigeux, etc.).

La qualité des prévisions hydrologiques dépend de nombreux facteurs. Nous pouvons citer notamment la qualité des données historiques nécessaires pour mettre en place le modèle et pour estimer les conditions initiales en temps réel, les incertitudes associées aux prévisions météorologiques qui alimenteront le modèle, et la capacité des modèles à reproduire la réaction des bassins versants afin d'anticiper les variations du débit au cours du temps à partir des informations disponibles.

Focus sur la prévision opérationnelle à la Compagnie nationale du Rhône (CNR)

Depuis 1934, l'État français a confié à la CNR la concession unique du Rhône pour son aménagement et sa valorisation. À ce titre, elle est responsable de la production de l'hydroélectricité, du développement de la navigation et de la favorisation de l'irrigation et des usages agricoles sur l'ensemble de la partie française du linéaire du fleuve (de la sortie du Léman à la mer Méditerranée). Nous retrouverons ainsi sur le Rhône de nombreux aménagements permettant une production d'énergie d'environ 3 000 MW (19 centrales électriques au fil de l'eau, c'est-à-dire à faible capacité de stockage), une irrigation de plus de 120 000 ha (32 stations de pompage) et une navigation commerciale ou de plaisance sur près de 330 km (14 écluses à grand gabarit). Que ce soit pour la production hydroélectrique, la navigation ou l'irrigation, connaître et anticiper les débits est une tâche essentielle et la prévision des débits est donc un enjeu majeur pour la CNR.

Les besoins en prévision à la CNR sont multiples afin, par exemple, de valoriser la production d'énergie sur le marché, d'optimiser l'exploitation et la maintenance des différents ouvrages, d'assurer la sûreté hydraulique (non-aggravation des crues) et la disponibilité de la ressource (particulièrement en période d'étiages), ou encore d'anticiper les tendances de long

terme. À l'exception de ce dernier point, les horizons ciblés sont relativement courts (allant de quelques heures à quelques jours), d'où la nécessité de réaliser un suivi régulier des prévisions plusieurs fois par jour en temps réel : on parle alors de prévisions opérationnelles. Ainsi, la CNR a développé une chaîne de prévision intégrant les différentes étapes permettant de convertir les observations et prévisions météorologiques en programmes de gestion des ouvrages hydroélectriques en passant par différents scénarios hydrologiques. Toutefois, les incertitudes présentes dans la chaîne de prévision sont multiples. Améliorer la qualité prédictive est donc un besoin constant.

Pistes d'amélioration pour la prévision des débits

Actuellement, la CNR génère des prévisions de débits plusieurs fois par jour sur les différents affluents du Rhône : à partir d'un scénario météorologique expertisé, les prévisionnistes construisent une unique prévision hydrologique déterministe sur la base des débits obtenus avec deux modèles hydrologiques globaux².

De plus en plus, les modèles hydrologiques peuvent bénéficier de données ayant une dimension spatiale, qu'elles soient pluviométriques (par ex. lames d'eau radar), hydrologiques (par ex. réseau de stations de mesure de débits) ou sur les caractéristiques physiques des bassins (par ex. occupation du sol). Cela facilite l'implémentation de modèles semi-distribués, c'est-à-dire de modèles qui scindent le bassin d'intérêt en plusieurs sous-bassins, puis les relient entre eux par un schéma de transfert hydraulique. Cette méthode a pour avantage de représenter explicitement une certaine variabilité spatiale des précipitations et des caractéristiques des bassins. Dans un cadre de prévisions en temps réel, la semi-distribution permet aussi de prendre en compte une information amont observée pour estimer des débits en aval dans un futur proche. La CNR tend ainsi progressivement à considérer de telles configurations sur des sous-bassins du Rhône présentant une forte variabilité des précipitations ou présentant des caractéristiques physiques hétérogènes spatialement.

Par ailleurs, les modèles hydrologiques existants peuvent revêtir des spécificités, dans leur structure ou leurs modalités d'application, liées aux objectifs ou contextes hydroclimatiques pour lesquels ils ont été conçus. Cela conduit à l'existence d'une très large gamme de modèles hydrologiques aujourd'hui, avec souvent la difficulté pour un utilisateur de choisir le modèle le

² Global au sens où la représentation du bassin versant se fait comme une seule entité, sans discrétisation spatiale interne.

mieux adapté à ses objectifs. Il en résulte des incertitudes structurelles (la structure d'un modèle déterminant la manière dont les processus hydrologiques sont représentés) souvent importantes, associées aux simulations ou aux prévisions. Chaque modèle ayant ses propres forces et faiblesses, il peut être intéressant d'utiliser voire de combiner différents modèles dans le but d'améliorer l'efficacité globale du système de modélisation ; on parle alors d'approche multi-modèle. La CNR utilise actuellement une forme de multi-modèle expertisée. L'élargissement de l'échantillon de modèles considérés et l'utilisation d'approches combinatoires sont des pistes explorées pour améliorer la prévision des débits et la quantification des incertitudes structurelles.

Finalement, la première source d'incertitude en contexte de prévision reste l'estimation des précipitations et des températures futures. Avec l'essor des approches météorologiques ensemblistes (c'est-à-dire considérant différents scénarios équiprobables), il devient nécessaire de considérer la prévision des débits dans un cadre probabiliste et non plus déterministe. Ainsi on ne cherche plus à déterminer le débit prévu mais plutôt à définir les scénarios de débits les plus probables. La CNR utilise actuellement les prévisions météorologiques d'ensemble pour déterminer un unique scénario météorologique déterministe expertisé. La propagation des incertitudes météorologiques dans les modèles hydrologiques n'est donc pas mise en place. Or, une prise en compte de l'ensemble des incertitudes le long de la chaîne de prévision semble être un axe de recherche privilégié.

Les approches semi-distribuées, multi-modèles ou ensemblistes sont donc des enjeux importants pour l'amélioration de la prévision opérationnelle à la CNR.

Positionnement de la thèse et verrous scientifiques

La principale question à laquelle nous avons cherché à répondre dans cette thèse est la suivante : *Quels apports peut-on attendre d'une approche multi-modèle semi-distribuée pour la prévision des débits ?* Ainsi, le positionnement scientifique de la thèse est à cheval sur trois problématiques : la semi-distribution, l'approche multi-modèle et la prévision. Une littérature abondante se rapporte à chacun de ces thèmes. Dans ce qui suit, nous proposons un rapide aperçu de l'état de l'art sur ces différents thèmes par le biais de trois sous-questions. Cette partie ne vise donc pas à l'exhaustivité, mais permet de positionner les verrous scientifiques qui seront abordés dans la thèse par rapport aux résultats antérieurs.

Pouvons-nous déterminer a priori la constitution d'un multi-modèle sur un large échantillon de bassins versants ?

L'approche multi-modèle consiste à utiliser voire combiner différents modèles. Ce concept a connu un essor en hydrologie à partir de la fin du XX^e siècle et un consensus semble se dégager sur les bénéfices d'une approche multi-modèle par rapport à une approche mono-modèle pour la simulation ou la prévision des débits, dans des cadres déterministes comme probabilistes (Loumagne *et al.*, 1995 ; Shamseldin, 1997 ; Georgakakos *et al.*, 2004 ; Ajami *et al.*, 2006 ; Velazquez *et al.*, 2011 ; Fenicia *et al.*, 2011 ; Seiller *et al.*, 2012 ; Santos, 2018 ; Li *et al.*, 2018 ; Sahraei *et al.*, 2020). En revanche, si le constat sur les performances est unanime, les raisons de cette amélioration restent assez floues.

Dans un cadre de prévision opérationnel, Loumagne *et al.* (1995) ont mis en place une approche multi-modèle et ont mis en avant le fait que les modèles se devaient d'assurer à la fois une certaine redondance et une certaine complémentarité. Cette intuition a été confirmée par Winter & Nychka (2010) qui insistent particulièrement sur la composition du multi-modèle. En effet, des modèles trop similaires ne semblent pas permettre d'exploiter l'approche multi-modèle à son plein potentiel. Les auteurs conseillent ainsi d'utiliser des modèles différents (et qui restent acceptables en termes de performance individuelle). Les conclusions apportées par Sahraei *et al.* (2020) vont également dans ce sens puisqu'ils ont montré qu'il n'est pas uniquement nécessaire d'avoir plusieurs structures de modèles mais qu'il est important de considérer différentes fonctions objectif pour les caler, car un modèle ne varie pas uniquement par sa structure, mais également par l'estimation des paramètres qui lui sont associés.

Shamseldin (1997) est l'un des premiers à s'être intéressé à l'approche multi-modèle en hydrologie et a montré que les modèles les plus performants varient d'un bassin à l'autre. Pour aller plus loin, Ajami *et al.* (2006) ont mis en avant que les modèles devraient même être adaptés selon la phase de l'hydrogramme (montée ou descente) sans pour autant trouver l'explication de cette observation dans leurs structures générales. Ce travail a également permis de mettre en avant que, dans une approche multi-modèle combinatoire, les meilleurs modèles individuels ont généralement un poids plus important dans les combinaisons. Toutefois, Seiller *et al.* (2012) ont montré qu'un modèle avec des performances individuelles moyennes peut aussi contribuer positivement lorsqu'il est combiné avec d'autres.

Avec l'apparition de cadres de modélisation flexibles facilitant la mise en place de cadres multi-modèles (voir par ex. Clark *et al.*, 2008 ; Fenicia *et al.*, 2011 ; Knoben *et al.*, 2019), la question d'une trop grande complexification du système de modélisation par rapport au gain engendré apparaît. Certains auteurs ont donc essayé de définir une taille optimale du nombre de modèles dans le multi-modèle sans réellement converger, avec des conclusions dépendant des modèles considérés et des bassins versants étudiés (Arsenault *et al.*, 2015 ; Kumar *et al.*, 2015).

En se basant sur les résultats et les discussions issues de la littérature, nous nous poserons la question suivante : ***Pouvons-nous déterminer a priori la constitution d'un multi-modèle sur un large échantillon de bassins versants ?*** Nous chercherons notamment à relier les performances du multi-modèle aux performances individuelles de chacun des membres le constituant, mais également à déterminer des affinités entre les différents modèles.

Une prise en compte explicite de la variabilité intra-bassin des données météorologiques et des processus permet-elle une amélioration dans la représentation du débit à l'exutoire ?

La semi-distribution consiste à découper un bassin d'intérêt en différents sous-bassins. Ces sous-entités sont définies de manière topographique, ou en unités hydrologiques (HRU) correspondant à des zones présentant des caractéristiques physiques jugées homogènes. Cette approche permet ainsi de prendre en compte de manière explicite la variabilité intra-bassin des données météorologiques, mais également de considérer une variabilité dans les processus à plus fine échelle. Dans un cadre de modélisation semi-distribué, chaque sous-bassin est ainsi modélisé individuellement de l'amont vers l'aval en propageant de proche en proche les débits vers l'exutoire le plus à l'aval par un schéma de transfert hydraulique.

La littérature scientifique portant sur la semi-distribution est abondante et a montré des conclusions variées quant à son intérêt par rapport à une approche globale, c'est-à-dire considérant le bassin d'intérêt comme une unique entité à modéliser. En effet, l'approche semi-distribuée ne permet pas toujours d'obtenir de meilleurs résultats au niveau de la station la plus à l'aval (Ajami *et al.*, 2004 ; Khakbaz *et al.*, 2012 ; Lobligeois *et al.*, 2014 ; de Lavenne *et al.*, 2016). Toutefois, des plus-values sont rencontrées dans des contextes non-jaugés (Lerat *et al.*, 2012 ; de Lavenne *et al.*, 2019 ; Dal Molin *et al.*, 2020), sur des bassins influencés par la neige ou la glace (Garavaglia *et al.*, 2017 ; Wortmann *et al.*, 2019), ou lorsqu'il

existe une forte variabilité spatiale des précipitations, notamment pour des régimes cévenols et méditerranéens (Lobligeois *et al.*, 2014). de Lavenne *et al.* (2019) ont également montré que le calage des modèles par sous-bassin peut présenter des instabilités, notamment lorsque leurs surfaces respectives sont très différentes, ce qui peut conduire à des jeux de paramètres peu cohérents entre sous-bassins et difficilement interprétables.

Si les approches multi-modèles et celles semi-distribuées ont été largement explorées ces dernières années par la communauté scientifique, elles n'ont à notre connaissance encore jamais été appliquées dans un même cadre de modélisation. La question sous-jacente est donc la suivante : *Une prise en compte explicite de la variabilité intra-bassin des données météorologiques et des processus permet-elle une amélioration dans la représentation du débit à l'exutoire ?* Nous chercherons notamment à explorer l'impact de modèles variés à l'échelle des sous-bassins, mais également à déterminer si les modèles sont sensibles de la même façon à cette discrétisation spatiale.

Comment dimensionner un ensemble hydrologique pour prendre en compte les nombreuses sources d'incertitudes dans un contexte de prévision ?

La prévision hydrologique est un sujet de recherche de premier plan qui ne cesse d'évoluer. L'estimation des variables météorologiques futures étant par nature incertaine (de plus en plus à mesure que l'on s'éloigne temporellement des conditions observées), il est généralement difficile de se fier à une unique prévision. Boucher *et al.* (2011) ont montré qu'il est bien plus avantageux d'exploiter les prévisions ensemblistes plutôt que les prévisions déterministes malgré une résolution spatiale généralement plus faible. Ainsi, il est de plus en plus coutume d'utiliser une approche ensembliste permettant de fournir une gamme de résultats possibles, et finalement mieux évaluer l'incertitude associée à la prévision. En ce sens, nous pouvons citer la communauté de chercheurs et acteurs opérationnels HEPEX (Hydrologic Ensemble Prediction EXperiment) contribuant aux avancées scientifiques sur la prévision hydrologique d'ensemble depuis 2004 (Schaake *et al.*, 2007).

Troin *et al.* (2021) proposent une revue de la littérature complète sur les méthodes permettant de générer des scénarios d'ensembles en hydrologie depuis les années 1980. Les auteurs montrent qu'une grande partie des recherches sur la prévision d'ensemble des débits faites jusqu'à présent sont basées sur des méthodes permettant de créer des ensembles météorologiques à partir d'archives observées passées. En effet, les systèmes basés sur de

réelles prévisions météorologiques sont de plus en plus populaires mais relativement récents (développement au cours de deux dernières décennies).

Couplées à une approche multi-modèle, les prévisions météorologiques d'ensemble permettent d'aboutir à un super-ensemble hydrologique. Velazquez *et al.* (2011) ont montré que ce chaînage permet d'obtenir des prévisions plus fiables que les approches ensemblistes météorologiques appliquées à un seul modèle hydrologique ou que les approches multi-modèles utilisant un unique scénario comme données d'entrée.

Si l'approche de type super-ensemble semble attractive car elle permet une prise en compte de l'incertitude totale, elle a toutefois été assez peu mise en place. Dans leur revue de la littérature, Troin *et al.* (2021) ont recensé seulement 2 % des articles présentant un chaînage entre prévision météorologique d'ensemble avec une approche hydrologique multi-modèle. En effet, le super-ensemble peut être difficile à mettre en place puisqu'il nécessite de puissantes ressources informatiques et nécessite de traiter une grande quantité d'informations probabilistes, ce qui peut nuire à la prise de décision en contexte opérationnel. La question que nous aborderons sera donc la suivante : ***Comment dimensionner un ensemble hydrologique pour prendre en compte les nombreuses sources d'incertitudes dans un contexte de prévision ?*** Nous chercherons notamment à dimensionner le chaînage de prévisions d'ensemble avec l'approche multi-modèle semi-distribuée pour améliorer la prévision des débits à l'exutoire des différents bassins versants.

Objectif de la thèse

L'objectif de la thèse est d'évaluer les apports de l'approche multi-modèle dans le cadre d'une modélisation hydrologique semi-distribuée pour la prévision des débits.

Ce travail s'inscrit dans la suite de l'étude menée par Squalli (2020), qui a réalisé des tests exploratoires d'approches semi-distribuées multi-modèles en simulation journalière sur un large échantillon de bassins français à partir de trois modèles hydrologiques. Ses résultats obtenus avec plusieurs critères d'évaluation montraient l'intérêt potentiel d'approfondir les recherches en ce sens avec des conclusions encourageantes sur les apports du multi-modèle. Pour aller plus loin, nous avons affiné le pas de temps de l'étude pour rendre compte de dynamiques plus rapides (passage du journalier à l'horaire), notamment pour aborder un

contexte de prévision à courte échéance. Les échantillons de bassins et de modèles utilisés ont été élargis et des configurations semi-distribuées plus complexes ont été testées.

Organisation du mémoire

Nos travaux étant multidimensionnels, nous proposons une organisation de ce mémoire suivant une complexité croissante. Le manuscrit est composé de neuf chapitres répartis en trois parties.

La première partie se concentre sur la mise en place du cadre de modélisation hydrologique. Le Chapitre 1 et le Chapitre 2 portent respectivement sur la présentation des données et des modèles utilisés dans le cadre de ces travaux. Une analyse approfondie des données de débit a été faite dans le Chapitre 3 afin de déterminer l'impact des potentielles erreurs dans ces chroniques sur la modélisation hydrologique.

La deuxième partie traitera des différents travaux menés dans un contexte de simulation. Le Chapitre 4 et le Chapitre 5 présentent la méthodologie et les résultats obtenus avec respectivement une approche multi-modèle globale et une approche multi-modèle semi-distribuée. Le Chapitre 6 pousse la complexité un peu plus loin en combinant les deux approches précédemment citées et en discutant des différents choix méthodologiques effectués.

La dernière partie correspond aux travaux effectués avec l'approche multi-modèle semi-distribuée en prévision. Le Chapitre 7 présente les adaptations nécessaires pour passer de la simulation à la prévision. Le Chapitre 8 présente la méthodologie et les résultats obtenus avec une approche multi-modèle semi-distribuée dans un cadre de prévision idéal où les précipitations futures sont connues afin de minimiser l'impact des fortes incertitudes liées aux données météorologiques futures. Enfin, le Chapitre 9 se recentre sur les enjeux opérationnels liés à la thèse en considérant le multi-modèle semi-distribué sur le cas d'étude du Rhône avec des prévisions météorologiques réelles.

Notons que chaque chapitre est introduit par un contexte bibliographique pour resituer les travaux effectués ainsi que d'une partie méthodologique retraçant les grandes lignes générales et apportant les éléments qui leur sont spécifiques. Le Chapitre 3 et le Chapitre 6 correspondent à des articles respectivement publié et accepté dans des revues scientifiques d'hydrologie.

Partie I : Mise en place du cadre de modélisation hydrologique

Chapitre 1 : Données

1.1 Introduction

La modélisation hydrologique étant largement tributaire des données disponibles, un travail important de collecte des données est nécessaire préalablement à la mise en place du cadre de modélisation. Ces données ont été obtenues au pas de temps horaire sur l'ensemble de la France métropolitaine.

Ce chapitre a pour but d'apporter une description des différentes données hydroclimatiques ainsi qu'un aperçu des différents échantillons de bassins versants utilisés au cours de la thèse.

1.2 Base de données hydroclimatiques

Les données utilisées pour cette thèse sont issues majoritairement de la base de données de l'équipe Hydrologie des bassins versants d'INRAE Antony (Delaigue *et al.*, 2020), qui exploite notamment les précipitations et températures de l'air journalières ou horaires de la réanalyse atmosphérique SAFRAN (Vidal *et al.*, 2010) ainsi que les débits sur différentes stations jaugées sur le territoire français, issus de la Banque Hydro (Leleu *et al.*, 2014), aujourd'hui accessibles depuis l'HydroPortail (Dufeu *et al.*, 2022). Le produit de précipitation COMEPHORE (Tabary *et al.*, 2012), fourni par Météo-France, a également été utilisé pour les chroniques de précipitations horaires. Les prévisions issues du Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme (ECMWF ; Molteni *et al.*, 1996) ont également été récupérées. Notons que la CNR et Électricité de France (EDF) ont mis à disposition des données de débits sur le bassin du Rhône.

1.2.1 Données observées

Nous présentons ici les données observées de précipitations, d'évapotranspiration potentielle et de débits sur le territoire français. Le terme « observation » est un raccourci et doit être entendu comme étant la “meilleure estimation disponible” des variables ciblées. En effet, les produits de précipitations et températures issus de réanalyses ou les débits estimés grâce à une courbe de tarage seront considérés comme étant des “observations” bien qu'ils ne soient pas directement mesurés.

1.2.1.1 Précipitations

Les données de précipitations (P) observées sont issues du produit COMEPHORE (COMbinaison en vue de la Meilleure Estimation de la Précipitation HORaiRE) (Tabary *et al.*, 2012). Il s'agit d'une réanalyse croisant les données radar et un réseau pluviométrique, développée par Météo-France. Ces données sont disponibles entre 1997 et 2018 au pas de temps horaire à une résolution de 1 km². En vue d'obtenir une période de simulation la plus longue possible, des données plus anciennes provenant de la réanalyse SAFRAN (Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige) journalière de Météo-France ont également été utilisées après avoir été désagrégées uniformément au pas de temps horaire, de manière à servir pour l'initialisation des modèles hydrologiques avant 1997 (aucun résultat ne sera donc analysé sur les périodes où ces données sont utilisées en tant que forçages). Les données SAFRAN sont disponibles à partir de 1958 à une résolution de 8x8 km² (Vidal *et al.*, 2010).

Ces données de précipitations maillées (i.e. COMEPHORE et SAFRAN) ont ensuite été transformées en lame d'eau de bassin par simple moyenne en fonction du pourcentage de la surface des points de grille correspondants présents sur l'emprise du bassin considéré (Figure 1-1).

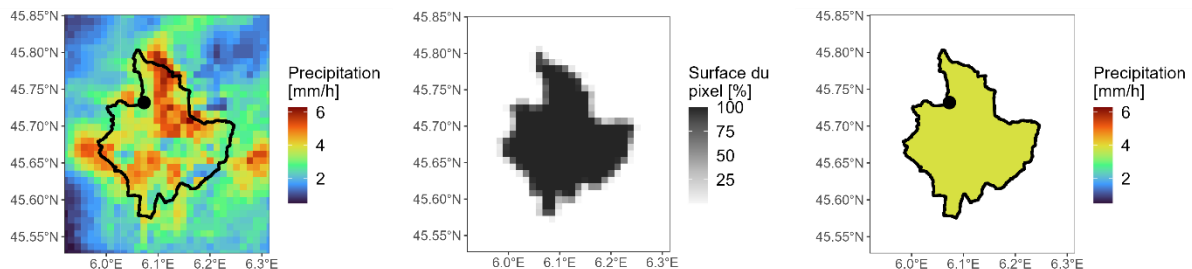


Figure 1-1 : Présentation des étapes de la transformation de données COMEPHORE (gauche) en moyenne de bassin (droite) en fonction de la surface des pixels présents sur l'emprise du bassin considéré (milieu). L'exemple correspond à la précipitation horaire du 30 mai 2016 à 5 h UTC sur le bassin du Chéran à Allèves (V1255010, 257 km², exutoire représenté par un rond noir sur la figure).

1.2.1.2 Températures de l'air

Les données de température (T) utilisées proviennent de la réanalyse SAFRAN horaire de Météo-France. De la même façon que les données de précipitations, les températures SAFRAN horaires maillées ont ensuite été transformées en températures de bassin par simple moyenne en fonction du pourcentage de la surface des points de grille SAFRAN présents sur l'emprise du bassin considéré.

1.2.1.3 Evapotranspiration potentielle

L'évapotranspiration est un flux non mesurable à l'échelle des bassins versants. En 1948, une grandeur théorique appelée évapotranspiration potentielle (ETP) a été introduite pour des objectifs agronomiques et de classification climatique (Penman & Keen, 1948 ; Thornthwaite, 1948). Elle ne dépend que des paramètres liés à l'atmosphère pour un couvert végétal donné. En effet, on peut définir l'ETP comme étant le potentiel évaporatoire de l'atmosphère dans le cas où la végétation serait bien alimentée en eau. Cette grandeur a été reprise en hydrologie pour alimenter les modèles pluie-débit et peut être calculée à partir de différentes formulations.

Dans le cadre de ce travail, nous avons utilisé la formule proposée par Oudin *et al.* (2005), qui s'appuie sur la température et le rayonnement extra-terrestre, et qui est désormais largement utilisée à des fins de modélisation hydrologique :

$$\begin{array}{ll} \text{si } T + 5 > 0 & ETP = \frac{R_e}{\lambda \cdot \rho} \frac{T + 5}{100} \\ \text{sinon} & ETP = 0 \end{array} \quad \text{Éq. 1-1}$$

avec ETP l'évapotranspiration journalière (mm/j), R_e le rayonnement extraterrestre ($\text{MJ}/\text{m}^2/\text{j}$) dépendant de la latitude et du jour julien, T la température de l'air ($^{\circ}\text{C}$), λ la chaleur latente de vaporisation de l'eau (MJ/kg) et ρ la masse volumique de l'eau (kg/m^3).

Les données de température utilisées proviennent de la réanalyse SAFRAN journalière de Météo-France (le rayonnement extra-terrestre ne dépendant pour sa part que de la latitude et du jour julien). L'ETP a donc été calculée au pas de temps journalier sur chaque maille puis moyennée en fonction du pourcentage de la surface des points de grille SAFRAN présents sur le territoire afin d'obtenir une valeur par pas de temps sur chaque bassin versant. Enfin, l'ETP journalière a été désagrégée au pas de temps horaire suivant une fonction sinusoïdale (Figure 1-2, Lobligeois, 2014).

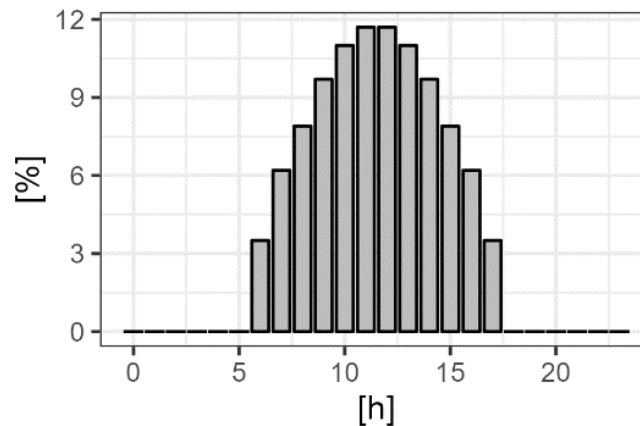


Figure 1-2 : Désagrégation de l'ETP journalière au pas de temps horaire, avec une répartition de 6 à 17 h UTC.

1.2.1.4 Débit

Les données de débit (Q) horaires ont été obtenues via la Banque Hydro (Leleu *et al.*, 2014). Il s'agit d'une large base de données nationale, en libre accès³, gérée par le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations (SCHAPI) et regroupant les données de débit sur le territoire français mises à disposition par les différents services hydrométriques et producteurs de données. Bien qu'un protocole d'inspection et de critique des données soit mis en place avant la bancarisation des données, des erreurs ou des données sans signification hydrologique apparente peuvent être présentes dans les séries disponibles. Une inspection visuelle des chroniques a permis de retirer les bassins présentant des comportements aberrants mais des données reflétant des comportements non-hydrologiques peuvent subsister. L'impact de ces données douteuses sur la modélisation hydrologique sera abordé dans le Chapitre 3.

Récemment, une mise à jour importante de cette base de données a donné lieu à la création d'une nouvelle plateforme appelée Hydroportail (Dufeu *et al.*, 2022). Cette mise à jour conserve globalement les données précédemment archivées mais a engendré un changement dans la dénomination des codes stations (passage des codes HYDRO2 vers HYDRO3). Les données de débit utilisées dans la thèse ayant été récupérées avant la transition des codes, nous utiliserons les anciennes dénominations dans l'ensemble du manuscrit.

³ <https://www.hydro.eaufrance.fr/>

Notons que des données de débit horaires complémentaires ont également été mises à la disposition par la CNR et EDF dans le but de compléter les données disponibles sur le bassin versant du Rhône qui sera notre cas d'étude en prévision.

1.2.2 Données de prévision météorologiques

Nous présentons ici les données de précipitations et températures prévues, c'est-à-dire qui avaient été estimées avant que les événements ne se soient produits. Les méthodes de correction statistique appliquées sur ces données incertaines sont également détaillées.

1.2.2.1 Précipitations et températures

Les données de précipitations et températures prévues sont issues du système de prévision d'ensemble (*Ensemble Prediction System - EPS*) du Centre européen de prévision à moyenne échéance (*European Centre for Medium-Range Weather Forecasts - ECMWF*) (Molteni *et al.*, 1996). Ces archives sont constituées de 51 scénarios de conditions météorologiques futures (50 membres perturbés et 1 membre de contrôle, représentant les sorties météorologiques non perturbées) et sont disponibles deux fois par jour (cycle de 0 h et cycle de 12 h), à une résolution de 1°, pour des échéances allant jusqu'à 15 j, par pas de 6 h. Dans le cadre de ce travail, nous avons récupéré ces données sur la période 2008-2018 pour des horizons de prévision allant jusqu'à 5 jours et en considérant uniquement le cycle de 0 h sur le bassin versant du Rhône. Les données ont été désagrégées temporellement de manière uniforme au pas de temps horaire et ont été agrégées spatialement en lames d'eau de bassin suivant les différents affluents modélisés.

1.2.2.2 Post-traitement météorologique : application de la procédure EMOS-ECC

Les prévisions d'ensemble de précipitations et températures ont tendance à présenter des biais et des erreurs de dispersion (Hamill & Colucci, 1997). Ainsi, un post-traitement météorologique (aussi appelé prétraitement lorsque l'on se place du point de vue de la modélisation hydrologique qui utilise ces données comme entrées) doit être appliqué à l'ensemble des membres pour pallier leurs défauts. La méthodologie suivie dans le cadre de cette thèse est identique à celle utilisée par Bellier (2018), qui propose notamment de coupler les approches EMOS et ECC.

EMOS (*Ensemble Model Output Statistics*, Gneiting & Raftery, 2005) est une méthode de correction consistant à ajuster une unique fonction de densité de probabilité (e.g. basée sur une loi normale ou gamma) de l'observation sachant les prévisions. Celle-ci est construite en reliant les prévisions aux observations sur des chroniques passées afin de caler des paramètres pouvant être reliés à différentes variables statistiques de l'ensemble par simples régressions linéaires. Une telle méthode permet notamment d'améliorer la fiabilité de la prévision sans trop dégrader la finesse. Cependant, EMOS n'est applicable qu'à une seule variable météorologique, en un seul lieu et pour une seule période de temps. Cette approche est donc incapable de prendre en compte les structures de dépendance inter-variables, spatiales et temporelles.

Afin de reconstruire ces dépendances, l'approche ECC (*Ensemble Copula Coupling*, Schefzik *et al.*, 2013) a été utilisée. Cette méthode permet de regrouper différents échantillons de distributions issues de l'approche EMOS selon chaque variable météorologique, bassin versant et échéance, et de les réordonner selon les prévisions d'ensemble brutes correspondantes. Les détails mathématiques de l'implémentation de ces deux méthodes peuvent être retrouvés dans les articles originaux (Gneiting & Raftery, 2005 pour l'EMOS et Schefzik *et al.*, 2013 pour l'ECC) ou dans la thèse de Bellier (2018). La Figure 1-3 illustre l'application EMOS-ECC sur les prévisions d'ensemble.

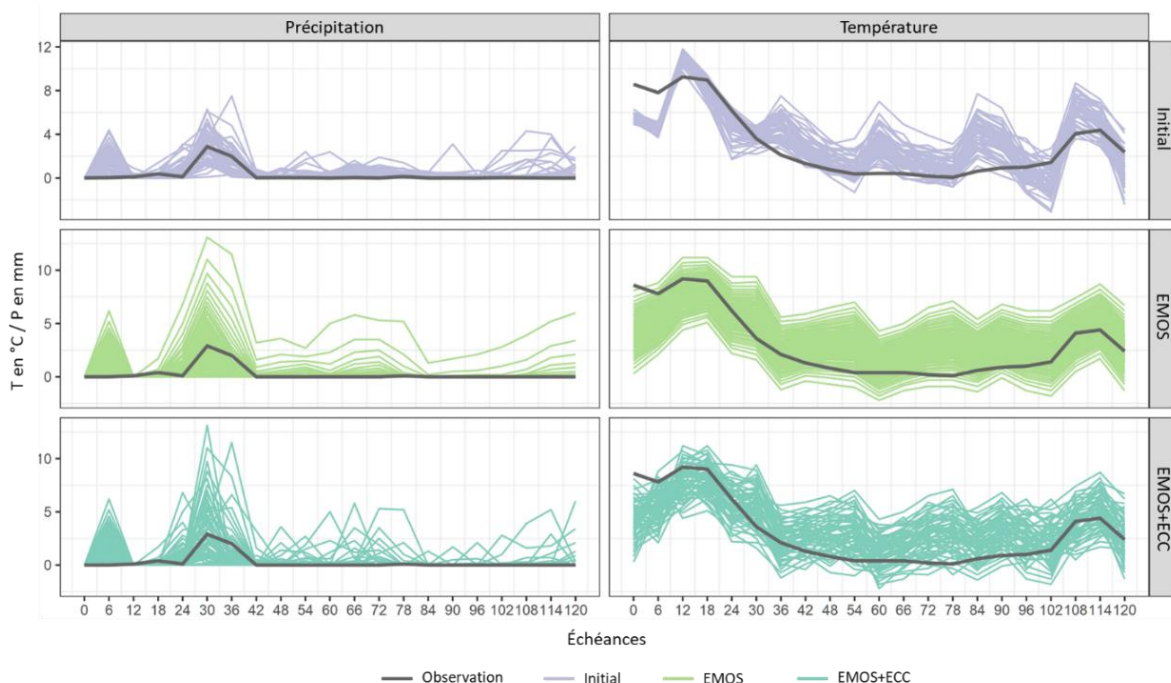


Figure 1-3 : Exemple de prévision d'ensemble (ligne du haut) de précipitation (colonne de gauche) et de température (colonne de droite), et application des méthodes EMOS (ligne du milieu) et EMOS-ECC (ligne du bas). L'exemple correspond à la prévision faite le 30 mai 2016 à 0 h UTC sur le bassin du Chéran à Allèves (V1255010, 257 km²).

1.3 Base de données de bassins versants

Dans le but d'obtenir des conclusions générales et d'analyser les potentielles dépendances des résultats aux conditions hydroclimatiques et physiques des bassins, nous avons abordé nos différentes expériences sous l'angle de l'hydrologie sur de larges échantillons (Andréassian *et al.*, 2006 ; Gupta *et al.*, 2014). Le point de départ de notre réflexion a été la base de données proposée par Ficchi (2017), contenant 240 bassins. Toutefois, cette base de données ne contient pas les bassins influencés ou présentant des régimes nivaux. De plus, cet échantillon n'a pas été dimensionné dans un objectif de semi-distribution. Le choix de constituer une base de données de bassins versants adaptée aux objectifs de la thèse s'est donc imposé.

Au cours de ce travail, 643 bassins versants français ont été utilisés (voir Annexe A pour le détail de leur description) et répartis sur trois échantillons, construits afin de répondre aux différentes expériences testées dans le cadre de la thèse :

1. L'échantillon complet — Il est constitué de 621 bassins versants⁴ considérés dans leur intégralité et issus d'un simple critère de sélection sur les débits. Cet échantillon servira notamment pour des objectifs de simulation ou de prévision (en contexte de précipitations futures connues) à l'échelle du bassin versant (échelle globale)⁵.
2. L'échantillon « poupées russes » — Plus restreint, il est basé sur l'échantillon complet qui a été réduit par l'approche de sélection de configurations semi-distribuées éponyme. Il contient 150 bassins versants aval, auxquels s'ajoutent 142 bassins qui ont été exclusivement utilisés comme bassins amont. Cet échantillon servira notamment pour des objectifs de simulation ou de prévision (en contexte de précipitations futures connues) à l'échelle semi-distribuée.
3. L'échantillon Rhône — Un cas d'étude spécifique a été mené sur 12 affluents du Rhône prenant en compte un découpage spatial expertisé constitué de 28 sous-bassins. Cet échantillon servira notamment pour des objectifs de prévision déterministe et ensembliste.

⁴ L'échantillon complet ne comprend pas les 643 bassins versants mais bien 621 puisque 22 ne satisfont pas le critère de disponibilité des données imposé initialement (voir section 1.3.1) mais seront utilisés sur le Rhône (voir section 1.3.3).

⁵ Notons que pour le Chapitre 3, un sous-échantillon spécifique a été sélectionné parmi l'échantillon complet ; une présentation de cette sélection sera détaillée dans le chapitre afférent.

Une description détaillée des méthodes de sélection de ces échantillons ainsi qu'une synthèse présentant la diversité hydroclimatique des bassins versants seront présentées dans la suite de cette section. Les schémas présentés à la Figure 1-4 seront utilisés dans l'ensemble du manuscrit comme repères visuels et indicateurs de l'échantillon utilisé.

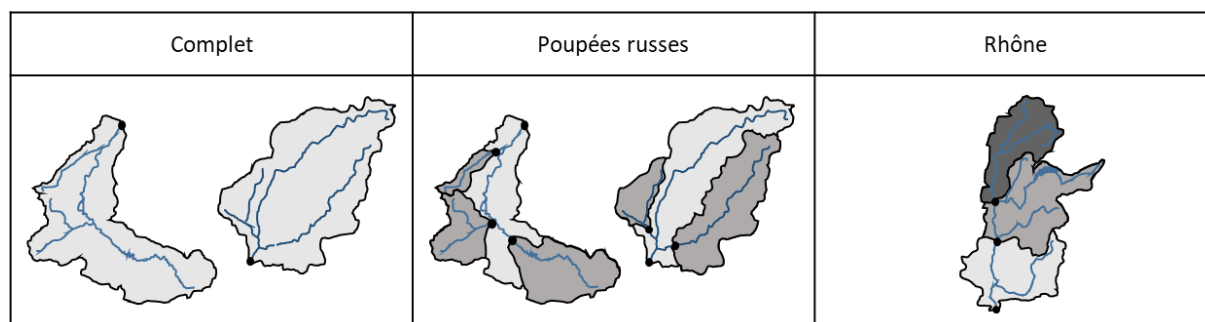


Figure 1-4 : Illustration des différents échantillons de bassins versants.

1.3.1 Constitution de l'échantillon complet

La sélection des bassins versants a été faite avec un unique critère de disponibilité des débits au pas de temps horaire. La base de données est donc exclusivement constituée de bassins versants jaugés. Dans le cadre de ce travail, nous avons cherché à assurer une disponibilité maximale entre 1999 et 2018. Cette période a été choisie dans le but d'utiliser au maximum les précipitations COMEPHORE (produit disponible à partir de 1997) et de définir deux sous-périodes de 10 ans pour effectuer une procédure classique de calages-contrôles croisés. Les années 1997 et 1998 serviront uniquement pour l'initialisation des modèles. Cette phase de mise en route doit être suffisamment longue (i.e. plus longue que la mémoire du bassin) afin d'obtenir des niveaux dans les réservoirs cohérents avec les conditions antérieures à la période simulée. Si une période d'initialisation de deux ans est généralement largement suffisante, la mémoire des conditions antérieures peut parfois être plus longue notamment pour des bassins présentant un comportement pluriannuel. Ainsi, 10 ans de données ont finalement été utilisées pour assurer une période suffisamment longue dans l'étape d'initialisation des modèles. À cette fin, la désagrégation des précipitations journalières SAFRAN⁶ sera utilisée sur la période où COMEPHORE n'est pas disponible (i.e. avant 1997).

Dans le cadre de ce travail, nous avons fixé un seuil maximal de 10 % de lacunes pour les débits horaires sur l'ensemble de la période considérée. Cependant, ce

⁶ L'objectif étant d'établir un bilan en eau pluriannuel lors de la phase d'initialisation, la simple désagrégation du produit de précipitations journalières SAFRAN est satisfaisante.

critère peut être parfois trop restrictif (par ex. suppression d'une station installée en 2000 et présentant des données continues depuis son installation). Afin de remédier à ce problème, nous avons décidé d'autoriser le dépassement de ce seuil pour trois années (continues ou non). Il s'agit d'un compromis permettant d'obtenir un grand nombre de bassins versants pour l'étude sans trop dégrader la représentativité des données disponibles. Sur les 3285 chroniques de débits récupérées dans les archives nationales, 621 satisfont le critère de disponibilité imposé. Ces 621 bassins constituent l'échantillon complet.

1.3.2 Constitution de l'échantillon semi-distribué « poupées russes »

La semi-distribution consiste à découper un bassin en différents sous-bassins, définis de manière topographique, ou en unités de réponse hydrologique (*Hydrological Response Unit - HRU*) définies selon des zones présentant des caractéristiques physiques jugées homogènes. Avec la décennie PUB (*Predictions in Ungauged Basins*) (Hrachowitz *et al.*, 2013), cette dernière méthode semble rencontrer un vif succès (Viviroli *et al.*, 2009; Ajami & Sharma, 2016; Fenicia *et al.*, 2016). Lorsque les paramètres d'un modèle sont estimés sur une HRU, ils peuvent être transposés sur toutes les HRU présentant des caractéristiques similaires, ce qui est particulièrement intéressant lorsqu'aucune donnée de débit n'est disponible pour caler un modèle. Toutefois, notre travail ici n'a pas pour objectif d'aborder la question de la modélisation sur bassins non jaugés. Nous avons ainsi considéré un découpage défini de manière topographique, contraint selon les stations de jaugeage disponibles au sein du bassin, de manière à permettre le test et l'évaluation des modèles sur ces points intérieurs. Ainsi les bassins « esseulés », c'est-à-dire qui ne contiennent pas de points internes jaugés et qui ne sont pas emboîtés dans un bassin versant jaugé plus grand, ne seront pas utilisés pour notre approche de sélection de configurations semi-distribuées.

En se basant sur un découpage selon les stations de jaugeage sélectionnées, un bassin versant peut se retrouver découpé avec plusieurs niveaux d'emboîtement des sous-bassins amont. Ainsi, en remontant le réseau hydrographique depuis la station aval considérée, on peut trouver une ou plusieurs stations à l'amont qui définiront un découpage de niveau 1, puis en remontant encore à partir de chacune de ces stations, une ou plusieurs stations qui définiront un découpage de niveau 2, et ainsi de suite. Du point de vue de la modélisation, on peut s'attendre à ce que la sensibilité des résultats du modèle à la station aval aille de manière décroissante avec le niveau d'emboîtement, l'information portée par les bassins ayant le niveau de découpage le plus élevé étant en partie comprise dans celle des bassins de niveau inférieur. Les

travaux de Lobligeois *et al.* (2014) ont donné des éléments de réponse allant en ce sens, montrant qu'une multitude de sous-bassins d'environ 4 km² apporte un gain limité par rapport à quelques sous-bassins de 64 km². Dans le cadre de cette thèse, de manière à faciliter les analyses des résultats, nous nous sommes intéressés principalement à des découpages de niveau 1.

Dans un objectif de mise en place d'un large échantillon, une méthodologie automatique de sélection de ces configurations de niveau 1 a été développée. Cette méthode permet de créer différentes combinaisons simples de bassins versants jaugés amont-aval, en considérant tour à tour chaque station, en partant de la station la plus à l'aval et en remontant progressivement vers l'amont. Nous avons appelé l'approche « poupées russes » du fait de l'emboîtement des configurations ainsi sélectionnées. Concrètement, les étapes de construction sont les suivantes (Figure 1-5) :

- 1) Choisir un bassin aval possédant un ou plusieurs points internes jaugés.
- 2) Restreindre le découpage en sous-bassins amont à un emboîtement de niveau 1, c'est-à-dire en remontant uniquement à la (aux) station(s) la(les) plus proche(s) sans remonter ensuite aux stations encore plus à l'amont, en respectant un critère de taille des bassins. Cette étape a pour effet de créer une combinaison entre un bassin aval unique et un ou plusieurs bassins amont.
- 3) Si les bassins amont possèdent un ou plusieurs points internes jaugés, reprendre l'étape 1 en les considérant comme bassin aval.

Dans l'application de l'approche « poupées russes », un critère sur la taille relative des sous-bassins amont et du bassin intermédiaire (partie du bassin aval excluant les sous-bassins amont) a été appliqué. En effet, la semi-distribution peut entraîner de grands écarts de surface entre le bassin total et ses sous-entités. Cela peut générer des problèmes de sensibilité dans la mise en place du modèle. Ainsi, un sous-bassin trop petit ne contribuera quasiment pas au débit à l'exutoire et apportera peu d'information exploitable par le modèle. À l'inverse, une maille amont représentant quasiment l'ensemble du bassin aval engendrera un bassin intermédiaire de taille très réduite, difficile à modéliser.

Dans le cadre de ce travail, les sous-bassins représentant moins de 5 % ou plus de 75 % du bassin total n'ont pas été considérés afin de disposer de configurations semi-distribuées constituées de sous-bassins de tailles relativement homogènes.

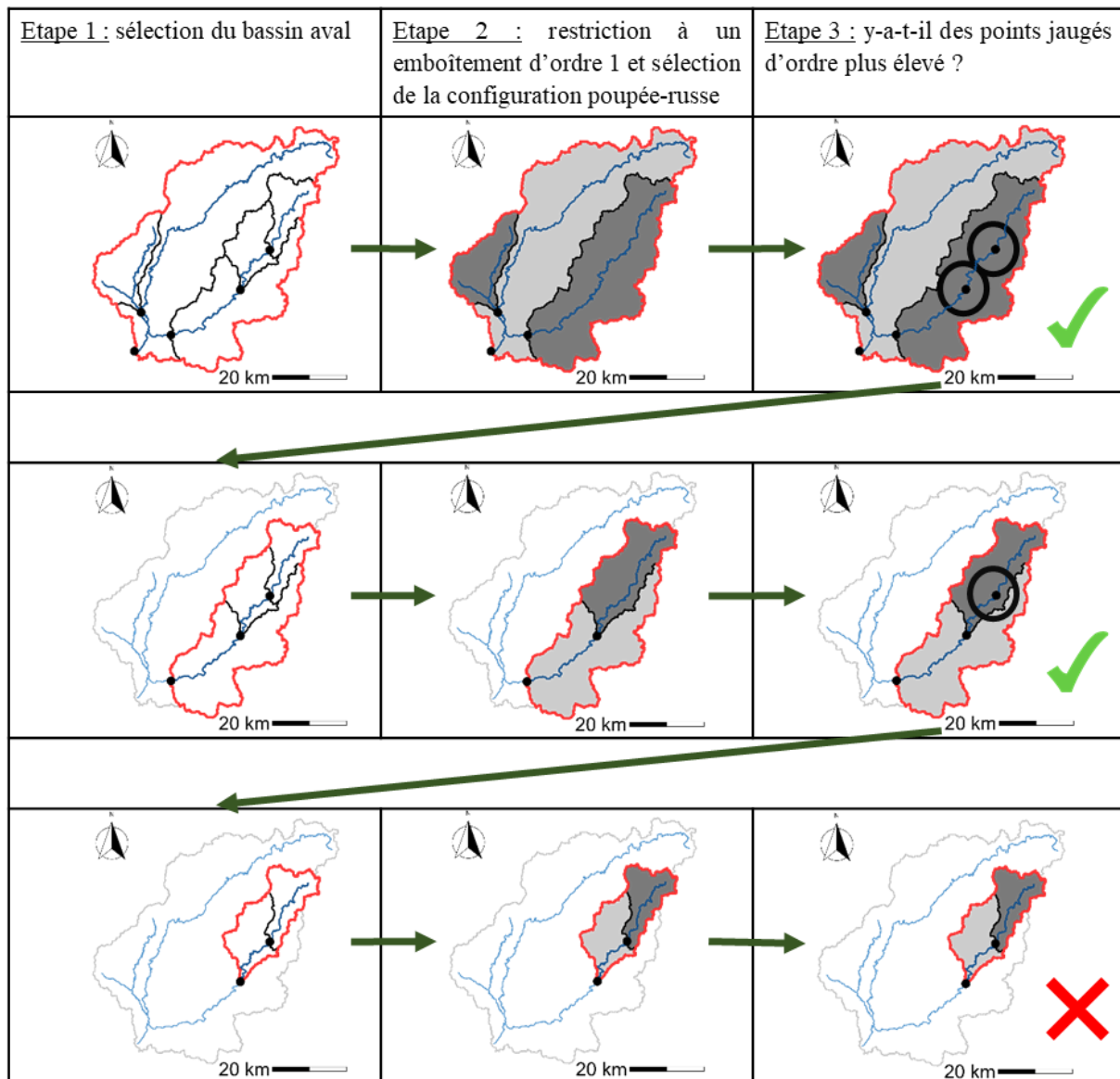


Figure 1-5 : Illustration de l'approche « poupées russes ». Les étapes de la méthode sont en colonne, les niveaux de discrétisation en ligne. On illustre ici le découpage pour la Vézère à Larche comme bassin versant initial. À partir de ce dernier, trois configurations semi-distribuées ont été obtenues (nombre de lignes, colonne du milieu). Pour chaque configuration semi-distribuée, la limite du bassin versant considéré est délimité en rouge, les bassins versants amont de premier ordre sont colorés en gris foncé tandis que le bassin versant aval est coloré en gris clair.

En combinant le critère de sélection sur la disponibilité des débits et sur le découpage spatial, 150 configurations semi-distribuées simples ont été définies en utilisant au total 292 des 621 bassins versants de l'échantillon total. Ces configurations forment l'échantillon « poupées russes » dont le nombre de sous-bassins amont (uniquement d'emboîtement de niveau 1) varie de 1 à 5 (Figure 1-6).

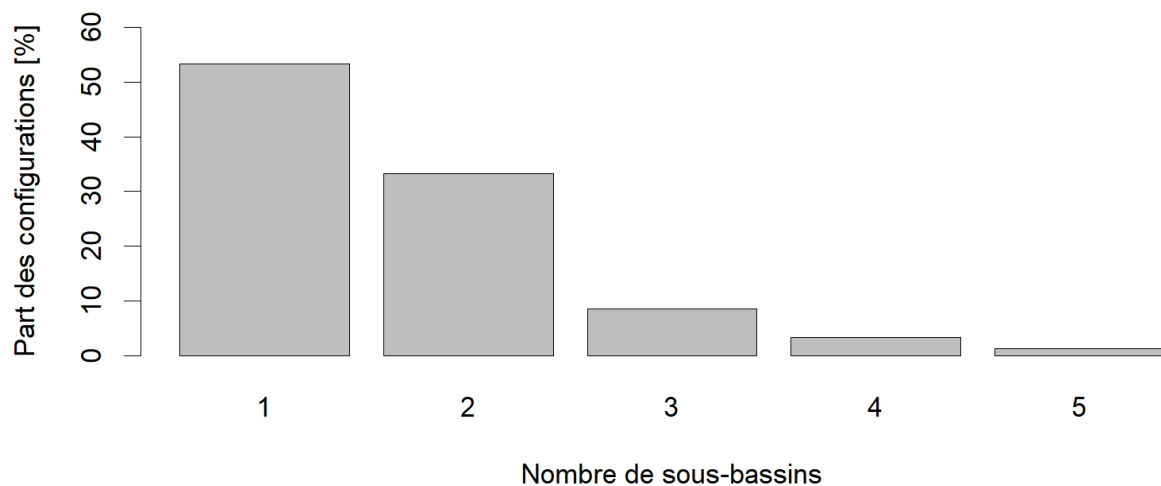


Figure 1-6 : Nombre de sous-bassins amont (d'emboîtement de niveau 1) par configuration « poupées russes ».

1.3.3 Constitution de l'échantillon semi-distribué Rhône

Cet échantillon a été construit en fonction de la disponibilité des données ainsi que de l'expertise de la CNR sur le bassin du Rhône. Le critère de sélection sur les débits est similaire à celui utilisé jusqu'à présent, à l'exception de deux subtilités :

1. La période de disponibilité des débits a été réduite à 2008-2018 pour élargir le nombre de bassins sur le Rhône (les données horaires ayant été bancarisées à partir de 2008 sur la plupart des bassins du Rhône aval).
2. Le seuil de pourcentage de lacunes annuelles autorisées sur les bassins influencés a été réduit à 5 % sans possibilité de dépassement de seuil pour permettre une utilisation maximale des données observées sur ces bassins difficiles (voir impossible) à modéliser sans prise en compte explicite des influences.

Les configurations semi-distribuées ont été construites en prenant en compte la connaissance du territoire de nos interlocuteurs de la CNR, en fonction des points jaugés disponibles après application du critère de disponibilité des débits et de leurs objectifs opérationnels. On retrouvera alors des configurations déjà existantes dans la chaîne de modélisation utilisée à la CNR, mais également des configurations potentiellement intéressantes d'un point de vue hydroclimatique pour l'exploitation de leurs centrales hydroélectriques. Contrairement à la méthode de sélection « poupées russes », la sélection expertisée autorise des configurations plus complexes, avec des niveaux d'emboîtement pouvant aller jusqu'à 4 sur cet échantillon (Figure 1-7).

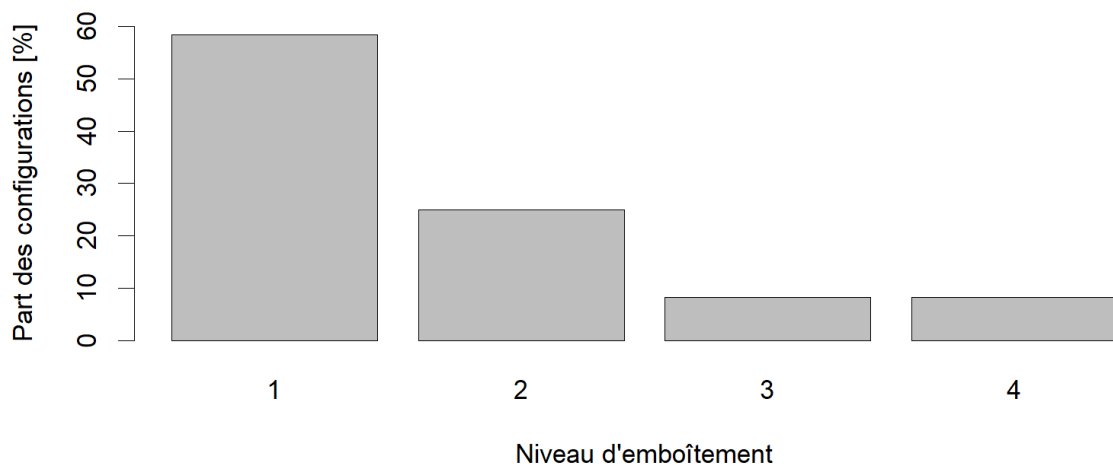


Figure 1-7 : Niveau d'emboîtement du sous-bassin le plus amont par configurations Rhône.

Finalement, l'échantillon Rhône est constitué de 40 bassins versants répartis en 12 configurations semi-distribuées.

1.3.4 Caractéristiques générales de la base de données

La Figure 1-8 montre la localisation des bassins versants utilisés. Comme souhaité, la France métropolitaine est bien représentée dans les échantillons complet et « poupées russes », bien que quelques zones soient peu, voire pas, étudiées comme la Corse, la Charente, les littoraux nord et méditerranéens en raison d'un manque de données de débit horaires sur ces territoires. De même, l'échantillon Rhône recense bien les principaux affluents du fleuve modélisés à la CNR. Notons toutefois l'absence de deux affluents majeurs du Rhône, l'Isère et la Durance, qui ont été exclus volontairement car intensivement exploités par EDF et présentant ainsi peu d'intérêts pour la modélisation hydrologique sans les informations d'exploitation des ouvrages.

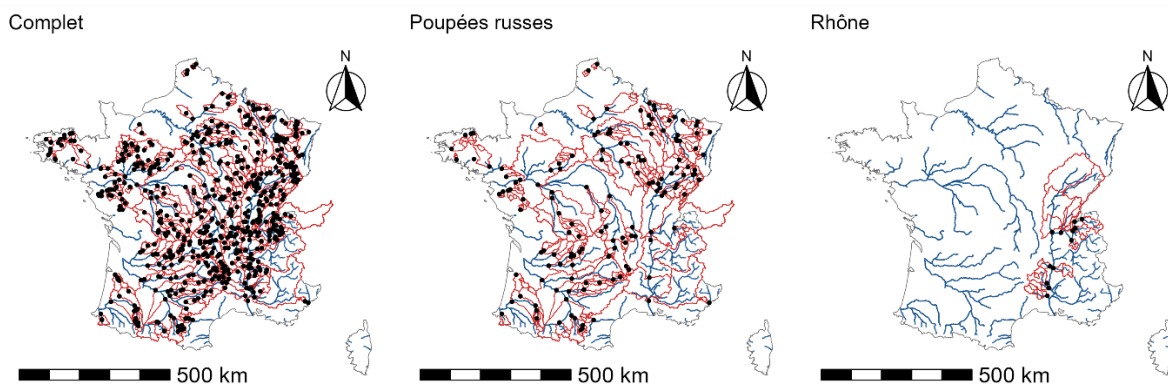


Figure 1-8 : Localisation des bassins versants pour les trois échantillons considérés : complet (gauche – 621 bassins), poupées russes (milieu – 150 bassins) et Rhône (droite – 12 bassins).

L'échantillon complet contient les 150 bassins de l'échantillon poupées russes et les 12 bassins de l'échantillon Rhône. L'échantillon poupées russes ne contient en revanche que deux bassins de l'échantillon Rhône.

L'objectif d'un large échantillon de bassins est également de représenter des conditions hydroclimatiques différentes. Le territoire français présente une bonne diversité de reliefs (e.g. hautes et moyennes montagnes, vallées enfoncées, plaines, plateaux), de climats (e.g. océanique, montagnard, semi-continentale, méditerranéen) et de paysages (feuillus, landes, garrigues, montagnes). La Figure 1-9 confirme cette diversité sur les 643 bassins de la base de données en présentant la distribution de quelques caractéristiques hydroclimatiques et physiographiques.

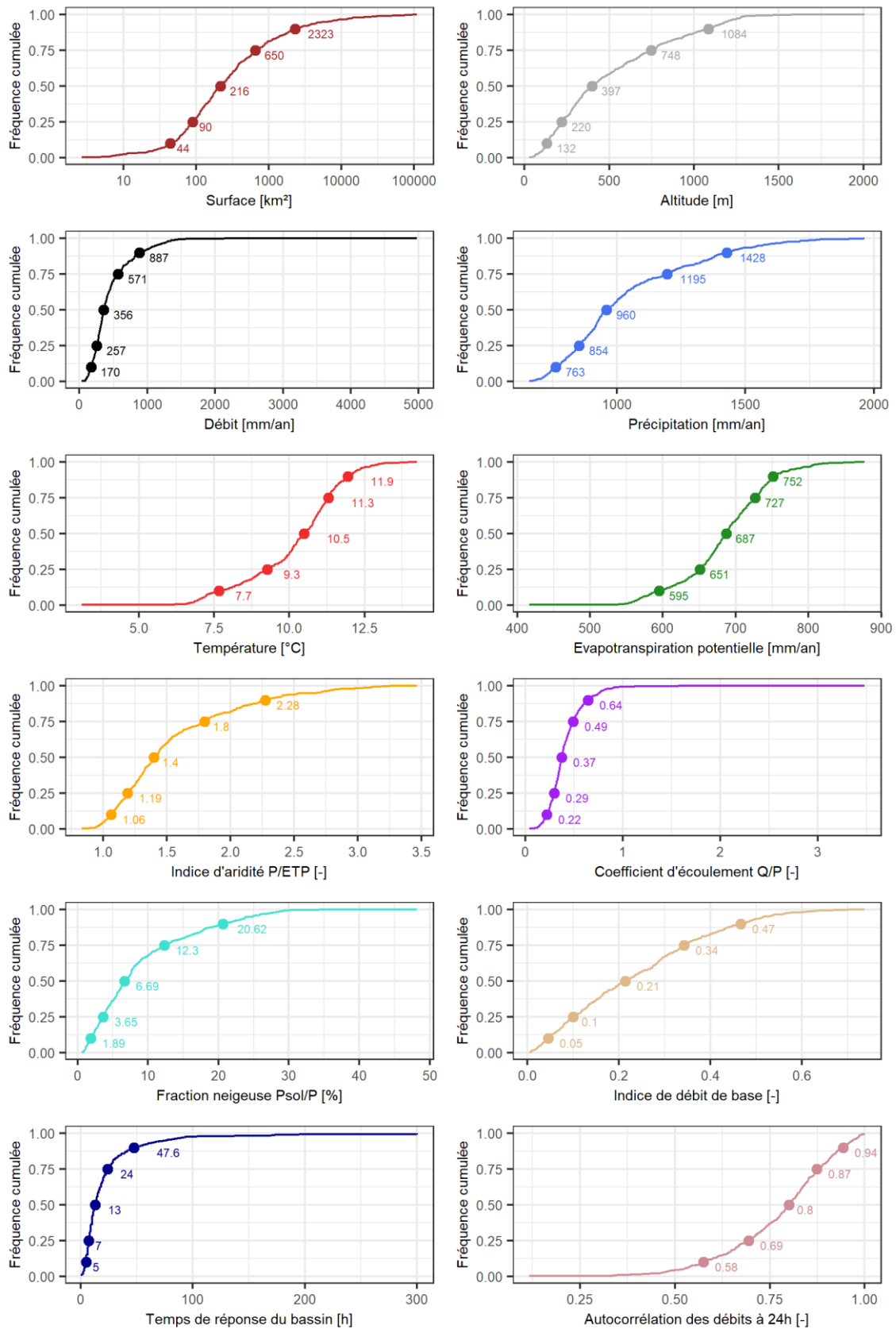


Figure 1-9 : Distribution des principales caractéristiques hydroclimatiques et physio-morphologiques des 643 bassins de la base de données. Les points représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90.

Une analyse détaillée de ces caractéristiques est présentée ci-après :

- Les bassins sont de tailles variées avec des surfaces pouvant aller de quelques kilomètres carrés à plusieurs milliers de kilomètres carrés. On notera que la proportion de grands bassins versants ($> 1000 \text{ km}^2$) et de petits bassins versants ($< 100 \text{ km}^2$) est assez similaire puisqu'ils représentent respectivement 20 % et 25 % de la base de données. Ces bassins présentent des altitudes moyennes diverses variant entre 30 et 2000 m, représentatives des différents reliefs français.
- Les séries temporelles hydroclimatiques fournissent également des bons indicateurs de la diversité de notre échantillon. Le débit moyen annuel sur le territoire varie majoritairement entre 100 et 1000 mm/an. La gamme des possibles sur la précipitation ou l'évapotranspiration potentielle moyenne annuelle est du même ordre de grandeur. Notons que quelques précisions non visibles sur la Figure 1-9 peuvent être apportées sur les variables météorologiques. En effet, les zones montagneuses sont les foyers privilégiés pour les précipitations et a contrario l'évapotranspiration potentielle y est la moins élevée. Nous pouvons également mentionner un gradient Nord-Sud pour cette dernière donnée directement héritée de la variation de température sur cet axe.
- L'indice d'aridité (P/ETP) et le coefficient d'écoulement (Q/P) permettent une interprétation du bilan en eau à l'échelle des bassins à l'aide d'un graphique de type Turc-Budyko (Budyko, 1974 ; Andréassian & Perrin, 2012) dans le but d'identifier certains bassins dont la modélisation pourrait être difficile (Figure 1-10).

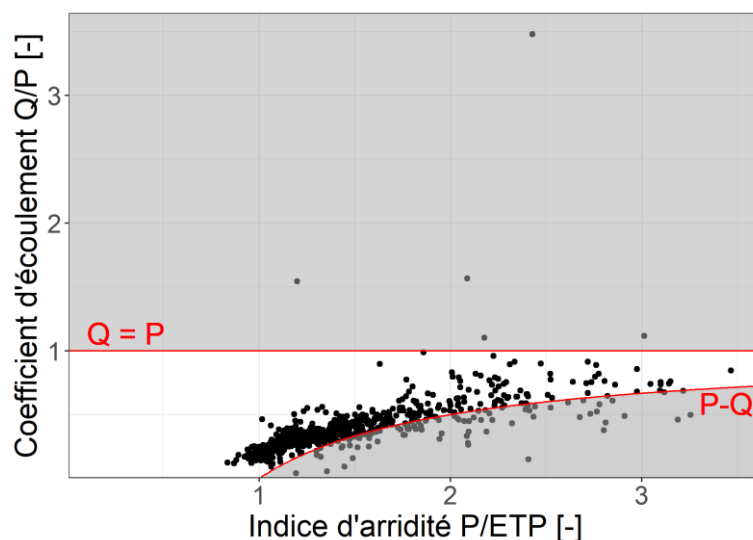


Figure 1-10 : Représentation adimensionnelle du bilan hydrologique sur les 643 bassins de la base de données. Les lignes rouges correspondent aux limites d'un bilan hydrologique conservatif.

La Figure 1-10 montre que la majorité de nos bassins se situe entre les limites définissant des bilans conservatifs (i.e. $Q < P$ et $P - Q < ETP$). Une valeur au-dessus de la droite d'équation $y = 1$ signifie qu'un apport d'eau externe (autre que la pluie) contribue à l'écoulement sur le bassin. De tels rendements sont observés sur cinq bassins de notre base de données et correspondent à des résurgences karstiques (pour les sources de l'Allondon, la Laines, la Cuisance et le Grouin) ou à la présence de glaciers en voie de fonte. À l'inverse, un point situé sous la ligne d'équation $y = 1 - 1/x$ traduit une perte d'eau supérieure à l'ETP, correspondant potentiellement à des pertes vers des nappes profondes (c'est-à-dire vers des nappes souterraines dites "régionales", qui sont drainées par des cours d'eau extérieurs au bassin versant) : cette situation est bien plus fréquente et touche environ 14 % des bassins de la base de données.

- La fraction de neige correspond au ratio entre les précipitations solides et les précipitations totales. Environ 10 % des rivières de la base de données sont fortement impactées par les processus nivaux (fraction de neige supérieure à 20 %), principalement dans les bassins alpins du Rhône mais également dans les Pyrénées et le Massif central, et plus mineure dans les Vosges et le Jura.
- L'indice de débit de base (BFI) correspond au ratio entre le débit de base et le débit total. Celui-ci a été calculé à partir de la méthode proposée par Pelletier & Andréassian (2020)⁷. Il s'agit d'un critère borné où une faible valeur de BFI est caractéristique d'un bassin peu perméable sans connexion avec un grand aquifère alors qu'un BFI élevé indique le contraire. Sur notre base de données, les valeurs de BFI varient entre 0.01 et 0.74, ce qui montre une variété de contextes hydro-géologiques.
- Le temps de réponse des bassins (ou temps de réaction) a été calculé selon la méthode proposée par Ficchi (2017), i.e. en maximisant la corrélation croisée entre les chroniques horaires de précipitations et de débits. Un second critère temporel est l'autocorrélation des débits à 24 h. Une valeur proche de 1 traduira une réponse lissée du bassin aux précipitations (bassins lents) et inversement pour une valeur proche de 0 (bassins rapides). La base de données présente ainsi des bassins très réactifs et d'autres à la dynamique plus lente.

⁷ Utilisation du package R baseflow (Pelletier *et al.*, 2020)

Cette analyse met ainsi en lumière la nécessité de représenter des processus contrastés sur le territoire français. Ces contrastes peuvent également se retrouver à l'intérieur même des bassins. C'est ce que montre la Figure 1-11 en représentant le rapport entre les caractéristiques de chaque bassin amont de niveau 1 d'emboîtement et le bassin aval dans lequel il est inclus sur l'échantillon poupées russes. Une analyse de ces contrastes amont-aval est détaillée ci-après :

- Comme attendu, le rapport des surfaces est conditionné par le critère de taille relative des bassins, appliqué lors de la sélection poupées russes. De même, l'altitude moyenne des bassins amont est généralement plus élevée que celle du bassin total, bien que dans certains cas, l'inverse se produise. Cela s'explique par exemple pour des configurations où le sous-bassin amont a été sélectionné sur un affluent s'écoulant en plaine et se jetant près de l'exutoire du bassin total alors que ce dernier est majoritairement montagneux.
- Les rapports des caractéristiques météorologiques (précipitation, température et évapotranspiration potentielle) et des critères qui en dépendent (indice d'aridité et coefficient d'écoulement) sont finalement assez peu contrastés puisqu'ils présentent des valeurs assez proches de 1.
- En revanche, la disparité amont-aval est bien plus marquée sur la fraction neigeuse, dont le rapport est très corrélé à l'altitude des bassins. La caractéristique la plus contrastée est finalement l'indice de débit de base, pouvant varier entre 0.32 (i.e. un indice du débit de base 3 fois moins important sur le sous-bassin que sur le bassin total) et 1.86 (i.e. un indice du débit de base presque 2 fois plus important sur le sous-bassin que sur le bassin total).
- Si un temps de réponse ou une autocorrélation des débits à 24 h plus important sur le sous-bassin que sur le bassin total (rapports amont-aval supérieurs à 1) peut paraître surprenant, l'explication est similaire à celle mentionnée pour les altitudes. En effet, ces cas peuvent apparaître pour des configurations semi-distribuées où le bassin total présente un caractère rapide et réactif en moyenne mais où le sous-bassin représente la partie avec un écoulement lent et peu réactif de ce même bassin.

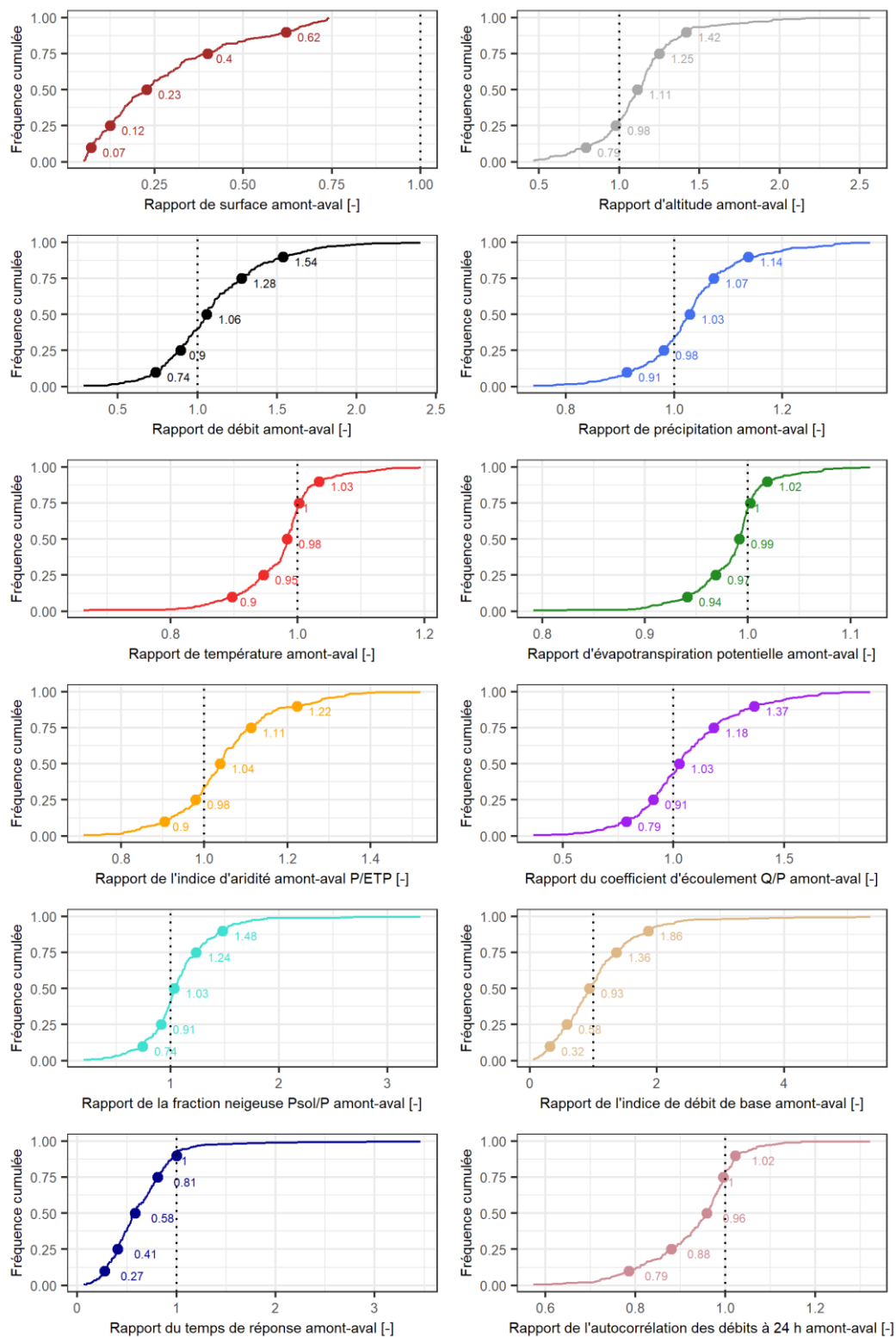


Figure 1-11 : Distribution des rapports amont-aval des principales caractéristiques hydroclimatiques et physio-morphologiques sur l'échantillon de bassins pupées russes. La ligne noire pointillée représente l'égalité amont-aval. Une valeur de rapport supérieure à 1 traduit une caractéristique plus importante à l'amont qu'à l'aval (et inversement). Plus la valeur s'éloigne de cet axe, plus le contraste amont-aval est fort.

1.4 Sélection des événements

La sélection d'événements a pour but d'évaluer les différentes expériences menées au cours de cette thèse sur des situations hydrologiques particulières telles que les périodes de crues ou encore d'étiages. Nous avons ainsi utilisé deux procédures de sélection automatique, issues de la littérature, adaptées à ces conditions hydrologiques.

1.4.1 Sélection des événements de crues

La procédure de sélection des événements de crue (Figure 1-12) est basée sur la méthodologie développée et utilisée par Astagneau *et al.* (2022). Il s'agit d'une procédure automatisée qui sélectionne les débits de pointe dépassant le quantile 95 %, et fixe le début et la fin de l'événement de crue à 20 % et 25 %, respectivement, du pic de crue. La fenêtre de départ a été légèrement prolongée de 3 h dans le cas de montées rapides des eaux (pic de crue atteint en moins de 6 h) afin de ne pas manquer le début de l'événement. Le nombre de crues maximal par bassin a été limité aux 50 plus intenses afin de limiter le nombre d'événements et d'obtenir des statistiques homogènes entre les différents bassins (plus de 80 % de la base de données a atteint cette limite). Notons toutefois que l'algorithme n'effectue pas de séparation du débit de base, ce qui engendre une difficulté à déterminer les événements de crue sur les grands bassins versants. Ainsi, 2 % de la base de données présente un nombre de crues sur la période étudiée inférieur à 20. Ces bassins ont donc été retirés de l'analyse événementielle des crues. Finalement, environ 30 000 événements de crues ont été sélectionnés sur la base de données.

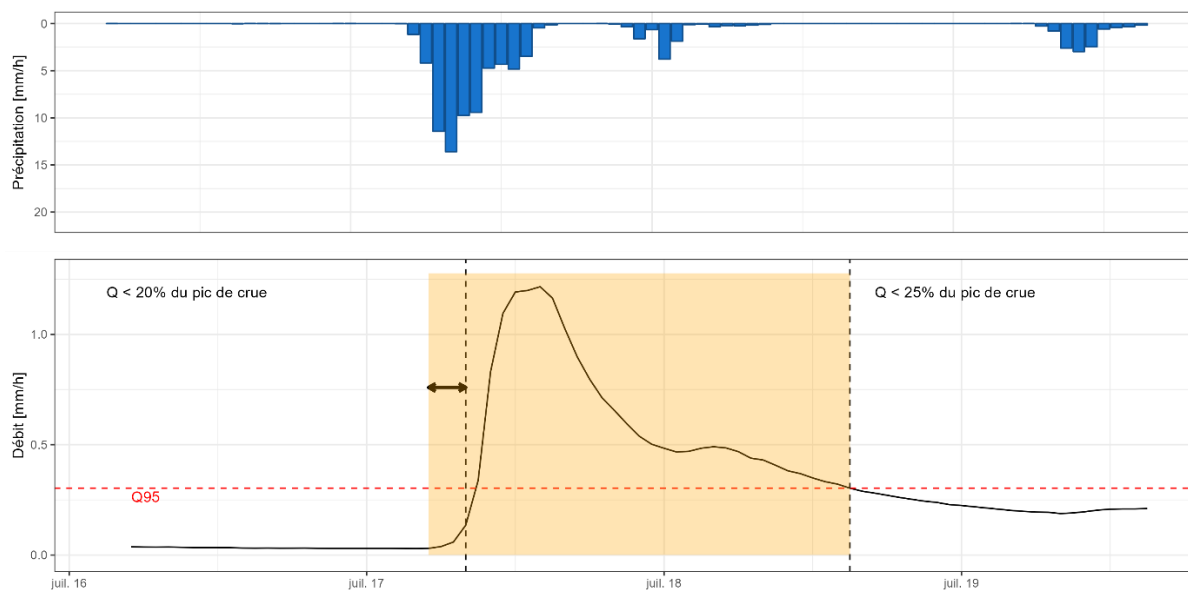


Figure 1-12 : Crue du 17 au 18 juillet 2011 sur le bassin du Chéran à Allèves (V1255010, 257 km²). La fenêtre temporelle jaune correspond à l'événement sélectionné automatiquement. La ligne rouge en pointillés représente le seuil de détection fixé au quantile de débit 95 %. Les lignes noires en pointillés se réfèrent aux dates d'entrée et de fin des événements (respectivement en dessous de 20 % et 25 % du pic de crue). La flèche montre ici l'extension appliquée au début de l'événement en raison de la montée rapide du niveau de l'eau.

1.4.2 Sélection des événements d'étiages

La procédure de sélection des événements d'étiages (Figure 1-13) est basée sur la méthodologie développée et utilisée par Caillouet *et al.* (2017). Il s'agit d'une procédure automatisée sélectionnant les périodes inférieures à un seuil (fixé ici au quantile de débit 10 %) et agrégeant les intervalles correspondant à un même événement grâce à la sévérité (déficit cumulé maximum atteint lors de l'événement). En effet, si les pluies ne permettent pas de compenser le déficit cumulé, alors nous considérerons que nous sommes toujours sur un même événement d'étiage. 80 % des bassins de la base de données présentent entre 10 et 20 événements avec une moyenne de 14. Les étiages étant des événements de dynamiques lentes (perdurant sur plusieurs jours, semaines voire mois), nous avons ainsi décidé d'aborder ces événements au pas de temps journalier. Finalement, environ 9 000 événements d'étiages ont été sélectionnés sur la base de données.

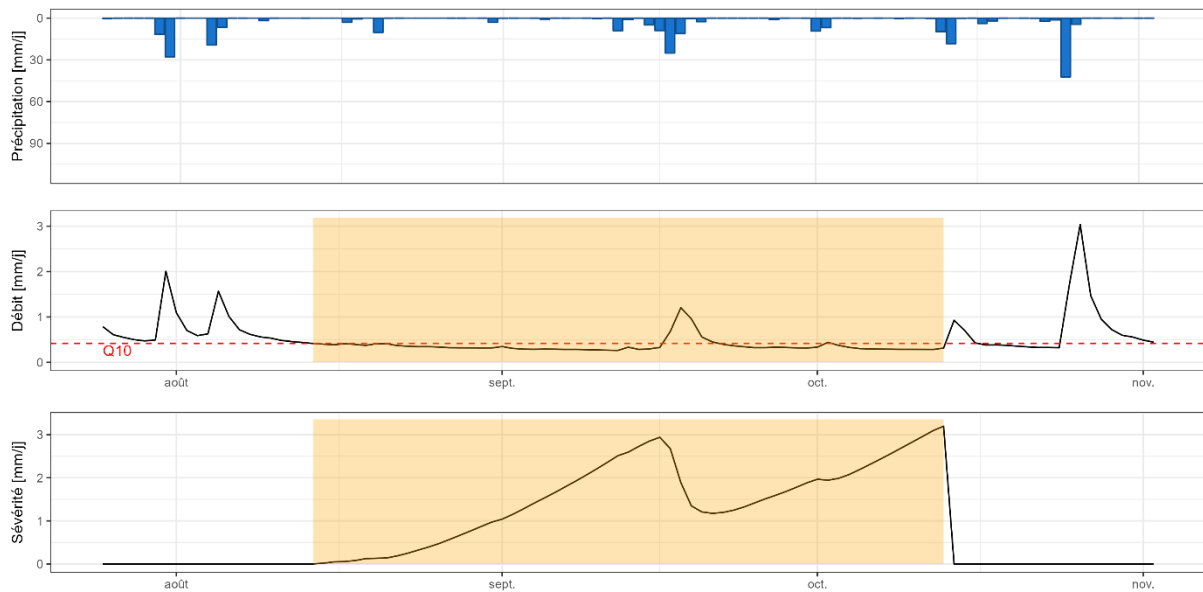


Figure 1-13 : Étiage d'août à octobre 2016 sur le bassin du Chéran à Allèves (V1255010, 257 km²). La fenêtre temporelle jaune correspond à l'événement sélectionné automatiquement. La ligne rouge en pointillés représente le seuil de détection fixé au quantile de débit 10 %.

1.4.3 Caractéristiques des événements

Afin de simplifier la caractérisation des événements, nous nous sommes restreints à une analyse de quelques indicateurs basés uniquement sur le débit, que ce soit pour les crues ou les étiages (Figure 1-14).

Les événements de crues sont très variés avec des débits de pointe pouvant atteindre les 20 mm/h. De telles valeurs sont notamment obtenues sur des cours d'eau très réactifs comme on peut retrouver sur le bassin versant du Rhône, notamment sur les Cévennes. Les cumuls de débits peuvent également être un bon indicateur pour caractériser la variété des événements. Notons que les valeurs supérieures à 300 mm correspondent à des événements de crue sur des bassins karstiques. On notera également un contraste très marqué sur la durée des événements avec des crues éclair (généralement courtes, inférieures à 24 h, et caractérisées par une montée rapide des eaux suite à un événement pluviométrique intense, typiques des bassins cévenols ou méditerranéens) et des crues beaucoup plus lentes pouvant s'étaler sur plusieurs jours (issues le plus souvent de précipitations stratiformes s'étalant dans le temps). Notons que des valeurs de durée d'événements de crues supérieures à 7 j (168 h) correspondent exclusivement à des crues ayant eu lieu sur des bassins versants de grande superficie avec des dynamiques très lentes où il est difficile de caractériser la temporalité de l'événement.

Les événements d'étiage sont également très variés sur la base de données avec des durées pouvant aller de quelques jours à plusieurs mois. Le débit minimal permet de nous renseigner sur la présence de bassins intermittents, c'est-à-dire de cours d'eau qui présentent périodiquement des débits nuls, mais également de cours d'eau ayant un soutien d'étiage marqué. Enfin, des événements sévères, c'est-à-dire présentant un déficit cumulé maximal élevé, et d'autres plus modérés, ont également été recensés, ce qui permet une large représentation d'événements d'étiage sur le territoire français.

Notons qu'une variabilité temporelle forte des événements peut également être notée au sein même d'un bassin, où des crues et des étiages de caractères différents peuvent être rencontrés dans les chroniques de débit.

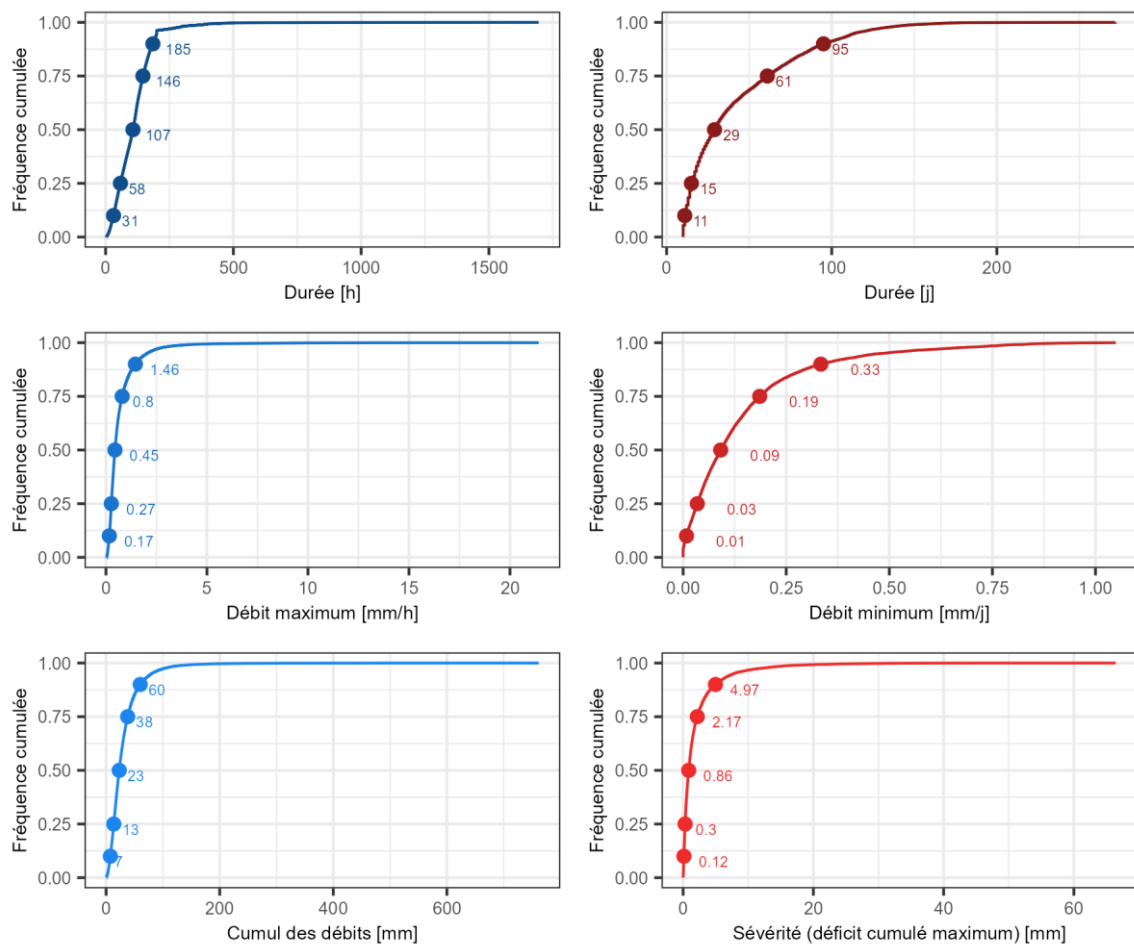


Figure 1-14 : Distribution des caractéristiques événementielles de crue (gauche) et d'étiage (droite).

1.5 Synthèse

Une vaste base de données contenant 643 bassins versants a été constituée. Cette base de données est en accord avec les objectifs visés dans nos travaux de recherche car elle présente des contrastes inter- et intra-bassins relativement marqués, témoins d'une variabilité spatiale des conditions climatiques et des processus hydrologiques sur le territoire français. Ces bassins ont notamment été utilisés pour construire trois échantillons différents permettant de répondre à différents objectifs de modélisation (Tableau 1-1).

Tableau 1-1 : Synthèse des trois échantillons de bassins versants.

Nom de l'échantillon	Nombre de bassins (sous-bassins)	Critère sur la disponibilité des débits	Découpage (niveau maximum d'emboîtement)	Objectifs
Complet	621 (0)	Critère souple : 1999-2018	Aucun (0)	Simulation à l'échelle globale
Poupées-russes	143 (149)	Critère souple : 1999-2018	Méthode poupées russes (1)	Simulation et prévision (en contexte de précipitations et températures futures connues) aux échelles globale et semi-distribuée
Rhône	12 (28)	Critère strict : 2009-2018	Méthode expertisée (4)	Prévision (en contexte de précipitations et températures futures prévues) aux échelles globale et semi-distribuée

Les archives d'observations hydroclimatiques ont été téléchargées et formatées sur chaque bassin versant selon les différentes configurations testées. Des scénarios de précipitations et températures prévues ont également été obtenus et formatés sur différents affluents du Rhône. Notons que les prévisions ont été post-traitées afin de corriger d'éventuels problèmes de biais.

Afin de permettre une analyse événementielle de nos résultats, une vaste base de données d'événements a également été constituée. Celle-ci se compose de plus de 30 000 événements de crues et de plus de 9 000 événements d'étiages sur les différents bassins constituant la base de données. La sélection de ces événements a été faite de manière automatique selon des procédures trouvées dans la littérature. L'analyse des caractéristiques des crues et des étiages

montre également une diversité en termes de comportements hydrologiques sur nos différents bassins versants.

En définitive, la base de données permet une bonne représentation des différents processus hydrologiques présents sur le territoire de la France métropolitaine. De plus, l'analyse des différentes caractéristiques (générales ou événementielles) a mis en évidence une variabilité spatiale non négligeable au sein même des bassins versants. Cette base de données semble donc un terrain d'étude propice pour notre problématique de recherche.

Chapitre 2 : Modèles

2.1 Introduction

Les modèles hydrologiques (ou modèles pluie-débit) sont des outils numériques permettant une représentation simplifiée du système complexe réel qu'est le bassin versant. Depuis leur apparition au début des années 1960 (voir par ex. Linsley & Crawford, 1960), leur nombre n'a cessé de croître au fil des ans.

Ce chapitre a pour but d'apporter une présentation générale des modèles ainsi que de ceux retenus dans le cadre de la thèse. Les adaptations qui ont été faites sur les différents modèles ainsi que la méthodologie suivie pour leur application et leur évaluation seront également abordées.

2.2 Qu'est-ce qu'un modèle hydrologique ?

Que deviennent les précipitations une fois tombées ? Si la question peut paraître simple de prime abord, la réponse, elle, est bien plus complexe. En effet, les flux souterrains, le couvert végétal ou l'urbanisation par exemple rendent le suivi du cycle de l'eau difficile, voire impossible. Le modèle hydrologique est un outil simplificateur permettant, le plus couramment, de calculer des débits à partir de données météorologiques d'entrée telles que les précipitations et l'évapotranspiration potentielle. Il est généralement constitué de deux parties : la production (permettant de déterminer le bilan en eau à l'échelle du bassin) et le transfert (permettant de répartir la quantité d'eau participant au débit dans le temps) (Figure 2-1).

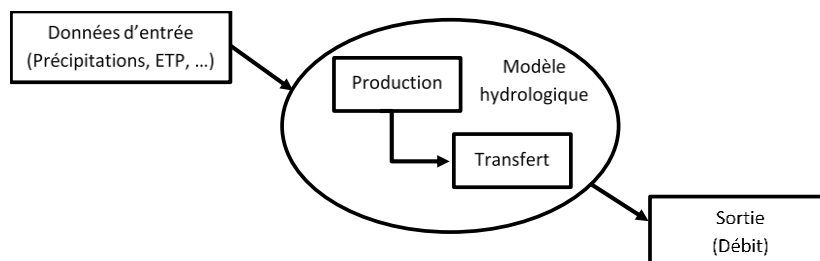


Figure 2-1 : Schématisation d'un modèle hydrologique.

Concrètement, pour représenter les différents phénomènes mis en jeu sur un bassin versant, une triple simplification du système doit être faite : sur la dimension temporelle, sur la dimension spatiale, ainsi que dans la description des processus (Perrin, 2000).

La modélisation hydrologique a des applications variées telles que la simulation d'une réponse hydrologique lors d'un événement, la prévision des crues et des étiages, l'apport d'information sur des cours d'eau non-instrumentés, ou simplement la meilleure compréhension du fonctionnement du bassin (Becker & Serban, 1990 ; Moradkhani & Sorooshian, 2008 ; Dwarakish & Ganasri, 2015). Les enjeux étant multiples, les possibilités de simplifications nombreuses, la disponibilité des données croissante et les moyens numériques de plus en plus conséquents, le nombre de modèles rencontrés dans la littérature s'agrandit. Ces modèles hydrologiques peuvent être divisés en trois familles :

- Les modèles à bases physiques utilisent les différentes équations physiques dérivant des principes de la mécanique des fluides à petite échelle, afin de décrire précisément les flux sur le bassin versant.
- Une deuxième approche est qualifiée de « boîte noire » ou « statistique ». Cette méthode est basée sur une approche exclusivement mathématique liant l'entrée et la sortie du modèle : il ne s'agit pas de représenter les processus physiques, ni même les lois de conservation par exemple (Stella & Warner, 2018). Elle peut être basée sur des régressions, des analyses de fréquences, de la logique floue ou encore des réseaux de neurones (Xu *et al.*, 2017).
- Un compromis entre ces deux approches est le modèle conceptuel. Celui-ci est établi sur une représentation simplifiée des processus, adaptée aux échelles d'espace et de temps utilisées. Il s'agit d'une approche que l'on peut qualifier de systémique, ayant pour but de modéliser le débit en faisant évoluer des stocks d'eau en fonction de relations de remplissage et de vidange.

Si cette classification permet de catégoriser rapidement les modèles, il faut savoir qu'elle n'est pas parfaite puisque les frontières entre ces différentes catégories sont poreuses (Hrachowitz & Clark, 2017). À titre d'exemple, un modèle peut être basé initialement sur la physique mais nécessiter des approches simplifiées pour combler les informations manquantes. En effet, malgré la disponibilité croissante des données, la mise en place de modèles à bases physiques reste difficile et peu adaptée à une étude sur un large échantillon de bassins. En revanche, les modèles issus des deux autres approches mentionnées utilisent des paramètres qui leur sont propres afin de compenser le manque d'informations nécessaires à une description fine du système complexe qu'est le bassin versant. Ces paramètres peuvent être fixés, déterminés ou calés, dans le but de représenter les différents processus mis en jeu, les conditions

hydroclimatiques ou les objectifs de modélisation (par ex. crue ou étiage). Du fait de leurs structures différentes (i.e. l'architecture générale du modèle, les équations utilisées, ou les processus représentés), les modèles hydrologiques ont chacun des spécificités qui leur sont propres.

Dans le cadre de ce travail, les modèles à bases physiques ne seront pas utilisés. Il aurait été intéressant de considérer ce type de modèles, mais cela soulevait plusieurs contraintes délicates à lever dans le cadre de la thèse (flexibilité d'utilisation pour réaliser les tests prévus, application à l'échelle de grands échantillons de bassins versants, temps de calcul, approche d'estimation des paramètres, etc.). En revanche, des modèles statistiques et conceptuels seront considérés.

Dans la suite de ce manuscrit, on définira un modèle hydrologique comme étant une structure de modèle et son jeu de paramètres associé.

2.3 Sélection des structures de modèles

La sélection des structures de modèles à utiliser a constitué une étape importante de ce travail de thèse. Cette sélection s'est notamment faite en prenant en compte la disponibilité des structures au pas de temps horaire et leur facilité d'implémentation.

Les modèles utilisés au pas de temps horaire qui sont développés dans l'équipe Hydrologie des bassins versants d'INRAE Antony sont les modèles de type GRXH (e.g. GR4H, GR5H ou GR6H). Nous présenterons dans cette section uniquement le modèle GR5H qui est la version utilisée dans le cadre de ce travail et qui est disponible dans le package R de modélisation airGR (Coron *et al.*, 2017, 2021).

Dans un objectif de modélisation multi-modèle, nous avons cherché à regrouper des modèles suffisamment différents structurellement parlant afin de représenter une diversité de processus (Winter & Nychka, 2010). Les travaux de thèses de Perrin (2000) et Mathevet (2005) ont conduit à la création du package R airGRplus (Coron *et al.*, 2022), extension du package airGR, incluant différentes structures de modèles au pas de temps journalier. Ces structures sont des versions simplifiées de modèles conceptuels originaux tirés de la littérature. Leur utilisation nécessite donc dans un premier temps une adaptation au pas de temps horaire qui sera décrite dans cette section. En revanche, leur mode de fonctionnement étant assez similaire à celui du modèle GR5H, nous ne détaillerons pas ici précisément leur architecture (voir Annexe B) pour plus de détails).

Enfin, les modèles statistiques ARX de la CNR ont également été mis en œuvre dans un objectif de prévision sur les affluents du Rhône et seront donc détaillés.

2.3.1 GR5H

Les premières structures de modèles hydrologiques GR (Génie Rural) ont été développées au début des années 1980 au Cemagref (Michel, 1983 ; Perrin *et al.*, 2007). Aujourd'hui, ces modèles sont utilisés par de nombreuses équipes de recherche, entreprises ou services publics en France et à l'étranger pour répondre à des problématiques très larges relatives à l'hydrologie quantitative, comme les impacts du changement climatique, la gestion de la ressource en eau ou encore la prévision ou l'analyse d'événements. À titre d'exemple, le modèle de prévision GRP est utilisé par la majorité des Services de Prévisions des Crues du réseau Vigicrues pour assurer la vigilance aux crues sur le territoire français (Viatgé *et al.*, 2019a).

Depuis leur création, de nombreux travaux ont été menés sur les différents modèles GR, avec des adaptations en fonction du pas de temps d'utilisation (Mouelhi *et al.*, 2006a, 2006b ; Ficchi, 2017), des échelles spatiales de discrétisation du bassin (Lerat, 2009 ; Lobligeois, 2014 ; Peredo, 2021), de la complexité nécessaire à la représentation de différents processus (structure et paramètres) (Michel, 1983, 1989 ; Perrin *et al.*, 2003 ; Le Moine, 2008 ; Pushpalatha, 2013 ; Astagneau, 2022), des objectifs d'application comme la prévision (Tangara, 2005 ; Berthet, 2010) ou de conditions spécifiques à prendre en compte, comme la modélisation de la neige (Valéry, 2010).

GR5H est le modèle à cinq paramètres fonctionnant au pas de temps horaire (Le Moine, 2008 ; Ficchi, 2017 ; Ficchi *et al.*, 2019). Ce modèle conceptuel, à réservoirs, permet une estimation du débit d'une rivière en fonction des conditions météorologiques antérieures sur le bassin versant d'intérêt. À partir de données continues de précipitations et températures horaires, il fait évoluer l'état de différents réservoirs qui interagissent et alimentent la rivière à l'exutoire du bassin. Le modèle cherche à représenter de manière synthétique les dynamiques de l'ensemble des processus que l'on retrouve sur un bassin versant (interception, infiltration, évapotranspiration, etc.). L'ensemble des calculs présents au sein du modèle sont des relations mathématiques, qui dépendent de différents paramètres (Tableau 2-1) à déterminer lors de la phase de calage du modèle.

Tableau 2-1 : Paramètres du modèle GR5H.

Paramètres	Description	Unité	Gamme typique en France
X ₁	Capacité du réservoir de production	mm	100 à 400
X ₂	Coefficient d'échanges souterrains	mm/h	-0,4 à 0,0
X ₃	Capacité à une heure du réservoir de routage	mm	40 à 390
X ₄	Temps de base de l'hydrogramme unitaire	h	2 à 27
X ₅	Seuil de changement de signe de la fonction d'échange	-	0,1 à 0,3

De manière plus détaillée, le schéma de fonctionnement de GR5H est le suivant (Figure 2-2) :

- Tout d'abord le phénomène d'interception, correspondant à un retour par évaporation directe vers l'atmosphère de la pluie non infiltrée, est modélisé par un réservoir de capacité I_{max} calculée en amont de la modélisation. Cette étape a pour but de permettre l'évaporation à taux potentiel (maximal) de l'eau interceptée par la végétation. On détermine ensuite la pluie et l'évapotranspiration nettes (resp. P_n et $E - E_i$) afin d'alimenter la partie production du modèle.
- Une partie de cette pluie nette (P_s) alimente un réservoir de capacité X₁ où l'eau sera stockée et ne pourra être reprise que par l'évapotranspiration (E_s) ou par une fuite appelée percolation ($Perc$). La partie complémentaire de la pluie nette ($P_n - P_s$) alimente la partie routage du modèle.
- Le volume d'eau est ensuite réparti dans le temps par un hydrogramme unitaire (UH) de temps de base X₄ afin de tenir compte des temps de transfert au sein du bassin.
- L'écoulement issu de l'hydrogramme est séparé en deux branches. 90 % du flux alimentent une branche non linéaire, permettant de lisser l'apport d'eau via un réservoir de capacité X₃. Les 10 % restants alimentent la branche pseudo-directe (et linéaire) où l'écoulement est directement retrouvé à la sortie du modèle.

- Sur ces deux branches, un apport (ou une perte) d'eau correspondant aux échanges souterrains est également modélisé. Le paramètre X_2 représente la quantité maximale d'eau qui peut être échangée (injectée ou retirée) à chaque pas de temps dans le modèle, tandis que le paramètre X_5 est un seuil qui permettra de faire changer le signe de l'échange en fonction du niveau relatif du réservoir de routage par rapport à ce seuil (échanges de la surface vers le souterrain ou inversement).
- Le débit total à l'exutoire correspond alors à l'écoulement issu de ces deux branches.

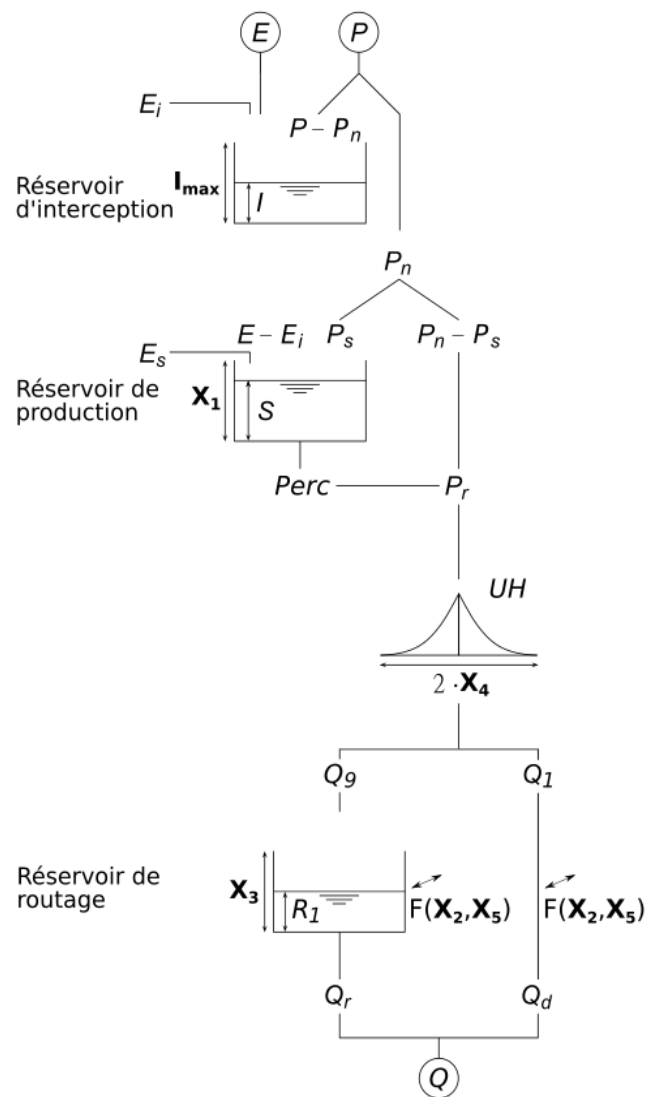


Figure 2-2 : Schéma de fonctionnement du modèle GR5H (E : évapotranspiration potentielle ; P : pluie ; Q : débit ; X_i : paramètres du modèle, cf. Tableau 2-1 ; les autres symboles représentent les états internes du modèle)

2.3.2 Adaptation des structures d'airGRplus au pas de temps horaire

Le package airGRplus (Coron *et al.*, 2022) regroupe des versions simplifiées de douze structures de modèles hydrologiques conceptuels trouvées dans la littérature et fonctionnant initialement au pas de temps journalier (Tableau 2-2).

Tableau 2-2 : Liste des structures de modèles hydrologiques disponibles au pas de temps journalier dans le package airGRplus.

Nom original	Nombre de paramètres libres	Références	Nom de la version simplifiée
Topmodel	7	Beven & Kirkby (1979)	TOPM
IHACRES	6	Jakeman <i>et al.</i> (1990)	IHAC
HBV	9	Bergström & Forsman (1973)	HBV0
Mohyse	7	Turcotte <i>et al.</i> (2010)	MOHY
Mordor	6	Garçon (1999)	MORD
Simhyd	8	Vaze <i>et al.</i> (2011)	SIMH
SMAR	9	O'Connell <i>et al.</i> (1970)	SMA0
TANK	10	Sugawara (1979)	TAN0
Gardenia	8	Thiéry (1982)	GARD
PDM	8	Moore & Clarke (1981)	PDM0
CREC	8	Cormary & Guilbot (1974)	CRE0
NAM	10	Nielsen & Hansen (1973)	NAM0

Afin de les intégrer à notre cadre de modélisation, une adaptation au pas de temps horaire a été nécessaire. Mathevet (2005) et Le Moine (2008) ont montré qu'il existe des relations entre les paramètres aux pas de temps journalier et horaire pour les paramètres dépendant du temps. L'idée principale est donc de garantir la cohérence des gammes de paramètres selon le pas de temps et de s'assurer de la modification des paramètres fixes dépendant du temps tout en conservant la conceptualisation initiale des modèles. Les modifications apportées aux structures sur la base de ces préconisations sont donc les suivantes :

- Nous avons adapté les codes des modèles pour qu'ils puissent fonctionner au pas de temps horaire. Les fonctions dépendantes du temps (fonction de vidanges, délais, hydrogrammes unitaires, etc.) ont été adaptées pour fonctionner sur 24 pas de temps en horaire au lieu d'un seul en journalier.

- Les plages de paramètres utilisées pour l'exploration lors du calage ont été adaptées pour chaque structure. Les gammes de paramètres n'étant pas toujours facilement transposables d'un pas de temps à l'autre du fait des interactions entre paramètres, cela a été fait par itérations successives jusqu'à obtenir des distributions des paramètres cohérentes (c'est-à-dire évitant notamment des points d'accumulation aux bornes des intervalles) sur l'ensemble des bassins.

Toutefois, malgré ces modifications, certaines structures simplifiées telles que SMA0 et MOHY ont nécessité davantage d'investigations. SMA0 possède la particularité d'avoir un réservoir multi-couche, et a nécessité un nombre de strates variable selon l'échelle temporelle. MOHY souffre quant à lui de problèmes similaires à ceux rencontrés par Ficchi (2017) avec les anciennes versions horaires de GR, c'est-à-dire d'une mauvaise représentation de l'interception. Un réservoir d'interception a donc été ajouté dans l'architecture de MOHY, dont la capacité doit être calée, ce qui engendre un paramètre libre supplémentaire pour cette structure. Des fiches récapitulant le schéma de fonctionnement, les équations mises en jeu et les paramètres de chaque structure de modèle hydrologique sont disponibles en Annexe B.

2.3.3 ARX

Le modèle hydrologique utilisé historiquement à la CNR pour la prévision des débits est un modèle statistique de type ARX (*Auto-Regressive with exogenous input*) (Bellier *et al.*, 2016). Ainsi, le débit prévu à chaque pas de temps est défini selon une équation dont la formule générale se trouve ci-après. Un modèle comprend plusieurs équations selon les conditions initiales du bassin versant :

$$Q_t = Cst + \sum_{i=1}^n a_i \times Q_{t-i} + \sum_{j=1}^m b_j \times P_{t-j} \quad \text{Éq. 2-1}$$

avec Cst , a_i et b_j des paramètres calés, Q_{t-i} les débits horaires antérieurs, P_{t-j} les précipitations antérieures au pas de temps 6h, n et m le nombre de pas de temps antérieurs considérés pour les débits (horaires) et les précipitations (hexa-horaires).

Ce type de modèle, en intégrant les débits observés, réalise implicitement une assimilation directe de ces débits, qui fournissent une information sur les conditions initiales. En revanche, ce type de modèle ne peut pas être utilisé en contexte de simulation.

2.3.4 Ajout d'un module de neige en entrée des modèles sur les bassins enneigés

Une des caractéristiques du bassin du Rhône est la présence de nombreux cours d'eau alpins fortement impactés par les processus d'accumulation et de fonte de la neige. Des comportements similaires existent également sur quelques bassins pyrénéens et du Massif central, et dans une moindre mesure dans les Vosges et le Jura. Ce phénomène de précipitation solide entraîne le plus souvent un stockage de l'eau lors de la période hivernale, suivi par un phénomène de fonte lors du printemps. Afin de représenter au mieux ce stockage partiel des précipitations dans les modèles hydrologiques, un module de neige doit être utilisé en amont. Dans le cadre de cette thèse, le choix s'est porté sur CemaNeige (Valéry, 2010) qui permet de simuler l'évolution du couvert neigeux sur un bassin versant en fonction de différentes bandes d'altitudes, et d'en estimer la fonte. Ce module a été choisi pour sa simplicité (seulement deux paramètres libres) et ses besoins limités en données complémentaires (températures de l'air seulement) (Figure 2-3).

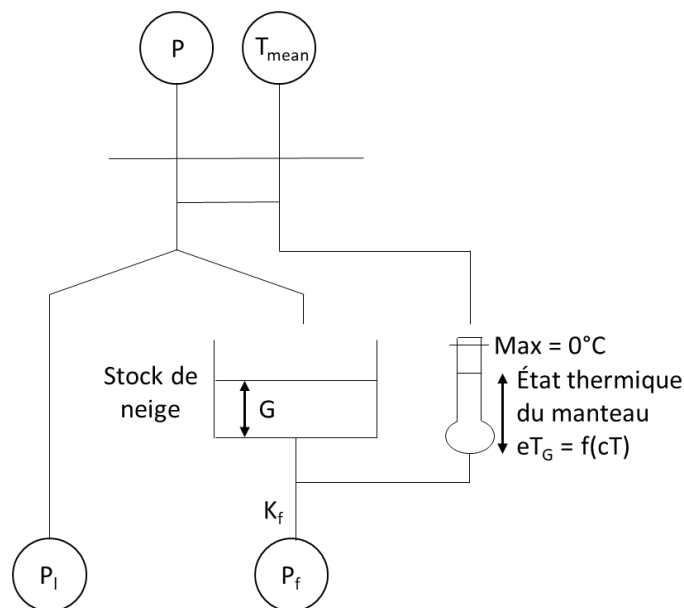


Figure 2-3 : Schéma de fonctionnement du module de neige CemaNeige (P : précipitation ; T_{mean} : température moyenne ; P_l : part liquide des précipitations ; P_f : fonte).

De plus, CemaNeige a déjà été largement utilisé dans la littérature sur un grand nombre de bassins versants français, que ce soit en simulation (Valéry *et al.*, 2014) ou en prévision (couplé au modèle GRP utilisé dans les services de prévisions opérationnels français, Thirel *et al.*, 2020). Jusqu'à présent, les développements et les travaux liés à CemaNeige ont été réalisés au pas de temps journalier. Récemment, les travaux de Véron *et al.* (2022) ont permis de tester CemaNeige au pas de temps horaire. Le facteur degré-jour K_f a ainsi été

transformé en facteur degré-heure et le rôle du coefficient de pondération cT de l'état thermique du manteau est resté inchangé. Dans le cadre de ce travail, ces deux paramètres ont été fixés à leur valeur par défaut utilisée dans les services de prévision des crues, en adaptant le coefficient de fonte au pas de temps horaire ($K_f = 3.75/24 \text{ mm}/^\circ\text{C}/\text{h}$ et $cT = 0.25$). En effet, les travaux de Valéry (2010) ont montré que des performances similaires sont obtenues sur un large échantillon de bassins versants français en fixant les paramètres à ces valeurs ou en les calant. Notons que chaque entité modélisée a été découpée⁸ en cinq bandes d'altitudes afin de prendre en compte le gradient de précipitation et de température en fonction de l'altitude du bassin, puis la lame de fonte engendrée a ensuite été ré-agrégée à l'échelle initiale. Valéry (2010) a montré que ce module permet également une prise en compte d'événements neigeux très ponctuels sur des bassins peu concernés par des températures négatives sans dégrader les performances le reste du temps. Ainsi, ce module neige sera appliqué à l'ensemble des bassins versants utilisés dans le cadre de nos travaux.

Bien que l'utilisation de plusieurs modules neige (multi-module de neige) puisse être bénéfique pour la modélisation des débits, nous avons fait le choix de n'en utiliser qu'un seul en amont de nos différents modèles hydrologiques, afin de nous concentrer uniquement sur l'apport du multi-modèle hydrologique. Une démarche intégrant plusieurs modules de neige pourrait être testée en perspective de ce travail sur des bassins montagneux.

2.3.5 Passage d'un cadre de modélisation global à semi-distribué

Un modèle semi-distribué est un réseau prédéfini (selon un découpage) de modèles hydrologiques globaux reliés par un schéma de propagation hydraulique. On préférera ainsi parler de cadre de modélisation semi-distribué pour éviter toute confusion avec notre définition d'un modèle hydrologique. Avec cette approche, le bassin d'intérêt est découpé en sous-entités sur lesquelles un modèle pluie-débit est appliqué de l'amont vers l'aval en propageant de proche en proche les débits vers l'exutoire le plus à l'aval. Le cadre de modélisation semi-distribué permet de prendre explicitement en compte les variabilités spatiales observées sur le bassin. Il présente ainsi un avantage théorique sur l'approche globale où le bassin n'est représenté que par une seule entité indivisible et qui ne peut donc prendre en compte que l'effet moyen des variabilités spatiales observées sur le bassin.

⁸ Ce découpage est à différencier de la méthode de semi-distribution utilisée dans la suite du manuscrit.

En résumé, un cadre de modélisation semi-distribué doit être constitué :

- d'un découpage du bassin versant (cf. Section 1.3) afin de considérer des forçages climatiques d'entrée spatialisés sur chaque sous-entité ;
- d'une structure de modèle global (cf. Section 2.3) ;
- d'un schéma de propagation hydraulique ;
- d'une stratégie d'estimation des paramètres.

2.3.5.1 Schémas de propagation hydraulique

Les schémas de propagation hydraulique (ou méthodes de routage) sont des procédures mathématiques permettant de simuler le transfert de l'eau dans le réseau hydrographique, c'est-à-dire de transférer le débit de l'amont vers l'aval (on peut également parler de modèle débit-débit). Suivant les niveaux de complexité et de précision recherchés, de nombreuses fonctions permettant d'assurer le transfert du débit peuvent être trouvées dans la littérature. Nous les avons classées en trois catégories :

- Les schémas de propagation à bases physiques correspondent à la transcription des processus par les équations physiques provenant souvent de la simplification des équations de Saint-Venant. Elles requièrent souvent une description physique des caractéristiques du chenal d'écoulement (largeur du cours d'eau, pente, rugosité, ...) qui ne sont pas forcément connues sur l'ensemble d'un bassin. Ces méthodes sont notamment utilisées pour des approches hydrauliques où seul un tronçon de rivière est modélisé. On notera à titre d'exemple les approches telles que les ondes cinématiques, les ondes diffusantes ou les ondes dynamiques (classées par ordre croissant de complexité et décroissant du nombre d'hypothèses faites sur les termes d'inertie, de gravité et de frottement) (Kazezyilmaz-Alhan & Medina, 2007 ; Reinbold, 2007).
- Les schémas de propagation conceptuels sont au contraire beaucoup plus simples car ils permettent de représenter les phénomènes de manière simple (remplissage et vidange de réservoirs le plus souvent), sans volonté d'explicitier les équations de Saint-Venant. Ces méthodes sont très populaires en hydrologie car elles sont facilement implémentables à grande échelle. Parmi elles figurent les fonctions de type délai avec ou sans stockage (respectivement *lag&route* et *lag* ; e.g. Bentura & Michel, 1997), les hydrogrammes unitaires (Sherman, 1932) ou la cascade de Nash (Nash, 1957) par exemple.

- Les schémas de propagation hybrides correspondent à un compromis entre les méthodes conceptuelles et à bases physiques. En effet, celles-ci ont été élaborées en partant des équations de Saint-Venant et en les simplifiant par le biais de réservoirs conceptuels. C'est le cas par exemple des fonctions Muskingum (Barry & Bajracharya, 1995 ; Overton, 1966), du modèle d'Hayami (e.g. Baptista & Michel, 1989), ou du routage par loi gamma (Jay-Allemand, 2021).

Dans le cadre de la thèse, le stage d'Henrotin (2022), que j'ai supervisé, a permis la mise en place de trois fonctions de type délai avec stockage (basées sur les travaux de Bentura & Michel, 1997, ainsi que de Munier, 2009) dans l'environnement de travail airGR en plus de l'approche classique de délai seul, largement utilisée jusqu'à présent et déjà présente dans le package. Outre l'implémentation de nouveaux schémas de propagation, ce stage a permis de tester ces fonctions dans des cadres de modélisation hydraulique et hydrologique au pas de temps horaire. Il en résulte qu'un délai sans stockage semble suffisant lorsque l'on s'intéresse uniquement aux performances d'un modèle hydrologique, bien que le comportement physique hydraulique de l'onde de crue soit moins bien représenté qu'avec les fonctions de type « lag&route ».

2.3.5.2 Comment estimer les paramètres des structures dans un cadre semi-distribué ?

Ajami *et al.* (2004) ont travaillé sur l'intérêt de la simple spatialisation des précipitations en utilisant une approche semi-globale où les variables climatiques d'entrée sont semi-distribuées mais un même jeu de paramètres est appliqué sur l'ensemble des sous-bassins. Leur étude, réalisée sur le bassin de l'Illinois aux Etats-Unis, montre que cette stratégie engendre des gains de performance peu significatifs dans l'ensemble, bien que quelques améliorations aient été mises en évidence à l'échelle événementielle. Cependant, cette étude a été menée au pas de temps journalier, masquant probablement des dynamiques de transfert infra-journalières. Lobligeois *et al.* (2014) ont mené des travaux similaires sur un grand nombre de bassins français au pas de temps horaire et ont montré que, sous climat océanique, les performances obtenues via la seule semi-distribution des précipitations ne sont pas meilleures que celles obtenues via une approche globale car les précipitations sont généralement réparties de manière uniforme sur le bassin. En revanche, une plus-value apparaît lorsque l'on s'intéresse à des bassins présentant une forte variabilité spatiale des précipitations, notamment pour des régimes cévenols et méditerranéens. Andréassian *et al.* (2004) avaient proposé des conclusions similaires grâce à l'analyse de bassins chimères fictifs obtenus en combinant deux bassins

existants de taille similaire mais localisés géographiquement à des endroits différents afin d'exacerber la variabilité spatiale des précipitations et la morphologie des bassins.

L'intérêt d'une approche semi-globale est de limiter le temps de calcul car un calage des différents sous-bassins peut s'avérer très long (notamment pour un nombre important de sous-entités). Nkiaka *et al.* (2018) ont répertorié dans la littérature trois méthodes de calage semi-distribué :

- Le calage sur site unique correspond à paramétrer les différents sous-bassins en se basant uniquement sur le débit à l'exutoire du bassin total. Cette méthode suppose que l'information aval est représentative de la dynamique du bassin versant. Notons que ce calage peut également se faire en valorisant les méthodes de régionalisation, en calant de façon globale un « métaparamètre » dont dépendra la valeur du paramètre de chaque sous-bassin versant.
- Le calage multi-site consiste à caler l'ensemble des sous-bassins en même temps selon les informations internes fournies par les stations hydrométriques. Néanmoins, cette approche est très complexe puisqu'elle augmente fortement la dimension de l'espace des paramètres et peut entraîner des problèmes d'indétermination.
- Le calage séquentiel, allant de l'amont vers l'aval, est un compromis entre les deux méthodes précédentes et semble donner de meilleurs résultats (de Lavenne *et al.*, 2019). Il consiste à caler d'abord le modèle sur les bassins amont, puis à le caler sur les zones intermédiaires situées successivement à l'aval en propageant généralement le débit simulé directement issu de l'amont. Cette méthode permet notamment de mettre en avant la variabilité des paramètres, représentative de la variabilité spatiale entre les différents sous-bassins (de Lavenne *et al.*, 2016).

De manière générale, les auteurs s'accordent sur le fait que la distribution des précipitations est un facteur de premier ordre par rapport à la distribution des paramètres (Ajami *et al.*, 2004 ; Andréassian *et al.*, 2004 ; Khakbaz *et al.*, 2012 ; Lobligeois, 2014) en termes de sensibilité des débits simulés à l'exutoire. De plus, de Lavenne *et al.* (2019) ont montré que des écarts de valeurs de paramètres peuvent apparaître par exemple lorsque la contribution du bassin intermédiaire est très faible par rapport à l'ensemble du bassin. Cela est dû à une faible sensibilité des débits simulés à des variations de valeurs de paramètres en raison d'une contrainte forte exercée par les débits simulés sur les bassins amont.

Toutefois, la régionalisation des paramètres est possible uniquement lorsqu'un même modèle hydrologique est utilisé sur l'ensemble du territoire. Ainsi, dans le cadre de ce travail, nous utiliserons un calage de type séquentiel sans régionalisation afin de pouvoir créer une mosaïque de modèles sur les différentes entités semi-distribuées. De plus, la base de données a été dimensionnée de telle sorte à éviter les configurations pouvant entraîner des problèmes de sensibilité.

Rappelons que la base de données comprend de nombreux bassins influencés par des activités humaines, en particulier des barrages. Or, les modèles hydrologiques utilisés ne prennent pas en compte explicitement ces influences, ce qui peut engendrer des difficultés à représenter le comportement de tels bassins. La semi-distribution permet en partie d'isoler l'influence lorsque celle-ci impacte uniquement une partie du bassin versant. Pour une telle configuration, nous avons fait le choix de propager les débits observés (et non simulés) provenant du sous-bassin fortement impacté pour caler le sous-bassin directement situé à l'aval, dans le but d'éviter de propager une erreur de modélisation due à la non-prise en compte des influences.

2.4 Détermination des paramètres : stratégie de calage

La détermination des paramètres est un élément-clé de la modélisation des débits. Pour cela, différentes méthodes sont proposées dans la littérature. La plus intuitive est une méthode manuelle par essai-erreur, réalisée de manière itérative jusqu'à trouver un jeu de paramètres optimal suivant des critères prédéfinis (numériques ou graphiques). Cette méthode est d'autant plus complexe à mettre en œuvre que le nombre de paramètres est élevé, multipliant le nombre de combinaisons de valeurs à explorer. Cette méthode est donc souvent très chronophage et peu utilisée en pratique (Boyle *et al.*, 2000 ; Hogue *et al.*, 2000).

Ainsi, des méthodes automatiques ont été élaborées afin de maximiser (ou minimiser) une (ou plusieurs) fonction(s) objectif. C'est le cas par exemple des algorithmes génétiques et d'évolution, la méthode Nelder-Mead, la méthode Monte-Carlo par chaîne de Markov ou encore les procédés itératifs de recherche locale (Holland, 1975 ; Duan *et al.*, 1992 ; Smith & Marshall, 2008). Des méthodes combinées existent également. Elles consistent en une première approche automatique suivie d'une expertise manuelle ou inversement (Refsgaard & Storm, 1990). Dans le cadre de ce travail, nous utilisons l'approche combinant optimisation globale et locale proposée par Mathevet (2005). Tout d'abord, une recherche grossière de l'espace des

paramètres est effectuée à l'aide d'une grille prédéfinie ou d'un ensemble de paramètres (étape de préfiltrage). Cela permet de sélectionner la probable zone de localisation de l'optimum dans l'espace des paramètres. Ensuite, un algorithme de descente locale de gradient est exécuté à partir du résultat issu du préfiltrage. Il s'agit de l'algorithme « pas-à-pas » proposé par Michel (1987). Il a été montré que cette approche d'optimisation combinée est adaptée aux modèles testés dans cette thèse (voir Mathevet, 2005).

Cette optimisation se fait sur une période de calage préalablement définie. Celle-ci peut varier selon les objectifs de l'étude et la disponibilité des données. Il est souhaitable en général d'avoir une période de calage représentative de la variabilité du climat. On utilisera en général une dizaine d'années lorsque cela est possible (Coron, 2013). Ici, nous avons effectué le calage sur deux sous-périodes indépendantes P1 et P2 en utilisant à chaque fois la plus longue période disponible possible, à savoir :

- P1 correspond à la période 1999-2008 et P2 à 2009-2018 pour les échantillons global et poupées russes ;
- P1 correspond à la période 2009-2013 et P2 à 2014-2018 pour l'échantillon Rhône.

La fonction objectif (ou critère de calage) permet de quantifier l'écart entre les débits observés et ceux simulés par le modèle. Il s'agit d'une valeur à optimiser (maximiser ou minimiser suivant la formulation choisie), afin d'obtenir le jeu de paramètres représentant le débit simulé le plus proche de l'observé.

Après calage, le modèle peut être évalué relativement à différentes qualités recherchées (Miossec, 2004) :

- qualité de simulation, c'est-à-dire sa capacité à fournir une simulation proche du débit observé,
- robustesse, autrement dit le maintien des performances entre la phase de calage et de contrôle sur une période indépendante,
- généralité, ce qui correspond à la capacité du modèle à s'adapter à une grande variété de bassins versants et de situations hydroclimatiques (par ex. crue et étiage).

Ainsi, de nombreux critères appliqués à l'hydrologie peuvent être trouvés dans la littérature (Crochemore *et al.*, 2015), quantifiant les écarts entre débits observés et simulés suivant une grande variété de formulations. Des transformations sur les débits peuvent également être

appliquées en amont des calculs de critères pour cibler différentes gammes de débits. Toutefois, Thirel *et al.* (2023) ont montré qu’il est difficile de représenter une large gamme de débit à partir d’une unique transformation. Le critère de calage utilisé tout au long de ce travail est le *KGE* (*Kling–Gupta Efficiency*, Gupta *et al.*, 2009), très largement utilisé aujourd’hui en modélisation. Il est défini de la manière suivante :

$$KGE = 1 - \sqrt{(r - 1)^2 + (\alpha - 1)^2 + (\beta - 1)^2} \quad \text{Éq. 2-2}$$

avec r la corrélation, α le ratio des écarts-types, et β le ratio des moyennes (i.e. le biais) des débits simulés et observés.

En accord avec les résultats obtenus par Thirel *et al.* (2023), nous avons décidé d’utiliser trois transformations différentes au calage dans le but de représenter une large gamme de débits :

- $Q^{+0.5}$ dans le but d’accorder plus de poids aux hauts débits lors du calage,
- $Q^{-0.5}$ dans le but d’accorder plus de poids aux bas débits lors du calage,
- $Q^{+0.1}$ qui est une transformation intermédiaire entre les deux précédentes.

2.5 Evaluation des modèles

Les performances des modèles sont évaluées sur les sous-périodes de calage mais également en contrôle sur une autre période. En effet, l’utilisation de deux sous-périodes indépendantes P1 et P2 pour la procédure de calage permet la mise en place d’une évaluation croisée des performances (*split sample test*, Klemeš, 1986). En d’autres termes, lorsque le modèle est calé sur la première sous-période, il sera évalué sur la seconde, et vice-versa. Outre l’évaluation des performances, cette étape permet également de tester la robustesse des modèles, c’est-à-dire leur capacité à maintenir le niveau d’erreur proche de celui rencontré lors du calage (Santos, 2018). Cette évaluation peut être mise en œuvre sur une gamme plus large de critères que le seul critère de calage. Dans le cadre de ce travail, nous retrouverons principalement trois critères d’évaluation (Tableau 2-3). Ces critères ont été sélectionnés pour leurs objectifs d’évaluation et leur large utilisation au sein de la communauté scientifique.

Tableau 2-3 : Liste des critères d'évaluations utilisés.

Notation	<i>KGE</i>	<i>MAE</i>	<i>CRPS</i>
Définition	Critère d'efficacité de Kling-Gupta	Erreur absolue moyenne	Score de probabilité continu classé
Référence	Gupta <i>et al.</i> (2009)	-	Epstein (1969) ; Hersbach (2000)
Simulation ou prévision	Simulation	Prévision	Prévision
Déterministe ou probabiliste	Déterministe	Déterministe	Probabiliste
Unité	-	mm/h	mm/h
Gamme de valeurs (en gras la valeur optimale)]-∞ ;1]	[0 ;+ ∞[[0 ;+ ∞[
Équation	Éq. 2-2	Éq. 7-1	Éq. 9-1

2.6 Synthèse

Dans le cadre de cette thèse, nous avons défini un modèle hydrologique comme étant une structure de modèle associée à un jeu de paramètres. Dans un contexte de simulation, les treize structures de modèles sélectionnées, fonctionnant au pas de temps horaire, seront calées selon trois fonctions objectif différentes (*KGE* calculé avec trois transformations appliquées aux séries temporelles de débits), permettant ainsi la représentation préférentielle de différentes gammes de débits. Dans un contexte de prévision, sur quelques affluents du Rhône, le modèle ARX (calé en amont de la thèse, à l'échelle événementielle, par la CNR) sera également utilisé. Au total, 39 modèles hydrologiques (couples structures – jeu de paramètres) sont disponibles en simulation, auxquels s'ajoute le modèle ARX en contexte de prévision.

Un module de neige a également été mis en place et sera appliqué avec un paramétrage fixe en amont des modèles hydrologiques sur l'ensemble des bassins versants. Tous ces modèles hydrologiques peuvent être utilisés dans un cadre global et semi-distribué. Une fonction de propagation simple sera calée pour relier les différents modèles globaux entre eux sur la configuration semi-distribuée. Notons que la présence de bassins influencés dans la base de données nécessite une adaptation dans le calage des modèles semi-distribués. Les sous-bassins influencés seront ainsi « isolés » en propageant dans ce cas particulier le débit observé et non simulé, afin d'éviter le transfert d'erreurs de modélisation vers l'aval.

Une procédure classique de calage-contrôle croisés sera appliquée en distinguant deux sous-périodes distinctes (de 10 ans pour les échantillons global et poupées russes, et de 5 ans sur le Rhône). L'évaluation des modèles hydrologiques sera faite avec un large choix de critères continus et événementiels.

Finalement, un grand nombre de structures de modèles hydrologiques permet de créer une diversité de processus représentés car leur architecture a été bâtie pour répondre à des objectifs de modélisation variés. L'utilisation de plusieurs transformations permet la représentation d'une large gamme de débits, ce qui est essentiel dans un objectif opérationnel comme l'hydro-électricité. De plus, la possibilité d'un découpage spatial autorise l'utilisation de différents modèles sur chaque sous-entité et permet d'isoler en partie les problèmes liés à l'influence anthropique. Le module de neige, quant à lui, permet une représentation plus fiable des bassins de montagne, comme c'est le cas par exemple sur les cours d'eau alpins du Rhône. Ce large échantillon de modèles hydrologiques est donc bien adapté à notre problématique de recherche.

Chapitre 3 : Impact des données suspectes dans les chroniques de débit sur les performances et les paramètres des modèles hydrologiques

Ce chapitre correspond à un article publié dans le numéro spécial de la revue *Hydrological Sciences Journal* portant sur les données (dés)informatives en hydrologie. Ce numéro spécial fait suite à un atelier organisé sur ce thème lors de la conférence de l'Association internationale des sciences hydrologiques (AISH) qui s'est tenue à Montpellier du 29 mai au 3 juin 2022.

Thébault, C., Perrin, C., Andreassian, V., Thirel, G., Legrand, S., & Delaigue, O. (2023). *Impact of suspicious streamflow data on the efficiency and parameter estimates of rainfall-runoff models*. *Hydrological Sciences Journal*, 68:12, 1627-1647. <https://doi.org/10.1080/02626667.2023.2234893>.

3.1 Résumé

De nombreuses sources d'erreur dans les données hydroclimatiques peuvent affecter la modélisation hydrologique, mais l'impact de la qualité des données de débits est mal quantifié. Ce travail vise à étudier si les incohérences trouvées dans les séries temporelles de débit communément disponibles pour les études hydrologiques (typiquement dans les archives nationales de débit) ont un impact sur les performances et l'estimation des paramètres des modèles hydrologiques. Des données hydroclimatiques ont été récupérées au pas de temps horaire sur la période 1998-2018 pour un ensemble de 30 bassins versants en France. La modélisation hydrologique a été réalisée avec le modèle conceptuel global GR5H. Une typologie de données suspectes "réalistes" a été établie pour mettre en place plusieurs modèles d'erreurs afin de corrompre des séries temporelles de débit judicieusement choisies. Nos résultats suggèrent que les données de débit suspectes classiques ont un impact faible sur les performances et l'estimation des paramètres du modèle en général, mais peuvent être une source importante d'instabilité et de manque de robustesse lorsque l'on travaille sur un seul bassin versant.

3.2 Introduction

3.2.1 Errors in streamflow estimates

There are many sources of errors in hydrological modelling. These stem from the choices made in the model structure, the techniques used to estimate model parameters, or the quality of observations used to run or calibrate the model (e.g. meteorological forcing and streamflow time series). Various studies have highlighted the impacts of errors in precipitation and potential evapotranspiration data on modelling, either in terms of model performance or directly on model parameter values (Ibbitt, 1972; Troutman, 1985; Paturel *et al.*, 1995; Andréassian *et al.*, 2001; Andréassian *et al.*, 2004; Oudin *et al.*, 2006; McMillan *et al.*, 2010; Singh & Dutta, 2017). Recently, a few studies focused on the uncertainties associated with air temperature data, which can be used for the calculation of potential evapotranspiration, snow accumulation or snow melt (Ruelland, 2020; Schreiner-McGraw & Ajami, 2022). Comparatively, fewer studies have focused on the impacts of errors in streamflow observations used to calibrate and evaluate rainfall-runoff models (Section 3.2.3). However, the sources of uncertainty in streamflow estimates are numerous.

By definition, a streamflow is the volume of water that a river produces per unit of time at a given cross-section. To calculate it, hydrometrologists measure the flow velocity profile in the river over the wetted area, i.e. the cross-sectional area of the bed where the water flows. However, streamflow remains difficult to evaluate, as it is not homogeneous over the whole section (the width, depth and shape of the bed vary naturally). This is all the more true in high-flow conditions where there may be overbank flows, or in low-flow conditions where the heterogeneity of the riverbed may have strong impacts on the flow conditions (due to rocks, vegetation, etc.). The extreme flows are therefore also the most uncertain. Although hydrometric gauging techniques are becoming increasingly efficient, variability in measurements can be observed depending on the choice of the cross-section within a river reach or on the experience of the gauging crew (Despax *et al.*, 2019). Direct measurement of streamflow are sparse and manually operated, hindering continuous measurements. Instead, water levels are automatically recorded and a rating curve based on simultaneous measurements of water depth and streamflow is used to create a streamflow record. Therefore, continuous streamflow observations should instead be called “streamflow estimates” since there is generally no direct measurement.

The water stage in the river is easier to obtain in a quasi-continuous and automatic way, typically using a sensor (e.g. float, pressure or electronic gauges). Like any measuring instrument, sensors are subject to errors linked to their calibration, performance and precision, to the measurement conditions (e.g. sensitivity to water temperature) or to the conversion into electrical signals for remote data transmission (Horner *et al.*, 2018). A well-known issue in measured data is noise, which is due to random influences and inaccuracies that cannot be eliminated completely (Schouten *et al.*, 1994). Some studies aimed to reduce noise in series with methods based on filters. They mostly concluded that this process is effective in smoothing the data but that it can remove or distort a significant part of the original signal (Elshorbagy, 2001; Peters *et al.*, 2014; Karunasingha & Liang, 2018; Wang *et al.*, 2019a; Wang *et al.*, 2019b).

To estimate streamflow time series, a rating curve giving the stage–discharge relationship in each monitored section is defined. The more information available on the river close to the measurement section (e.g. high-frequency measurements or presence of nearby hydraulic controls), the smaller the uncertainty in the rating curve (Le Coz *et al.*, 2014). However, this stage–discharge relationship is likely to be modified with time since natural river beds evolve continuously, e.g. with vegetation growth or sediment transport, and especially during strong flood events or because of human activities (Mansanarez *et al.*, 2019; Perret *et al.*, 2021; Darienzo *et al.*, 2021). In addition, the extremities of the rating curve remain very uncertain, because gauging is difficult under extreme climatic conditions (i.e. drought or floods), and is thus a source of error in streamflow records. This relationship is all the more difficult to estimate in contexts where temperature can play a key role, typically in high-mountain or high-latitude regions where river ice and ice jams modify the stage-discharge relationship. During such periods, the streamflow data may be created by gap-filling approaches involving subjective choices that might introduce biases and non-homogeneities. Streamflow reconstruction (e.g. post-flood) is therefore also a source of uncertainty.

However, the inconsistencies of streamflow time series are not limited to measurement errors and methodology. Indeed, human influences often result in non-natural streamflow, which is difficult to model. But the issue of naturalized streamflow records (see e.g. Terrier *et al.*, 2021, for a review) or the inclusion of anthropogenic influences in hydrological models (Montanari *et al.*, 2013) is out of the scope of our study.

When dealing with a large sample of catchments there can be numerous streamflow inconsistencies of varied or unknown causes. Wilby *et al.* (2017) proposed to summarize these error sources with 12 carefully chosen cases (the “dirty dozen”). They suggested several methods for detecting unrepresentative, poorly collected or erroneously archived data (e.g. visual inspection of raw data, comparison between sites, trend detection or metadata check). However, error detection and attribution are more difficult to conduct for large datasets, where observation networks are automated, or when various information sources have been combined.

Regardless of their sources, the various errors can be classified into two categories:

- Systematic errors: These most often result in a bias over a long period and are typically caused by an error in the rating curve or an incorrect initialization of the water depth measurement sensor.
- Random errors: These are sporadic and unpredictable; they can be directly inherited from metrological errors (e.g. the accuracy of measuring instruments), human errors (e.g. poor handling during measurement or data evaluation) or digital errors (e.g. data banking or remote transmission).

With the increased availability of large databases, Wagener *et al.* (2021) recently put forward some issues in this context: where (regions) and when (periods) are available datasets informative or simply poor approximations of likely system properties? How can we best identify and acknowledge these gaps to better understand and reduce the uncertainty in characterizing hydrological systems? These questions are directly inherited from the works undertaken in Great Britain on the information (or disinformation) conveyed by various input data of hydrological models (Beven *et al.*, 2011; Beven & Westerberg, 2011; Beven & Smith, 2015; Westerberg *et al.*, 2020). Seibert & Westerberg (2022) have recently taken up this work to categorize disinformative data and their causes. However, it is difficult to reach a conclusion regarding when data are counterproductive for modelling, especially in a large sample of catchments. In addition, the causes of these inconsistent data are sometimes difficult, if not impossible, to find without studying the data precisely, catchment by catchment. The detection and treatment of disinformative data and the understanding of their impact on hydrological modelling remain a major challenge today.

Since streamflow data form the basis of many hydrological studies, it is important to ensure their quality. In France, for example, these data are quality-checked and corrected by data producers through predefined quality control procedures before being archived and made available for various studies (Puechberty *et al.*, 2017). This limits systematic and random errors in time series available for hydrological studies (Leleu *et al.*, 2014). Although greatly reduced, suspicious streamflow data nevertheless remain in time series archived in national databases.

3.2.2 Quantifying uncertainty in streamflow data

Due to the various sources of errors detailed above, streamflow estimates are intrinsically uncertain. The level of uncertainty associated with flow estimates varies greatly, whether in space or time. Based on an extensive literature review, Pelletier (1988) estimated that the uncertainty in streamflow estimates varies between 8 % and 20 % for a 95 % confidence interval according to the method used. Many studies focused on the role of the stage–discharge relationship, which is considered a major source of uncertainty. Di Baldassarre & Montanari (2009) focused on the uncertainties related to the rating curve, especially when used in extrapolation (i.e. below the lowest or above the highest flow measurement). They found that, under non-stationary flow conditions, or following seasonal changes in the river roughness, the overall uncertainty in streamflow varies between 6.2 % and 42.8 % (25.6 % on average), for a 95 % confidence level, over the river reach studied, which is far from negligible.

Various methods exist to estimate the uncertainty associated with the rating curve. The Bayesian framework is well adapted to this, since new flow measurements can be considered as additional information useful for constraining the possible range of the rating curve (see e.g. Reitan & Petersen-Øverleir, 2009; Le Coz *et al.*, 2014). When applying the BaRatin method, which takes into account the uncertainty of streamflow measurements but also the a priori knowledge of the hydraulic controls, Horner *et al.* (2018) highlighted the impact of water level errors on streamflow records and showed that random errors during gauging or hydraulic head measurements generate little uncertainty in the time series of six catchments. On the other hand, systematic errors in water level have a strong impact on streamflow time series.

Uncertainty can also be quantified by ensemble approaches, as suggested by McMillan *et al.* (2017). Indeed, given the uncertainties in rating curves, it is possible to generate multiple flow records. The authors address this issue by showing the economic, social and environmental benefits of quantifying uncertainty in streamflow data, using case studies from

Norway and New Zealand. At such national scales, there may also be issues in the heterogeneity of data quality, which should be accounted for. Hamilton & Moore (2012) highlighted that data can come from a wide panel of providers, who use different instruments, data collection practices and methods to quantify uncertainty. This information is rarely available to data users, and the authors make recommendations to unify practices for quantifying uncertainties in streamflow data.

The issues involved in quantifying uncertainty are manifold and there is consensus on the need to use good-quality streamflow data. For this purpose, the largest uncertainties, i.e. related to the rating curve or to systematic errors in the water level records, must be minimized.

3.2.3 Sensitivity of rainfall-runoff modelling to the quality of streamflow data

Since streamflow data are uncertain, it is important to perform a sensitivity analysis to determine whether the various errors in streamflow estimates affect the performance and parameter estimates of rainfall-runoff models. Saltelli *et al.* (2000) define sensitivity analysis as the study of how the uncertainty in a model output can be attributed, qualitatively or quantitatively, to different sources of variation. In this work, sensitivity analysis focuses on how the model depends on the quality of the streamflow time series used for its calibration. We will therefore limit this review to issues related to data quality. Other studies have analysed the impact of the quantity of flow data on the performance and parameters of hydrological models (see e.g. Perrin *et al.*, 2007, for a review).

Among the first sensitivity analysis studies, Ibbitt (1972) generated synthetic daily input data (precipitation, potential evapotranspiration and streamflow) and then corrupted them with random errors drawn from a normal distribution. The author concluded that errors usually encountered in hydrological records have a negligible effect on model parameter estimates since limited variations appear when the intensity of the errors is exaggerated. Borah & Haan (1991) used the same methodology in a real case study of a basin in Oklahoma, USA. In this study, corruption of precipitation data appeared to introduce more uncertainty in the parameter estimates than errors in the flow records did. The authors also show that correlated errors can introduce significant errors in the estimated parameters. Montanari & Di Baldassarre (2013) analysed the sensitivity of models to flow errors according to their structure. Results obtained on a tributary of the Po River (Italy) indicate that the lower the model complexity, the larger the impacts of flow errors. The effect of uncertainty can also depend on the type of errors, i.e.

systematic or random. Tillaart *et al.* (2013) show for two tributaries of the Meuse River that systematic errors introduced in flow data strongly deteriorate the performance and parameter stability of rainfall-runoff models, particularly those controlling the water balance. Random errors with autocorrelation also seem to influence the hydrograph shape, although to a lesser extent.

As discussed above, the rating curve is often considered a major source of uncertainty. McMillan *et al.* (2010a) analysed the impact of uncertainties associated with the rating curve on hydrological modelling at the hourly time step. By applying a method for quantifying the uncertainty in the stage–discharge relationship, they showed, for the Wairau River in New Zealand, that explicit consideration of streamflow uncertainty increases the variability in parameters. By analysing the effect of multiple sources of uncertainties (input data, parameters, and model structure) on streamflow simulation at the hourly time step in the Orsali basin in Norway, Engeland *et al.* (2016) confirmed that the use of different stage–discharge relationships, representing various levels of systematic errors, led to variability in the water balance parameters. However, it was difficult to determine a trend in the model performance while evaluating it within an independent period, as both positive and negative variations were shown. In Australia, Peña-Arancibia *et al.* (2015) concluded that rating curve uncertainties can have important consequences on the calibration and efficiency of hydrological models by showing a variance heterogeneity (heteroscedasticity) in streamflow estimates and the existence of streamflow extrapolation beyond the highest or lowest stage measurement in many operational rating curves. Recently, Westerberg *et al.* (2020) studied the impact of uncertain streamflow data (due to the rating curve) on the calibration of hydrological models. The authors developed an objective function that considers streamflow uncertainties, which provides more reliable results.

This short literature review shows the evolution of research from studies that corrupted the time series with random errors at the daily time steps, with a limited impact on model results, towards more detailed studies at the hourly time step, considering various types of uncertainties affecting streamflow observations. Systematic errors linked to bias in the water level time series or generated by the uncertainty of the rating curves were shown to be detrimental to model performance and/or parameter estimates.

However, to our knowledge, only a few studies have focused on random errors, and most such studies were based on the hypothesis of errors drawn from a normal distribution without any real expertise on their typology (i.e. without considering the types of errors most likely to affect real time series). In addition, the majority of the studies reviewed above focus on a single case study or on synthetic data.

3.2.4 Objectives

To overcome the limitations of existing studies, we propose to investigate the sensitivity of the performance and parameter estimates of rainfall-runoff models when the information on streamflow is corrupted in a random and realistic way. By “realistic”, we mean comparable to the level of errors commonly found in streamflow time series available for hydrological studies, i.e. typically available in national flow archives. Here we will not focus on raw flow records directly retrieved from measurement devices, but rather on time series that have undergone an initial quality control based on the expertise of the data producer before being stored in a database accessible to end users. More specifically, we address the issue from a large-sample hydrology (LSH) perspective (Andréassian *et al.*, 2006; Gupta *et al.*, 2014), in which several catchments are used and where the detailed critical analysis of streamflow time series is complex. We wish to answer the following question: Do errors in streamflow time series have a strong impact on model performance and parameter estimates when working with several catchments?

To this end, we first tried to characterize the errors commonly found in hourly time series available for hydrological studies, by expert analysis. We then carried out a sensitivity analysis using flow series corrupted by simple error models representing the various types of errors identified.

The remainder of the paper is organized as follows. First, the hydroclimatic data, catchment sets, and hydrological model used for these tests are presented. A typology of suspicious data found in the time series is proposed before addressing the methodological approach used for this work. We then present, analyse and discuss the results. Last, we summarize the main conclusions of this work and introduce different research perspectives.

3.3 Material and methods

3.3.1 Hydroclimatic data⁹

3.3.2 Catchments

A total of 30 catchments spread over mainland France within the hydroclimatic database set up by Delaigue *et al.* (2020) were selected for this study, 15 because of the common suspicious data they display in streamflow records, and 15 for the apparent quality of their streamflow time series. They were also chosen to represent a variety of hydrological behaviours in terms of physical characteristics or hydroclimatic conditions and to provide complete streamflow time series over the period 1998–2018 (with a maximum of 5 % missing data per year). Nevertheless, this set may not be representative of all conditions over France (e.g. dominant snow or glacial regimes are missing here due to incomplete time series). Although a larger catchment set could have been used, the identification of these catchments within the large Banque Hydro (> 4000 gauging stations) was time consuming and we found that this number was a good compromise between the time necessary to set up the study and perform the test, on the one hand, and the generalizability of our results on the other.

The first subset of 15 catchments, called the “suspicious set”, was used to identify a variety of errors in streamflow data and to build a simple typology of suspicious data in streamflow records (Section 3.3.3). The second subset of 15 catchments, called the “clean set”, was used to apply data corruption (Section 3.3.4) and to perform a sensitivity analysis (Section 3.4). The quality of the record is defined according to the occurrence of errors listed in the typology (Section 3.3.3). The catchment locations are illustrated in Figure 3-1 and the main characteristics are summarized in Table 3-1. Both subsets are rather uniformly spread over France, and their characteristics follow similar ranges (except for the maximum catchment area).

⁹ Les éléments de cette section ont été retirés car redondants avec la Section 1.2.1.

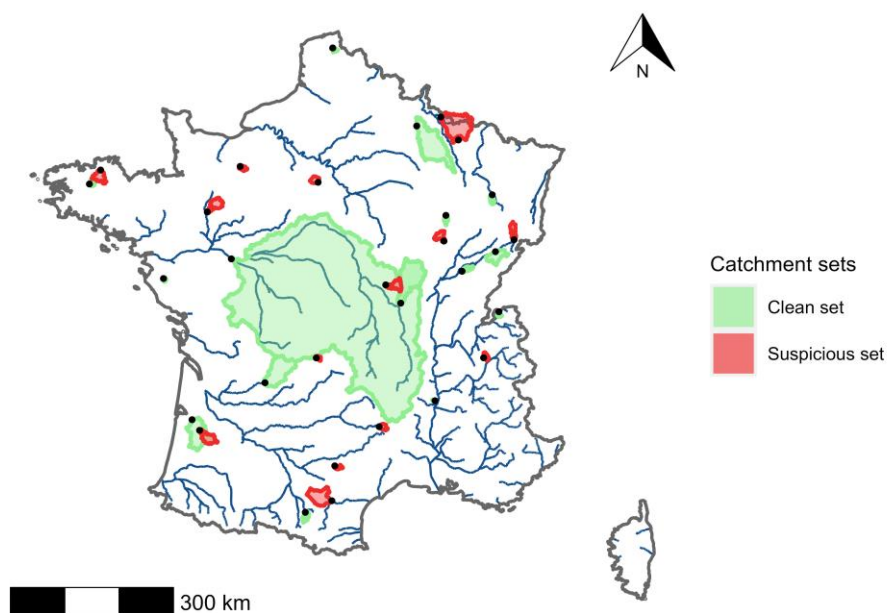


Figure 3-1 : Catchment boundaries of the clean (green) and suspicious (red) French catchment sets selected for this study. Black dots are catchment outlets.

Table 3-1 : Minimum, median and maximum values of the main characteristics of the catchment sets. P stands for precipitation, PE for potential evapotranspiration and Q for flow.

	Suspicious set			Clean set		
	Min.	Med.	Max	Min.	Med.	Max
Catchment area [km ²]	42.0	230.0	1,978.0	8.0	119.0	81,314.0
Mean annual precipitation [mm y ⁻¹]	680.0	958.0	1,506.0	755.0	992.0	1,310.0
Mean annual potential evapotranspiration [mm y ⁻¹]	614.0	668.0	829.0	648.0	687.0	801.0
Mean annual flow [mm y ⁻¹]	116.0	391.0	985.0	227.0	355.0	569.0
Humidity index (P/PE) [-]	1.0	1.4	2.4	1.1	1.4	2.0
Runoff coefficient (Q/P) [-]	0.2	0.4	0.7	0.2	0.3	0.5

3.3.3 Typology of suspicious data

As a reminder, the actual streamflow is never known and suspicious data may arise from recording errors or from unusual – but real – natural or human-induced processes. Here, by “suspicious data” we mean data that appear hydrologically inconsistent compared to neighbouring data in the time series or within the record itself. The automatic detection of such data is not trivial because it can be tricky to differentiate between hydrologically consistent and inconsistent streamflow without expertise. For example, a very slow recession can be detected as a linear interpolation issue while a short and intense rainfall can lead to a curious spike. The objective is not to find the origin of this inconsistency (upstream influence, problem in the measurement device, etc.) but to identify data that do not seem to be related to common natural

catchment responses to climate inputs. Some detection algorithms (Vallis *et al.*, 2014; Dancho & Vaughan, 2020) from the domain of signal processing have been tested without success since they did not enable the differentiation between natural and suspicious behaviours of the streamflow time series (many false positives were detected). Therefore, the suspicious set of catchments was submitted to expert visual inspection in order to detect hydrologically inconsistent data in the records. These time series were plotted in linear and logarithmic scales to better identify errors in high and low flows, respectively. Each streamflow record was analysed by two hydrologists (among the authors of this article) to enhance consistency. Due to the variety of the natural behaviours of rivers or to possible human influences, it is difficult to categorize all the suspicious data. However, four main patterns (Figure 3-2) seem to stand out from our analysis:

- (a) Noise: It is characterized by an additive random signal (both positive or negative) to the initial signal carrying the information. It appears most often during low-flow periods (sometimes over several weeks). It may originate from the measuring device, from issues of sensitivity or from local anthropogenic influences.
- (b) Curious spikes: These are sharp peaks over a short period (a few hours), which differ from the expected trend. It is the most common pattern detected in the hourly time series. Curious spikes are typically the effect of random error (e.g. measurement problems) but can also be explained by human interference, such as river pumping or effluent discharge.
- (c) Drops: This pattern corresponds to a sudden change, lowering or raising the hydrograph, before returning to the initial signal. It is an uncommon error, appearing as a systematic error in a moderate part of the time series (e.g. a few days or weeks). The pattern may have various origins. For example, a sudden decrease may appear when obstructions disrupt the water level station. The influence of water management operations (typically outputs of reservoirs for low-flow augmentation in summer) may also be responsible for these behaviours.
- (d) Linear interpolations: This error is directly visible when a segment is drawn between two points far apart in the time series (some weeks). It stems from a problem with the coding of missing data. Instead of creating a gap, the data are filled by linear interpolation, which leads to a source of disinformation.

Note that the term “suspicious” was intentionally preferred to the term “erroneous” in the article to avoid reference to the origin of the data considered inconsistent. Suspicious data may originate from problems in measurements (i.e. actual errors), but also from unusual natural behaviour or artificial influences (i.e. not actual errors). A more comprehensive analysis would be to find the actual source of inconsistency in each case, but this is out of the scope of this article.

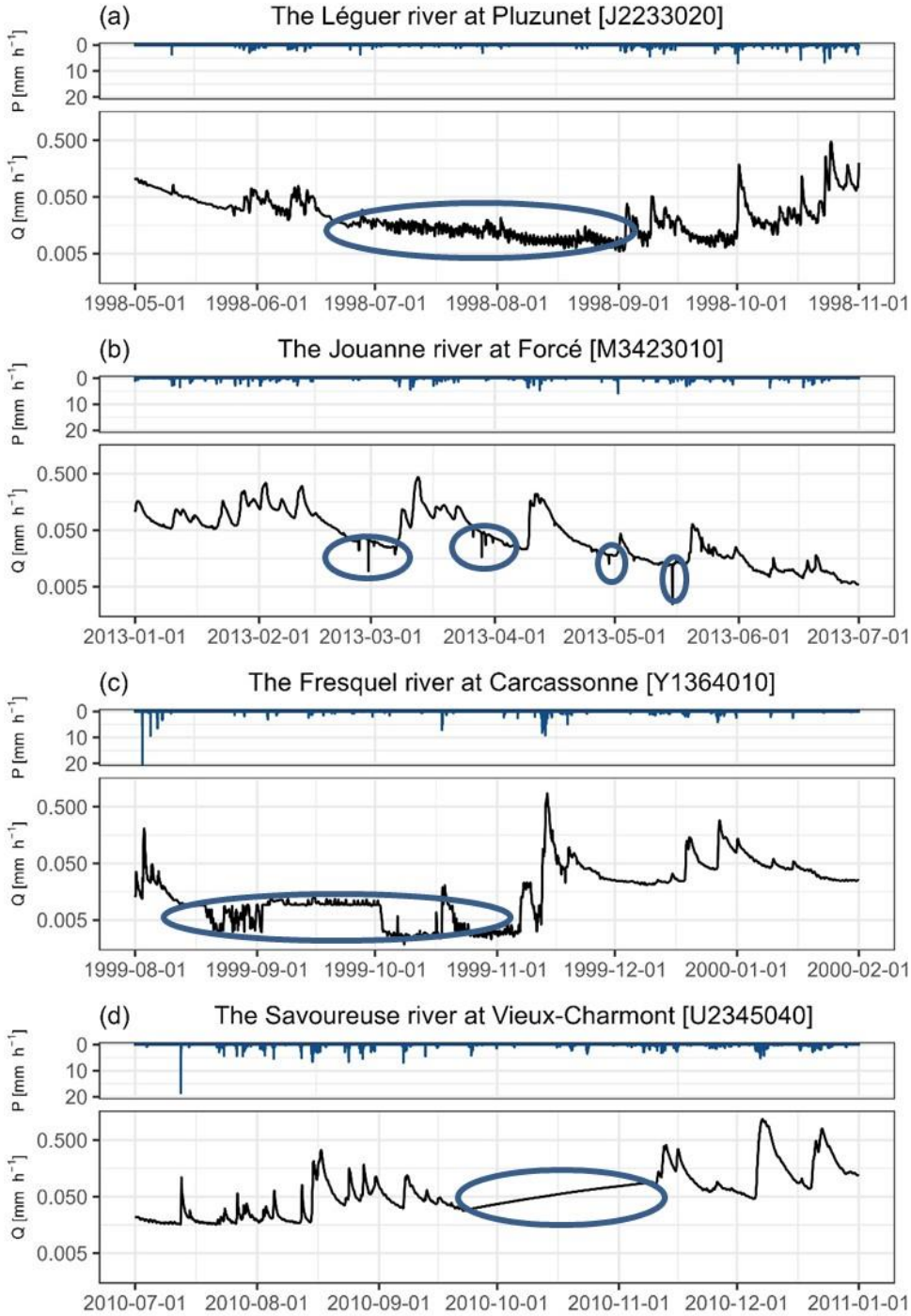


Figure 3-2 : Illustration of the main suspicious patterns – (a) noise, (b) curious spikes, (c) drops and (d) linear interpolations – found in the hourly streamflow data of four catchments in the database.

On average, over the 15 catchments analysed, almost 3 % of the total record was assessed as suspicious, which represents about 7 months out of 20 years of data. These errors are mostly found during low-flow periods, since 87 % of them are detected below the median flow in each time series. Although numerous, the curious spikes do not have a strong temporal impact since they are point errors over a few hours. Noise is the pattern that affects the most time steps. Note that several different patterns can be found in the same record (Figure 3-3).

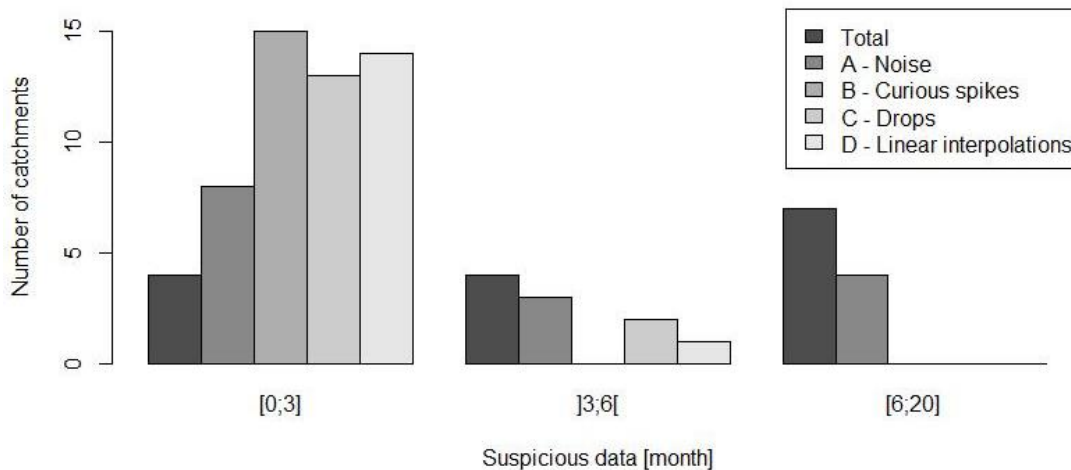


Figure 3-3 : Distribution of total duration of suspicious (in months) over the suspicious set (15 catchments over the 20-year period), according to their type.

3.3.4 Corruption of streamflow time series using simple error models of suspicious data

In this study, we want to evaluate the impact of suspicious streamflow data on modelling results, all else being equal. Since the process of correcting suspicious data to produce natural data is not straightforward, we chose to corrupt the streamflow data in non-erroneous time series (i.e. starting from the clean dataset). Therefore we obtained non-erroneous and erroneous time series differing only in the corrupted time steps. Oudin *et al.* (2006) proposed to corrupt precipitation and potential evapotranspiration time series with biased and random errors, and then to analyse their impact on the parameters and performance of hydrological models. This approach was repeated here by attempting to reproduce the four patterns found in streamflow records. The objective was to implement realistic suspicious data in the streamflow time series of the clean set according to the typology defined previously (Section 3.3.3).

Noise most often corresponds to the appearance of values close to the initial signal, in terms of intensity and spaced out by short time intervals, corrupting the main information up to several weeks. For this purpose, a simple positive multiplier coefficient k , greater than 1, was applied to a percentage f of the time window t on which the pattern is applied. The ascending or descending factor of the spikes was determined randomly over the pattern period (Figure 3-4, a).

Curious spikes are random errors that can be visible at the hourly time step. This pattern often shows a triangular shape. Here, we proposed to implement this error by defining the peak by the intensity coefficient k for an increase (or its inverse for a decrease) and then to link this erroneous flow value to the surrounding parts of the observed hydrograph by simple linear interpolation over the time window t representing the duration of the pattern (Figure 3-4, b).

The behaviour of drops seems to resemble a bias affecting the time series up to several weeks and appearing randomly within the record. This pattern is implemented here by shifting the time series upward with an intensity coefficient k (or downward with its inverse) applied on the whole pattern over the time window t (Figure 3-4, c).

Finally, the linear interpolation pattern was implemented by linearly linking flow values chosen at both ends of a time window t (Figure 3-4, d).

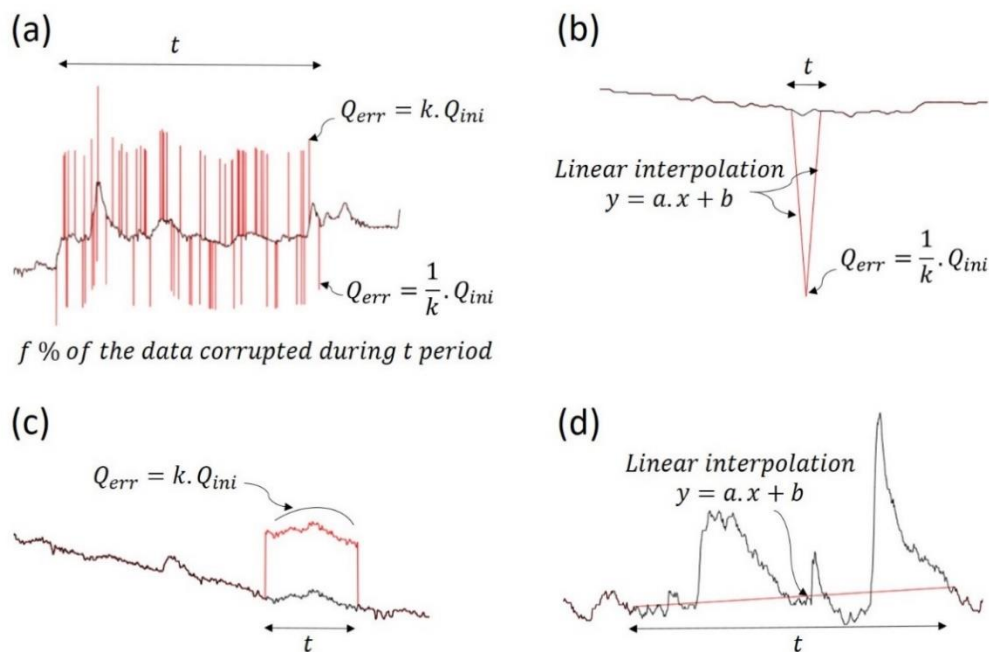


Figure 3-4 : Illustration of the numerical implementation of the noise (a), curious spike (b), drop (c) and linear interpolation (d) patterns within the time series of the clean catchment set. Original series are in black and corrupted parts are in red.

Table 3-2 summarizes the set of parameters that can be modified to represent artificial, yet realistic, suspicious streamflow patterns. For this study, the parameter f was set to 5 % because it does not seem to vary strongly in the suspicious set analysed. A parameter n was used representing the number of identical suspicious patterns introduced over 10 years in the streamflow record. The corruption parameters of the records were chosen to represent the actual dynamics of the suspicious data found in streamflow time series. For this purpose, a gamma distribution, based on the real suspicious data encountered in the suspicious dataset (Section 3.3.3), was assigned to each corruption parameter of each pattern (Figure 3-5).

The analysis of the impact of suspicious data was carried out on the clean set by alternatively considering the original and corrupted flow time series. Each error pattern could be studied separately and implemented in various conditions (e.g. calibration/evaluation, high flows/low flows).

In this work, we focused on analysing the sensitivity of hydrological models (performance and parameter estimates) to the suspicious patterns commonly found in streamflow time series.

Table 3-2 : Ranges for the parameters of the error models used for streamflow corruption according to the typology of suspicious data adopted. n is the number of patterns in 10 years, k the multiplicative coefficient of the suspicious pattern, t the length of the time window of the suspicious pattern, and f the percentage of time steps to be corrupted by the suspicious pattern over the time window.

	n [-]	k [-]	t [h]	f [%]
Noise	[1; 7]	[1.3; 2.1]	[360; 1,800]	5
Curious spikes	[1; 4]	[1.3; 2.1]	[1; 12]	n/a
Drops	[5; 30]	[1.3; 2.1]	[120; 600]	n/a
Linear interpolation	[1; 4]	n/a	[288; 1,440]	n/a

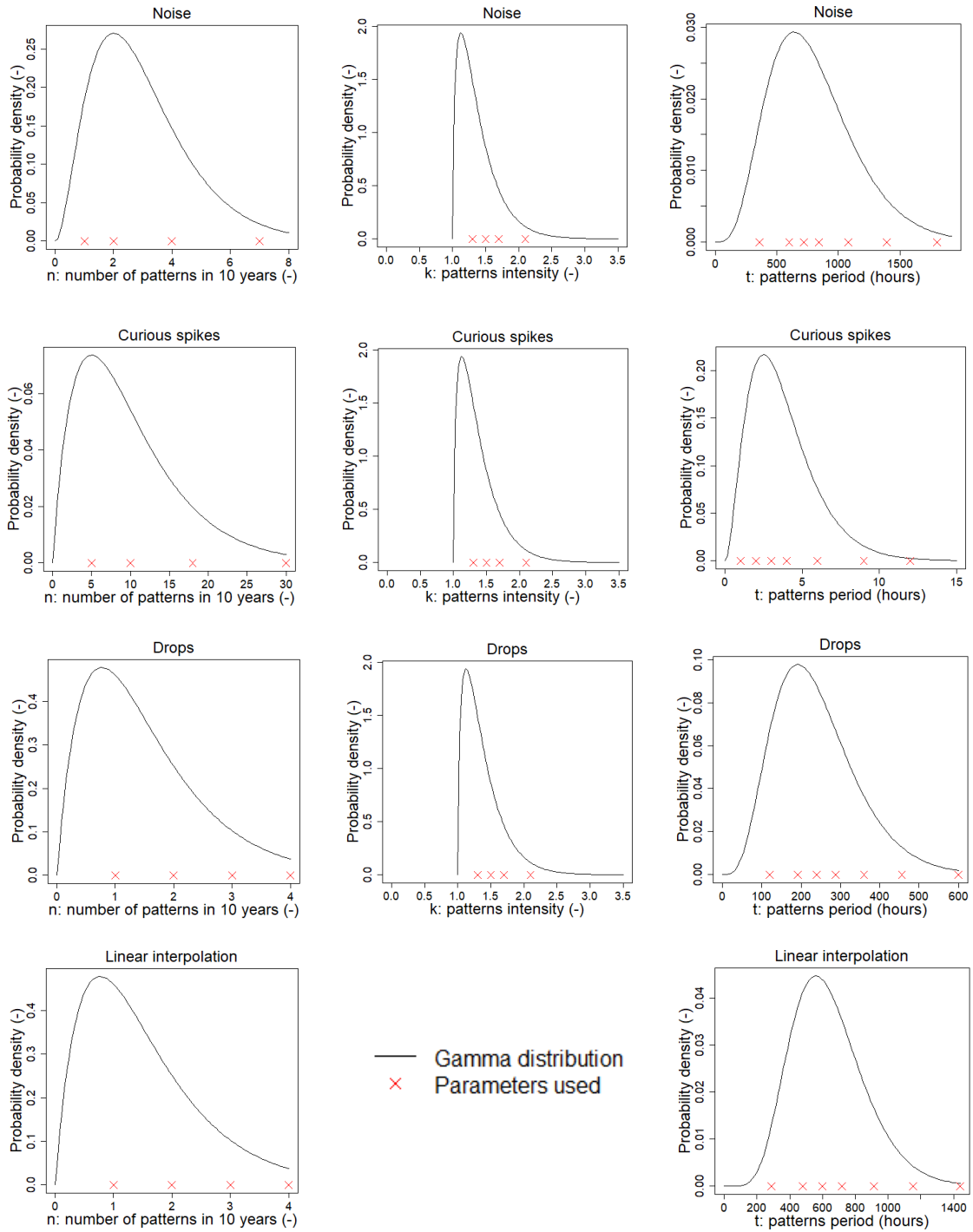


Figure 3-5 : Chosen pattern parameters and gamma distributions defined to mimic suspicious data for the four types of errors.

3.3.5 Rainfall-runoff model¹⁰

3.3.6 Hydrological model testing methodology

For this study, the common calibration–evaluation testing framework (Klemeš, 1986) was applied for the 1999–2018 period with the hydrological model. The first decade, 1999–2008, was used to estimate the parameters of the hydrological model and the second, 2009–2018, was used to evaluate the simulation. The 1998 data were used for model initialization. However, one year of warm-up may not be enough for some basins. Therefore, the pre-1998 decade was added by uniformly disaggregating the SAFRAN daily precipitation at the hourly time step.

Hydrological model testing was performed for the 15 catchments of the clean dataset only (the catchments of the suspicious set were only used to set up the error models). The hydrological model was first applied (i.e. calibrated and evaluated) using the original flow time series (considered without suspicious data) and the corresponding simulations were considered as the reference. Then, the hydrological model was applied to each catchment using the flow series corrupted with the four types of suspicious data and various levels of corruption by modifying the parameters of the error models. This resulted in 8820 corrupted time series over the 15 catchments, i.e. 588 per catchment (1680 tests for the noise type, 3360 for the curious spikes type, 3360 for the drops type and 420 for the linear interpolations type). Although the actual series frequently displays a mix of suspicious patterns (see Figure 3-3), we excluded the case of mixing different error types in our tests because it would have resulted in too many combinations, rendering the results difficult to interpret. We believe the results that had a single suspicious pattern in each case already provide useful insights.

The chosen criterion for calibration and evaluation is the Kling–Gupta efficiency (*KGE*) (Gupta *et al.*, 2009) calculated on the square root of streamflow in order to obtain a compromise between low and high flows (Éq. 2-2).

¹⁰ Les éléments de cette partie ont été retirés car redondants avec la Section 2.3.1

Two types of tests were performed:

- First, only the calibration period was corrupted and the evaluation period was left unchanged (see Section 3.4.1). This would correspond to the practical case where a modeller uses raw flow data as retrieved from a database for model calibration, without further quality checks. The model was calibrated using either original or corrupted data, which leads to several sets of parameters. In order to assess the impact on the parameter values of the model, a variation can be calculated between the parameter values obtained by model calibration with the corrupted streamflow time series and with the original record. In this case, the variation is defined as follows:

$$var_param = \frac{X_{cor} - X_{ori}}{X_{ori}} \times 100 \quad \text{Éq. 3-1}$$

where X_{ori} and X_{cor} are the model parameters obtained with the original and corrupted flow series, respectively. A positive (negative) value of var_param indicates an increase (a decrease) in the parameter value when moving from the original to the corrupted series.

The model performance in the calibration and evaluation period is calculated using the original observed streamflow record as the reference, and thus the performance is strictly comparable between the various tests. The value of a relative approach in this context is to bear in mind that the closer the KGE value is to 1, the more difficult it is to improve the performance. Lerat *et al.* (2012) proposed to calculate the variation in performance between two time series by:

$$var_perf1 = \frac{m(\sqrt{Q_{sim_ori}} \sim \sqrt{Q_{obs_ori}}) - m(\sqrt{Q_{sim_cor}} \sim \sqrt{Q_{obs_ori}})}{m(\sqrt{Q_{sim_ori}} \sim \sqrt{Q_{obs_ori}}) + m(\sqrt{Q_{sim_cor}} \sim \sqrt{Q_{obs_ori}})} \quad \text{Éq. 3-2}$$

where $m(X \sim Y)$ is $1 - KGE(X \sim Y)$. $KGE(X \sim Y)$ is the KGE criterion calculated for the variable X as an estimate of the reference variable Y . Q_{sim_cor} and Q_{sim_ori} are, respectively, the corrupted and original simulated streamflow time series, while Q_{obs_ori} is the original observed streamflow record. A positive (negative) value of var_perf1 indicates an increase (a decrease) in performance value when moving from the original to the corrupted series. A more detailed interpretation of this relative performance is available in Table 3-3.

- Then, the calibration period was left unchanged (i.e. using the original uncorrupted data) and the evaluation period was corrupted (see Section 3.4.2): The model was calibrated on the original data, and the impact was assessed only on model performance in the evaluation. This would correspond to the case where a modeller uses flow data that are as good as possible for model calibration, but then applies the model to a period with suspicious streamflow data, which may be the case typically for real-time applications. This test therefore has no impact on the parameter values or the calibration performance. However, a sensitivity analysis on the performance during the evaluation period can be carried out, using the single simulated streamflow record as the reference and the observed corrupted time series as the variable. To this end, a variation can be calculated between the performance values obtained with the corrupted streamflow time series and with the original record. The variation is also based on Lerat *et al.* (2012) and is here defined by:

$$var_perf2 = \frac{m(\sqrt{Q_{sim_ori}} \sim \sqrt{Q_{obs_ori}}) - m(\sqrt{Q_{sim_ori}} \sim \sqrt{Q_{obs_cor}})}{m(\sqrt{Q_{sim_ori}} \sim \sqrt{Q_{obs_ori}}) + m(\sqrt{Q_{sim_ori}} \sim \sqrt{Q_{obs_cor}})} \quad \text{Éq. 3-3}$$

where Q_{obs_cor} is the corrupted observed streamflow time series. A positive (negative) value of var_perf2 indicates an increase (a decrease) in performance value when moving from the original to the corrupted series. A more detailed interpretation of this relative performance is available in Table 3-3.

The choice to calculate variations rather than absolute values was made in order to have an equivalent comparison for each basin, whatever the range of parameters or performances.

The bias (β component of the *KGE*, Equation 1) will also be used as evaluation criterion, to show the impacts of suspicious data on total volume. Due to the dissymmetry of β around the optimal value of 1 for under- and overestimation, we chose the symmetrical formulation proposed by Perrin (2000), which varies between $]-\infty; 1]$ (1 being the optimal value):

$$\beta' = 1 - \left| \sqrt{\beta} - \frac{1}{\sqrt{\beta}} \right| \quad \text{Éq. 3-4}$$

It is possible to compute meaningful β' values over the set of catchments but at the cost of a loss of information about over- and underestimation of the water balance.

Table 3-3 : Interpretation of the relative performance (*var_perf*) comparing the performance of a benchmark simulation (*ori*) with an alternative (*cor*) using a metric $m = 1-KGE$ (adapted from Lerat *et al.*, 2012).

var_perf	Interpretation
1	cor is perfect according to the metric m: $m\left(\sqrt{Q_{sim_{ori}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right) = 0$
1/2	cor is three times smaller (better) than ori according to the metric m: $3 \times m\left(\sqrt{Q_{sim_{cor}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right) = m\left(\sqrt{Q_{sim_{ori}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right)$
0	cor and ori are equal according to the metric m: $m\left(\sqrt{Q_{sim_{cor}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right) = m\left(\sqrt{Q_{sim_{ori}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right)$
-1/2	cor is three times larger (worse) than ori according to the metric m: $m\left(\sqrt{Q_{sim_{cor}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right) = 3 \times m\left(\sqrt{Q_{sim_{ori}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right)$
-1	ori is perfect according to the metric m: $m\left(\sqrt{Q_{sim_{ori}}} \sim \sqrt{Q_{obs_{ori}}}\right) = 0$

The modelling tests were applied to two different cases:

- (1) when data were corrupted without a preconceived notion of streamflow range;
- (2) when only data in low-flow periods, i.e. under the median, were corrupted.

3.4 Results

Here we investigate the impact of the suspicious patterns usually encountered in streamflow records on hydrological modelling, i.e. on model parameter values and model performance (in calibration and evaluation). All the results are presented in terms of relative variation from the initial value (i.e. before the corruption).

3.4.1 Data corruption over the calibration period

3.4.1.1 Impact on parameter estimates

Here we focus on the impact of suspicious streamflow data on model parameters when the corruption was made only during the calibration period. To this end, the variation used for this section was *var_param* (Éq. 3-1).

Figure 3-6 represents the distribution of parameter variations obtained from the 15 catchments under this analysis framework. This corruption was initially carried out without any preconceived notion of streamflow range (shown in blue in Figure 3-6). The distribution of the variations in the five model parameter estimates over the entire set of 8820 calibration tests shows that the variations in parameter values are very limited. Indeed, whichever parameter is considered, its variation is lower than 10 % for at least 80 % of the cases. However, it should be noted that, occasionally, some parameter values can increase by up to 50 % and decrease by up to 100 %. The variations in the production store capacity, X_1 , remain small (between -4 % and +6 % for the 10th and 90th quantiles). Streamflow data corruption has little impact on the routing part of the model since parameters X_3 and X_4 remain mostly unaffected. X_2 is the most sensitive parameter to data corruption when considering the 10–90 inter-quantile range of the distribution. X_5 shows strong variations in some cases (between -100 % and +44 % when considering all the tests). The X_2 and X_5 parameters control the water exchange function with aquifers but also act to close the catchment water balance.

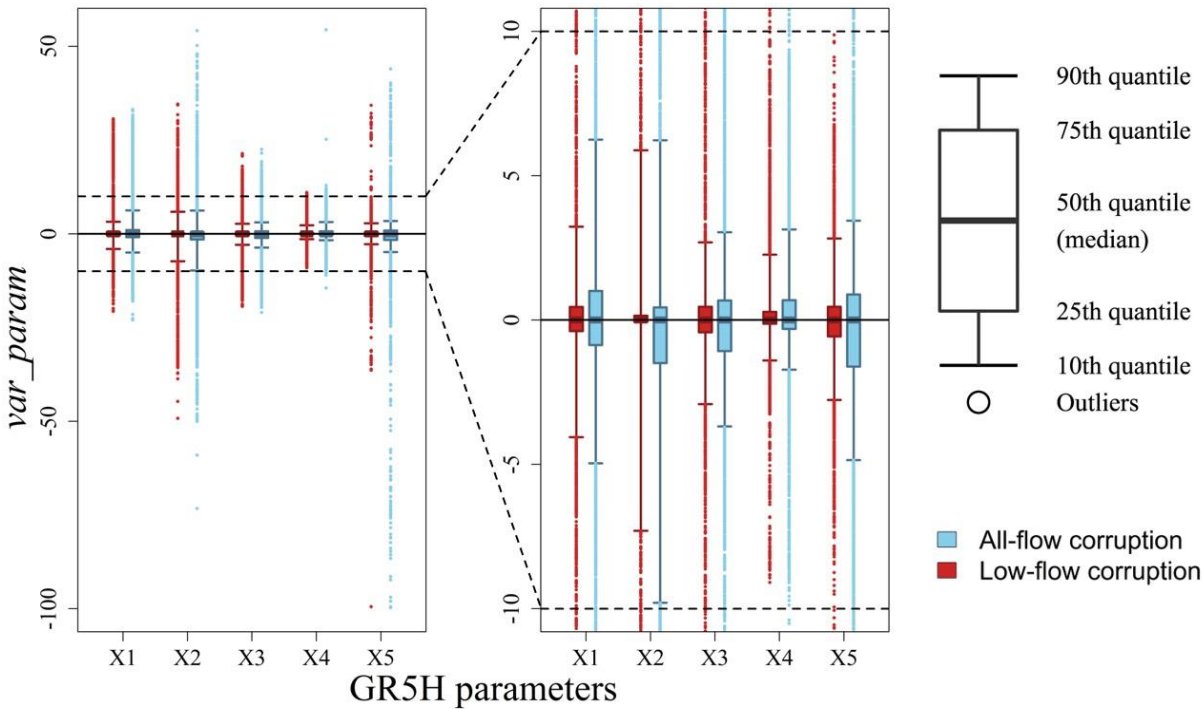


Figure 3-6 : Distribution of parameter estimate variations obtained from calibration of the 15 catchments. The box plots represent the 10th, 25th, 50th, 75th and 90th quantiles and contain 8820 values each, including outliers. Red corresponds to corruption in the low-flow periods and blue to corruption without restriction in the flow range. Data corruption was performed over the calibration period only.

Let us recall that 87 % of the suspicious streamflow data were in low-flow periods, i.e. below the median streamflow of each record (Section 3.3.3). Therefore, corruption was re-applied only to the low flows in order to assess the impact of the suspicious patterns under these conditions (shown in red in Figure 3-6). Results show that parameter values are less impacted when suspicious data occur only during low-flow periods. It should be recalled that the calibration criterion is calculated over the entire range of streamflow.

Figure 3-7 extends this analysis by separating the types of error. It indicates that although noise and spike patterns are the most frequent, they seem to have little impact on the calibration of the parameters since they show variations lower than 5 % in 80 % of the cases. On the other hand, drops and linear interpolations lead to larger variations, especially in X_1 , X_2 , and X_5 values whose fluctuations can reach between 15 % and 26 % for the 10th or 90th quantiles.

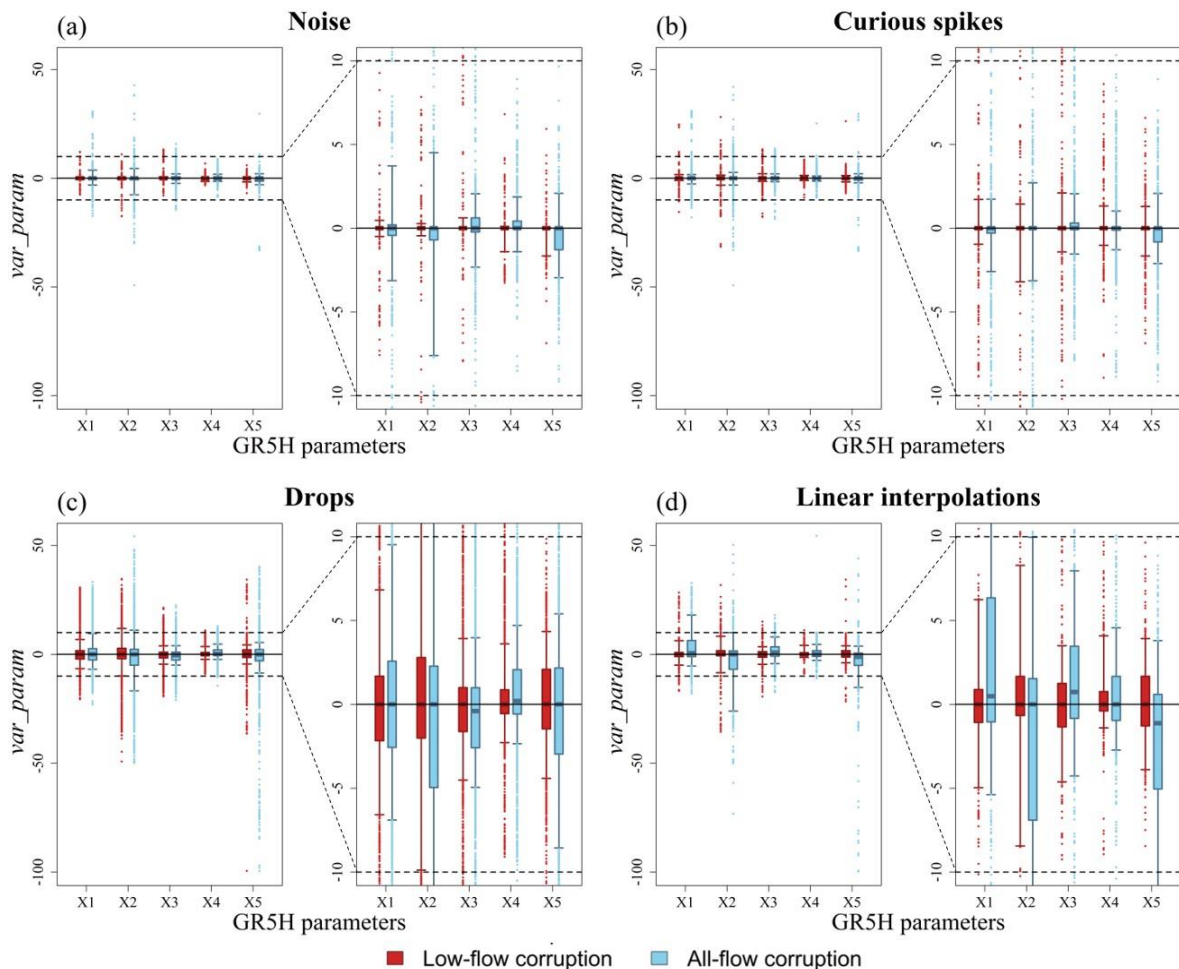


Figure 3-7 : Distributions of parameter estimate variations according to the suspicious pattern. The box plots represent the 10th, 25th, 50th, 75th and 90th quantiles. They contain 1680 (a: noise), 3360 (b: spikes, c: drops) and 420 (d: linear interpolations) values each, including outliers. Red corresponds to corruption in the low-flow periods and blue to corruption without restriction in the flow range. Data corruption was performed over the calibration period only.

3.4.1.2 Impact on model performance

Here we focus on the impact of suspicious streamflow data on model performance (in both calibration and evaluation) when the corruption was applied only during the calibration period. To this end, the variation calculation used for this section was var_perf1 (Éq. 3-2).

Figure 3-8 represents the distribution of performance variations in the 15 catchments under this analysis framework. It highlights that performance variations are small in both calibration and evaluation periods, after corrupting either low flows or the whole flow range. Evaluation performance seems to be more impacted than calibration performance. This result may be due to the specificities of the calibration and evaluation periods used in this study but may also show an impact of suspicious streamflow data on the model robustness. Note that, in a certain number of cases, the KGE tends to improve in calibration and evaluation following the implementation of the errors. However, this increase is negligible because the variation of the 90th quantile is very close to zero.

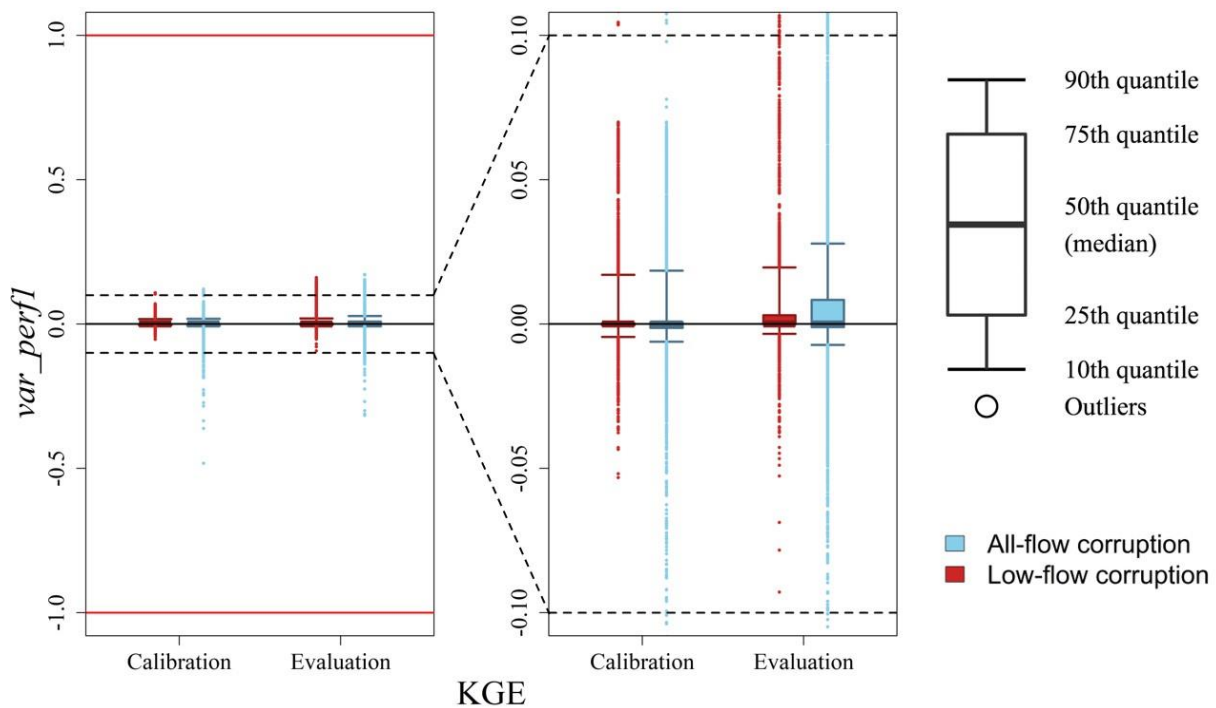


Figure 3-8 : Distribution of the variation in KGE values (calculated on the square root of flows), in the calibration period (left) and the evaluation period (right). The box plots represent the 10th, 25th, 50th, 75th and 90th quantiles and contain 8820 values each, including outliers. Red corresponds to corruption in the low-flow periods and blue corresponds to corruption without restriction in the flow range. Data corruption was performed over the calibration period only. A positive value of the variation represents an improvement in performance after the corruption of streamflow records.

Figure 3-9 aims to differentiate the impact on the model performance of each suspicious pattern implemented in the streamflow time series. Noise and curious spikes have almost no impact on model performance. Once again, drops and linear interpolations seem to be responsible for the performance variations although these remain very low.

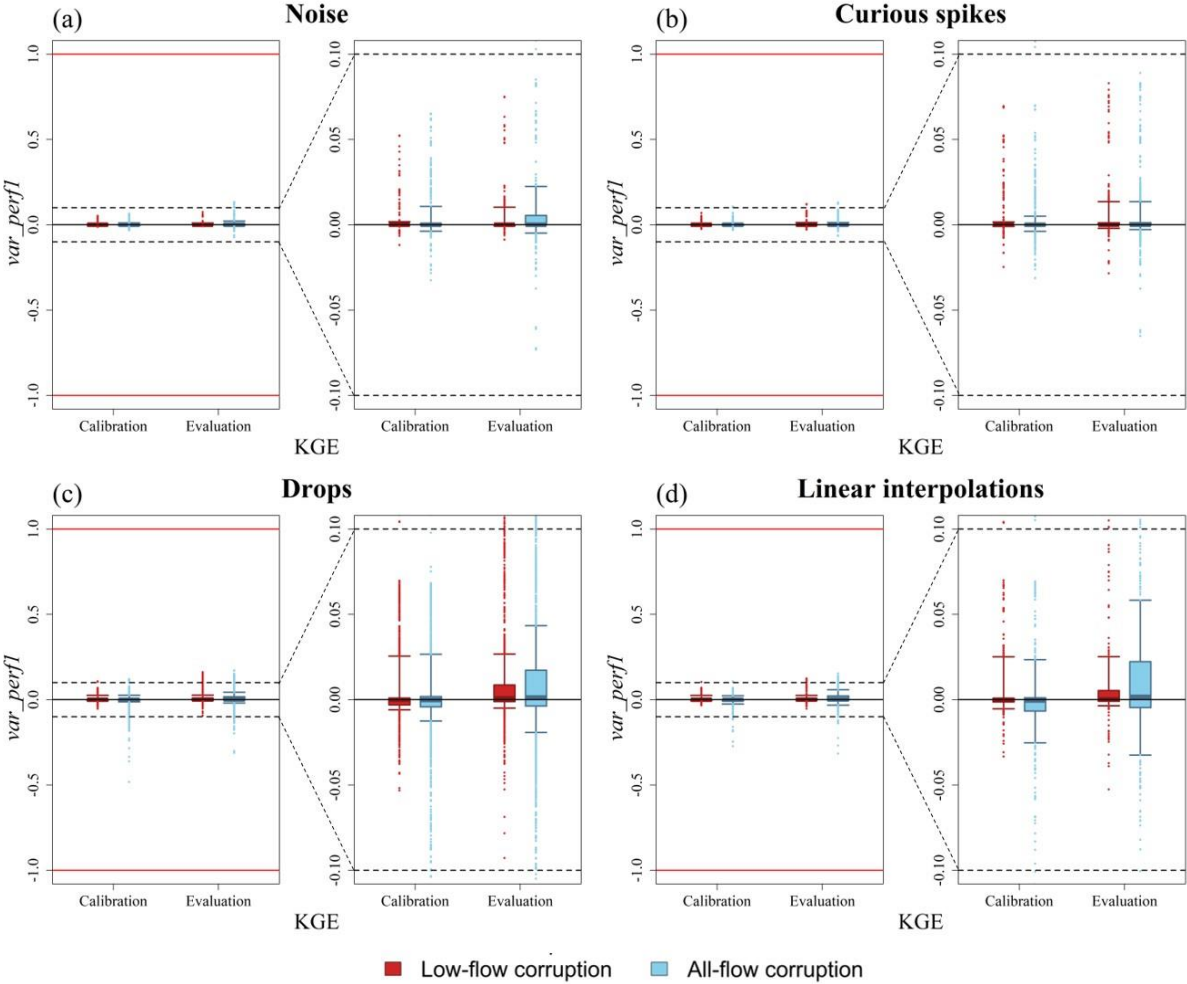


Figure 3-9 : Distribution of the variation in KGE values (calculated on the square root of flows) according to the suspicious pattern, in the calibration period (left) and the evaluation period (right). The box plots represent the 10th, 25th, 50th, 75th and 90th quantiles. They contain 1680 (a: noise), 3360 (b: spikes, c: drops) and 420 (d: linear interpolations) values each, including outliers. Red corresponds to corruption in the low-flow periods and blue corresponds to corruption without restriction in the flow range. Data corruption was performed over the calibration period only. A positive value of the variation represents an improvement in performance after the corruption of streamflow records.

Predicting total water availability is a frequently desired output of hydrological modelling. Figure 3-10 shows the difference with the initial value of the bias reformulated into β' in order to quantify the impact of the various suspicious patterns generated on the water balance. As for the *KGE*, the largest variations come from drops and linear interpolations. However, differences with the initial value remain limited, whether beneficial or detrimental.

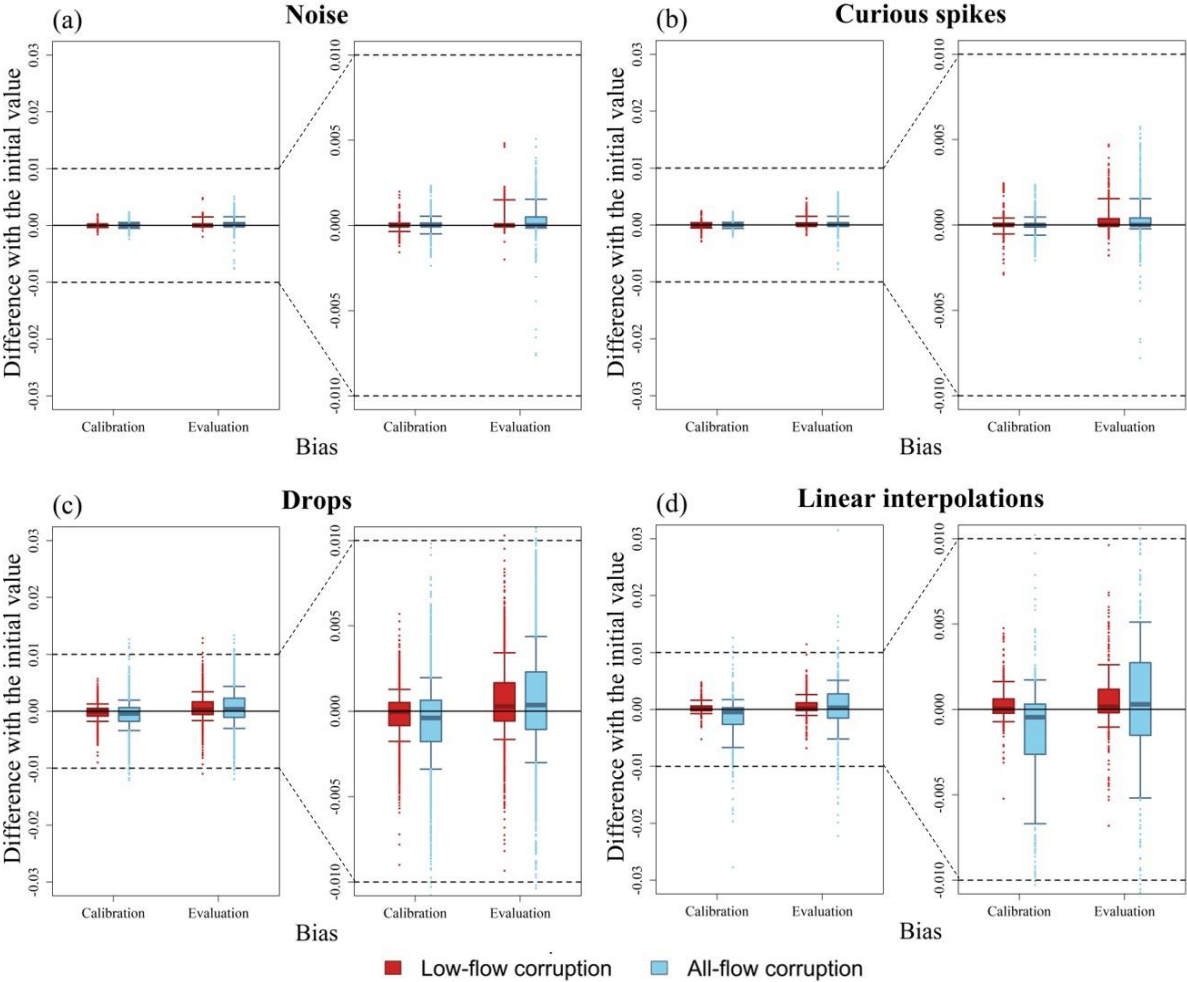


Figure 3-10 : Distribution of the difference with the initial value in reformulated bias β' according to the suspicious pattern, in the calibration period (left) and the evaluation period (right). The box plots represent the 10th, 25th, 50th, 75th and 90th quantiles. They contain 1680 (a: noise), 3360 (b: spikes, c: drops) and 420 (d: linear interpolations) values each, including outliers. Red corresponds to corruption in the low-flow periods and blue corresponds to corruption without restriction in the flow range. Data corruption was performed over the calibration period. A positive value of the variation represents an improvement in performance after the corruption of streamflow records.

3.4.2 Data corruption over the evaluation period

Here we focus on the impact of suspicious streamflow data on model performance (in evaluation) when the corruption was made only during the evaluation period. To this end, the variation used for this section was var_perf2 (Éq. 3-3).

Figure 3-11 represents the distribution of performance variations obtained in the evaluation of the 15 catchments when the corruption is made only over the evaluation period. It shows that, in general, suspicious streamflow data in the evaluation period have little (if any) influence on the performance criterion, although occasionally they can lead to a sharp decrease in performance when the corruption is applied without a preconceived notion on streamflow range. Note that the biases were also analysed but did not show significant variations (less than 0.04 % for 90 % of cases and reaching a maximum of 6 %).

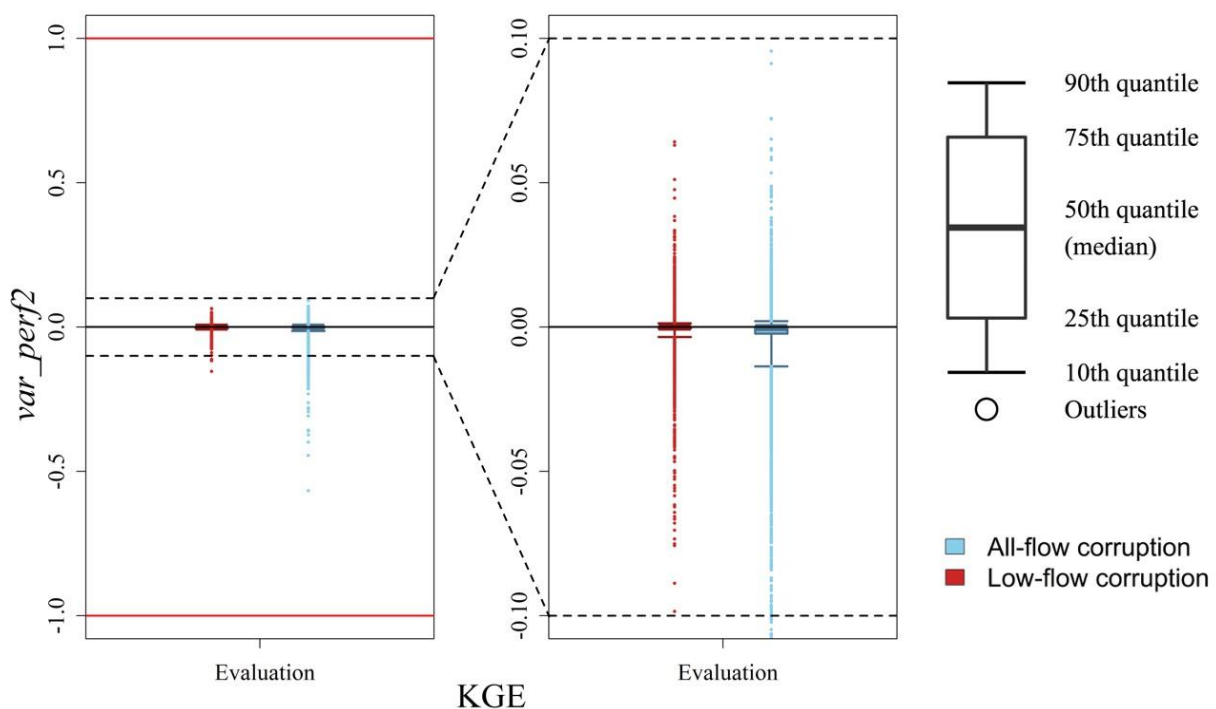


Figure 3-11 : Distribution of KGE on the square root of the flow variations, in the evaluation period. The box plots represent the 10th, 25th, 50th, 75th and 90th quantiles and contain 8820 values each, including outliers. Red corresponds to corruption in the low-flow periods and blue to corruption without restriction in the flow range. Data corruption was performed over the evaluation period only. A positive value of the variation represents an improvement in performance after the corruption of streamflow records.

Figure 3-12 shows the previous results separated by type of error. It highlights that this loss of performance is mostly driven by linear interpolations (and, to a lesser extent, by drops), while noise and curious spikes seem to have no effect. It should be noted that for linear interpolations, the difference in performance impact between all-flow and low-flow corruption is much higher than for the other patterns.

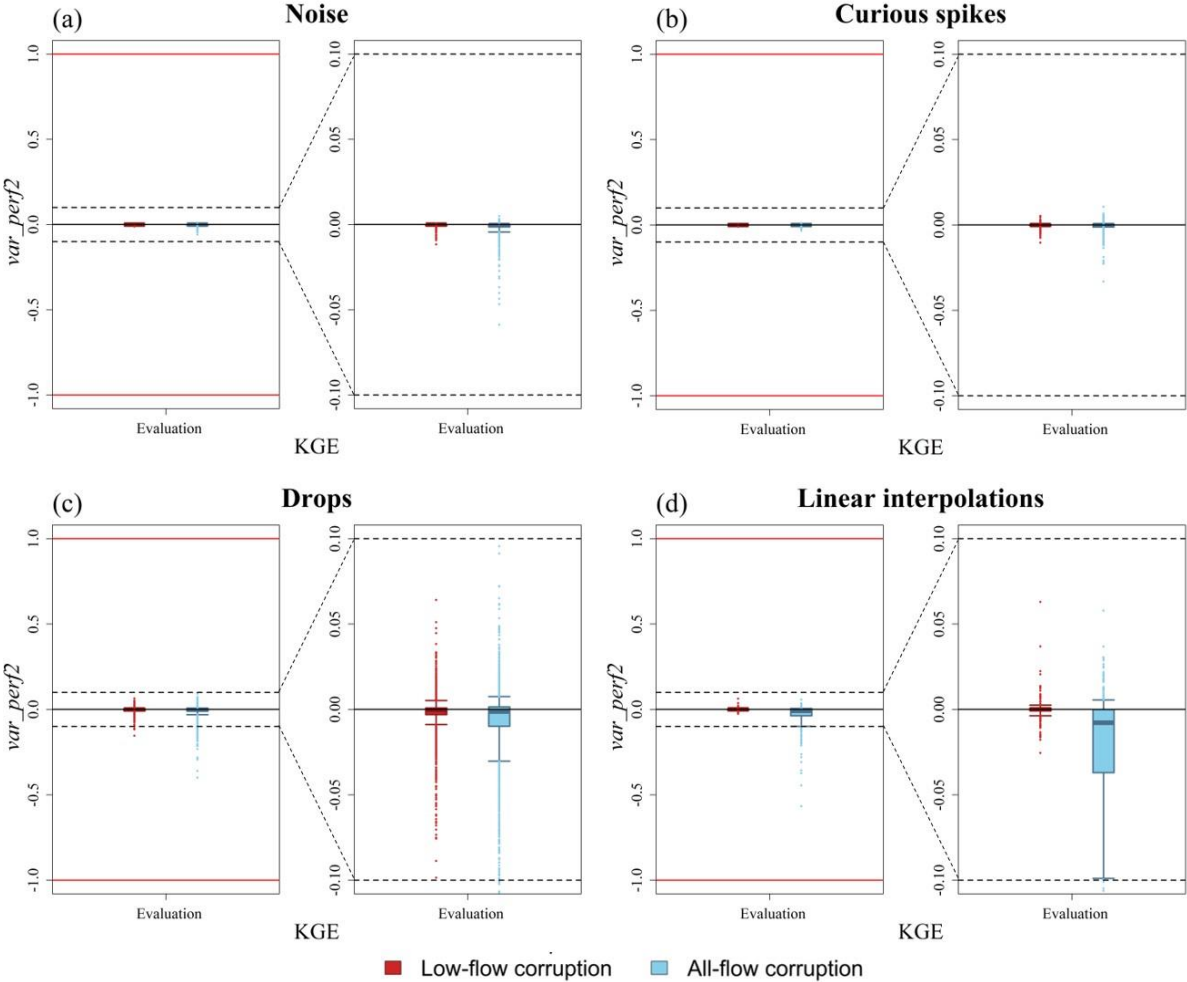


Figure 3-12 : Distribution of the variation in *KGE* values (calculated on the square root of flows) according to the suspicious pattern, in the evaluation period. The box plots represent the 10th, 25th, 50th, 75th and 90th quantiles. They contain 1680 (a: noise), 3360 (b: spikes, c: drops) and 420 (d: linear interpolations) values each, including outliers. Red corresponds to corruption in the low-flow periods and blue to corruption without restriction in the flow range. Data corruption was performed over the evaluation period only. A positive value of the variation represents an improvement in performance after the corruption of streamflow records.

3.5 Discussion

In this work, we decided to use actual measurements and not theoretical synthetic time series. Consequently, the actual streamflow (i.e. the streamflow that would have been observed if no error or influence had occurred) is not known and we thus needed to make the following hypotheses:

- Each implemented suspicious pattern approximated the observed reality by a simple and parsimonious error model, constrained by one, two or three realistically varying parameters.
- Each original streamflow record was assumed to represent the actual streamflow.

The parameters used to represent the suspicious patterns were carefully generated from a Gamma distribution representative of the reality observed in the 15 catchments of the suspicious set (Section 3.3.3). A more detailed study with a larger number of catchments would allow us to define a more suitable distribution of these parameters, but this would be an extremely time-consuming task.

The results of the streamflow data corruption in the model (Section 3.4) highlight that suspicious patterns, especially during low-flow periods, generally have a limited impact on performance (*KGE* and bias) or parameter values. This finding must be put into perspective against the quality of the input data. Indeed, in France, although many suspicious data remain in the records, the data producers carry out a streamflow validation procedure to remove aberrations before making them available, which may explain the low impact on the efficiency and parameter estimates of rainfall-runoff models. However, the quality-checking methodology varies around the world and is sometimes lacking, resulting in a wide disparity in the quality of the streamflow records in the different national archives. Extending the database to catchments located all over the world and not only in France could lead to different results, potentially widening the range of parameters of the error models and perhaps identifying new suspicious patterns. In addition, this finding also needs to be put into the context of the modelling choices. The criterion used for calibration or evaluation is the *KGE* on the square root of the flows. Although this criterion takes into account low flows, greater weight is still given to high flows (Santos *et al.*, 2018). Given that 87 % of the detected patterns are present during low-flow periods, it is likely that suspicious streamflow data would be more impactful for a study focusing on low-flow periods only. Moreover, all patterns except linear interpolations are

implemented with a multiplicative coefficient k to represent the intensity of the suspicious pattern. This choice is intended to produce consistent relative variations regardless of the streamflow range but also has the effect of amplifying the absolute error during floods. The linear interpolations appear to be much more sensitive to the range of streamflow compared with the other implemented patterns. The natural dynamics of the river can partly explain this. Indeed, during low-flow periods the river can have a stable behaviour over several weeks when it does not rain, which can be approximated by a straight line. On the other hand, this hypothesis is not suitable when phenomena fluctuating rapidly in time such as floods are taken into account. The results of the streamflow data corruption in the model also highlight that suspicious patterns might occasionally have a strong impact on performance or parameter values. However, a remaining issue is that there is no clear trend between error characteristics (intensity, time window affected or number of patterns existing in the time series) and their impact on the efficiency and the parameter estimates of rainfall-runoff models. Of course, the more pessimistic the scenario, the more likely the drop in performance. However, it is difficult to anticipate whether a suspicious pattern will have an impact or not because it is also largely dependent on its location in the corrupted time series. Figure 3-13 highlights this phenomenon: counterintuitively, the KGE is here much more affected by the less pessimistic scenario (-20 % vs. -1 %).

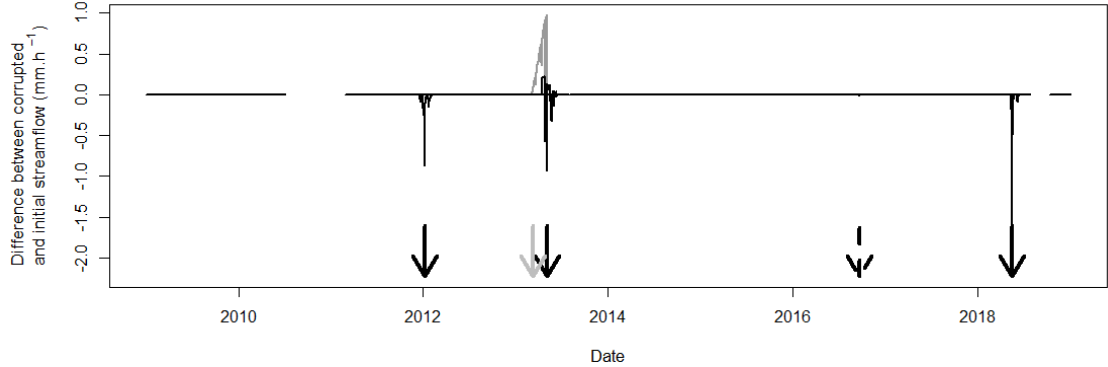


Figure 3-13 : Difference between corrupted and initial streamflow record for the River La Clauge at La Loye during the evaluation period for a linear interpolation over 2 months with n (number of patterns) equal to one (grey) and four (black). Arrows represent the corrupted time steps and dotted lines mean that only low flow is affected.

Data corruption over the calibration period mainly leads to a variation of the X_1 , X_2 and X_5 parameters (Section 3.4.1.1). While it is possible that suspicious streamflow data can lead to a variation in the parameter X_1 , i.e. the production part of the model, the fluctuations of X_2 and X_5 are quite surprising because implemented patterns should not have such an impact on the

underground flows. Here, these parameters seem to deviate from their original function and instead aim to close the water balance of the system modified by the data corruption. It should also be noted that these parameter estimates are usually close to 0 (Tableau 2-1). The relative variation in regard to the initial value, therefore, tends to be more sensitive than for the other parameters.

Finally, suspicious data lead to a stronger variation in performance, although they remain small, when they appear during the evaluation period (Section 3.4.2). A large variation in performance values between the calibration and evaluation period is often attributed to the model robustness, while this phenomenon can be directly inherited from the suspicious streamflow data.

3.6 Conclusion

The main conclusions of this work are as follows:

- On average, over several catchments, the errors (noise, curious spikes, drops and linear interpolations) affecting commonly available streamflow time series for hydrological studies have a limited impact on model results. However, they may still be an important source of model instability and lack of robustness when working on a single catchment.
- Amongst the four types of model error tested, drops and linear interpolations have a higher impact on model results in specific catchments, in terms of either performance or parameter estimates. However, there is no clear trend between the characteristics of the errors (intensity, time window affected or number of patterns existing in the time series) and the impact on hydrological modelling.
- The suspicious patterns seem to more greatly affect the production function of the model (i.e. the part of the model responsible for adjusting the catchment water balance) than the routing part. The parameters initially intended to control underground water exchanges can be utilized to compensate for the loss or gain of volume to close the water balance.

- Model outputs seem to be more impacted by suspicious streamflow data during high-flow periods. However, this result is dependent on the modelling framework. Here, the objective function and the evaluation criterion used is the *KGE* on the square root of the streamflow, which makes it possible to take into account the whole range of flows but gives a greater weight to the high-flow values.

These results suggest that, when working on several catchments, using time series directly retrieved from an existing database without further quality checks may have only a limited impact on the overall modelling results. Therefore, the time-consuming task of checking the streamflow series a second time may not be necessary. However, note that we say “a second time”, because we assume that this work has already be done by the hydrometric services in charge of streamflow data collection.

The results were obtained here with a single hydrological model and using data from the French national flow archive, which has its own quality check rules. Further tests may be necessary to generalize these results to other models or datasets and under other conditions (e.g. typically different objective functions, the presence of gaps in data or the time window of calibration–evaluation periods). It would also be useful to evaluate the relative role of errors in flows in comparison with other variables used in the model, typically precipitation and potential evapotranspiration (see the study by Oudin *et al.*, 2006). This would help in offering recommendations regarding prioritizing where efforts should be made when checking datasets for large-sample hydrology studies.

Partie II : Développement d'un multi-modèle semi-distribué en contexte de simulation

Chapitre 4 : Le multi-modèle global : construction et combinaison de modèles multiples

4.1 Contexte

Nous avons pu voir précédemment qu'un modèle pouvait être évalué selon sa généralité, c'est-à-dire sa capacité à reproduire le débit sur des bassins versants aux caractéristiques variées. Le paradigme du multi-modèle apporte une nouvelle dimension : en effet, la disponibilité de plusieurs modèles permet de disposer d'une mosaïque hétérogène de modèles hydrologiques sur l'ensemble du territoire. On cherchera ainsi à attribuer à chaque bassin son propre modèle ou sa propre combinaison de modèles, avec l'intérêt de pouvoir représenter plus finement la variabilité des processus dominants dans la relation pluie-débit.

Dans un contexte de modélisation sur un large échantillon de bassins versants, Andréassian *et al.* (2009) ont postulé qu'il serait sans doute naïf de penser qu'un unique modèle soit capable de prendre en compte la diversité des caractéristiques climatiques, météorologiques, physiographiques ou géomorphologiques qui peuvent apparaître sur le terrain d'étude. Ainsi, une sélection de modèles hydrologiques variés pourrait être opportune dans de telles conditions.

Si les modèles hydrologiques sont nombreux, il est toutefois assez contraignant d'en utiliser un grand nombre (par exemple en raison de langages de programmation variés, de données d'entrées et de sorties formatées de manière différente, de documentation sur leur fonctionnement inégale, etc.). C'est afin d'unifier les pratiques et de permettre l'utilisation et la comparaison d'une large gamme de modèles hydrologiques qu'ont été développés les outils permettant la génération de structures flexibles (Tableau 4-1). En effet, ces outils ne se contentent pas de répertorier différentes structures de modèles hydrologiques déjà existantes, mais permettent également de générer de nouvelles structures (en offrant la possibilité d'utiliser des parties de différentes structures de modèles existantes).

Tableau 4-1 : Liste d'outils permettant la génération de structures flexibles.

Nom	Description	Auteurs
FUSE	Framework for Understanding Structural Errors	Clark <i>et al.</i> (2008)
MARRMoT	Modular Assessment of Rainfall–Runoff Models Toolbox	Knoben <i>et al.</i> (2019)
SUPERFLEX	SUPER FLux EXchange	Fenicia <i>et al.</i> (2011) Kavetski <i>et al.</i> (2011)
SUMMA	Structure for Unifying Multiple Modeling Alternatives	Clark <i>et al.</i> (2015a) Clark <i>et al.</i> (2015b)
Raven	A robust and flexible hydrological modelling framework	Craig <i>et al.</i> (2020)

Ce cadre de modélisation permet de comparer assez simplement divers modèles sur un large échantillon de bassins. Par exemple, à partir de MARRMoT, Knoben *et al.* (2020) ont généré 36 structures de modèles globaux conceptuels qu'ils ont calées et évaluées sur des données de débit journalier sur 559 bassins versants à travers les États-Unis. Les résultats montrent que certaines structures de modèles sont mieux adaptées à certaines fonctions objectif et donc à certains objectifs d'étude. Il semble également important d'avoir un modèle adapté à chaque bassin versant. En revanche, les auteurs mettent en avant la difficulté à déterminer a priori si un modèle sera performant sur un bassin versant en fonction de ses caractéristiques physiques ou du climat. Toutefois, la clé du multi-modèle ne semble pas résider dans le nombre de modèles mais bien dans leurs différences (Winter & Nychka, 2010).

Dès la fin du XX^e siècle, certains auteurs ont cherché à tirer profit des différences entre modèles, non pas en comparant les débits simulés mais en les combinant dans le but de représenter au mieux le comportement hydrologique d'un bassin versant. Shamseldin *et al.* (1997) ont par exemple testé trois méthodes permettant de combiner les sorties du modèle : une moyenne simple, une moyenne pondérée ainsi qu'une procédure non linéaire de type réseau de neurones. Leur étude a été menée sur un échantillon de 11 bassins essentiellement localisés en Asie du Sud-Est, à l'aide de cinq modèles globaux fonctionnant au pas de temps journalier. Les auteurs concluent que, dans la grande majorité des cas, les combinaisons de modèles donnent de meilleures performances que les modèles appliqués individuellement. Toutefois, Seiller *et al.* (2012) ont montré dans des conditions similaires (modèles globaux journaliers) que la combinaison multi-modèle varie d'un bassin à l'autre et peut même différer selon la période de calage utilisée. De plus, un modèle avec des performances individuelles moyennes peut contribuer positivement à celles d'un multi-modèle.

Des résultats allant en ce sens ont été présentés au pas de temps horaire par Georgakakos *et al.* (2004), qui ont également mis en avant la plus-value d'utiliser un panel de modèles avec une grande variété de structures. Toutefois, sur l'ensemble de ces études, les combinaisons des simulations de débits ont été faites en considérant uniquement une variété de structures de modèles hydrologiques mais en laissant une fonction objectif fixe. Plus récemment, Wan *et al.* (2021) ont utilisé une approche multi-modèle par combinaison basée sur quatre structures de modèles hydrologiques calées selon quatre fonctions objectif différentes sur un large ensemble de 383 bassins versants chinois. Les auteurs ont mis en avant l'intérêt d'utiliser plusieurs structures avec des fonctions objectif différentes dans le but d'élargir la représentation du comportement hydrologique de différents bassins versants. Cette étude a également montré que l'approche par combinaison de modèles pouvait présenter des difficultés pour la simulation des faibles débits. Toutefois cette dernière conclusion est à mettre en perspective des méthodes utilisées pour la combinaison des débits qui se basent sur une attribution de poids en fonction des performances sur un critère en moindres carrés (*Root mean square error* – RMSE), score qui est bien plus sensible aux crues qu'aux étiages.

Une problématique récurrente dans l'approche par combinaison des sorties des modèles hydrologiques est la méthode à utiliser pour effectuer cette combinaison. Arsenault *et al.* (2015) ont réalisé une étude comparative de neuf méthodes de combinaisons des sorties sur un ensemble de 12 modèles hydrologiques (quatre structures de modèles — trois fonctions objectif) calés sur 429 bassins versants américains. Les auteurs ont montré qu'une méthode de combinaison naïve comme la moyenne simple était peu pertinente lorsqu'elle est appliquée à l'ensemble de l'échantillon de modèles avec la présence d'éléments pouvant faire chuter drastiquement les performances. Les méthodes plus complexes comme le BMA (*Bayesian Model Averaging*, Neuman, 2003) ont montré des problèmes de convergence et n'ont pas apporté la plus-value espérée. Finalement les auteurs recommandent des méthodes basées sur une optimisation des poids par minimisation des moindres carrés comme proposé par Granger & Ramanathan, (1984). Remarquons que les méthodes par réseau de neurones ont pendant longtemps été laissées de côté en hydrologie du fait de leur complexité au profit des méthodes plus simples comme décrites précédemment. Cependant, avec le progrès de l'intelligence artificielle, certaines applications récentes ont émergé avec des conclusions similaires aux précédentes études comme, par exemple, Li *et al.* (2018) qui ont montré la plus-value d'utiliser un réseau de neurone par rétropropagation du gradient pour combiner les sorties de trois modèles globaux journaliers sur le bassin du Yalongjiang en Chine, par rapport à un modèle

seul. La comparaison de méthodes de combinaisons par machine learning avec des méthodes plus simples pourrait être une piste à explorer dans le futur (voir par ex. Zaherpour *et al.*, 2019).

Finalement, un consensus semble se dégager sur l'utilisation (ou la combinaison) de plusieurs modèles dans le but de permettre une meilleure représentation d'un large échantillon de bassins versants. Toutefois, les raisons pour lesquelles un modèle (ou une combinaison de modèles) est plus ou moins performant restent toujours floues. En effet, il semble difficile de savoir a priori quel modèle est adapté à quel territoire en fonction de caractéristiques physiques ou climatiques du bassin. Cela pousse également les chercheurs à considérer des structures et des jeux de paramètres variés dans un cadre multi-modèle sur un large échantillon de bassins. Cette mise en contexte a également montré l'importance de l'étape de sélection des modèles hydrologiques. Notons enfin que la plupart de ces études ont été faites au pas de temps journalier.

Ce chapitre a pour but de consolider le paradigme multi-modèle dans un contexte de simulation sur un large échantillon de bassins versants au pas de temps horaire. On cherchera ainsi à comparer et combiner différents modèles hydrologiques, constitués de structures variées calées selon plusieurs fonctions objectif, dans le but de représenter une large gamme de débits et de processus.

4.2 Éléments méthodologiques

4.2.1 Rappels méthodologiques généraux

Dans le cadre de ce chapitre, nous utiliserons les 39 modèles hydrologiques (13 structures de modèles et 3 fonctions objectif) disponibles sur l'échantillon complet, constitué de 621 bassins versants. Chaque modèle a été calé individuellement sur chaque bassin versant. Rappelons qu'un module neige a été implémenté en amont avec un paramétrage fixe sur l'ensemble des bassins. L'évaluation des performances sera effectuée uniquement sur les périodes de contrôle (2009-2018 puis 1999-2008) issues du *split sample test*, avec le critère *KGE*.

Afin d'obtenir un critère permettant d'évaluer une large gamme de débits nous avons choisi d'utiliser un critère composite basé sur ce score.

$$KGE_{comp} = \frac{KGE(Q^{-0,5}) + KGE(Q^{+0,1}) + KGE(Q^{+0,5})}{3} \quad \text{Éq. 4-1}$$

À titre indicatif, le temps de calcul d'un calage de modèle global sur 10 ans de données horaires varie entre 3 et 10 minutes¹¹ suivant le bassin modélisé et le nombre de paramètres libres de la structure considérée. Les tests réalisés ici représentent 48 438 calages (621 bassins × 2 périodes × 39 modèles).

4.2.2 Présentation des configurations testées

Dans le cadre de ce chapitre, on distinguera trois configurations globales différentes.

La première configuration consiste à utiliser un unique modèle pour l'ensemble de l'échantillon de bassins versants : approche globale mono-modèle uniforme (G-MoM-u, Figure 4-1). Ce cadre de modélisation classique nous permettra notamment de déterminer quel modèle nous servira de référence, c'est-à-dire d'objectif cible à améliorer.

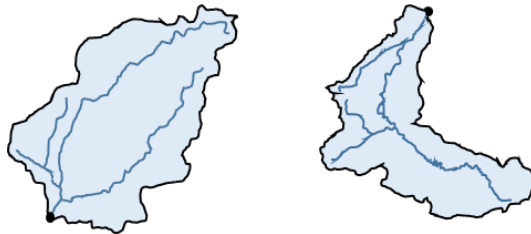


Figure 4-1 : Représentation schématique de l'approche globale mono-modèle uniforme (G-MoM-u) ; un même modèle est utilisé sur l'ensemble des bassins.

La seconde configuration consiste à comparer les résultats et à déterminer le meilleur modèle sur chaque bassin ; nous parlerons ainsi d'approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins versants (G-MoM-vbv, Figure 4-2). Dans le cadre de ce travail, le meilleur modèle est défini comme celui ayant obtenu les performances KGE_{comp} les plus élevées sur la période de contrôle.

¹¹ Avec un ordinateur fonctionnant sous Microsoft Windows 10 Professionnel disposant de 32 Go de RAM et d'un processeur Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @ 2.90GHz, 2904 MHz, 8 cœur(s), 16 processeur(s) logique(s).

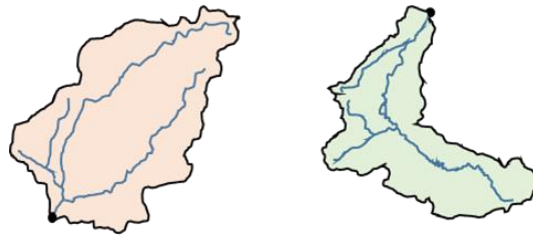


Figure 4-2 : Représentation schématique de l'approche multi-modèle globale par choix de modèle (G-MoM-vbv). Chaque couleur de l'emprise du bassin versant représente un modèle différent.

Enfin, la dernière configuration testée consiste à combiner les différentes simulations obtenues et à déterminer la meilleure combinaison de modèles sur chaque bassin versant ; nous parlerons ainsi d'approche globale multi-modèle variable à l'échelle des bassins versants (G-MuM-vbv, Figure 4-3).

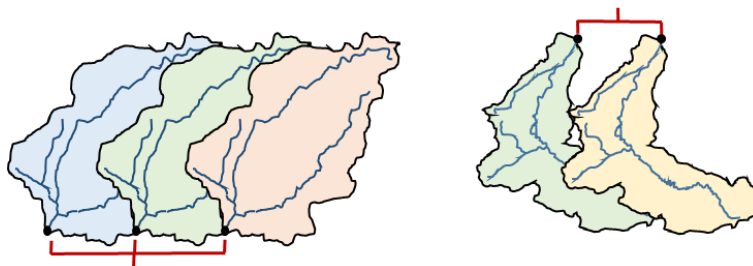


Figure 4-3 : Représentation schématique de l'approche multi-modèle globale par combinaison de modèles (G-MuM-vbv), sur deux bassins versants distincts. Chaque couleur de l'emprise du bassin versant représente un modèle différent.

4.2.3 Méthodologie pour la combinaison des simulations

Rappelons que dans le cadre de ce travail, un modèle correspond à l'association d'une structure et d'une fonction objectif utilisée pour le calage des paramètres. Les modalités d'estimation des paramètres (par ex. algorithme d'optimisation, fonction objectif, transformation appliquée sur le débit), représentent également des choix qui conditionneront la simulation. L'hypothèse faite ici est que l'approche multi-modèle par combinaison permet de tirer profit des forces de chaque modèle. Nous avons vu précédemment que de nombreuses méthodes de combinaisons ont été testées dans la littérature. Nous nous concentrerons ici sur la méthode la plus simple, à savoir une combinaison par moyenne simple (CMS), c'est-à-dire donnant un poids égal à tous les modèles combinés, et définie par :

$$Q_{CMS} = \frac{\sum_{i=1}^n Q_i}{n} \quad \text{Éq. 4-2}$$

avec Q_{CMS} le débit issu d'une combinaison par moyenne simple, et Q_i le débit simulé avec un modèle i choisi parmi les n modèles.

Le grand défaut de la moyenne simple par rapport à la moyenne pondérée est qu'elle est pénalisée par des modèles n'arrivant pas à simuler le comportement hydrologique d'un bassin particulier. Une façon implicite de combler ce défaut est de rendre dynamique ce calcul de moyenne simple, en l'effectuant sur un nombre restreint de modèles parmi l'ensemble disponible. Dans ce cas, le nombre de combinaisons possibles sur un exutoire donné à partir du nombre total de simulations de débit disponibles augmente de façon exponentielle et peut être calculé par :

$$n_c = \sum_{i=2}^{n_{sim}} \binom{n_{sim}}{i} \quad \text{Éq. 4-3}$$

avec i le nombre de séries temporelles de simulations de débit à choisir parmi le nombre total de simulations de débit disponibles n_{sim} .

À titre indicatif, il existe environ 1 000 combinaisons pour un ensemble de simulations issues de 10 modèles, mais il y a plus de 1 000 000 de solutions pour 20 modèles dans un cadre de modélisation global. Bien qu'une combinaison unique soit rapide à réaliser (entre 0,1 et 0,2 s de temps de calcul), le nombre de combinaisons devient rapidement un facteur limitant en termes de temps de calcul. Dans le cadre de ce travail, les combinaisons seront fixées à un maximum de quatre simulations différentes parmi les 39 disponibles à l'exutoire, c'est-à-dire environ 1 500 000 combinaisons différentes :

$$n_c = \sum_{i=2}^4 \binom{78}{i} \approx 1,500,000 \quad \text{Éq. 4-4}$$

Ce choix de considérer uniquement des combinaisons de deux, trois ou quatre simulations parmi l'ensemble disponible sera discuté dans la Section 6.5.2. L'objectif de ces combinaisons multiples est de créer un large ensemble de « nouvelles » simulations à partir duquel la « meilleure » combinaison sera sélectionnée. Pour rappel, nous visons ici à obtenir des simulations capables d'être performantes sur une large gamme de débits et sur un large échantillon de bassins. Par conséquent, les meilleurs modèles (et combinaisons de modèles) correspondent à ceux qui atteindront la performance KGE_{comp} la plus élevée sur chaque bassin versant pendant la période de contrôle.

Notons qu'une approche plus complexe de type combinaison par moyenne pondérée (CMP) a également été testée, mais n'a pas modifié de manière significative les résultats et présente une instabilité des différents poids accordés aux modèles selon la période de calage. Ces tests ne seront donc pas présentés ici mais seront discutés dans la Section 6.5.3.

4.3 Résultats et analyses

4.3.1 Modélisation globale mono-modèle uniforme (référence)

La Figure 4-4 montre la distribution des performances des modèles hydrologiques (couples structure – fonction objectif) sur la période de contrôle selon trois critères *KGE* différents, ayant chacun pour objectif de donner plus de poids à une gamme de débit différente. Les modèles présentent en moyenne des performances supérieures à 0.8 et sont globalement assez homogènes bien que SIMH présente des valeurs légèrement inférieures. En comparant les distributions de haut en bas, on peut voir que les scores les plus élevés sont obtenus avec un critère « généraliste », i.e. accordant des poids similaires aux hauts et bas débits (transformation puissance +0,1, Figure 4-4 – milieu). Si les hauts débits (transformation puissance +0,5, Figure 4-4 – haut) sont assez bien modélisés avec des performances proches de celles obtenues avec un critère « généraliste », les bas débits (transformation puissance -0,5, Figure 4-4 – bas) présentent eux des valeurs de *KGE* plus faibles. Cela peut notamment s'expliquer par la sensibilité de la modélisation des bas débits à la qualité des observations, à l'impact des influences anthropiques, même faibles, sur cette gamme de débit, ou au fait que les structures n'ont pas été développées spécifiquement pour de tels objectifs. Cette comparaison permet également de retrouver les résultats obtenus par Thirel *et al.* (2023) qui ont montré qu'un modèle est performant dans les conditions où il a été calé mais qu'il est difficile de représenter de manière optimale une large gamme de débits. Cette conclusion est particulièrement marquée pour certaines structures telles que GARD, HBV0, IHAC, SIMH, SMA0 ou TAN0 qui présentent de fortes difficultés à modéliser une gamme de débit sur laquelle elles n'ont pas été optimisées. Ce résultat est directement hérité des objectifs de modélisation initiaux ayant entraîné leur développement. À titre d'exemple, TAN0 est composé de différents réservoirs en série ayant pour but une représentation conceptuelle des différents types d'écoulements (surface, sub-surface, intermédiaire, sub-profond, profond). Le problème rencontré sur cette structure lors d'un calage axé sur les hauts débits est la difficulté (voire l'impossibilité) de stocker de l'eau dans les réservoirs profonds pour la période estivale. En cas de crue, le débit provient essentiellement du ruissellement de surface (ou sub-surface), le modèle tend alors à générer l'écoulement total uniquement avec les deux premiers réservoirs, représentatifs de ces processus. Par conséquent, le remplissage du réservoir profond devient faible (ou inexistant) et les paramètres associés insensibles, ce qui rend la modélisation des bas débits extrêmement délicate, notamment sur des bassins présentant de forts débits de base.

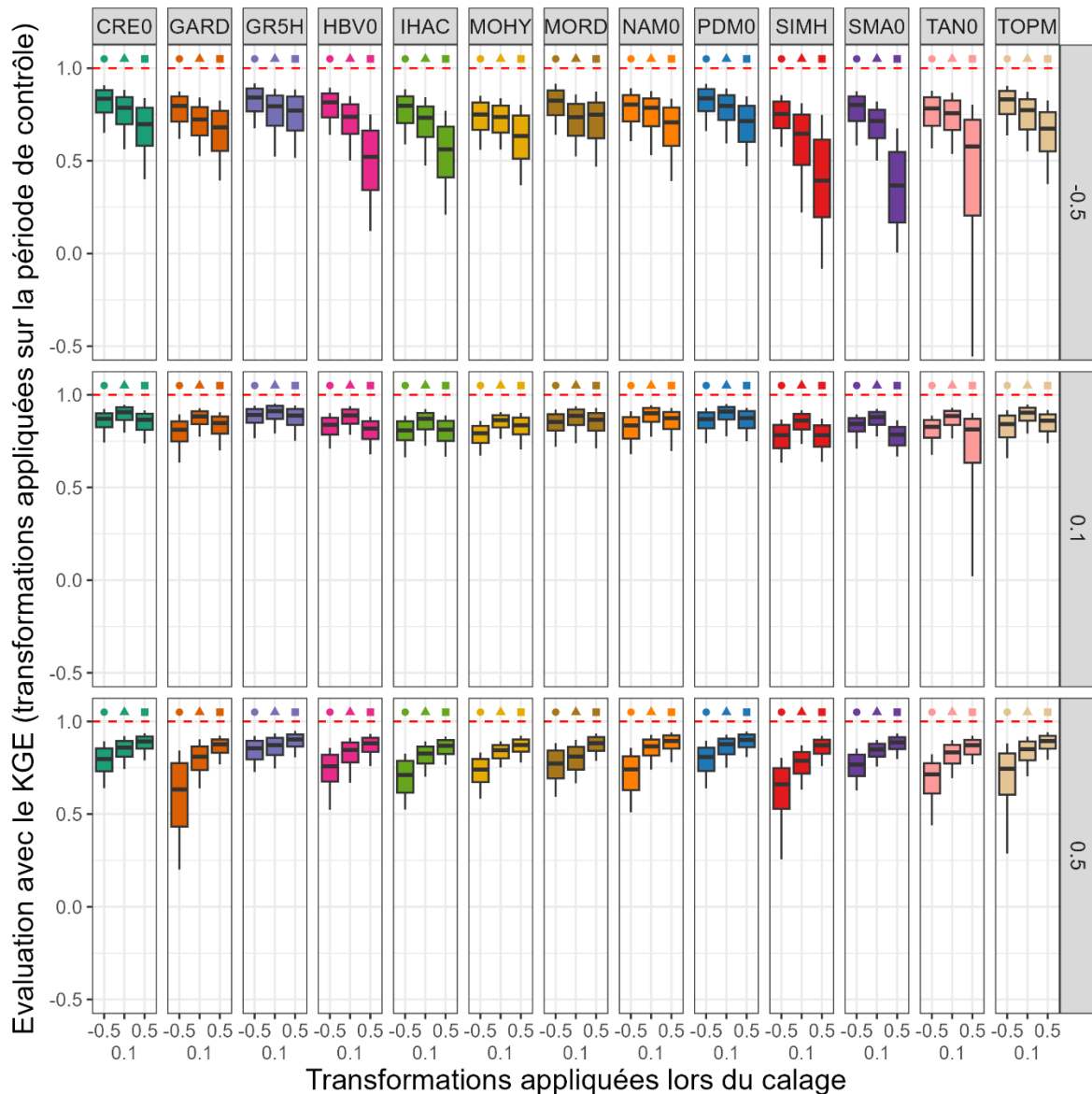


Figure 4-4 : Distribution de la performance (score *KGE* appliqué avec trois transformations différentes sur le débit : -0,5, 0,1 et 0,5) des 39 modèles globaux sur les 621 bassins versants en contrôle. La ligne rouge en pointillés représente la valeur *KGE* optimale. Chaque couleur représente une structure et chaque motif géométrique représente la transformation puissance appliquée au débit lors de la phase de calage.

La Figure 4-5 présente la distribution des rangs obtenus par bassin sur l'ensemble de l'échantillon complet avec le critère KGE_{comp} (qui correspond à la moyenne des trois critères d'évaluation susmentionnés, ayant pour objectif de représenter le mieux possible une large gamme de débits) sur la période de contrôle. Les rangs vont de 1 à 39 (nombre de modèles utilisés) où 1 représente le modèle ayant obtenu les performances les plus élevées sur la période de contrôle. Ce graphique met en avant la capacité de la structure GR5H à représenter un large échantillon de bassins français, mais également sa capacité à représenter une large gamme de débit puisque, quelle que soit la gamme de débit ciblée au calage, le modèle fait partie des 10 meilleurs sur plus de la moitié de l'échantillon de bassins versants. Le modèle PDM calé à partir d'une transformation puissance +0,1 semble également polyvalent, étant classé dans la moitié supérieure des modèles (rang inférieur à 20) sur quasiment 90 % des bassins versants. Du fait de leur difficulté à modéliser une gamme de débit qui n'a pas été favorisée lors de la phase de calage, les modèles GARD, IHAC, HBV0, SIMH, SMA0 ou TAN0 présentent des rangs moins élevés.

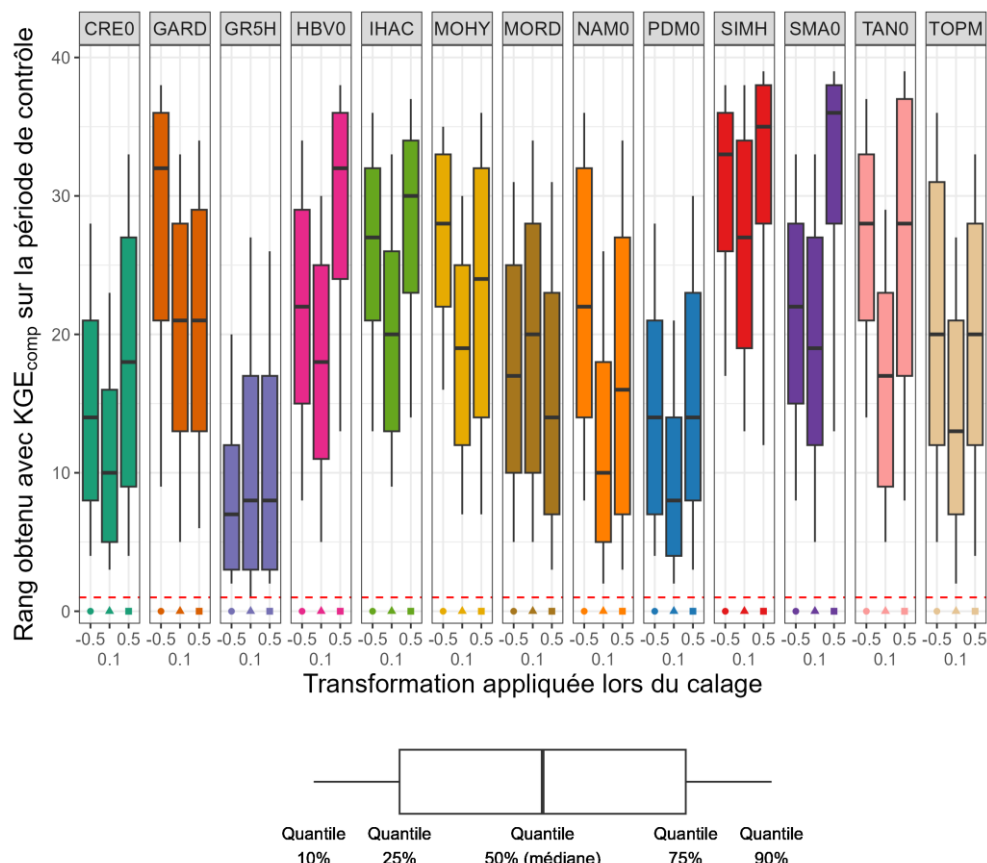


Figure 4-5 : Distribution des rangs par bassin des 39 modèles globaux suivant leurs performances (score KGE_{comp}) sur les 621 bassins versants en contrôle. La ligne rouge en pointillés représente le rang numéro 1, c'est-à-dire le modèle qui a engendré les plus hautes performances. Chaque couleur représente une structure et chaque motif géométrique représente la transformation puissance appliquée au débit lors de la phase de calage.

Si l'analyse des valeurs des performances est une manière d'évaluer un modèle hydrologique, la robustesse, c'est-à-dire sa capacité à garder un niveau d'erreur proche entre périodes de calage et de contrôle, est également un élément important à considérer. La Figure 4-6 présente les différences de performance entre calage et contrôle obtenues sur l'ensemble des bassins versants pour chacun des modèles. Si sur certains bassins versants la perte de performance en contrôle par rapport au calage peut être importante (points dans le triangle inférieur droit éloignés de la diagonale), elle reste assez faible de manière générale avec une médiane sur l'ensemble de l'échantillon de -0,02 points de KGE_{comp} . Notons que l'analyse par structure (colonnes) ou par fonction objectif (lignes) ne montre pas de modèles qui pourraient être mis en défaut par rapport aux autres.

La plus-value d'un *split sample test* réside également dans la possibilité de tester la stabilité des valeurs de paramètres entre les deux sous-périodes de calage. Toutefois, leurs dimensions sont généralement différentes et présentent donc des ordres de grandeurs différents. Afin d'obtenir des comparaisons entre les différents paramètres, une normalisation (permettant de borner l'ensemble des valeurs entre 0 et 1) a été réalisée de la manière suivante :

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad \text{Éq. 4-5}$$

avec X_{norm} la valeur de paramètre normalisée, X_i la valeur de paramètre initiale, X_{min} et X_{max} les valeurs de paramètres minimale et maximale obtenues sur l'ensemble de l'échantillon de bassins et quelle que soit la transformation considérée.

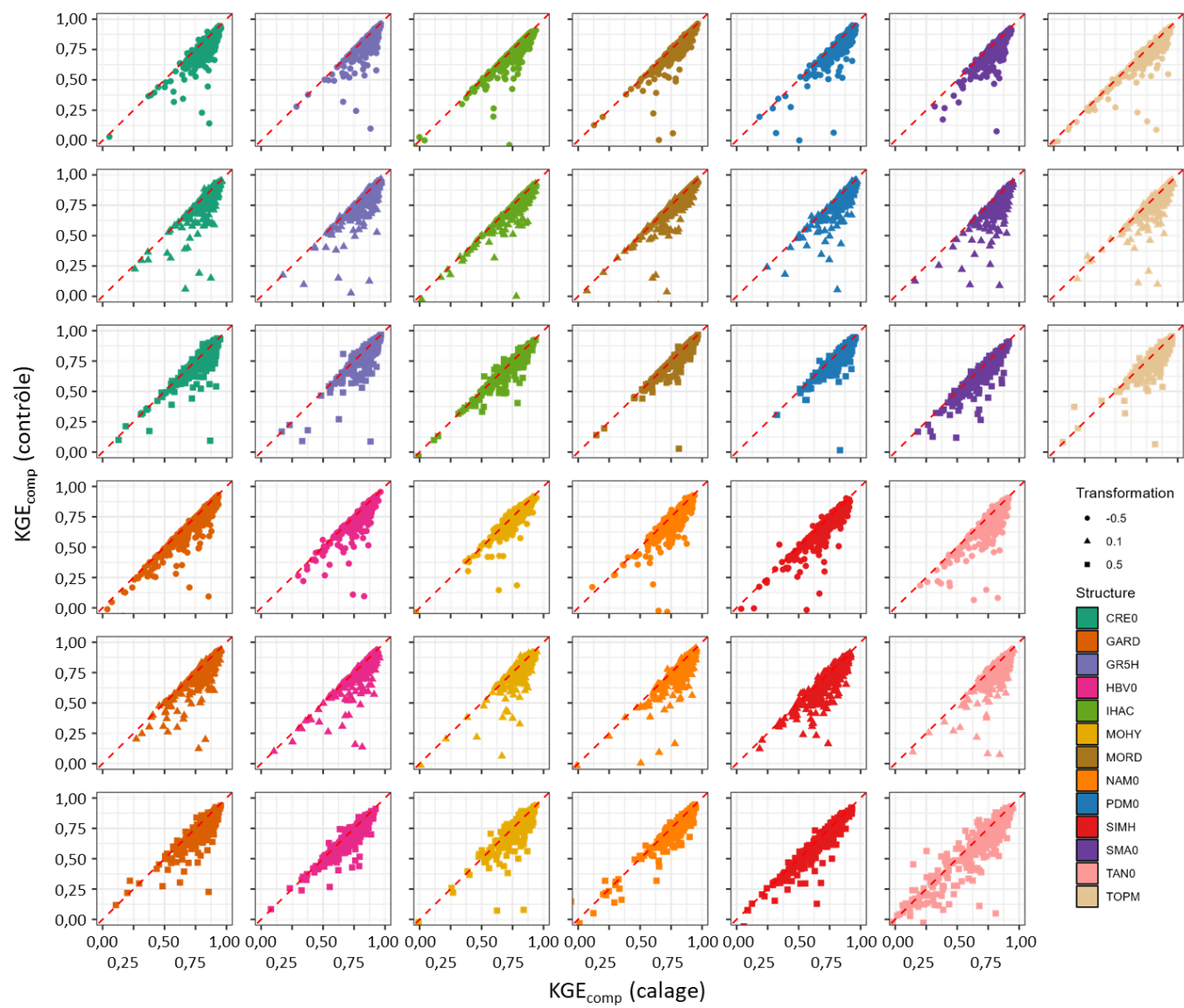


Figure 4-6 : Comparaison des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants entre contrôle et calage.

La Figure 4-7 présente la différence des valeurs de paramètres normalisées entre sous-périodes de calage, sur chacun des 39 modèles, et sur l'ensemble de l'échantillon complet (621 bassins versants). De manière générale, les paramètres semblent assez stables d'une période de calage à l'autre (médiane proche de 0). Toutefois, en comparant les différentes structures (colonnes), des instabilités récurrentes (médiane supérieure à 0,1) sur plusieurs valeurs de paramètres peuvent être observées. Ces instabilités apparaissent notamment sur des paramètres représentant des processus mal connus. Par exemple, les paramètres X5 de IHAC et SMA0 correspondent à un coefficient de partage permettant de séparer un écoulement en deux branches distinctes (généralement une branche rapide représentant le ruissellement de surface, et une branche lente correspondant à un flux délayé dans le temps par l'infiltration dans le sol). Notons que les paramètres X5 et X6 de MOHY ont un but très similaire puisqu'ils représentent les constantes de vidange du sol vers le souterrain et du sol vers le cours d'eau et présentent eux aussi des instabilités récurrentes. Les paramètres correctifs de l'ETP sont également sujets à instabilités (X8—HBV0, X6—IHAC, X6—SMA0 ou X9—TAN0). Enfin, l'hydrogramme unitaire (X4) appliqué aux modèles HBV0, MOHY et MORD ne semble pas toujours être adapté (les autres structures utilisent un simple délai, sauf GR5H qui a son propre hydrogramme unitaire). Une idée pourrait être de déplacer l'hydrogramme directement en sortie de la partie production des modèles comme ce qui est fait dans GR5H. Des instabilités ponctuelles peuvent également être observées (quantile 75 % proche de 0 mais quantile 90 % élevé). Ce phénomène est notamment symptomatique d'une très forte sensibilité (ou a contrario une insensibilité) de la valeur du paramètre considéré sur quelques bassins versants particuliers. Notons que la stabilité des paramètres semble être peu impactée par les transformations appliquées lors de la phase de calage (lignes) bien qu'une légère dégradation puisse être observée avec une transformation favorisant les bas débits (puissance -0,5). À performance égale, on préférera utiliser un modèle présentant des paramètres avec une plus grande stabilité entre périodes de calages. La distribution des performances ainsi que l'analyse des rangs nous ont montré que le modèle GR5H calé sur l'inverse de la racine carrée des débits présente les meilleures performances pour la modélisation d'une large gamme de débits sur un large échantillon de bassins. De plus, ce modèle ne semble pas souffrir de problèmes de robustesse entre période de calage et de contrôle, ni de fortes instabilités sur les valeurs de ses paramètres. C'est pourquoi ce modèle nous servira de référence pour l'ensemble de ce chapitre. L'objectif des approches multi-modèles testées est donc d'obtenir des performances plus élevées (voire plus robustes) que l'utilisation de notre modèle de référence sur l'ensemble des 621 bassins versants.

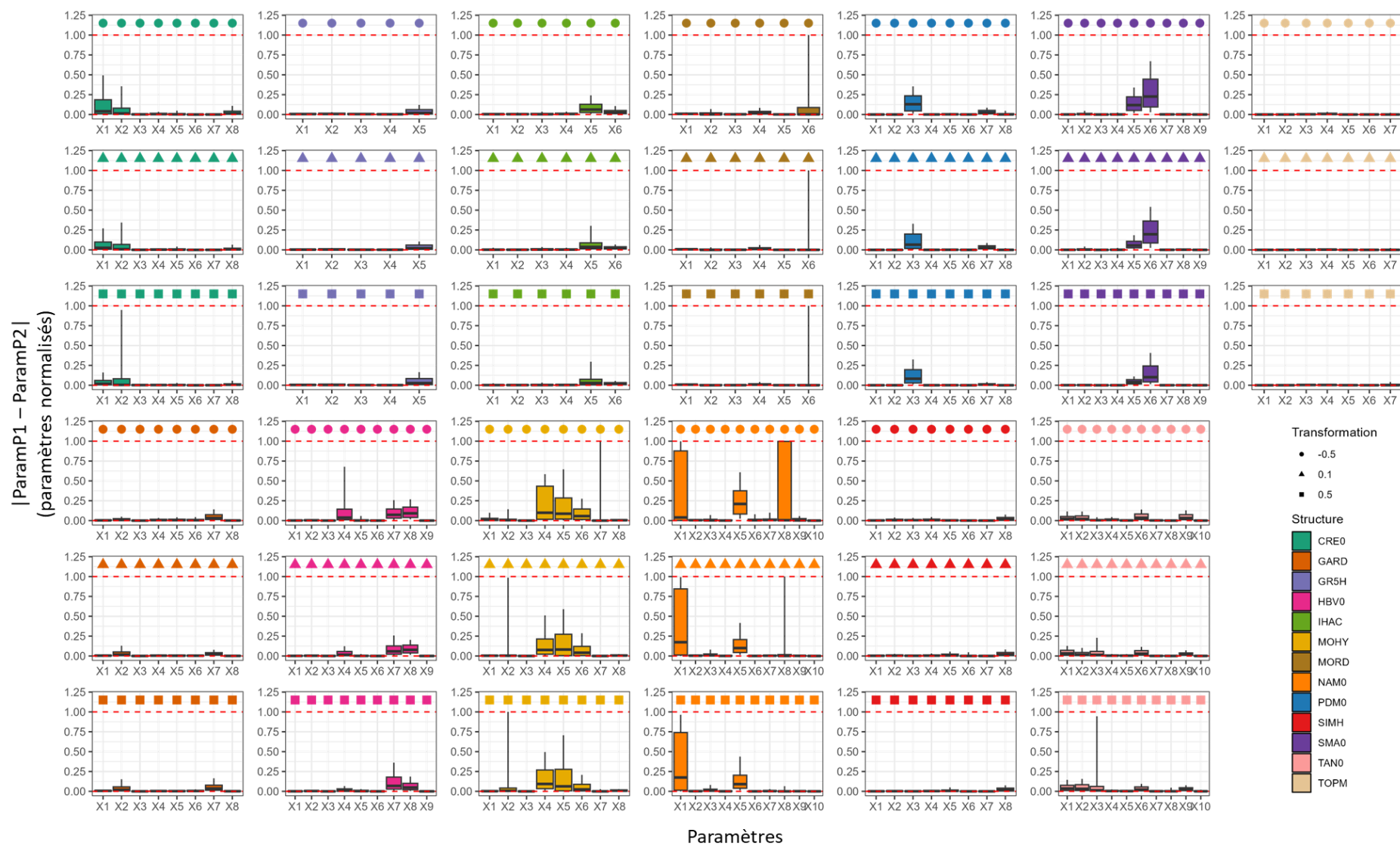


Figure 4-7 : Distributions des différences absolues des valeurs de paramètres normalisées entre sous-périodes de calage, sur chacun des 39 modèles, et sur l'ensemble de l'échantillon complet (621 bassins versants). Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

4.3.2 Modélisation globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins versants

Nous avons vu à la Figure 4-5 que les modèles pouvaient être classés selon leurs performances (critère KGE_{comp}). La possibilité de choisir le « meilleur » modèle (c'est-à-dire celui présentant les performances les plus élevées) sur chaque bassin versant permet un nouveau cadre d'analyse (Figure 4-2). Nous cherchons ainsi ici à comparer les résultats obtenus dans ce cadre d'analyse avec ceux obtenus sur notre référence.

La Figure 4-8 présente la distribution des performances obtenues en distinguant le meilleur modèle établi sur la période de calage et sur la période de contrôle. Les performances médianes sont augmentées de 0,04 (resp. 0,03) pour atteindre une valeur de 0,89 (resp. 0,88) lorsque l'on choisit un modèle différent par bassin selon ses performances en contrôle (resp. calage). Notons également que l'écart inter-quantile est bien plus resserré, avec un fort relèvement des quantiles les plus bas (avec près de 90 % des bassins au-dessus de la valeur 0,8), ce qui traduit la capacité de cette approche sélective à éviter les échecs sur des bassins versants variés.

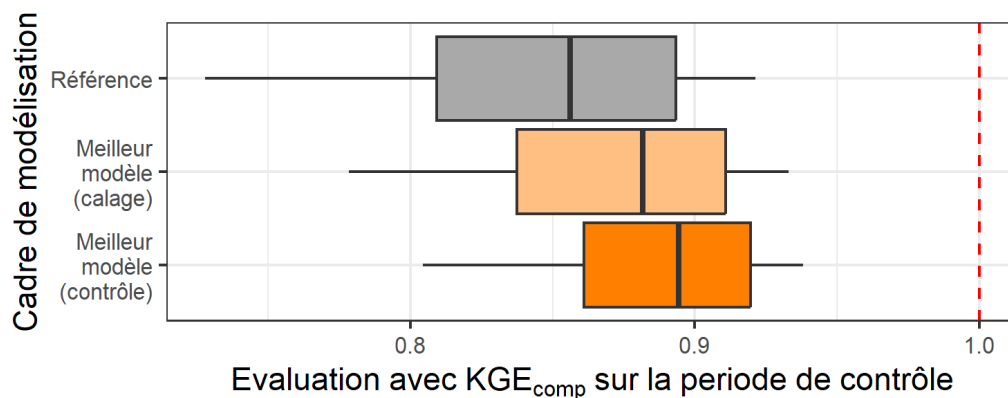


Figure 4-8 : Distribution des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants en contrôle dans notre cadre de modélisation référence (haut) et par choix du meilleur modèle (établie selon les performances en calage, milieu, ou en contrôle, bas). La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale de KGE . Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

La partie haute de la Figure 4-9 représente la distribution des meilleurs modèles sélectionnés en contrôle pour chaque bassin sur notre échantillon complet. Les résultats sont globalement corrélés avec ce qui a été obtenu dans l'analyse des rangs faite précédemment. On retrouvera ainsi les structures GR5H (30 %) et PDM (15 %) régulièrement classées en première position. En revanche, les modèles issus de SIMH ou IHAC ne sont que très peu utilisés. Notons que de manière générale, les modèles présentant comme fonction objectif la racine dixième des débits semblent être favorisés par rapport aux deux autres critères, bien que l'utilisation des différentes

transformations soit globalement homogène. Un autre résultat important est que pratiquement l'ensemble des modèles a été au moins une fois le meilleur sur un bassin. Toutefois, un grand nombre de modèles engendrent généralement une forte équifinalité. En effet, plusieurs modèles peuvent accéder à des performances similaires et ainsi plusieurs modèles peuvent être désignés comme étant les meilleurs sur un bassin versant. La partie basse de la Figure 4-9 prend en compte ce phénomène en acceptant une dégradation des performances par rapport au meilleur modèle (epsilon fixé à 0,02 points) sur les performances en contrôle. Les modèles issus de la structure GR5H présentent des résultats acceptables (c'est-à-dire en acceptant une légère dégradation des performances) sur plus d'un tiers de l'échantillon. Ce graphique met en avant la plus-value d'un multi-modèle puisqu'aucun modèle n'est capable à lui seul de représenter l'ensemble de l'échantillon.

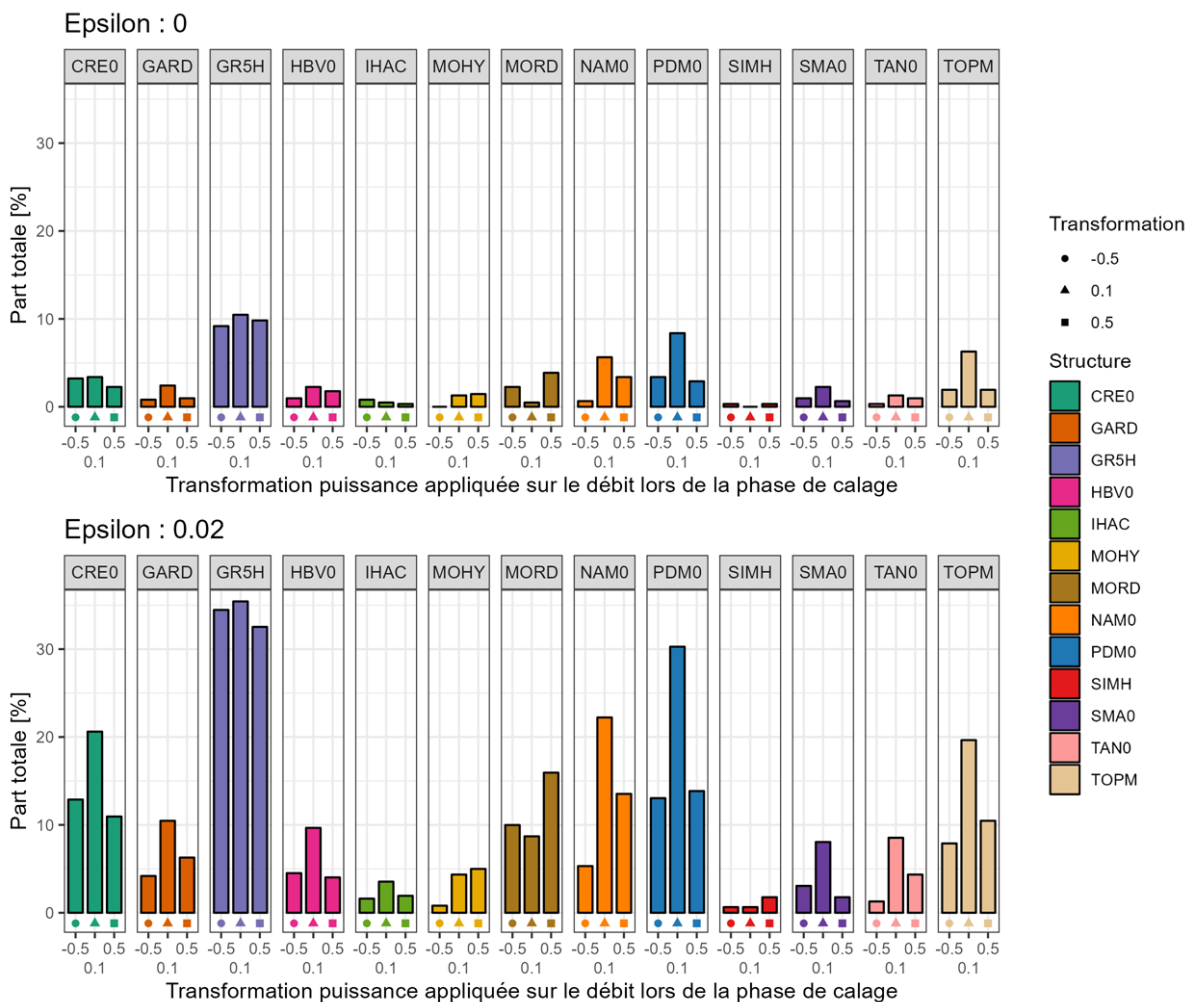


Figure 4-9 : Répartition quantitative des meilleurs modèles (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur l'échantillon de 621 bassins avec (bas, epsilon égal à 0,02) et sans (haut, epsilon égal à 0) acceptation d'une dégradation des performances.

La Figure 4-10 permet d'analyser la répartition sur l'échantillon de bassins des problématiques d'équifinalité. De manière générale, environ 10 % des modèles engendrent des performances proches. Si certains bassins présentent une forte équifinalité des performances (jusqu'à 50 % des modèles qui présentent des performances similaires), près de 10 % de l'échantillon possède un unique modèle capable d'atteindre des performances acceptables. En analysant plus en détail la répartition des modèles, nous pouvons nous rendre compte que 26 des 39 modèles sont nécessaires pour satisfaire le critère d'acceptation de perte de performance sur l'ensemble des bassins. Ce résultat montre une nouvelle fois la plus-value d'un large échantillon de modèles hydrologiques pour représenter un large échantillon de bassins versants.

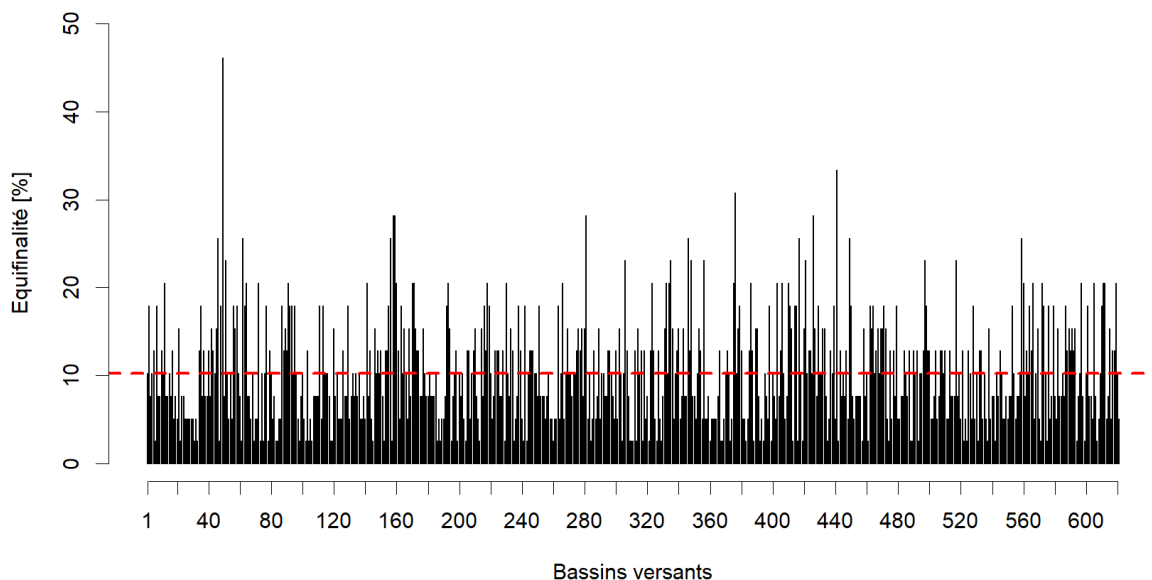


Figure 4-10 : Nombre de modèles respectant le critère de perte de performance (epsilon égal à 0,02) par bassin versant. La ligne pointillée rouge représente la valeur médiane sur l'ensemble de l'échantillon.

Enfin, nous nous sommes intéressés à la répartition spatiale de ces meilleurs modèles (Figure 4-11), mais il a été difficile de mettre en évidence des tendances régionales.

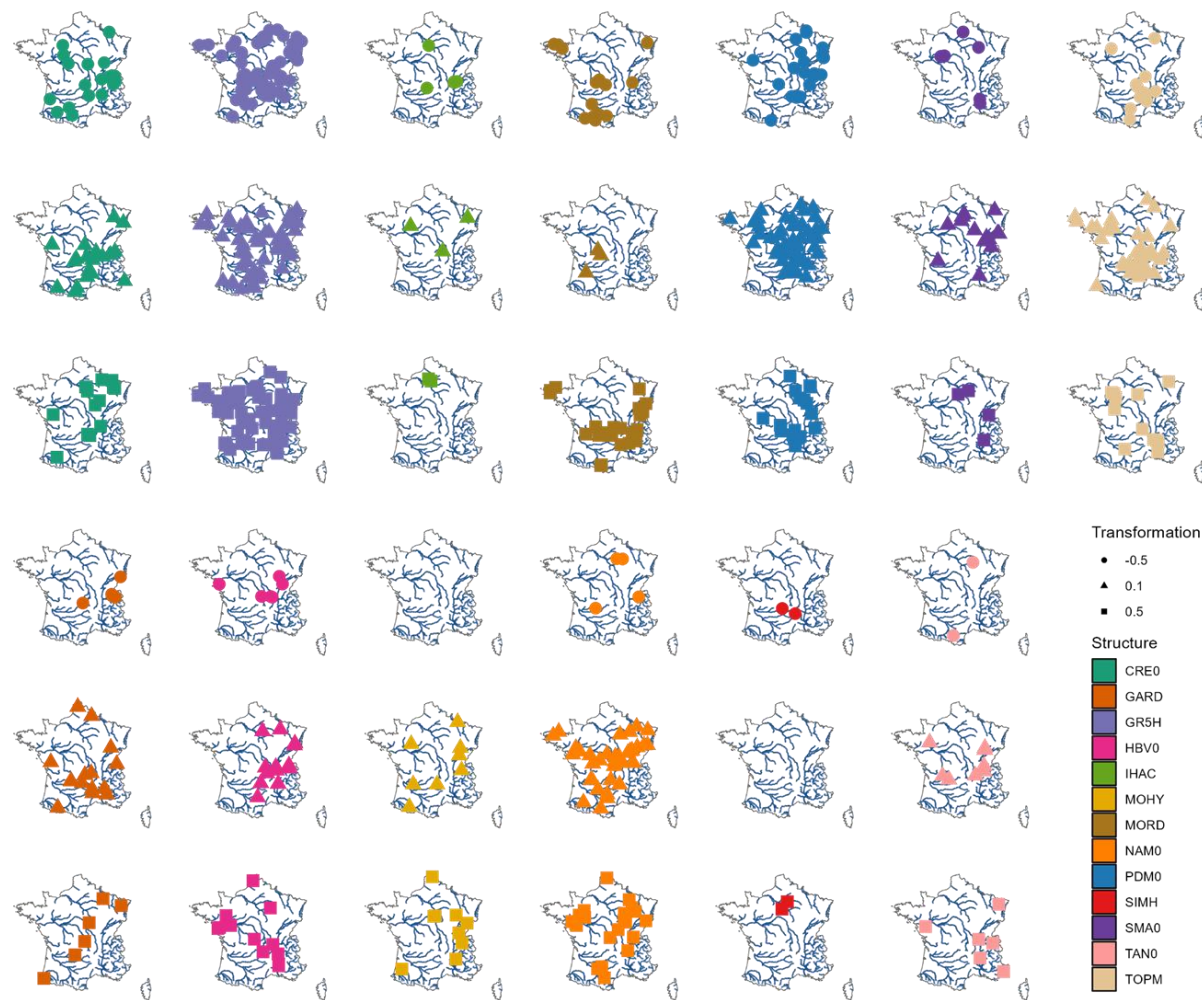


Figure 4-11 : Répartition spatiale des meilleurs modèles (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur l'échantillon de bassin complet constitué de 621 bassins.

Le second angle d'analyse est de déterminer si le choix d'un modèle adapté à chaque bassin versant permet une amélioration de la robustesse par rapport au modèle de référence. Pour cela, un taux de variation du score KGE_{comp} a été calculé à partir de la formule proposée par Lerat *et al.* (2012) (voir Table 3-3 pour l'interprétation de ce taux). Elle permet d'éviter les potentiels biais d'interprétation liés au fait que, lorsque les performances du meilleur modèle (défini sur la période de contrôle) sont plus élevées, les différences entre sous-périodes tendent à être plus faibles.

La Figure 4-12 présente les différences de performance entre calage et contrôle obtenues sur l'ensemble des bassins versants pour le modèle de référence et dans le cas où on a choisi le meilleur modèle sur chaque bassin versant. Chaque point représente donc un taux de variation entre calage et contrôle sur un bassin versant dans un cadre de modélisation défini. Les résultats montrent une meilleure robustesse lorsqu'on utilise un modèle adapté à chaque bassin versant avec une très faible perte de performance entre les périodes de calage et de contrôle en médiane (- 0,01 sur la valeur de KGE_{comp}). Notons qu'un faible gain de performance peut également être noté de manière ponctuelle. Cela s'explique notamment par le fait que le critère utilisé pour le calage des modèles (KGE calculé sur les débits avec une transformation +0,5, +0,1 ou -0,5) est différent du critère d'évaluation (KGE_{comp}).

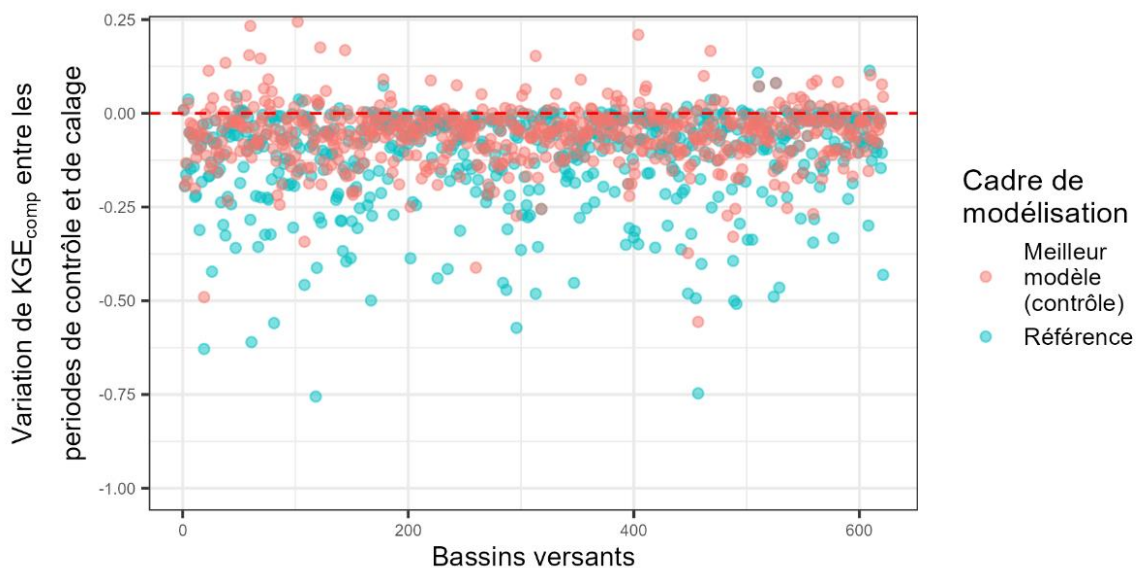


Figure 4-12 : Comparaison des variations (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants entre contrôle et calage, dans notre cadre de référence (GR5H calé par optimisation du KGE calculé sur la racine dixième des débits) et avec choix du meilleur modèle défini sur la période de contrôle sur chaque bassin. Chaque point représente donc un taux de variation entre calage et contrôle sur un bassin versant dans un cadre de modélisation défini. Des valeurs négatives (sous la ligne rouge) représentent une perte de performance en contrôle par rapport au calage.

4.3.3 Modélisation globale multi-modèle par combinaison des sorties à l'échelle des bassins versants

Dans cette section, nous nous intéresserons à une approche multi-modèle consistant à combiner les résultats obtenus en simulation à partir d'une grande variété de modèles hydrologiques. Rappelons que cette combinaison sera effectuée par une moyenne simple et sera constituée de 1 à 4 modèles, pouvant être différents sur chaque bassin versant (Figure 4-3).

La Figure 4-13 présente la distribution des performances obtenues dans le cadre multi-modèle par combinaison de modèles avec les deux approches précédemment étudiées (référence et choix d'un mono-modèle variable à l'échelle des bassins) sur la période de contrôle en utilisant le critère d'évaluation KGE_{comp} permettant la représentation d'une large gamme de débits. Les performances médianes sont augmentées de 0,04 pour atteindre une valeur de 0,93 lorsque l'on choisit une combinaison de modèles différente par bassin par rapport au choix du meilleur modèle unique par bassin. Notons également que l'écart inter-quantiles s'est une nouvelle fois réduit, ce qui traduit une meilleure représentation de l'ensemble de l'échantillon de bassins versants.

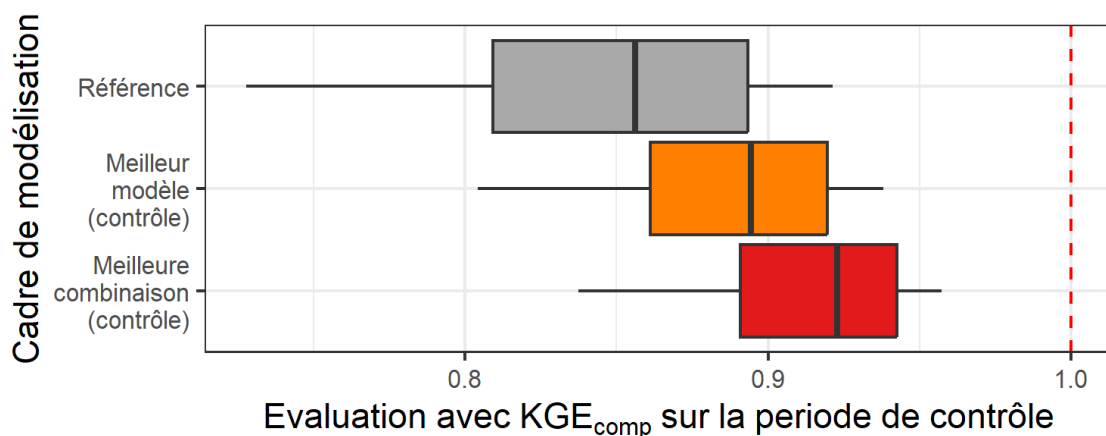


Figure 4-13 : Comparaison des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants en contrôle sur les cadres de modélisation de référence (GR5H calé par optimisation du KGE calculé sur l'inverse de la racine carrée des débits, haut), par choix du meilleur modèle (approche G-MoM-vbv, milieu) et par sélection de la meilleure combinaison de modèles (approche G-MuM-vbv, bas) sur la période de contrôle. La ligne rouge en pointillés représente la valeur maximale de KGE .

Une analyse sur la composition de ce multi-modèle par choix de la meilleure combinaison par bassin peut également être faite. Rappelons que des combinaisons de 2, 3 ou 4 modèles peuvent être faites. Si un modèle seul est plus performant qu'une combinaison, il sera alors privilégié. La Figure 4-14 montre que dans 80 % des cas, une combinaison de 4 modèles

distincts engendre de meilleures performances sur la période de contrôle. Ce résultat est toutefois à tempérer avec l'augmentation de l'équifinalité entre les approches plus le nombre de modèles considérés augmente. En effet, les combinaisons de 4 modèles sont favorisées mais présentent des résultats assez proches de ce qui peut être obtenu avec 2 ; ce point de discussion est abordé en Section 6.5.2. Le second point important est qu'un modèle non-combiné n'est quasiment jamais sélectionné (seulement 1 % des bassins est concerné), ce qui montre l'intérêt de l'approche par combinaison de modèles.

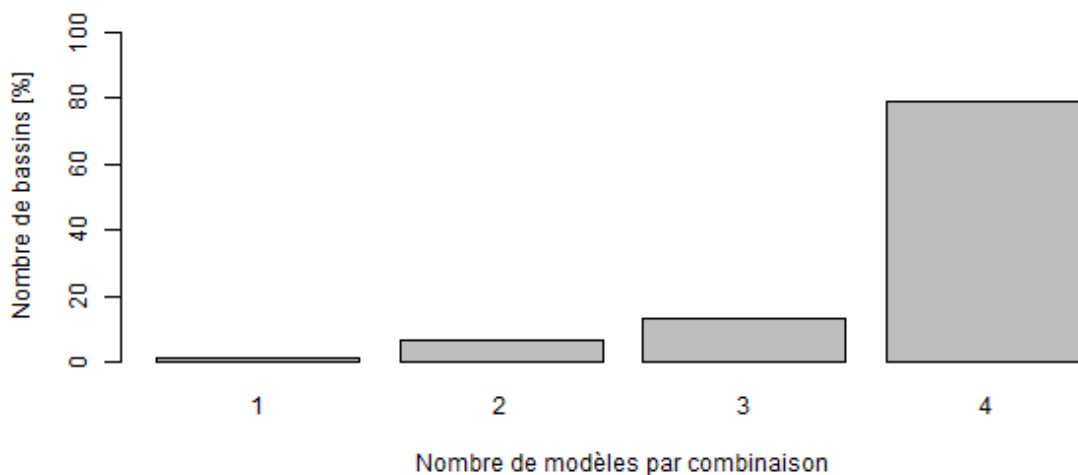


Figure 4-14 : Nombre de modèles utilisés par bassin dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison par bassin.

La Figure 4-15 montre la répartition des modèles hydrologiques utilisés dans le cadre de modélisation multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. On peut remarquer dans ce graphique une plus grande répartition dans le choix des modèles que lorsque l'on utilise un cadre de modélisation mono-modèle variable à l'échelle des bassins (Figure 4-9). Cela traduit notamment l'apport de modèles hydrologiques qui sont initialement moins performants lorsqu'ils sont utilisés seuls mais qui contribuent positivement quand ils sont combinés. Une première explication d'un tel comportement peut être la représentation d'un processus de second ordre (c'est-à-dire contribuant faiblement au débit final ou apparaissant sur peu de bassins) qui ne serait pas (ou mal) simulé par les autres modèles hydrologiques. La seconde explication est un effet de compensation d'erreurs entre modèles. Par exemple, un modèle qui aurait tendance à sous-estimer le débit, s'il est combiné avec un modèle ayant tendance à le surestimer, peut potentiellement être un bon candidat dans cette approche multi-modèle. L'homogénéisation de la répartition des modèles contribuant au multi-modèle se traduit notamment par une homogénéisation de la répartition des structures. L'approche par combinaison va ainsi chercher à utiliser des simulations issues de modèles dont les structures

sont variées. En revanche, l'impact de la transformation est plus difficile à déterminer, bien que contrairement à ce qui a été vu précédemment, les modèles favorisant les hauts débits (transformation + 0,5) soient légèrement favorisés. Notons enfin que l'ensemble des 39 modèles hydrologiques ont été sélectionnés parmi la meilleure combinaison sur au moins un bassin versant.

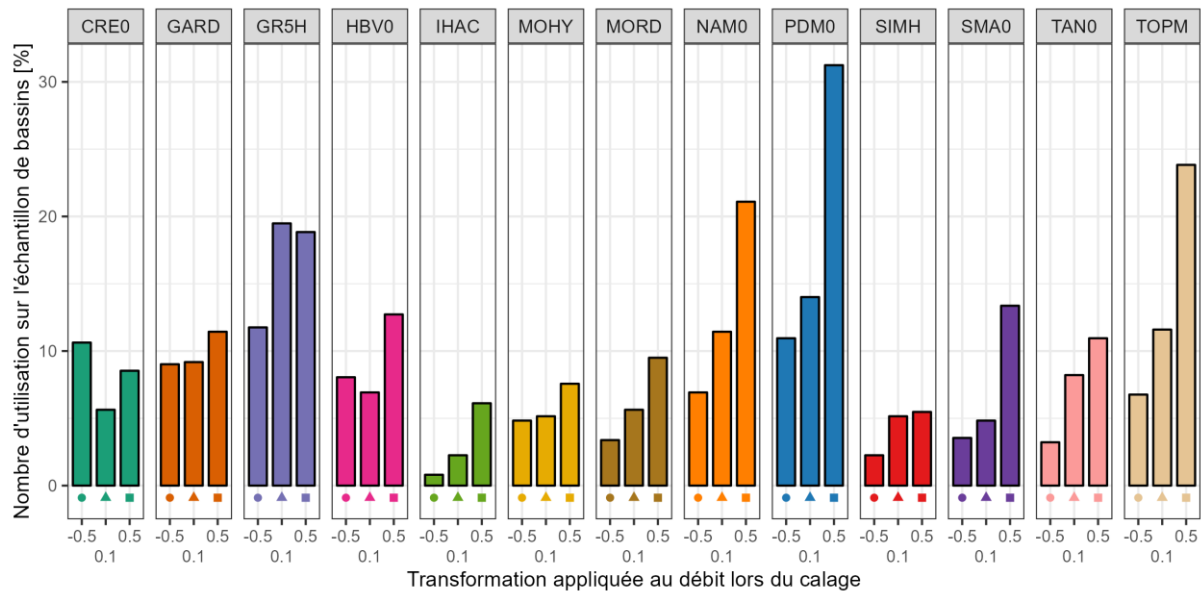


Figure 4-15 : Répartition de l'utilisation des différents modèles hydrologiques dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur l'échantillon de bassin complet constitué de 621 bassins.

Une analyse approfondie de ce multi-modèle par choix de la meilleure combinaison permet d'identifier des relations privilégiées entre modèles. On cherchera ainsi à savoir si un modèle est souvent associé à un autre modèle qui lui serait souvent complémentaire. La Figure 4-16 présente les différentes associations de modèles dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. Puisque la répartition de l'utilisation des différents modèles hydrologiques dans ce cadre d'analyse est hétérogène, le graphique n'est pas symétrique. Par exemple, si un modèle A est utilisé une seule fois, et qu'il est associé à un modèle B, nous pourrions dire que lorsque le modèle A est présent, il est associé dans 100 % des cas au modèle B. Or, le modèle B a également été associé une autre fois à un autre modèle C, le modèle B a donc été associé dans 50 % des cas à A et dans 50 % des cas à C.

La clé de lecture est donc différente entre ligne et colonne :

- Pour une ligne : chaque pixel correspond au pourcentage de fois où le modèle analysé (ligne) est associé à un autre modèle (colonne). On pourra ainsi lire par exemple que lorsque le modèle TOPM calé avec un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits (dernière ligne) est présent, il est associé dans 35 % des cas à PDM0 calé dans des conditions similaires (pixel vert sur la dernière ligne) et n'a jamais été combiné à IHAC calé avec un *KGE* calculé sur la racine dixième des débits (pixel noir sur la dernière ligne).
- Pour une colonne : chaque pixel correspond au pourcentage de fois où le modèle analysé (colonne) est associé à un autre modèle (ligne), conditionné par la présence de ce dernier. On pourra ainsi lire par exemple que le modèle TOPM calé avec un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits (dernière colonne) est choisi à hauteur de 20 % lorsque CREC calé avec un *KGE* calculé sur l'inverse de la racine carrée des débits est présent (pixel tout en haut à droite) mais n'est jamais sélectionné si IHAC calé avec un *KGE* calculé sur la racine dixième des débits fait partie de la combinaison (pixel noir sur la dernière colonne).

La lecture par ligne montre que pour un modèle fixé, il n'y a pas de réelle tendance globale sur l'association avec les autres modèles puisque leur pourcentage de présence reste assez faible avec une médiane d'association entre deux modèles à 6 %. Nous pouvons cependant noter que des valeurs assez élevées (jusqu'à 39 %) peuvent apparaître. Toutefois, ces valeurs sont généralement atteintes sur des modèles dont le taux de présence dans le multi-modèle est assez faible (par ex. IHAC) et donc où les statistiques sont moins robustes.

La lecture par colonne de ce graphique permet de connaître le taux de présence d'un modèle vis-à-vis des autres modèles. Cette lecture permet notamment d'identifier rapidement les éléments moteurs du multi-modèle, car plus le pourcentage moyen sur une colonne est élevé, plus il contribue aux combinaisons. On retrouve ainsi les résultats obtenus précédemment, à savoir que PDM0, TOPM et NAM0 calés avec un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits contribuent le plus à l'approche multi-modèle par combinaisons. Contrairement à ce qui pouvait être attendu, les modèles issus de la structure GR5H qui présentaient les plus hautes performances individuelles ne sont donc pas les modèles apportant le plus d'information dans un cadre multi-modèle par combinaison, bien qu'ils soient toutefois régulièrement utilisés.

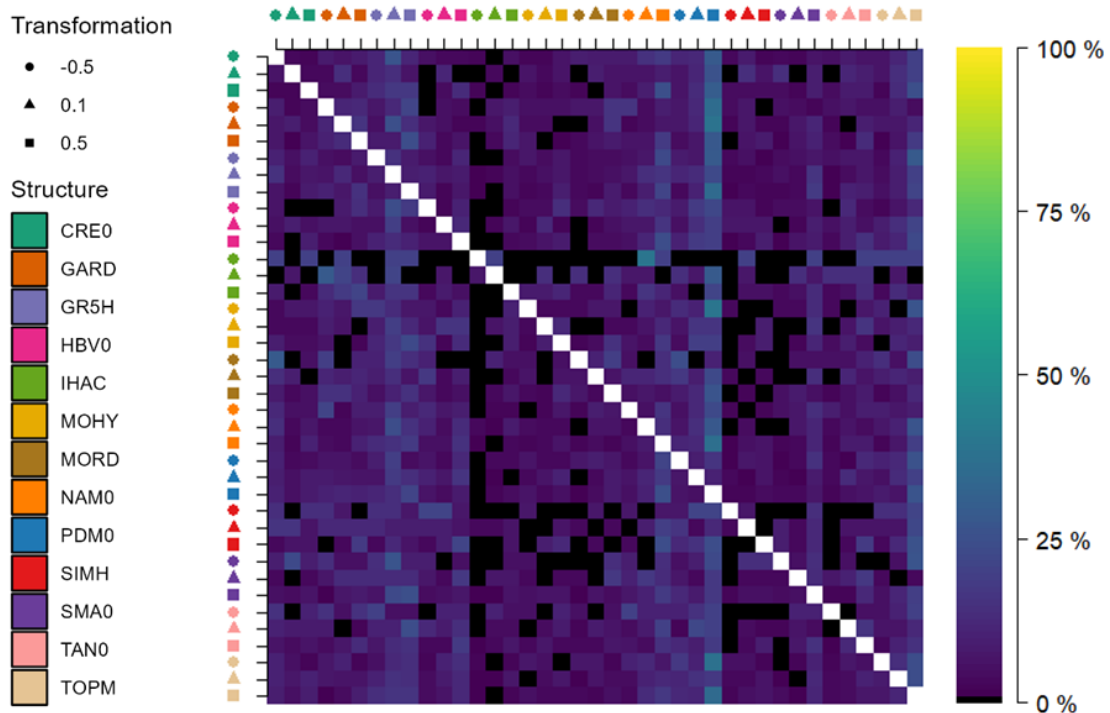


Figure 4-16 : Carte de chaleur présentant les associations de modèles dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. Un pixel noir correspond à 0 %.

S'il est difficile d'établir des liens directs dans les combinaisons entre modèles, il serait intéressant de réduire les dimensions en agrégeant les résultats pour s'intéresser à des liens entre structures, ou entre fonctions objectif. La partie gauche de la Figure 4-17 présente les associations de structures. Le premier point important est que les pixels de la grande diagonale sont proches de 0 %. Cela signifie qu'une structure préférera être combinée avec une autre structure plutôt qu'avec elle-même (calée avec une fonction objectif différente). En dehors de cette grande diagonale, les pixels sont tous différents de 0 %, ce qui traduit que les structures ont toutes été associées ensemble sur au moins un bassin. Enfin, la lecture par colonne montre que les structures GR5H et PDM0 semblent être les plus favorisées parmi les meilleures combinaisons sur chaque bassin. Ce résultat n'est pas surprenant car nous avons vu précédemment que certaines structures étaient très dépendantes de la fonction objectif qui leur est associée. La partie droite de la Figure 4-17 présente les associations de fonctions objectif. Comme précédemment, les modèles calés avec une fonction objectif donnée tendent à privilégier des associations avec des modèles calés avec une fonction objectif différente (valeurs faibles dans la grande diagonale) sauf pour la transformation racine carrée. La lecture par colonne nous permet de retrouver que les modèles calés sur un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits contribuent le plus aux combinaisons. En revanche, le résultat marquant ici est à lire sur les lignes. En effet, lorsqu'un modèle calé avec un *KGE* calculé sur l'inverse de la

racine carrée des débits ou sur la racine dixième des débits est présent dans la combinaison multi-modèle, il y a plus de 90 % de probabilité qu'il soit associé à un modèle ayant été calé en favorisant les hauts débits (transformation +0,5).

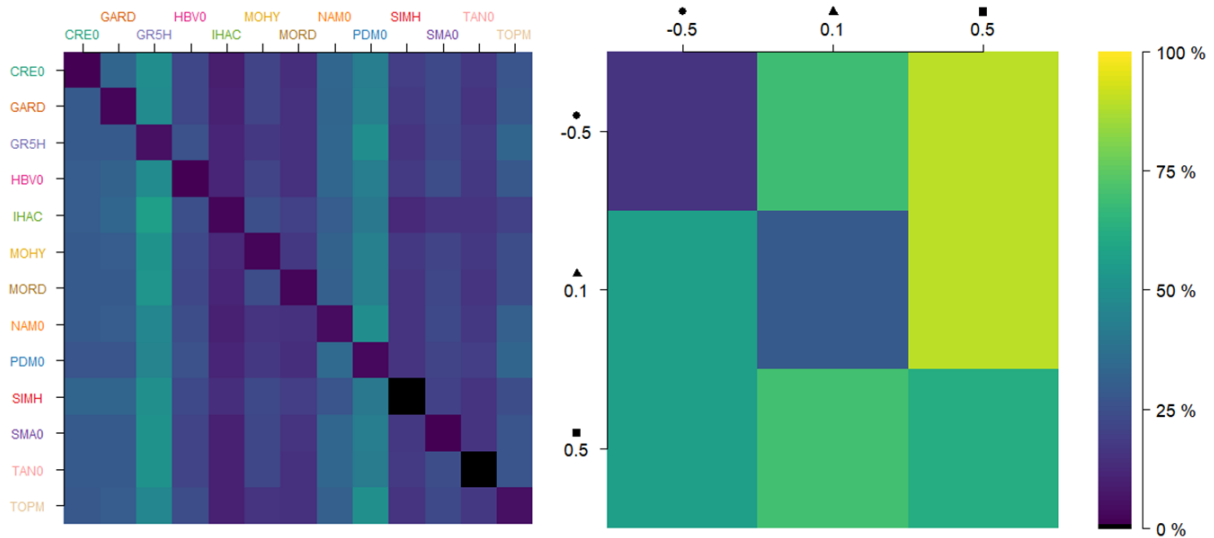


Figure 4-17 : Carte de chaleur présentant les associations de structures (gauche) ou de fonctions objectif (droite) dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. Un pixel noir correspond à 0 %.

Finalement, dans un objectif d'alléger la procédure multi-modèle par combinaison, nous pourrions nous demander dans quelle mesure un niveau de performance élevé peut être maintenu en réduisant progressivement l'échantillon. Grâce à l'analyse de la répartition de l'utilisation des différents modèles hydrologiques réalisée précédemment (Figure 4-15), nous avons pu retirer progressivement les modèles les moins utilisés et nous en avons analysé l'impact sur la distribution des performances. La Figure 4-18 montre une très faible dégradation si l'on considère seulement la moitié des modèles disponibles pour les différentes combinaisons (différence de 0,003 point de KGE_{comp} entre 39 et 20 modèles considérés). Comme attendu, la perte de performance s'accélère lorsque l'on continue à réduire le nombre de modèles disponibles dans notre échantillon (-0,01 point pour 12 modèles, -0,02 pour cinq modèles). Cette analyse permet néanmoins de constater qu'avec des combinaisons utilisant seulement quatre modèles bien choisis dans l'échantillon total, ici correspondant aux 4 modèles les plus utilisés dans les combinaisons (PDM0 et 0,5 ; TOPM et 0,5 ; NAM0 et 0,5 ; GR5H et 0,1), il est possible d'obtenir des performances équivalentes à celles obtenues avec l'approche multi-modèle par choix du meilleur modèle par bassin menée avec les 39 modèles disponibles.

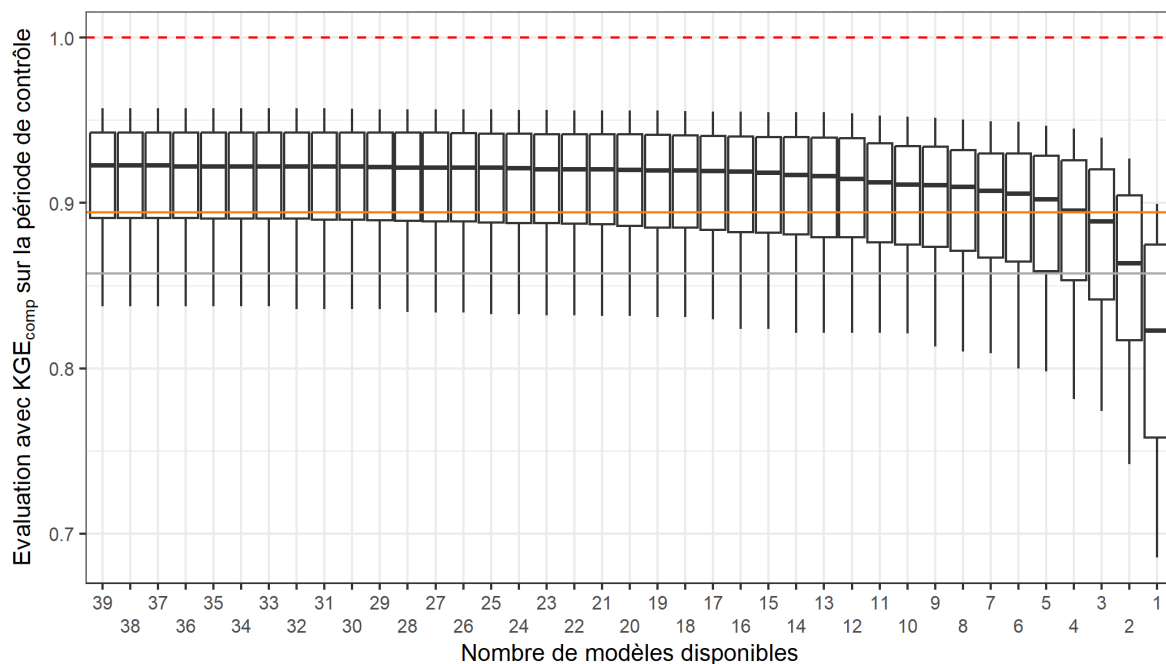


Figure 4-18 : Distribution des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 621 bassins versants en contrôle selon le nombre de modèles disponibles dans le cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison. La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale de KGE . Les lignes pleines représentent la médiane obtenue avec la référence (gris) et dans le cadre multi-modèle par choix du meilleur modèle (orange). Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %. La réduction du nombre de modèles se fait en considérant une combinaison de 1 à 4 modèles parmi les 39 modèles disponibles, puis les 38 et ainsi de suite jusqu'à 1 (représentant a fortiori un modèle seul).

Nous avons insisté précédemment sur la notion de « bien choisir » la composition du sous-échantillon. La Figure 4-19 permet de confirmer cet a priori puisqu'une sélection aléatoire des modèles engendre une forte dégradation des performances.

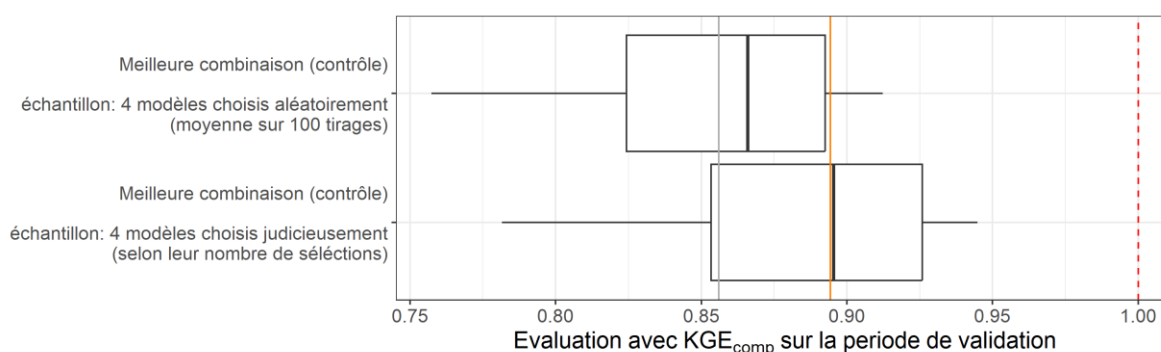


Figure 4-19 : Comparaison des performances obtenues avec un sous-ensemble de 4 modèles tirés aléatoirement ou judicieusement choisis parmi l'ensemble des modèles disponibles. La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale de KGE . Les lignes pleines représentent la médiane obtenue avec la référence (gris) et dans le cadre multi-modèle par choix du meilleur modèle (G-MoM-vbv, orange). Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

4.4 Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre ont montré que le cadre multi-modèle permet l'amélioration des performances sur un grand échantillon de bassins versants représentés de manière globale (sans discrétisation spatiale) en contexte de simulation.

Tout d'abord, l'utilisation d'un grand nombre de modèles a permis de confirmer les conclusions avancées par exemple par Thirel *et al.* (2023) (et d'autres auteurs avant eux), à savoir qu'un modèle est performant pour représenter la gamme de débit sur laquelle il a été calé et qu'il est difficile d'avoir un unique critère pour représenter une large gamme de débits pour le calage d'un modèle hydrologique. Les différents modèles présentent globalement des performances assez homogènes sur le critère KGE_{comp} sur l'ensemble de l'échantillon avec au premier rang GR5H calé sur la racine dixième des débits qui a donc été utilisé comme référence. Les modèles semblent ne pas présenter de problèmes de robustesse majeurs et ont globalement des paramètres assez stables bien que des instabilités puissent apparaître dans certaines configurations (par ex. paramètres de partage des écoulements ou paramètres correctifs de l'ETP).

Sélectionner un modèle différent par bassin permet d'atteindre de plus hautes performances par rapport à un modèle unique sur l'ensemble des bassins. Ainsi, le « meilleur » modèle (i.e. engendrant les performances les plus hautes en contrôle) a été déterminé pour chaque bassin. La plus-value d'un large échantillon de modèles a été mise en avant par cette approche car quasiment l'ensemble des modèles utilisés ont été définis comme meilleur modèle sur au moins un bassin versant de l'échantillon. Notons également que le choix d'un modèle par bassin permet une amélioration de la robustesse sur l'ensemble de l'échantillon puisque la différence de performance entre calage et contrôle a été diminuée.

Toutefois, les performances les plus hautes ont été atteintes dans un cadre multi-modèle par choix de la meilleure combinaison de modèles. Ces combinaisons correspondent à une simple moyenne des simulations issues d'un à quatre modèles distincts. Les combinaisons de quatre modèles sont très largement favorisées sur l'ensemble des bassins (80 %) et inversement les modèles seuls ne sont quasiment jamais utilisés (1 %). L'homogénéisation de la répartition de l'utilisation des modèles a confirmé qu'un modèle moyennement performant peut s'avérer bénéfique lorsqu'il est associé à un autre modèle. De plus, les résultats ont mis en avant que les meilleurs modèles seuls ne sont pas toujours les plus adaptés lorsqu'ils sont combinés avec

d'autres modèles. Toutefois, les éléments les plus performants individuellement semblent rester globalement des éléments moteurs du groupe. Nous nous sommes également interrogés sur la possibilité de liens privilégiés entre les différents modèles, structures ou fonctions objectif. S'il est difficile de définir des relations claires entre les modèles, les analyses par structure et fonction objectif ont montré que les meilleures combinaisons privilégient des modèles aux structures variées contenant au moins un modèle calé sur la racine carrée des débits. Enfin, nous avons montré qu'il est possible d'alléger le nombre de modèles dans l'échantillon sans trop dégrader les performances s'ils sont bien sélectionnés.

Chapitre 5 : Le multi-modèle semi-distribué : une mosaïque de modèles

5.1 Contexte

Le Chapitre 4 a mis en avant les bénéfices de la mise en place d'un cadre de modélisation multi-modèle avec une approche spatiale globale (à l'échelle du bassin versant). Nous avons ainsi montré qu'il est nécessaire de disposer d'un modèle ou d'une combinaison de modèles bien adapté sur chaque bassin versant. Cette démarche impose cependant une représentation uniforme de la transformation pluie-débit à l'échelle du bassin. Or, nous avons montré dans le Chapitre 1 que la variabilité interne au sein du bassin (caractéristiques physiques et/ou conditions climatiques) peut être marquée sur notre territoire d'étude. Ainsi, dans ce chapitre, nous explorons la question de l'intérêt d'un cadre de modélisation semi-distribué, qui découpe un bassin versant en sous-unités.

Ajami *et al.* (2004) ont travaillé sur l'intérêt de la simple spatialisation des pluies en utilisant une approche semi-globale où les variables climatiques d'entrée sont semi-distribuées mais un même paramétrage est appliqué sur l'ensemble des sous-bassins. Leur étude, réalisée sur le bassin de l'Illinois aux Etats-Unis, montre que cette stratégie engendre des gains de performance peu significatifs dans l'ensemble, bien que quelques améliorations aient été mises en évidence à l'échelle événementielle. Cependant, cette étude ayant été menée au pas de temps journalier, les dynamiques de transfert infra-journalières ont pu être masquées. Les travaux de thèse de Lobligeois (2014), menés sur un grand nombre de bassins français au pas de temps horaire, ont montré que sous climat océanique, les performances obtenues via la seule semi-distribution des pluies ne sont pas significativement meilleures que celles obtenues via une approche globale car les pluies (notamment les plus fortes) sont le plus souvent réparties de manière uniforme sur le bassin. En revanche, une plus-value apparaît lorsque l'on s'intéresse à des bassins présentant une forte variabilité spatiale des pluies, notamment pour des régimes cévenols et méditerranéens. Notons que cette conclusion avait été proposée quelques années auparavant à l'échelle journalière grâce à l'analyse de bassins chimères fictifs obtenus en combinant deux bassins existants de taille similaire mais localisés géographiquement à des endroits différents afin d'exacerber la variabilité spatiale des pluies et la morphologie des bassins (Andréassian *et al.*, 2004). Cette première approche semi-globale n'est pas aberrante

puisque les paramètres obtenus suite à une modélisation globale semblent fournir des valeurs proches de celles obtenues sur les sous-bassins (Lobligeois, 2014).

De nombreux travaux de recherche se sont intéressés au calage du modèle sur les différents sous-bassins versants afin d'améliorer la représentation des débits à l'exutoire. Ils ont cependant abouti au même constat : paradoxalement, bien que plus complexe, l'approche semi-distribuée ne permet pas toujours d'obtenir de meilleurs résultats au niveau de la station la plus à l'aval (Khakbaz *et al.*, 2012; Lobligeois, 2014; de Lavenne *et al.*, 2016). Toutefois, il ne faut pas donner une mauvaise interprétation de ce constat car l'approche semi-distribuée peut être bénéfique sur quelques bassins versants, bien qu'il soit difficile de les identifier a priori. On notera par exemple les travaux de Lobligeois (2014) ou Astagneau (2022) qui ont montré la plus-value d'un tel cadre de modélisation sur les bassins méditerranéens et cévenols, notamment à l'échelle événementielle. On peut également citer Wortmann *et al.* (2019) ou Garavaglia *et al.* (2017) qui ont mis en avant les bénéfices d'une approche semi-distribuée par rapport à une approche globale sur des bassins présentant des singularités, comme l'influence de la neige ou de la glace.

Loritz *et al.* (2021) expliquent que la dégradation des performances liée à la semi-distribution sur certains bassins par rapport à une approche globale peut être due à la difficulté de caler un modèle sur un petit sous-bassin lorsque la réponse du grand bassin est dominée par des processus hydrologiques qui interagissent à de larges échelles spatiales. De plus, il semblerait que des écarts importants de paramètres puissent apparaître par exemple lorsque la contribution du bassin intermédiaire (c'est-à-dire le bassin sur lequel sont injectés les débits provenant de l'amont) est très faible par rapport à l'ensemble du bassin. Cela est dû à une faible sensibilité des débits simulés à des variations de paramètres en raison d'une contrainte forte exercée par les bassins amont. Une méthode telle que la régularisation permet de pallier ce problème en contraignant les valeurs de paramètres grâce aux paramétrages des bassins proches ou de caractéristiques similaires si l'impact sur la modélisation est peu significatif (de Lavenne *et al.*, 2019).

Vidyarthi & Jain (2023) ont mis en avant que, bien souvent, les cadres de modélisation semi-distribués présentés dans la littérature pour la simulation des débits nécessitent de nombreuses données hydrométéorologiques pour le calage des paramètres. Puisqu'il est difficile de généraliser la plus-value de la semi-distribution par rapport à l'approche globale, les auteurs proposent une approche simple en constituant un cadre de modélisation semi-

distribué basé seulement sur un modèle global unique calé sur les différents sous-bassins et en reliant les sous-entités par un schéma de routage. De cette manière, les auteurs ont montré de meilleures performances sur les trois grands bassins versants américains modélisés par rapport à une approche globale ou un cadre semi-distribué plus complexe.

Si les approches multi-modèles et celles semi-distribuées ont été largement explorées ces dernières années par la communauté scientifique, elles n'ont à notre connaissance encore jamais été combinées au sein du même cadre de modélisation. La question à laquelle nous tenterons de répondre dans ce chapitre sera la suivante : que peut-on attendre d'une modélisation multi-modèle semi-distribuée pour la simulation des débits ? Ce chapitre a donc pour but de mettre en place et tester un cadre multi-modèle semi-distribué.

5.2 Mise en place d'un cadre multi-modèle semi-distribué

Dans le cadre de ce travail, nous utiliserons l'échantillon de données poupées russes constitué de 150 bassins jaugés, découpés en plusieurs sous-entités (elles aussi jaugées) de manière simple (considérant un seul niveau d'emboîtement) et selon la topographie. Les détails de la constitution de cet échantillon sont disponibles en Section 1.3.2. Chacun de ces sous-bassins sera modélisé grâce aux 39 modèles hydrologiques (13 structures de modèles et trois fonctions objectif) disponibles. Le calage est réalisé de manière séquentielle, c'est-à-dire en commençant par les bassins amont et en terminant par le bassin aval. La propagation des débits entre les différentes mailles est réalisée avec un simple délai, jugé suffisant pour une approche hydrologique (Henrotin, 2022). Notons que la présence de bassins influencés dans la base de données nécessite une adaptation dans le calage des modèles semi-distribués. Les sous-bassins influencés seront ainsi « isolés » en propageant le débit observé et non le débit simulé, afin d'éviter le transfert d'erreurs de modélisation vers l'aval dues à la non prise en compte explicite des influences. Rappelons que sur les bassins présentant plus de 10 % de précipitations solides, le module de neige a été activé en amont avec un paramétrage fixe.

Une difficulté dans la mise en place du multi-modèle semi-distribué est la nécessité de faire un choix sur les simulations à propager de l'amont vers l'aval, car tester l'ensemble des possibles engendre un nombre de calages sur le bassin aval augmentant de manière exponentielle avec le nombre de sous-bassins amont et le nombre de modèles considérés. Ainsi, avec deux sous-bassins amont et 39 modèles possibles, on aurait $39^2 = 1521$ combinaisons possibles de modèles à tester. Le choix fait dans le cadre de ce travail est de propager la

meilleure simulation amont, c'est-à-dire celle engendrant les plus hautes performances de KGE_{comp} en contrôle sur le sous-bassin amont considéré. Ce choix sera discuté dans la Section 6.5.4.

Finalement, dans ce chapitre, nous distinguerons quatre configurations différentes :

1. Modélisation semi-distribuée mono-modèle uniforme (SD-MoM-u). Il s'agit du cadre de modélisation semi-distribué classique. Nous nous intéresserons dans ce cas à tester chaque modèle indépendamment dans un contexte semi-distribué sur l'ensemble de l'échantillon de bassins.

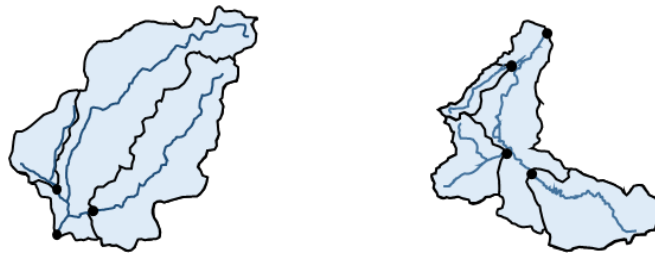


Figure 5-1 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée mono-modèle uniforme (SD-MoM-u) ; un même modèle est utilisé sur l'ensemble des bassins (et sous-bassins).

2. Modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des bassins versants totaux (SD-MoM-vbv). Bien qu'un unique modèle soit utilisé pour modéliser l'ensemble d'un bassin, cette approche peut être considérée comme multi-modèle puisque le modèle sélectionné peut varier selon chaque bassin versant. Ce choix a été réalisé en considérant l'ensemble des 39 modèles possibles puis en ne gardant que celui conduisant aux meilleures performances à la station aval sur la période de contrôle. Concrètement, on appliquera alors le même modèle calé sur chaque sous-bassin mais on autorisera des modèles différents selon les bassins totaux considérés (Figure 5-2).

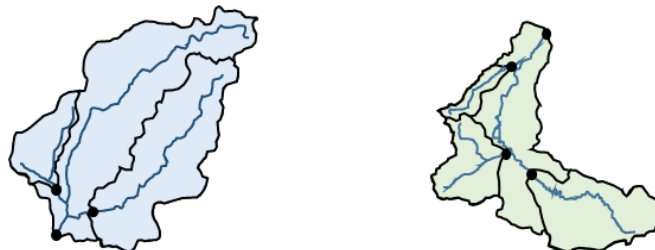


Figure 5-2 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des bassins totaux (SD-MoM-vbv) ; un modèle différent est utilisé sur chaque bassin mais un modèle unique est appliqué sur les différents sous-bassins. Chaque couleur représente un modèle différent.

3. Modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins versants (SD-MoM-vsbv). Pour aller plus loin, le cadre semi-distribué offre la possibilité de considérer un modèle différent sur chaque sous-bassin versant au sein d'un même bassin total. De ce fait, il est possible de représenter un bassin versant par une mosaïque de modèles différents appliqués sur les sous-entités (Figure 5-3). On sélectionne donc ici le modèle conduisant aux meilleures performances en contrôle à chaque station considérée. Le choix du modèle aval est donc dépendant des choix des modèles amont puisqu'il intègre les simulations amont.

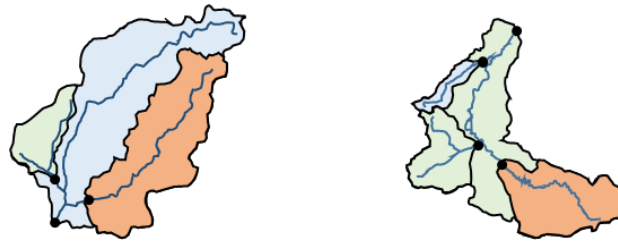


Figure 5-3 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins (SD-MoM-vsbv) ; un modèle différent est utilisé sur chaque sous-bassin. Chaque couleur représente un modèle différent.

4. Modélisation semi-distribuée multi-modèle par combinaison des sorties variable à l'échelle des sous-bassins versants (SD-MuM-vsbv). Le cadre de modélisation multi-modèle semi-distribué le plus complexe testé dans ce travail est l'utilisation de combinaisons des débits simulés sur chaque maille du bassin versant total considéré (Figure 5-4). Pour rappel, cette combinaison est faite par simple moyenne des simulations issues d'un à quatre modèles hydrologiques parmi l'ensemble disponible (voir Section 6.5.3 pour le choix de cette méthode). On retient la combinaison donnant les meilleures performances en contrôle à la station considérée. Les modèles de bassin intermédiaire sont donc optimisés en considérant les entrées moyennes amont sélectionnées. La combinaison aval retenue est celle composée d'un à quatre modèles donnant les meilleures performances en contrôle.

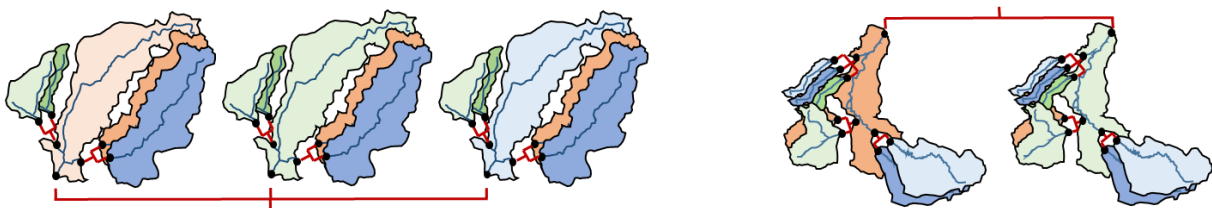


Figure 5-4 : Représentation schématique de l'approche de modélisation semi-distribuée multi-modèle ; une combinaison de modèles est utilisée sur chaque sous-bassin (SD-MuM-vsbv). Chaque couleur représente un modèle différent. Les combinaisons amont propagées sur un même bassin seront toujours identiques quel que soit le modèle aval considéré (discuté dans la Section 6.5.4).

5.3 Résultats et analyses

5.3.1 Modélisation semi-distribuée mono-modèle uniforme (référence)

La Figure 5-5 présente la distribution des performances des modèles hydrologiques (couples structure – fonction objectif) sur la période de contrôle sur le critère KGE_{comp} dans un cadre semi-distribué mono-modèle uniforme, c'est-à-dire considérant un unique modèle calé sur chaque bassin de l'échantillon. Comme dans le chapitre précédent, nous retrouvons des performances globalement homogènes bien que SIMH semble être légèrement moins performant. Le modèle GR5H calé selon un KGE calculé sur la racine dixième des débits a engendré les performances médianes les plus élevées dans un cadre semi-distribué sur l'ensemble de l'échantillon de bassins. Ce modèle servira donc de référence dans le cadre de ce chapitre.

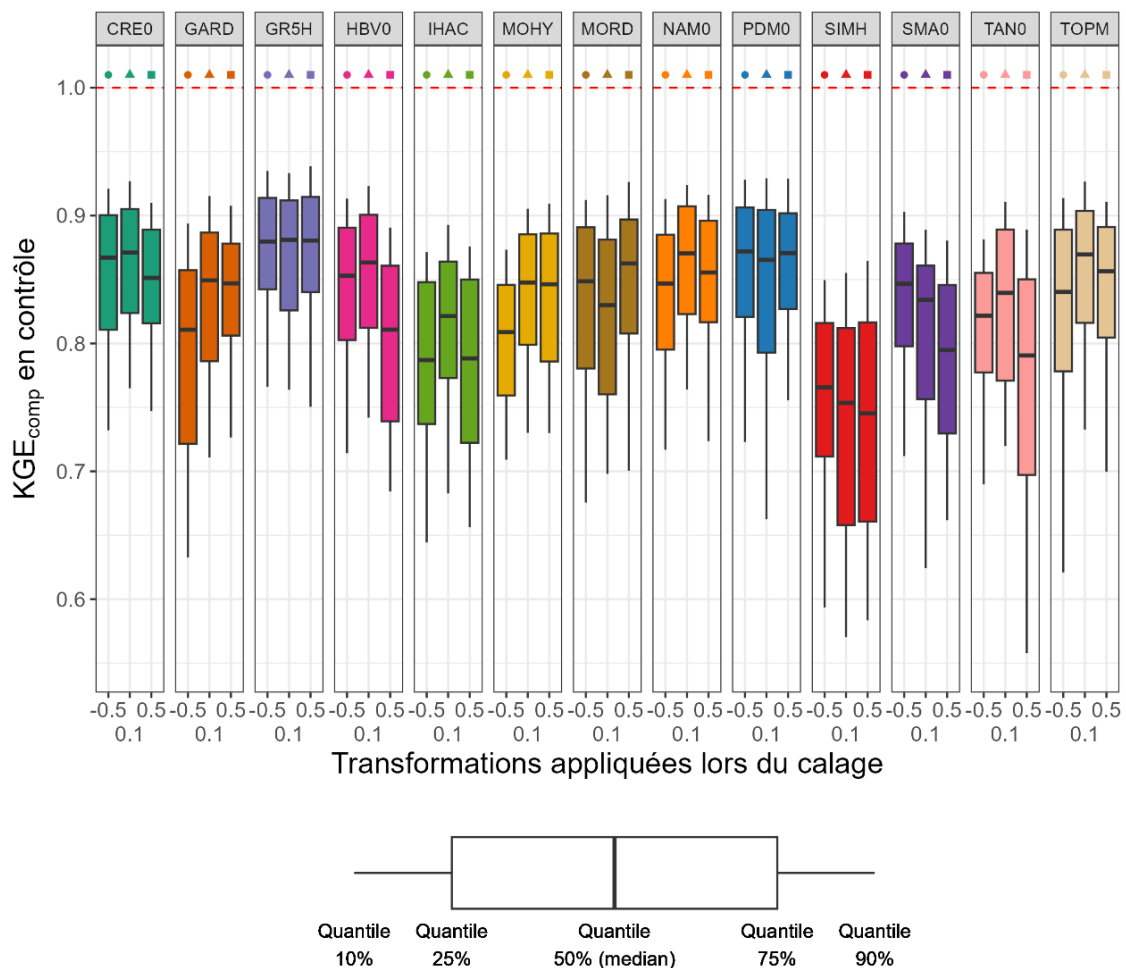


Figure 5-5 : Distribution de la performance (KGE_{comp}) des 39 modèles semi-distribués sur les 150 bassins versants en contrôle. La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale du KGE . Chaque couleur représente une structure et chaque motif géométrique représente la transformation puissance appliquée au débit lors de la phase de calage.

Nous avons vu dans la littérature que de manière générale, il est difficile d'accorder une réelle plus-value à l'approche semi-distribuée par rapport à l'approche globale. Toutefois, on peut se demander si certains modèles sont plus impactés que d'autres par la spatialisation des forçages hydroclimatiques et de leurs paramètres. La Figure 5-6 présente la comparaison des performances (KGE_{comp}) issues des approches globales et semi-distribuées sur l'échantillon « poupées russes » (150 bassins versants). De manière générale, la plus-value de l'approche semi-distribuée est faible par rapport à l'approche globale (médiane des modèles légèrement au-dessus de la droite représentant l'égalité). Un résultat important apparaît lorsque l'on regarde les différents quantiles puisque l'on s'aperçoit que l'approche semi-distribuée ne se contente pas de reproduire des performances proches de celles obtenues dans un contexte global mais peut parfois les améliorer, et parfois les détériorer. Intuitivement, nous penserions que ce sont les performances les moins hautes qui seraient touchées. Or, ce n'est pas toujours le cas. En effet, de fortes dégradations peuvent apparaître sur des bassins présentant des performances élevées lorsqu'ils sont modélisés de manière globale. À l'inverse, les fortes améliorations peuvent permettre d'atteindre des hautes performances et ne se contentent pas seulement de passer de modélisation mauvaise à moyenne. Cela montre donc qu'il serait intéressant d'adapter la discrétisation spatiale en fonction de chaque bassin versant. Si les structures CRE0, GR5H ou MORD présentent des écarts quasiment nuls entre les deux approches testées, ce n'est pas le cas pour GARD, HBV0, MOHY, NAM0, SIMH, TAN0 et TOPM qui montrent un impact bien plus positif de la semi-distribution. En revanche, il est assez difficile de déterminer une tendance claire de l'impact de la discrétisation spatiale sur les fonctions objectif.

L'impact sur la robustesse et les paramètres des modèles semi-distribués a également été analysé, mais n'a pas mené à des conclusions significativement différentes de l'approche globale :

- Les modèles ne présentent pas de problèmes majeurs de robustesse (faible perte de performance entre calage et contrôle).
- De manière générale, les paramètres sont assez stables entre périodes de calage, bien que certains paramètres de certaines structures (les mêmes qu'au chapitre précédent) présentent des instabilités ponctuelles voire récurrentes.

Des analyses complémentaires ont été menées sur la comparaison des valeurs des paramètres lors du passage de modèle global à semi-distribué ainsi que sur la cohérence des paramètres entre les différents sous-bassins mais n'ont pas apporté de nouvelles conclusions. Le détail de ces analyses est présenté en Annexe C.

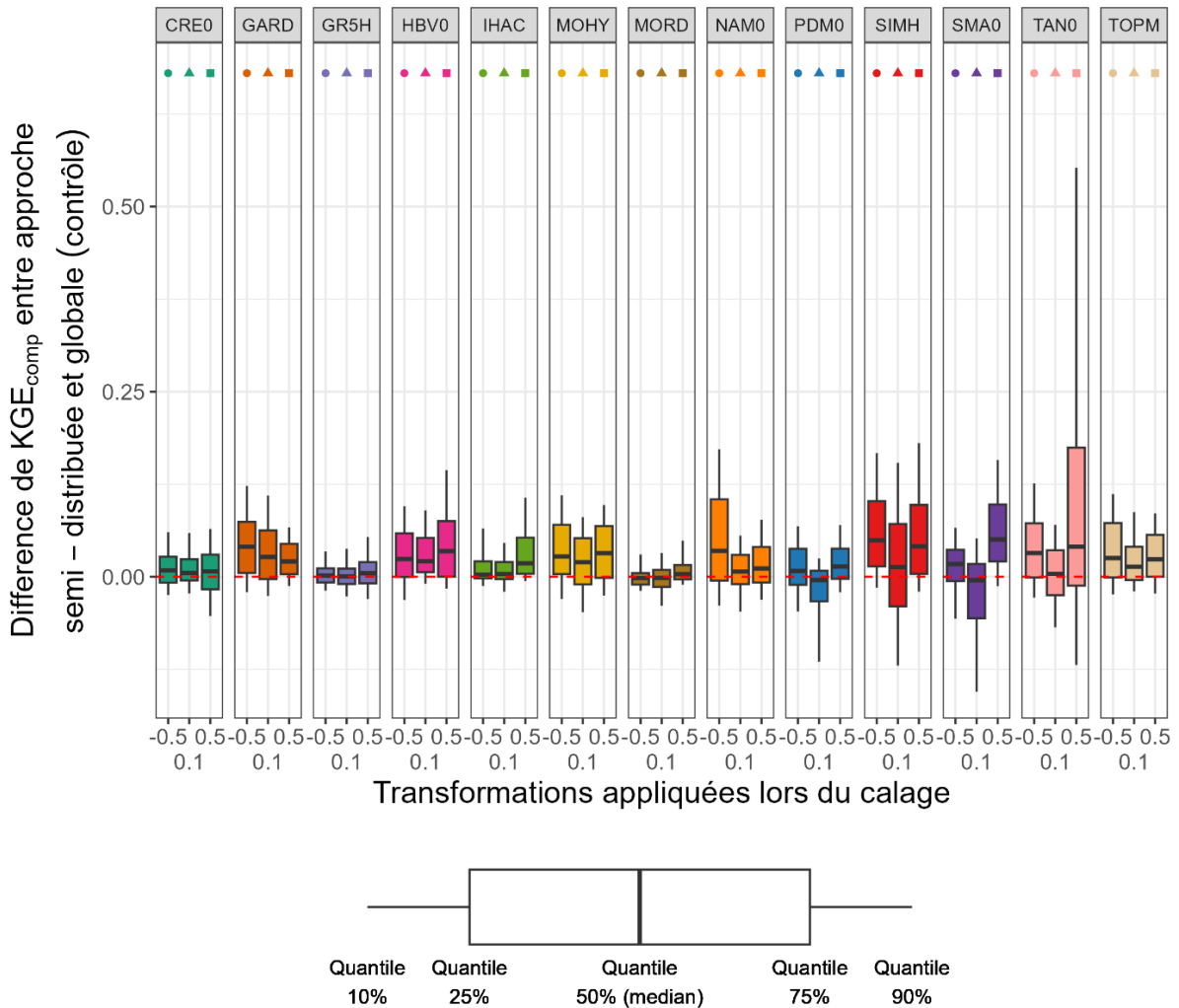


Figure 5-6 : Comparaison des performances (KGE_{comp}) issues des approches globales et semi-distribuées sur les 150 bassins versants pour les 39 modèles en contrôle. Chaque couleur représente une structure et chaque motif géométrique représente la transformation puissance appliquée au débit lors de la phase de calage. La ligne rouge en pointillés représente l'égalité des performances entre les deux approches ; la partie supérieure (resp. inférieure) indique une meilleure performance pour l'approche semi-distribuée (resp. globale).

5.3.2 Modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des bassins versants

Le cadre d'analyse de cette section consiste à choisir le « meilleur » modèle (c'est-à-dire celui présentant les performances les plus élevées en contrôle à l'exutoire) sur chaque bassin versant (Figure 5-2). On cherchera notamment à analyser la plus-value de la semi-distribution par rapport à l'approche globale à l'exutoire des bassins versants étudiés.

La Figure 5-7 présente la distribution des performances obtenues dans ce cadre de modélisation. Les distributions montrent une nouvelle fois que le choix d'un modèle distinct par bassin permet d'obtenir des performances médianes plus élevées (+0,04) pour atteindre une valeur de 0,92 avec un resserrement de l'écart inter-quantile bien plus serré (notamment sur les quantiles les plus bas). En revanche, la plus-value de la semi-distribution par rapport à l'approche globale est faible, même si une légère amélioration sur l'ensemble des quantiles peut être notée.

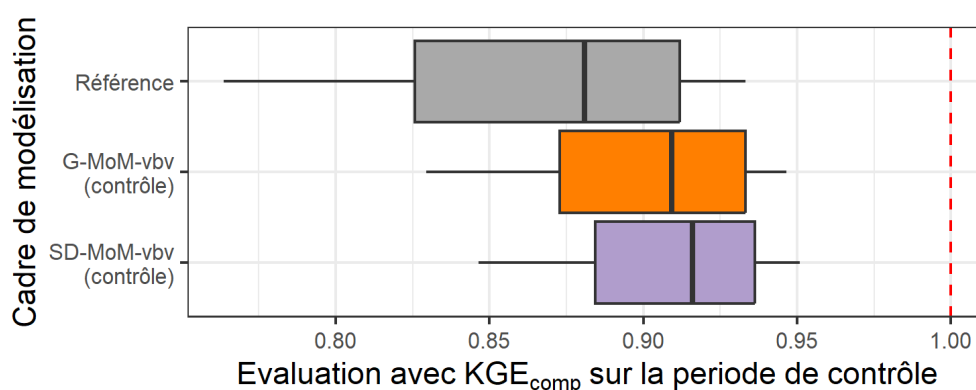


Figure 5-7 : Distribution des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle dans notre cadre de modélisation référence (haut) et avec l'approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins (établie dans un contexte global, milieu, ou semi-distribué, bas). La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale de KGE . Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

Bien que les performances soient globalement similaires, nous avons vu précédemment que des pertes et des gains de performances potentiellement élevés peuvent apparaître sur certains bassins versants selon les structures. Nous nous sommes ainsi intéressés à l'impact de la discrétisation spatiale sur le choix du meilleur modèle obtenu pour chaque bassin. Pour cela, un taux de variation relatif a été calculé à partir de la formule proposée par Lerat *et al.* (2012) (Éq. 3-2) afin d'éviter les potentiels biais d'interprétation liés aux comparaisons en valeur absolue. La Figure 5-8 présente les variations de performances obtenues par l'approche mono-modèle

variable à l'échelle des bassins dans un cadre global et semi-distribué sur l'ensemble de l'échantillon « poupées russes » (150 bassins). Sur plus de la moitié des bassins (58 %), les performances obtenues par le meilleur modèle global ou semi-distribué sont proches (différence relative inférieure à 0,05 points, soit 10 % sur la valeur $1-KGE_{comp}$). Sur environ 10 % des bassins, le choix d'un modèle global présente des performances plus élevées qu'une approche semi-distribuée avec des taux de variations inférieures à -0,05 point et pouvant atteindre -0,15 point (perte de performance d'environ 35 % sur la valeur $1-KGE_{comp}$ avec l'approche semi-distribuée). À l'inverse, la semi-distribution semble apporter une plus-value par rapport à l'approche globale sur 32 % de l'échantillon, avec une variation supérieure à 0,05 point et pouvant atteindre 0,4 point (ce qui représente plus de deux fois la valeur $1-KGE_{comp}$ observable avec l'approche globale).

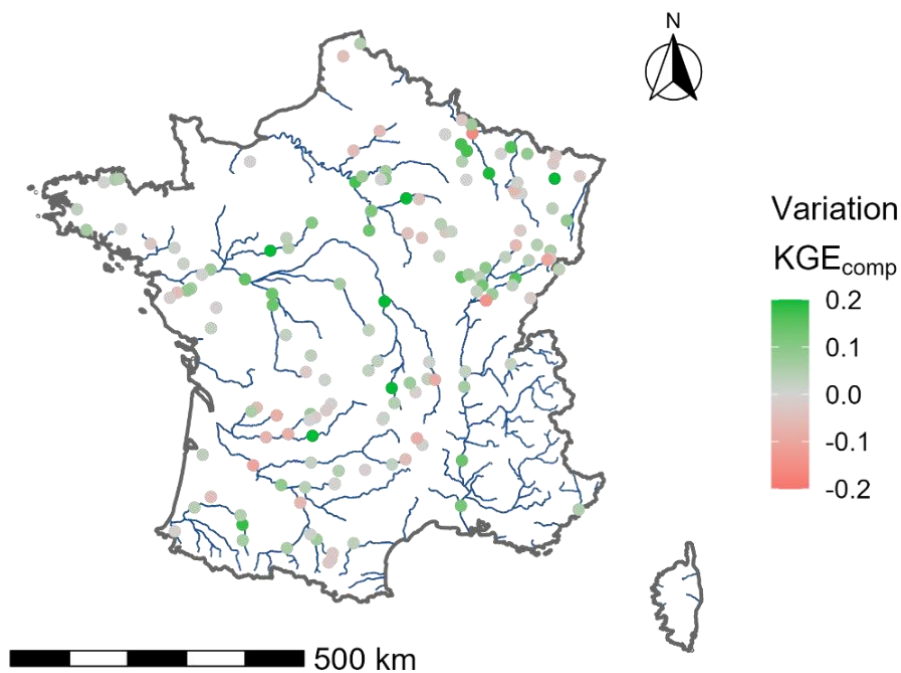


Figure 5-8 : Variations de performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle par l'approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins dans un cadre global et semi-distribué. Une valeur positive (verte) montre une plus-value de la semi-distribution.

Une autre question soulevée par le passage du global au semi-distribué est la sélection du meilleur modèle sur chaque bassin. En effet, on peut se demander si un bassin versant est toujours le mieux représenté par un même modèle, que ce soit dans un cadre global ou semi-distribué. La Figure 5-9 présente la part d'utilisation d'un même modèle, d'une même structure ou d'une même fonction objectif, dans le choix du meilleur modèle sur l'ensemble de l'échantillon « poupées russes » (à l'échelle des 150 bassins). Un modèle identique (c'est-à-dire même couple structure — fonction objectif) entre les deux approches a été observé sur plus

d'un quart des bassins versants (29 %). 22 % des bassins présentent un changement de structure et une conservation de la fonction objectif (resp. 16 % pour l'inverse). En revanche, un modèle totalement différent (changement de structure et de fonction objectif) a été observé sur un tiers de l'échantillon.

Ce résultat est toutefois à mettre en perspective d'une forte équifinalité dans la sélection du meilleur modèle sur chaque bassin versant. En effet, si on autorise une perte de performance minimale, le modèle choisi dans un cadre global pourra être utilisé en semi-distribué sur une très large majorité des bassins. Par exemple, en acceptant une perte de 0,005 point sur la valeur de KGE_{comp} , le modèle choisi dans un cadre global ou semi-distribué reste identique pour 80 % des bassins de l'échantillon.

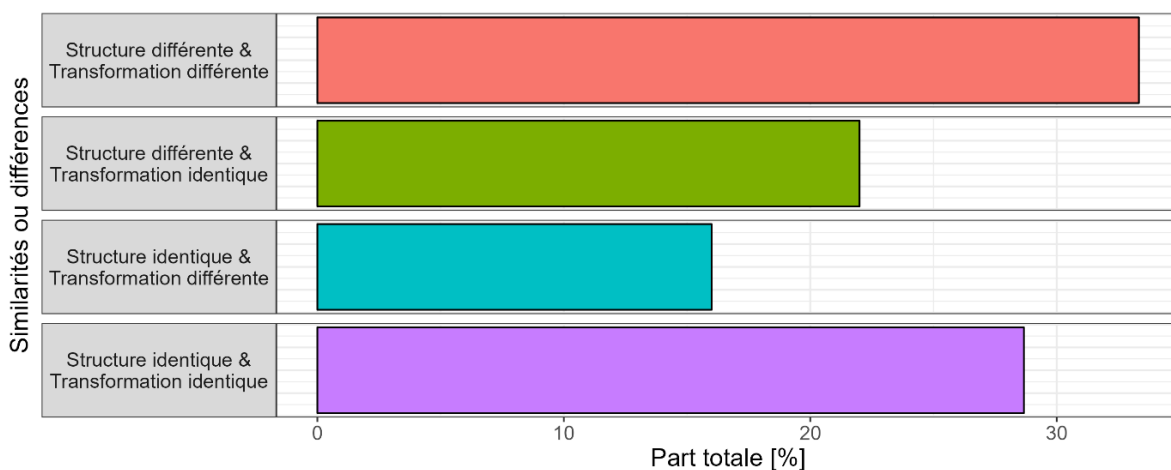


Figure 5-9 : Répartition de la conservation (ou du changement) des modèles sélectionnés entre un cadre de modélisation semi-distribué ou global lors d'une approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins.

5.3.3 Modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins versants

Nous avons vu précédemment qu'il est possible de choisir un modèle différent par bassin. De manière plus complexe, le cadre multi-modèle semi-distribué offre la possibilité de considérer une mosaïque de modèles par sous-bassin (Figure 5-3), différente pour chacun des 150 bassins versants de l'échantillon « poupées russes ».

La Figure 5-10 présente la comparaison des distributions des performances entre les cadres de modélisation semi-distribués mono-modèle variable à l'échelle des bassins et variable à l'échelle des sous-bassins sur la période de contrôle en utilisant le critère d'évaluation KGE_{comp} permettant la représentation d'une large gamme de débits. Le gain obtenu en considérant le

meilleur modèle sur chaque sous-bassin et pas seulement sur chaque bassin est limité. En effet, bien qu'une légère amélioration (+0,01) de la médiane et des quantiles 75 et 90 % puisse être observée, une dégradation des performances apparaît sur le quantile 10 %. Cette dégradation est notamment due au choix de propager le débit simulé par le meilleur modèle amont, qui n'est pas toujours idéal (voir Section 6.5.4). En effet, il semblerait que l'accentuation du contraste intra-bassin soit plus adaptée aux bassins versants présentant des performances déjà hautes, là où les bassins difficiles à modéliser préféreront une certaine stabilité.

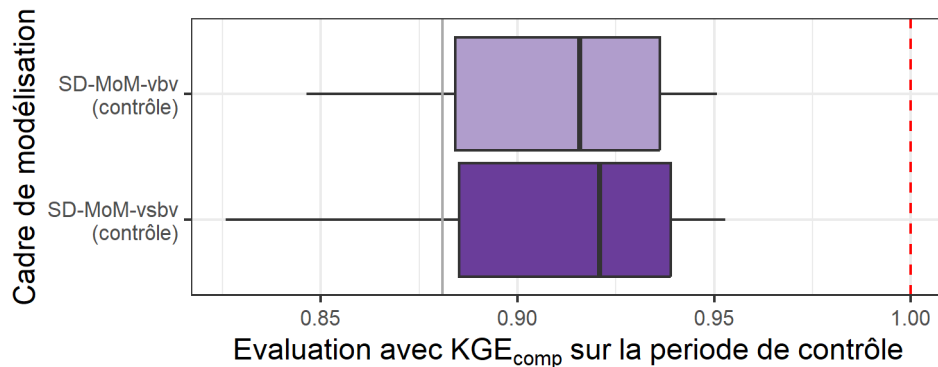


Figure 5-10 : Comparaison des distributions des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle dans le cadre semi-distribué mono-modèle variable à l'échelle des bassins (haut) et mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins (bas). La ligne grise indique la médiane obtenue avec la référence. La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale de KGE . Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

Rappelons que les configurations poupées russes sont constituées d'un ou plusieurs sous-bassins amont et d'un unique bassin intermédiaire, du fait de la limitation de discrétisation spatiale de niveau 1. Dans le cadre d'une mosaïque de modèles (un modèle par sous-bassin), nous pouvons nous demander s'il existe des modèles qui sont plus adaptés à la partie amont (259 sous-bassins) ou aval (150 sous-bassins). La Figure 5-11 présente la répartition des modèles utilisés sur les sous-bassins intermédiaires (aval) et amont dans le cadre de l'approche multi-modèle par choix d'une mosaïque de modèles. De manière générale, les modèles sont utilisés de manière plus hétérogène sur les sous-bassins amont que sur les entités intermédiaires. On notera notamment que pour près d'un tiers des bassins amont modélisés, la structure de modèle GR5H a été sélectionnée. Notons également que les modèles calés avec un KGE calculé sur la racine dixième des débits semblent également légèrement favorisés. En revanche, la situation sur le bassin aval est plus répartie. Nous remarquerons par exemple le cas des modèles issus des structures NAM0 ou HBV0 qui semblent plus adaptés aux sous-bassins aval que sur les parties amont, et à contrario les modèles issus de GR5H (bien qu'elle reste la structure la plus sélectionnée) ou CRE0, qui le sont moins.

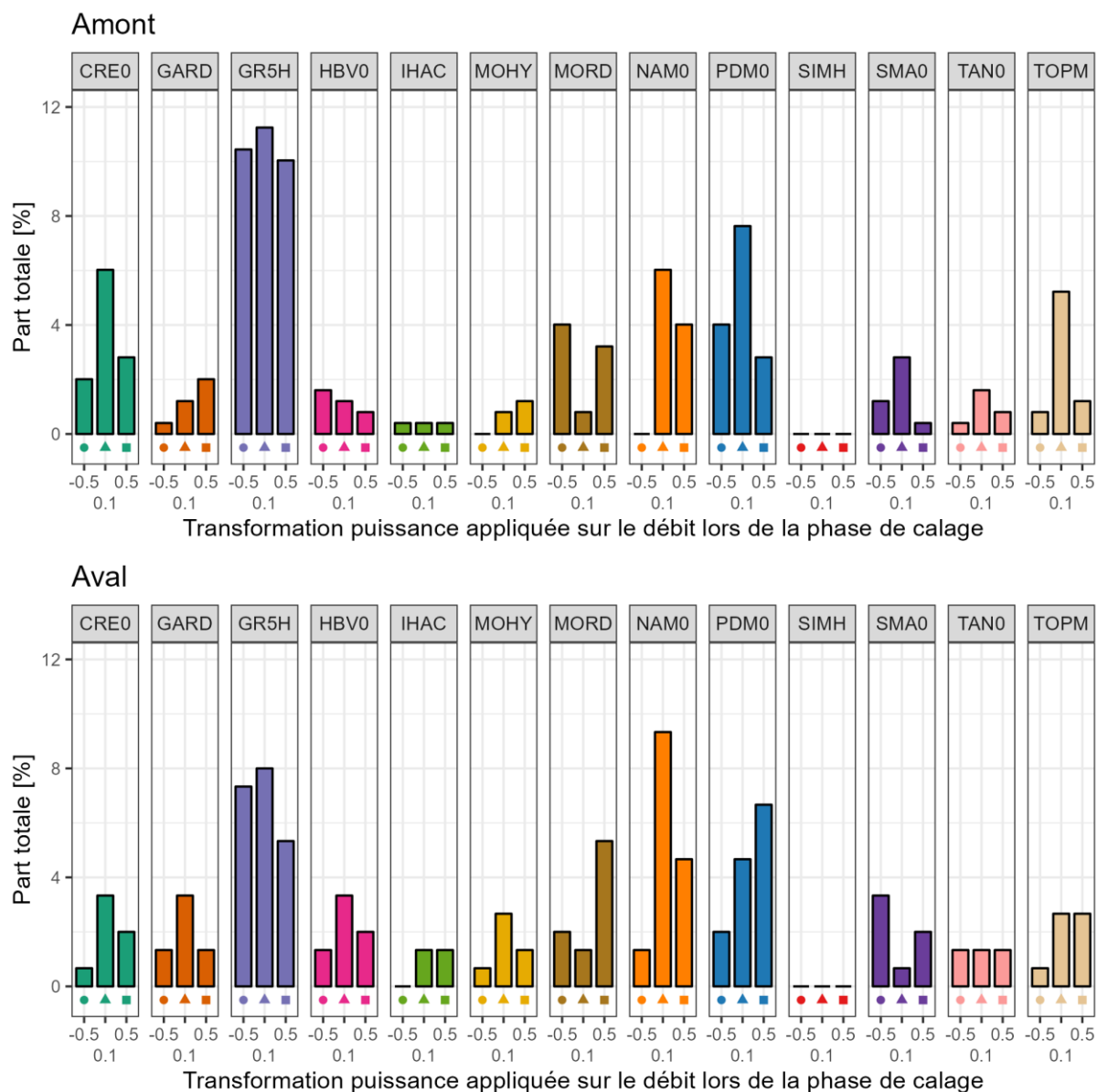


Figure 5-11 : Répartition quantitative des meilleurs modèles (i.e. ayant obtenu les performances les plus élevées en contrôle) sur les sous-bassins aval (gauche) et amont (droite) selon la mosaïque de modèles défini sur chaque bassin de l'échantillon de bassin « poupées russes » avec l'approche semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins.

Pour aller plus loin, une étude des relations privilégiées entre modèles amont-aval a été effectuée. Toutefois, cette analyse n'a pas montré de tendances claires autres que celles obtenues par la simple répartition quantitative des meilleurs modèles selon les sous-bassins amont ou aval. Le détail de cette analyse est disponible en Annexe C.

5.3.4 Modélisation semi-distribuée multi-modèle par combinaison des sorties à l'échelle des sous-bassins versants

Finalement, nous nous intéresserons ici à une approche multi-modèle consistant à combiner les résultats obtenus en simulation à partir d'une grande variété de modèles hydrologiques. Cette combinaison sera constituée de différents modèles et appliquée sur chaque sous-bassin versant, permettant ainsi une mosaïque de combinaisons de modèles sur un bassin versant (Figure 5-4).

La Figure 5-12 présente la comparaison des distributions des performances obtenues dans le cadre multi-modèle (par combinaison des sorties) entre l'approche globale et l'approche semi-distribuée. Ces résultats ont été obtenus sur la période de contrôle en utilisant le critère d'évaluation KGE_{comp} . L'approche semi-distribuée multi-modèle par combinaison des sorties sur chaque sous-bassin permet une large amélioration par rapport à la référence (médiane située à 0,94, soit 0,05 point de plus). En revanche, les différences avec une approche par combinaisons globales sont assez faibles (différence inférieure à 0,01 en médiane). Notons toutefois que les performances médianes se rapprochant de la valeur 1, il devient difficile d'obtenir de larges écarts entre les cadres de modélisation. En revanche, l'approche semi-distribuée semble permettre une meilleure représentation des bassins les moins bien simulés avec une amélioration du quantile 10 %. La réduction de l'écart interquartile montre ainsi une meilleure homogénéité dans la représentation de l'ensemble de l'échantillon « poupées russes ».

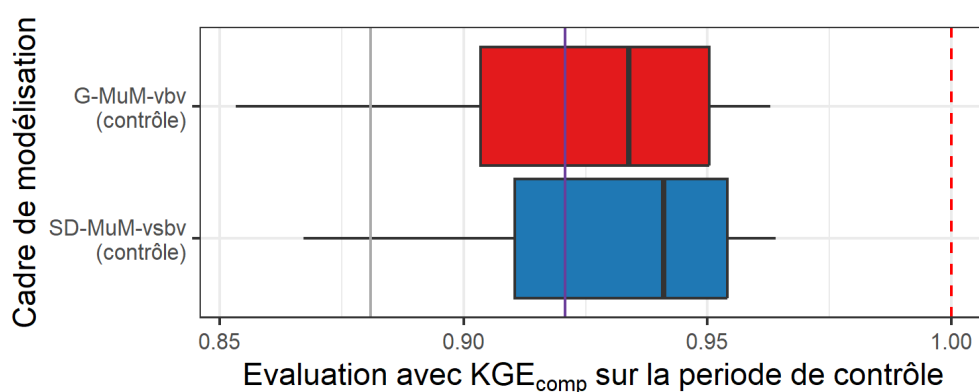


Figure 5-12 : Comparaison des distributions des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle entre le cadre multi-modèle par combinaison de sorties global (haut) et semi-distribué (bas). La ligne grise indique la médiane obtenue avec la référence tandis que la ligne violette indique la médiane obtenue avec l'approche semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins. La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale de KGE . Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

Nous nous intéresserons finalement à alléger la procédure multi-modèle semi-distribuée en cherchant à réduire l'échantillon de modèles disponibles. Toutefois, la semi-distribution nécessite d'effectuer un nouveau calage sur le sous-bassin aval dès que l'échantillon de modèles est modifié. En effet, la meilleure combinaison issue des sous-bassins amont varie suivant les modèles disponibles dans l'échantillon. Ainsi, nous avons fait le choix de sélectionner un unique sous-échantillon de quatre modèles choisis en fonction de leur utilisation dans les combinaisons que ce soit sur les bassins amont ou aval. Les modèles constituant l'échantillon correspondent aux structures GR5H, TOPM, PDM0 et NAM0 calées avec un KGE calculé sur la racine carrée des débits (favorisant les hauts débits). La Figure 5-13 présente la comparaison entre les approches multi-modèle complète et allégée. Une dégradation de 0,03 sur la valeur médiane de KGE_{comp} est observée avec la simplification. Toutefois, les mosaïques de combinaisons (i.e. choix d'une combinaison par sous-bassin) issues d'un sous-échantillon de quatre modèles bien choisis permettent d'atteindre des performances équivalentes à celles obtenues avec des mosaïques de modèles (i.e. choix d'un modèle par sous-bassin) réalisée avec les 39 modèles disponibles. Rappelons que nous avons vu dans le chapitre précédent que le choix des modèles dans le sous-échantillon est une étape importante car des combinaisons mal choisies peuvent engendrer une forte dégradation des performances.

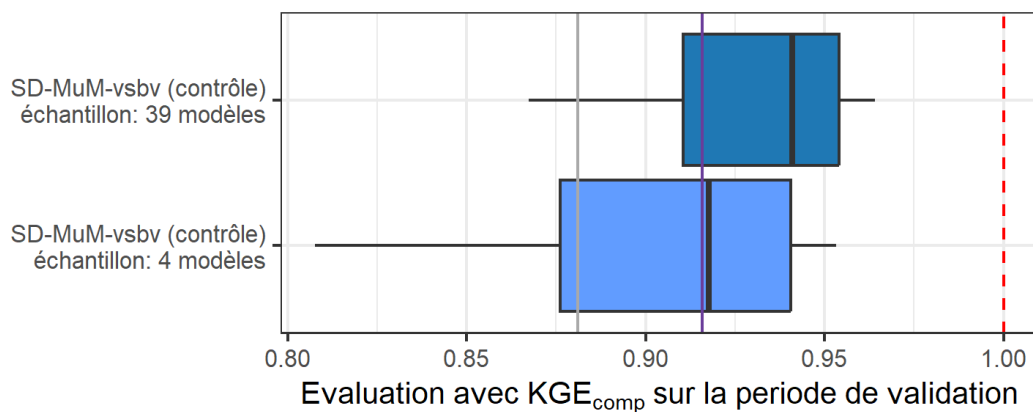


Figure 5-13 : Comparaison des distributions des performances (score KGE_{comp}) obtenues sur les 150 bassins versants en contrôle dans le cadre multi-modèle semi-distribué en utilisant les 39 modèles disponibles (haut) ou un sous-échantillon de 4 modèles (bas). La ligne grise indique la médiane obtenue avec la référence tandis que la ligne violette indique la médiane obtenue dans l'approche semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins. La ligne rouge en pointillés représente la valeur optimale de KGE . Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

5.4 Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre ont montré que la définition d'un cadre multi-modèle permet l'amélioration des performances sur un grand échantillon de bassins versants traités de manière semi-distribuée en contexte de simulation. Ce chapitre avait également pour objectif de comparer les résultats entre cadres de modélisation global et semi-distribué.

Tout d'abord, les différents modèles présentent globalement des performances assez homogènes sur le critère KGE_{comp} sur l'ensemble de l'échantillon avec au premier rang GR5H calé sur la racine dixième des débits qui a donc été utilisé comme référence. Nous avons mis en évidence également que certaines structures, telles que HBV0 et TOPM, profitent davantage de la discrétisation spatiale.

La sélection d'un modèle différent par bassin total (mais le même sur les sous-bassins, approche SD-MoM-vbv) engendre de meilleures performances que l'utilisation d'un modèle unique sur l'ensemble des bassins. Comme attendu, les distributions de performances entre approches globale et semi-distribuée sont globalement assez proches. Toutefois, en comparant les différents bassins de l'échantillon, nous avons remarqué que la semi-distribution n'engendre pas toujours des performances équivalentes à l'approche globale. En effet, sur certains bassins (donc de manière ponctuelle), la discrétisation spatiale a permis une large amélioration des performances mais a également parfois entraîné une dégradation. Cela met en avant la nécessité d'adapter la composante spatiale sur chaque bassin versant.

La semi-distribution a permis également de choisir un modèle différent sur chaque sous-bassin (approche par mosaïque de modèles). Si ce cadre de modélisation n'a pas engendré de plus-value sur les performances par rapport à l'approche précédente, il a toutefois permis une comparaison entre sous-bassins amont et aval. Nous avons ainsi observé que des structures sont plus adaptées aux parties amont (par ex. GR5H), d'autres aux parties aval (par ex. HBV0) et certaines ne présentent pas de différences marquantes (par ex. PDM0). Notons que dans les approches par choix de modèle, les modèles calés sur un KGE calculé sur la racine dixième des débits sont favorisés.

Finally, the best performances were once again achieved in a multi-model framework by combinations of outputs (i.e. a different combination on each sub-basin for a semi-distributed approach). These combinations correspond to a simple average of simulations from a number of models ranging from one model (corresponding to a single model) to four distinct models. The semi-distributed approach shows a slight improvement compared to the global approach, particularly on the most difficult basins to model (10% quantile). Finally, we once again demonstrated that it is possible to reduce the number of models in the sample without significantly degrading performance. However, the choice of the sub-sample of models is an important step to maintain high performance.

Chapitre 6 : Le multi-modèle mixte : une combinaison des cadres spatiaux globaux et semi-distribués

Ce chapitre correspond à un article accepté et prochainement publié dans la revue *Hydrological and Earth System Sciences* :

Thébault, C., Perrin, C., Andréassian, V., Thirel, G., Legrand, S., & Delaigue, O. (2023). *Multi-model approach in a variable spatial framework for streamflow simulation*. *Hydrological and Earth System Sciences*. EGU sphere preprint, <https://doi.org/10.5194/egusphere-2023-569>, Accepted.

Ce chapitre vise à faire une synthèse entre les deux précédents chapitres qui avaient porté respectivement sur l'approche multi-modèle en simulation testée dans des cadres globaux et semi-distribuée. Dans la suite, nous avons retiré les parties jugées redondantes avec les chapitres précédents (notamment sur les aspects de méthode ou de résultats).

6.1 Résumé

La prise en compte de la variabilité des processus hydrologiques et des conditions climatiques entre les bassins versants et à l'intérieur des bassins versants reste un défi dans la modélisation pluie-débit. Parmi les nombreuses approches développées au cours des dernières décennies, les approches multi-modèles permettent de prendre en compte l'incertitude liée au choix de la structure du modèle et à l'estimation de ses paramètres. Les approches semi-distribuées permettent de prendre en compte explicitement la variabilité spatiale tout en maintenant un niveau de complexité limité. Cependant, ces deux approches ont rarement été utilisées conjointement. Une telle combinaison permettrait de tirer profit des deux méthodes. L'objectif de ce travail est de répondre à la question suivante : Quel est l'apport possible d'une approche multi-modèle dans un cadre spatial variable par rapport à des modèles globaux seuls pour la simulation de l'écoulement des cours d'eau ?

À cette fin, un ensemble de 121 bassins versants présentant des influences anthropiques limitées en France a été assemblé, avec des données de précipitations, d'évapotranspiration potentielle et de débit au pas de temps horaire sur la période 1998-2018. La configuration de la semi-distribution a été simplifiée en considérant un seul bassin versant en aval défini par un

exutoire, et un ou plusieurs sous-bassins versants localisés directement en amont. L'approche multi-modèle a été mise en œuvre avec 13 structures de modèles hydrologiques, trois fonctions objectif et deux cadres spatiaux, pour un total de 78 configurations de modélisation distinctes. Une méthode par moyenne simple a été utilisée pour combiner les différents débits simulés à la sortie des bassins versants et des sous-bassins versants. Le modèle global le plus performant sur l'ensemble des bassins versants a servi de référence pour l'évaluation de l'approche multi-modèle dans un cadre spatial variable.

Dans l'ensemble, l'approche multi-modèle semi-distribuée permet d'obtenir de meilleures performances que les différents modèles globaux considérés individuellement. Le gain est principalement dû à la configuration multi-modèle, le cadre spatial apportant un avantage plus occasionnel. Ces résultats, basés sur un grand nombre de bassins versants, montrent les avantages de l'utilisation d'un multi-modèle dans un cadre spatial variable pour simuler le débit des cours d'eau.

6.2 Introduction

6.2.1 Uncertainty in rainfall–runoff modelling

A rainfall–runoff model is a numerical tool based on a simplified representation of a real-world system, namely the catchment (Moradkhani & Sorooshian, 2008). It usually computes streamflow time series from climatic data, such as rainfall and potential evapotranspiration. Many rainfall–runoff models have been developed according to various assumptions in order to meet specific needs (e.g. water resources management, flood and low-flow forecasting, hydroelectricity), with choices and constraints concerning (Perrin, 2000):

- the temporal resolution, i.e. the way variables and processes are aggregated over time;
- the spatial resolution, i.e. the way spatial variability is taken into account more or less explicitly in the model;
- the description of dominant processes.

Different models will necessarily produce different streamflow simulations. Intuitively, one often expects that working at a finer spatio-temporal scale should allow for a better description of the processes (Atkinson *et al.*, 2002). However, this generally leads to additional complexity, i.e. a larger number of parameters, which requires more information to be estimated and often yields more uncertain results (Her & Chaubey, 2015).

Uncertainty in rainfall–runoff models depends on the assumptions made regarding the choice of the general structure and also on the parameter estimates. The variety of model structures and equations results in a large variability of streamflow simulations (Ajami *et al.*, 2007). The spatial and temporal resolutions also result in different streamflow simulations. Due to the complexity of the real system and the lack of information to parameterize the various equations over the whole catchment, parameter estimates must be set. Usually, these parameters are determined for each entity of interest by minimizing the error induced by the simulation compared to an observation. The choice of the optimization algorithm, the objective function and the streamflow transformation is therefore also a source of uncertainty. Since input data are used to derive model structures and parameters, the uncertainty associated with these data also contributes to the overall model uncertainty (Beven, 1993; Liu & Gupta, 2007; Pechlivanidis *et al.*, 2011; McMillan *et al.*, 2012). Various approaches aim to improve models by taking into account uncertainties, among which are multi-model approaches that are the main topic of our research.

6.2.2 Multi-models

The multi-model approach consists in using several models in order to take advantage of the strengths of each one. This concept has been gaining momentum in hydrology since the end of the 20th century for simulation (e.g. Shamseldin *et al.*, 1997) and forecasting (e.g. Loumagne *et al.*, 1995). In this section, we distinguish between probabilistic and deterministic approaches.

A probabilistic multi-model seeks an explicit quantification of the uncertainty associated with simulations or forecasts through statistical methods. The ensemble concept has commonly been applied in meteorology for several decades, and subsequently has been widely used in hydrology to improve prediction (i.e. simulation or forecast). The international Hydrologic Ensemble Prediction EXperiment initiative (Schaake *et al.*, 2007) fostered the work on this topic. The ensemble concept has also been adapted to rainfall–runoff models in order to reduce

modelling bias: Duan *et al.* (2007) used multiple predictions made by several rainfall–runoff models using the same hydroclimatic forcing variables. An ensemble consisting of nine different models (from three different structures and parameterizations) was constructed and applied to three catchments in the United States. The predictions were then combined through a statistical procedure (Bayesian model averaging or BMA), which assigns larger weight to a probabilistic likelihood measure. The authors showed that the probabilistic multi-model approach improves flow prediction and quantifies model uncertainty compared to using a single rainfall–runoff model. Block *et al.* (2009) coupled both multiple climate and multiple rainfall–runoff models, increasing the pool of streamflow forecast ensemble members and accounting for cumulative sources of uncertainty. In their study, 10 scenarios were built for each of the three climatic models and applied to two rainfall–runoff models, i.e. 60 different forecasts. This super-ensemble was applied to the Iguatu Catchment in Brazil and showed better performance than the hydroclimatic or rainfall–runoff model ensembles studied separately. Note that the authors tested three different combination methods: pooling, linear regression weighting, and a kernel density estimator. They found that the last technique seems to perform better. Velázquez *et al.* (2011) showed that the combination of different climatic scenarios with several models in a forecasting context leads to a reduction in uncertainty, particularly when the forecast horizon increases. However, such methods generate a large number of scenarios and can therefore become time-consuming and difficult to analyse. The probabilistic combination of simulations remains a major topic in the scientific community (see Bogner *et al.*, 2017).

A deterministic multi-model seeks to define a single best streamflow time series, which often consists in a combination of the simulations of individual models. Shamseldin *et al.* (1997) tested three methods in order to combine model outputs: a simple average, a weighted average and a non-linear neural network procedure. Their study was conducted on a sample of 11 catchments mainly located in Southeast Asia using five different lumped models operating at the daily time step and showed that multi-models perform better than models applied individually. Similar conclusions were reached in the Distributed Model Intercomparison Project (DMIP) (Smith *et al.*, 2004) conducted by Georgakakos *et al.* (2004) in simulation or by Ajami *et al.* (2006) for forecasting. In both articles, six to 10 rainfall–runoff models were applied at the hourly time step over a few catchments in the United States.

These studies showed that a model that performs poorly individually can contribute positively to the multi-model set-up. Winter & Nychka (2010) specify that the composition of the multi-model is important. Indeed, using 19 global climate models, the authors have shown that simple – or weighted – average combinations are more efficient if the individual models used produce very different results. Studies combining rainfall–runoff models by machine learning techniques led to the same conclusions (see, e.g. Zounemat-Kermani *et al.*, 2021 for a review).

All of the aforementioned multi-model approaches only focus on the structural aspect of rainfall–runoff models. Some authors have also combined streamflow generated from different parameterizations of the same rainfall–runoff model. Oudin *et al.* (2006) proposed combining two outputs obtained with a single model (GR4J) from two calibrations, one adapted to high flows and the other to low flows, by weighting each of the simulations on the basis of a seasonal index (filling rate of the production reservoir). Such a method makes it possible to provide good efficiency in both low and high flows, whereas usually an a priori modelling choice must be made to focus on a specific streamflow range. More recently, Wan *et al.* (2021) used a multi-model approach based on four rainfall–runoff models calibrated with four objective functions on a large set of 383 Chinese catchments. The authors showed that methods based on weighted averaging outperform the ensemble members, except in low-flow simulation. They also highlighted the benefit of using several structures with different objective functions. The size of the ensemble was also studied, and it was found that using more than nine ensemble members does not further improve performance. Note that different results for optimal size can be found in the literature (Arsenault *et al.*, 2015; Kumar *et al.*, 2015).

The aforementioned studies were carried out within a fixed spatial framework (e.g. lumped, semi-distributed, distributed), i.e. considering that the model structures implemented are relevant over the whole modelling domain. Implicitly, the underlying assumption is that a fixed rainfall–runoff model can capture the main hydrological processes affecting streamflow on a catchment (and its sub-catchments). However, this may not be true. Introducing a variable spatial modelling framework into the multi-model approach could help to overcome this issue.

6.2.3 Scope of the paper

This study intends to test whether streamflow simulation can be improved through a multi-model approach. More precisely, we aim here to deal with the uncertainty stemming from (i) the spatial dimension (e.g. catchment division, aggregation of hydroclimatic forcing, boundary conditions), (ii) the general structure of the model (e.g. formulation of water storages, filling/draining equations) and (iii) the parameter estimation (e.g. calibration algorithm, objective function, calibration period). However, we decided here not to focus on quantifying these uncertainties individually (as it could be done with a probabilistic ensemble) but we focus on the aggregated impact of all uncertainties by comparing the deterministic averaging combination of several models with a single one. Ultimately, our aim is to answer the following question:

What is the possible contribution of a multi-model approach within a variable spatial framework compared to lumped single models for streamflow simulation?

This study follows on from the work of Squalli (2020), who carried out exploratory multi-model tests on lumped and semi-distributed configurations at a daily time step. The remainder of the paper is organized as follows: first, the catchment set, the hydroclimatic data, the spatial framework, and the rainfall–runoff models used for this work are presented. The multi-model methodology and the calibration/evaluation procedure are described. Then we present, analyse, and discuss the results. Last, we summarize the main conclusions of this work and discuss its perspectives.

6.3 Material and methods¹²

6.3.1 Catchments and hydroclimatic data

6.3.2 Principle of catchment spatial discretization

6.3.3 Models

6.3.4 Multi-model methodology

6.3.5 Testing methodology

¹² Les éléments de cette section ont été traités dans les chapitres précédents. Notons toutefois que l'échantillon utilisé ici a été dépourvu des bassins influencés ou fortement enneigés.

6.4 Results¹³

6.4.1 Lumped single models (LSM¹⁴)

6.4.2 Semi-distributed single models (SDSM¹⁵)

6.4.3 Lumped multi-models (LMM¹⁶)

6.4.4 Semi-distributed multi-models (SDMM¹⁷)

6.4.5 Mixed multi-models (MMM)

Here, the mixed multi-model approach represents a combination of all the approaches tested above (Figure 6-1).

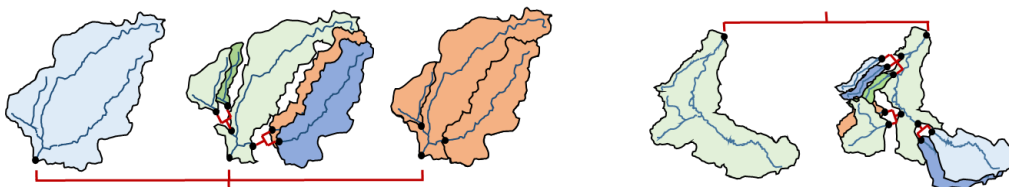


Figure 6-1 : Schematic representation of the mixed multi-model approach. Each colour represents a different model which can be considered as lumped or semi-distributed. Upstream combinations propagated on the same catchment will always be identical, whatever the downstream model considered (discussed in Section 6.5.4).

This method allows for each catchment a combination of models for a variable spatial framework. In this context, the 39 models applied to a lumped and a semi-distributed framework are used, resulting in 78 modelling options, each giving a different streamflow at the outlet (Figure 6-2). These simulations can then be combined (by 2, 3 or 4) downstream in order to define the best (i.e. giving the highest performance over the evaluation periods) mixed multi-model on each catchment among more than 1,500,000 possibilities.

¹³ Les éléments de cette section ont été traités dans les chapitres précédents. Seule la partie sur le multi modèle mixte sera donc détaillée ici.

¹⁴ L'approche LSM correspond aux configurations G-MoM-vbv

¹⁵ L'approche SDSM correspond aux configurations SD-MoM-vbv

¹⁶ L'approche LMM correspond aux configurations G-MuM-vbv

¹⁷ L'approche SDMM correspond aux configurations SD-MuM-vsbv

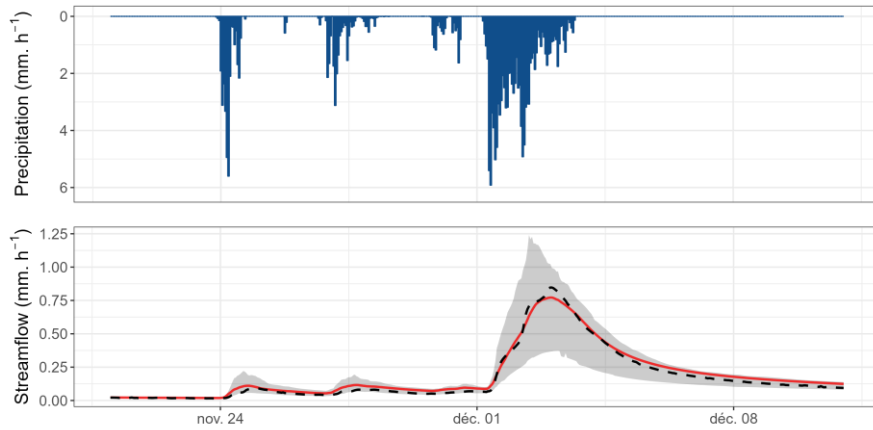


Figure 6-2 : Hydrograph of November–December 2003 of the Dore River at Saint-Gervais-sous-Meymont (K287191001). The grey shading shows the interval between the 10% and 90% quantiles generated by the 78 modelling options. The red line highlights the best MMM combination. The dashed black line refers to the observed streamflow.

The left part of Figure 6-3 shows the performance obtained with the best mixed multi-model approach. The combination of lumped and semi-distributed models outperforms the benchmark, but results are still close to those obtained using the LMM or SDMM approaches. The right part of Figure 6-3 highlights the benefits gained from the wide choice of models and a variable spatial framework. Indeed, almost every lumped and semi-distributed model is used in order to improve the representation of streamflow with a multi-model approach in at least one catchment.

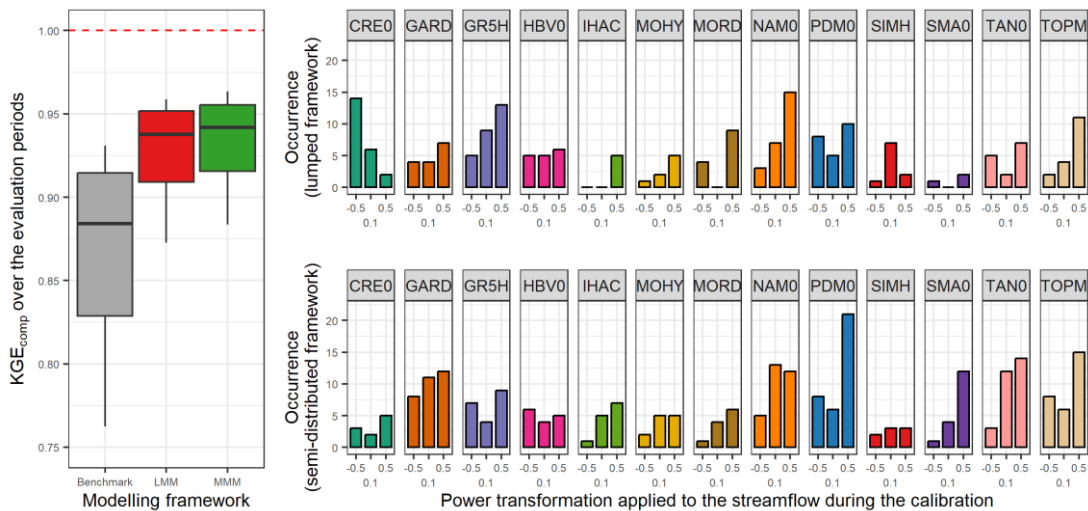


Figure 6-3 : Distribution of the performance (KGE_{comp} score) of the best mixed multi-models over the 121 catchments (left part) and model counts within this selection (right part). The boxplots represent the 10%, 25%, 50%, 75% and 90% quantiles. The dashed red line represents the optimal KGE value. The benchmark corresponds to a one-size-fits-all approach with the GR5H structure calibrated with a generalist objective function $Q^{+0.1}$ over the whole catchments set.

6.4.6 Modelling framework comparison

Figure 6-4 compares the performance obtained when the best (multi-)model is selected on each catchment depending on the modelling approach used. First, all approaches tested outperform the benchmark. Then, the best LSM and SDSM distributions are almost identical, and the same results are obtained with LMM and SDMM. This shows a limited gain of the semi-distribution approach compared to a lumped framework. However, the LMM and SDMM outperformed the LSM and SDSM. Therefore, the increase in performance is mainly due to the multi-model aspect. Finally, the highest performance is obtained with the MMM but it remains close to the performance achieved by the LMM and SDMM.

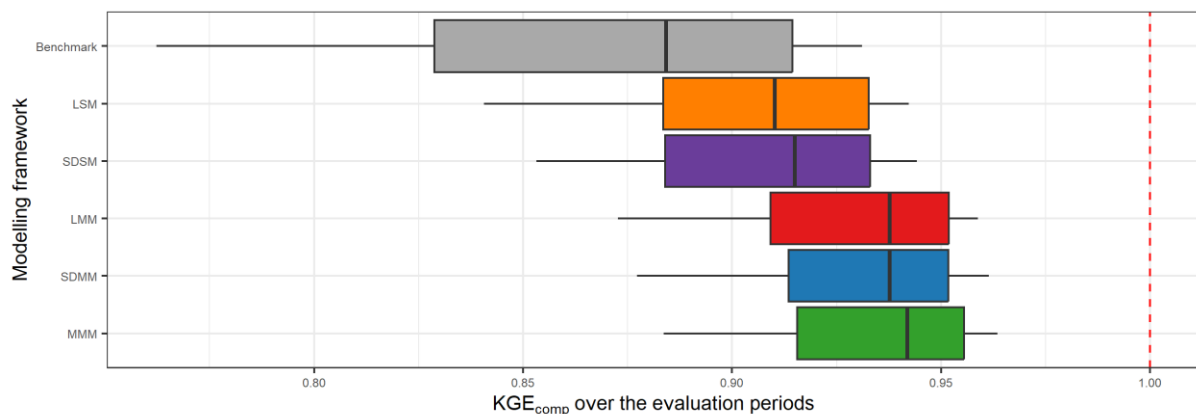
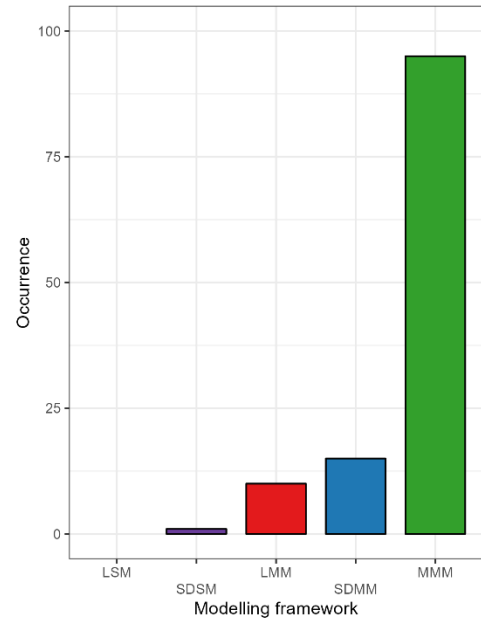
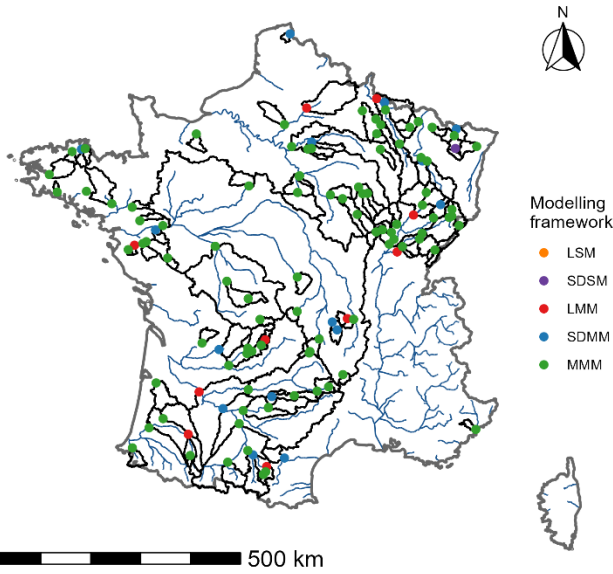


Figure 6-4 : Distribution of the performance (KGE_{comp} score) of the best (multi-)models over the 121 catchments according to their modelling framework (LSM: lumped single model; SDSM: semi-distributed single model; LMM: lumped multi-model; SDMM: semi-distributed multi-model; MMM: mixed multi-model). The dashed red line represents the optimal KGE value while the purple line refers to the median performance of the one-size-fits-all model (i.e. GR5H calibrated with a generalist objective function $Q^{+0.1}$ over the whole catchments set). The benchmark corresponds to a one-size-fits-all approach with the GR5H structure calibrated with a generalist objective function $Q^{+0.1}$ over the whole catchments set.

Figure 6-5 shows the best performing modelling framework for each catchment. Multi-model approaches are considered to be better than single models for the vast majority of catchments. In general, the MMM approach seems to be the most suitable for most catchments. However, if we accept to deviate by 0.005 (epsilon value arbitrarily set) from the optimal value, we notice that the lumped multi-model approach is sufficient on a large part (about 60%) of the catchments. There are no clear regional trends on which catchments require a more complex modelling framework.

Epsilon: 0



Epsilon: 0.005

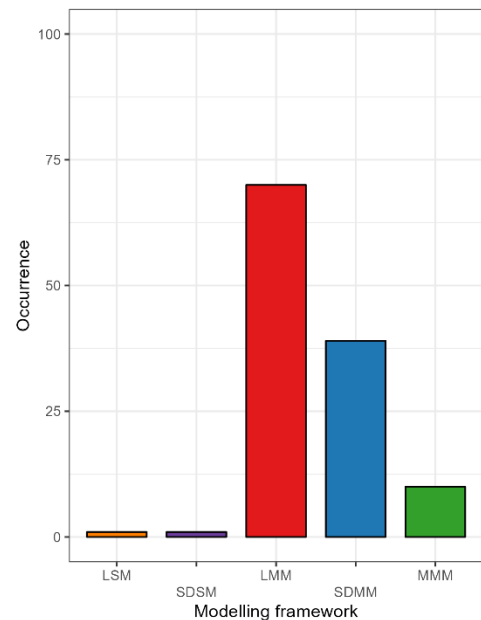
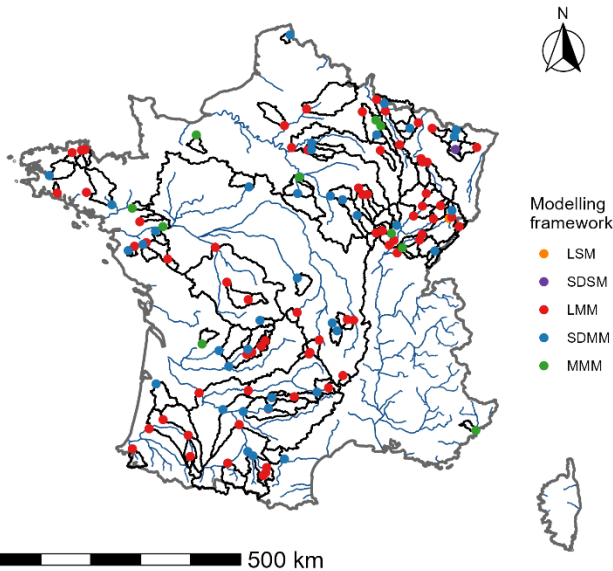


Figure 6-5 : Maps of the best modelling framework on each catchment (top) and the simplest modelling framework among the best frameworks (bottom). The epsilon value corresponds to the performance deviation allowed from the best performance. If the drop between the evaluation performances is lower than or equal to epsilon, then the simplest modelling framework is selected.

Figure 6-6 shows the evaluation of the different modelling frameworks at the event scale. As a reminder, only the best (multi) model on each catchment is analysed for each approach tested. Typical ranges values of flood and low-flow characteristics over the catchments set are provided Table 6-1.

Table 6-1 : Minimum, median, and maximum values of flood and low-flow characteristics over the 121 catchments.

Flood characteristics	Min.	Med.	Max.
Number of events [-]	18.00	50.00	50.00
Mean flood duration [h]	2.22	6.18	143.04
Mean flood peak [mm h ⁻¹]	0.05	0.35	1.71
Mean flood flow [mm h ⁻¹]	0.03	0.15	0.85
Low-flow characteristics	Min.	Med.	Max.
Number of events [-]	3.00	11.00	19.00
Mean annual low-flow duration [d]	17.67	51.82	127.25
Mean annual low-flow severity [mm d ⁻¹]	0.02	1.81	13.97

The flood peak is late by about 1 h for the single-model approaches, whereas with a multi-model framework, it comes 1 h too early. The most extreme values correspond to large catchments with slow responses and a strong base flow impact. In addition, multi-model approaches seem to have a lower variability for this criterion. The peak flow is slightly underestimated with a median of -0.05 mm.h⁻¹, like the flood flow, which shows a median deficit of 0.02 mm.h⁻¹. There does not seem to be a clear trend in the contribution of a complex mixed multi-model compared to a lumped single model (benchmark).

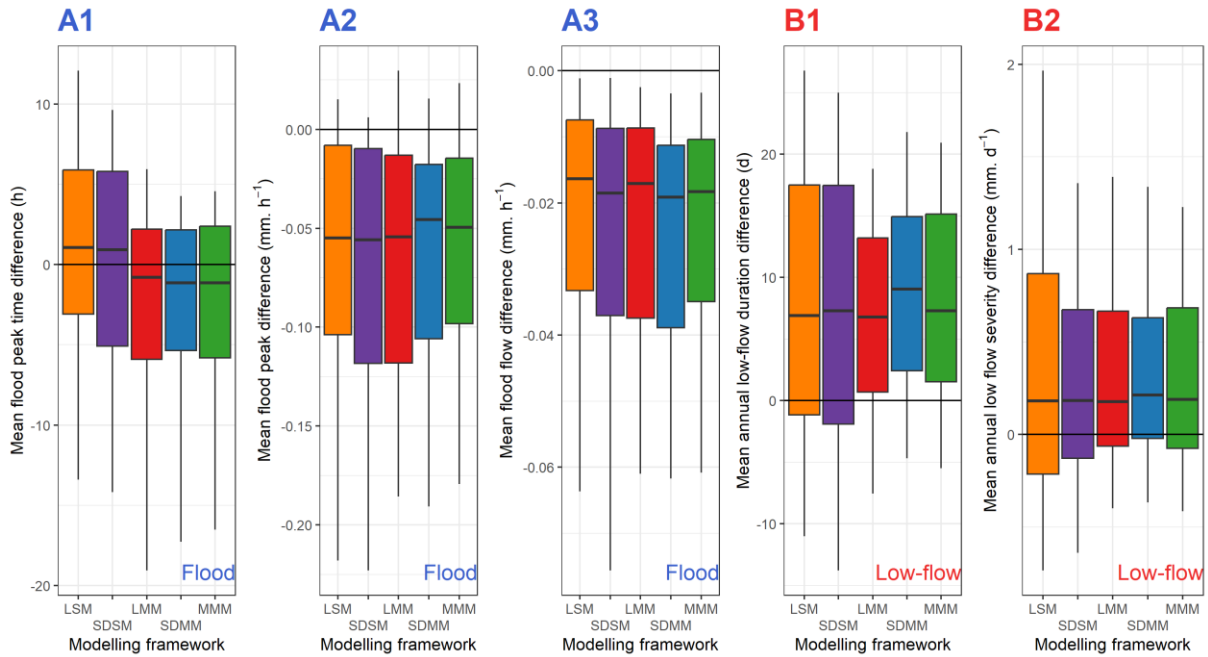


Figure 6-6 : Comparison of various criteria between simulated and observed flood (A1, A2 and A3) or low-flow (B1 and B2) events, according to the modelling approach used. The boxplots represent the 10%, 25%, 50%, 75% and 90% quantiles. The black line indicates the equivalence between the observed and simulated criteria. A positive value indicates an overestimation of the criterion by the simulation compared to observed streamflow.

6.5 Discussion

Here, the first objective is to discuss the results and answer the initial question: What is the possible contribution of a multi-model approach within a variable spatial framework for the simulation of streamflow over a large set of catchments? The second objective is to discuss the methodological choices by analysing them independently to determine to what extent they impact the results.

6.5.1 What is the possible contribution of a multi-model approach within a variable spatial framework?

First, our results confirmed the findings previously reported in the literature. Indeed, the multi-model approach outperformed the single models on a large sample of catchments (Shamseldin *et al.*, 1997; Georgakakos *et al.*, 2004; Ajami *et al.*, 2006; Winter & Nychka, 2010; Velázquez *et al.*, 2011; Fenicia *et al.*, 2011; Santos, 2018; Wan *et al.*, 2021). Moreover, there is no clear benefit (on average) of using a semi-distributed framework because it degrades the streamflow simulation in some catchments and improves it in others (Khakbaz *et al.*, 2012; Lobligeois *et al.*, 2014; de Lavenne *et al.*, 2016).

The originality of our study is to combine these two approaches while providing a variable spatial framework. The mixed multi-model thus seems to benefit from the strengths of both methods. Most of the improvements compared to our benchmark come from the multi-model approach. On the other hand, although for a large part of the sample the differences are negligible, the variable spatial framework seems to generate an increase in the mean *KGE* values of up to 0.03 compared to a lumped multi-model approach (Figure 6-7). It should be noted that a similar difference is observed for the single models. By design, the MMM does not deteriorate the performance when compared to what can be initially obtained with the LMM and SDMM approaches.

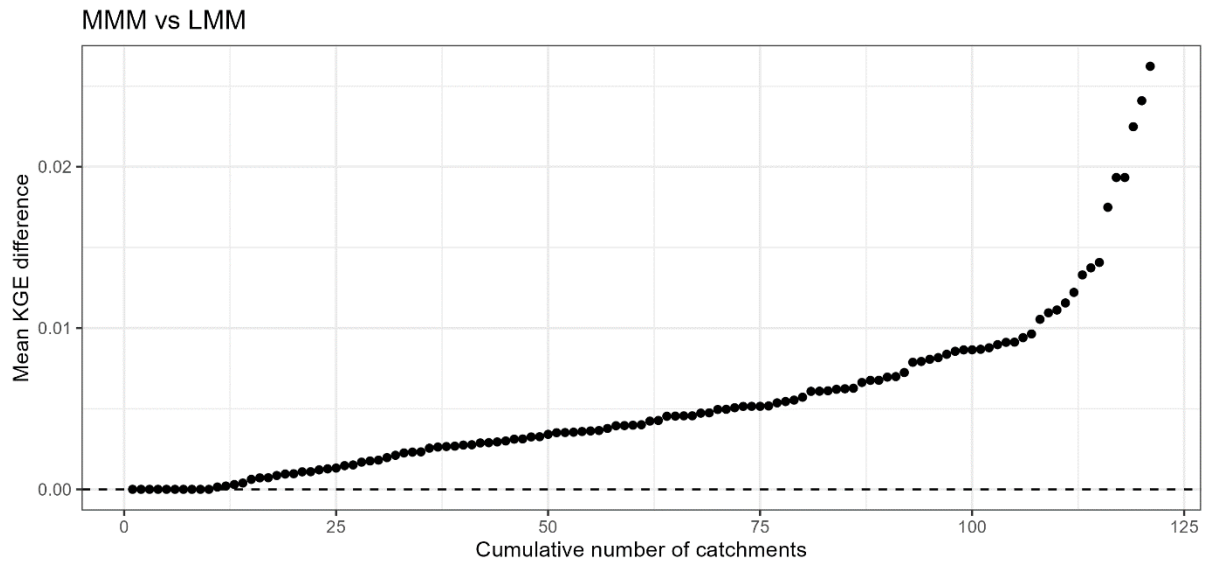


Figure 6-7 : Ranked performance difference curve obtained for the evaluation periods between the best lumped and mixed multi-model on each catchment. The black line indicates the equivalence between the two modelling frameworks. The higher the value, the greater the benefit of a variable spatial framework.

Generally, this study has shown that a large number of models enables a better performance regardless of the streamflow range over a large sample of catchments. However, this methodology can be computationally expensive (due to the exponential number of combinations).

Winter and Nychka (2010) showed that in a multi-model framework, a key point is not only the number of models, but also their differences. However, it is difficult to quantify explicitly this difference a priori. Various configurations of small pools of four models (i.e. structure/objective function pairs) were tested before selecting only the best of them (called “simplified MMM”; see Table 6-2 for more details). A mixed multi-model test was performed over this sample in order to reduce the complexity brought about by a large number of models.

As a reminder, the procedure is the following:

- In a semi-distributed framework, each of the four lumped models was applied and then combined on each upstream sub-catchment of the sample. Then, the best combination (i.e. giving the highest *KGE* value over the evaluation periods) at each upstream outlet was propagated through the downstream catchment where the subsample of models was also used.
- In a lumped framework, the modelling of each total catchment was performed with the different members of the simplified MMM.

- Downstream simulations (four from the lumped approach and four from the semi-distributed approach) were then combined (resulting in 162 combinations) and the best multi-model at the outlet was selected.

Figure 6-8 shows that with the simplified MMM, the multi-model in a variable framework gives better KGE values than the LSM approach (which uses each lumped model independently and then selects the best one on each catchment). However, the performance obtained with the MMM approach is not reached, which again shows the added value of a wide choice of models.

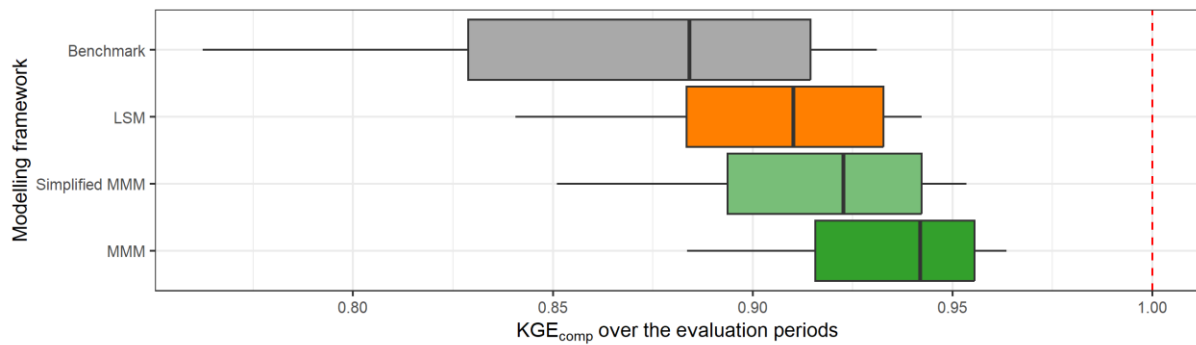


Figure 6-8 : Distribution of the best simplified mixed multi-model, defined with a subset of four models, over the entire sample of catchments and over the evaluation periods. The boxplots represent the 10%, 25%, 50%, 75% and 90% quantiles. The dashed red line represents the optimal KGE value. The benchmark corresponds to a one-size-fits-all approach with the GR5H structure calibrated with a generalist objective function $Q^{+0.1}$ over the whole catchments set.

Table 6-2 : Composition of the simplified MMM.

Structure	Objective function
GR5H	$KGE (Q^{+0.5})$
SMA0	$KGE (Q^{+0.5})$
GARD	$KGE (Q^{+0.5})$
NAM0	$KGE (Q^{+0.1})$

6.5.2 What is the optimal number of models to combine in a multi-model framework?

The optimal number of models to combine in a multi-model framework varies between past studies. For example, Wan *et al.* (2021) found that a limited improvement is achieved when more than nine models are combined; Arsenault *et al.* (2015) concluded that seven models were sufficient; and Kumar *et al.* (2015) highlighted a combination of five members. This optimal

number therefore seems to vary with the catchment sample but also according to the number of models used and their qualities. Figure 6-9 shows the results obtained by the best lumped (multi-) model on each catchment according to the number of members combined. The largest improvement comes from a simple combination of two models and the performance gain becomes limited from a combination of four different models (at least in our study).

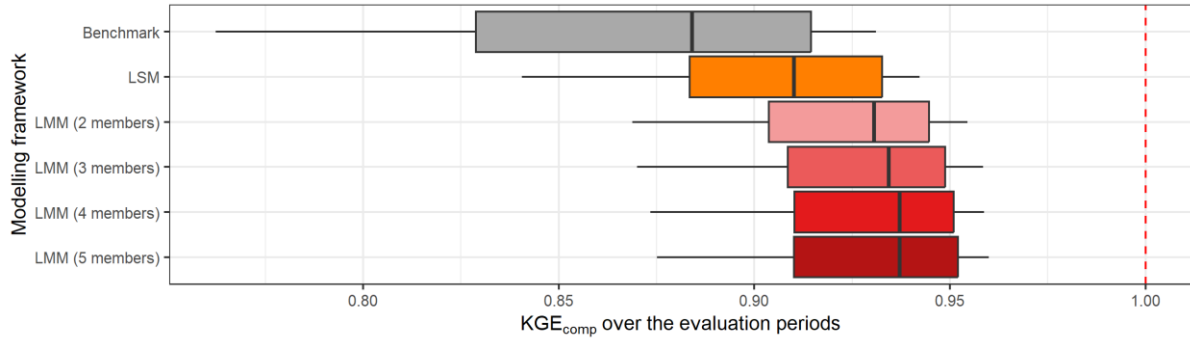


Figure 6-9 : Distribution of the performance obtained with the best lumped multi-models on each catchment according to the number of models combined. The boxplots represent the 10%, 25%, 50%, 75% and 90% quantiles. The dashed red line represents the optimal KGE value. The benchmark corresponds to a one-size-fits-all approach with the GR5H structure calibrated with a generalist objective function $Q^{+0.1}$ over the whole catchments set.

6.5.3 Is a weighted average combination always better than a simple average approach?

The weighted average combination (WAC) consists of assigning a weight that can be different for each model (Equation 4), as opposed to the simple average combination (SAC), which considers each model in an identical manner (Éq. 6-1).

$$Q_{WAC} = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot Q_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i} \quad \text{Éq. 6-1}$$

with Q_{WAC} the streamflow from a weighted average combination, Q_i the simulated streamflow with a model i selected among the n models and α_i its attributed weight (between 0 and 1).

The complexity of the weighted average procedure lies in the estimation of the weights. Here, the weights have been optimized according to the capacity of the combination to represent the observed streamflow by maximizing the KGE on the transformations chosen during the calibration of the models. Thus, we obtain a set of weights for each calibration criterion used by testing all possible values in steps of 0.1 between 0 and 1. The average of these different weight sets for the three objective functions will then be taken as the final weighting.

This method becomes very expensive in terms of calculation time when the number of models increases. Thus, to answer this question, a sub-sample of 13 models (corresponding to the 13 structures calculated on the square root of streamflow in a lumped framework) was selected, and the tests were limited to a combination of three models (representing 364 distinct combinations in total).

Figure 6-10 shows the comparison of the SAC and WAC methods. Each point represents the mean *KGE* obtained over the evaluation periods by each combination of models over the whole sample of catchments and over all the transformations evaluated. It highlights that the WAC and SAC methods provide similar mean results when dealing with a wide range of streamflow.

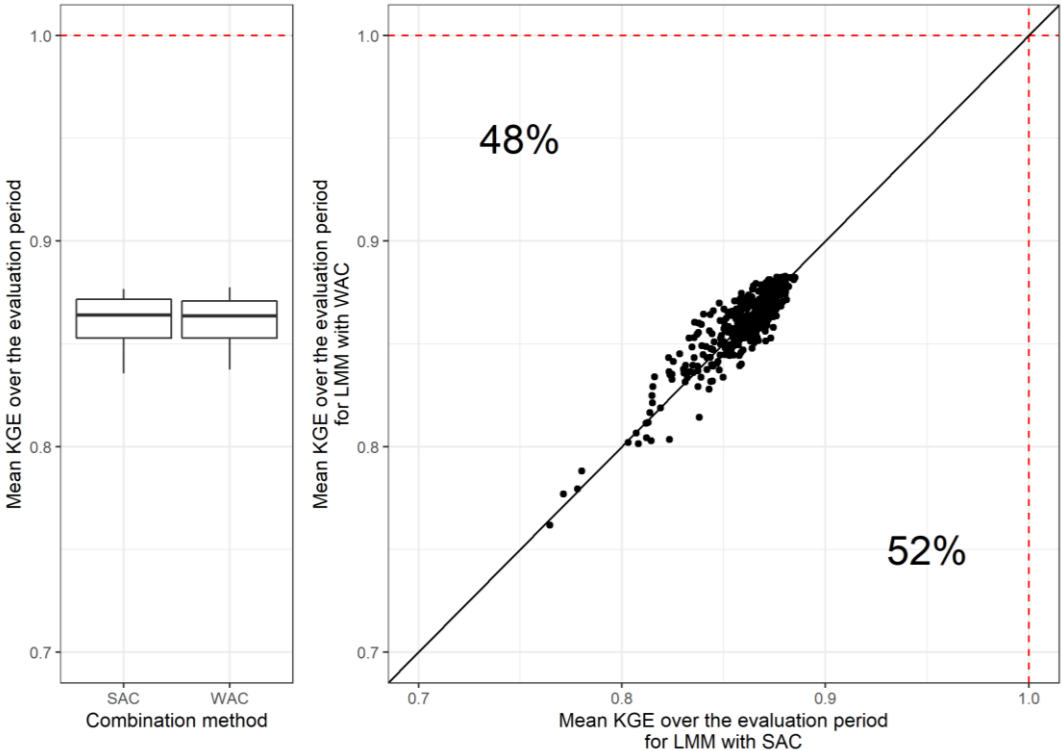


Figure 6-10 : Comparison of the performance obtained over the evaluation periods by each multi-model on the whole catchment sample according to the combination method used. The boxplots represent the 10%, 25%, 50%, 75% and 90% quantiles. The dashed red line represents the optimal *KGE* value. The black line indicates the equivalence between the two combination methods.

Another limit of the WAC procedure lies in the variability of the coefficients according to the calibration period. Moreover, this instability seems to increase with the number of models used in the combinations.

6.5.4 Is the a priori choice to use the best upstream multi-model always justified?

As a reminder, semi-distribution consists in dividing a catchment into several sub-catchments which can then be modelled individually with their own climate forcing and parameters, and then linked together by a propagation function. Generally, the number of possible streamflow simulations on a catchment is set as:

$$n = n_{sim} + n_c(n_{sim}) \quad \text{Éq. 6-2}$$

with n_{sim} the number of simulations available and n_c the number of combinations from n_{sim} .

However, the number of simulations in a semi-distributed framework depends on the number of models available on this catchment and increases rapidly with the streamflow simulations injected from upstream catchments.

$$\begin{aligned} n_{sim} &= n_{mod} \times \prod_{i=1}^x n_{up_i} && \text{if } x > 0 \\ n_{sim} &= n_{mod} && \text{if } x = 0 \end{aligned} \quad \text{Éq. 6-3}$$

with n_{mod} the number of available models on the sub-catchment considered, x the number of direct upstream sub-catchments and n_{up_i} the number of possible streamflow available at the outlet of the upstream sub-catchment i .

It is therefore necessary to make an a priori choice on the different upstream sub-catchments in order to reduce the number of possibilities downstream. The assumption made in this study is to propagate a single simulation, resulting from the best combination of models, for each sub-catchment. Éq. 6-2 then becomes:

$$n = n_{mod} + n_c(n_{mod}) \quad \text{Éq. 6-4}$$

This hypothesis ensures the same number of downstream streamflow simulations in a lumped or semi-distributed modelling framework (as complex as it can be).

Simplified tests (semi-distributed configurations with one upstream catchment – i.e. 70 catchments – and only four distinct models – see Table 6-2 – used without combination) were made in order to check the impact of this simplification on downstream performance. Figure 6-11 shows that for approximately 85% of the catchments, the use of an a priori choice on the injected upstream simulations has a limited impact (< 0.02 difference in KGE values) on the downstream performance. However, a decrease of up to 0.05 can be observed.

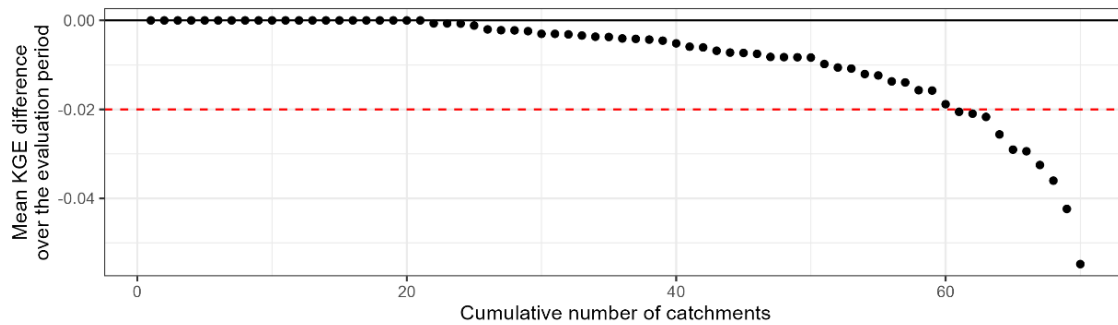


Figure 6-11 : Ranked performance difference curve obtained for the evaluation periods on each catchment by the best downstream model with an a priori choice on upstream simulation or not. The black line indicates the equivalence between both modelling frameworks. A negative value indicates a decline in performance due to the a priori choice of upstream simulations injected.

Although the assumption made here (i.e. to propagate the best upstream simulations) may occasionally lead to significant performance losses, we remain convinced that an a priori choice is necessary for a large gain in computation time even in simple semi-distributed configurations.

6.6 Conclusion

The main conclusions of this work are as follows:

1. The mixed multi-model approach outperforms the benchmark (one-size-fits-all model) and provides higher KGE values than approaches based on single models (LSM or SDSM). The gain is mainly due to the multi-model aspect, while the spatial framework brings a more limited added value.
2. At the event scale, the mixed multi-model approach does not show a large improvement on average but seems to reduce the variability (i.e. inter-quantile deviation).
3. Although some models are more often selected in multi-model combinations, almost all models have proven useful on at least one catchment. Moreover, the models that are most often selected in the model combinations are not always the best models on their own. However, the converse does not seem to be true since a model with good individual performance always seems to be a key element of the multi-model.

4. The largest improvement of a multi-model approach over the single models comes from the simple average combination of two models among a large ensemble. The performance gain when increasing the number of models in the multi-model becomes limited when more than four different models are combined.
5. The simplified mixed multi-model (based on a sub-sample of only four models applied to a lumped and a semi-distributed framework) outperforms the benchmark (one-size-fits all model) but does not reach the performances obtained with a full mixed multi-model (based on the 39 available models applied to a lumped and a semi-distributed framework).

These conclusions are valid in the modelling framework used. As a reminder, in this work we aimed to obtain simulations that represent a wide range of streamflow and that can be applied to a large number of French catchments with limited human influences.

It would be interesting to test other deterministic methods to combine models such as random forest, artificial neural network or long short-term memory networks, which are increasingly applied in hydrology (Kratzert *et al.*, 2018; Li *et al.*, 2022). These machine learning methods could also be used as hydrological models on their own. By also including physically-based models, it would be possible to extend the range of models even further. Another perspective of this work would be to test the semi-distributed multi-model approach in a probabilistic framework by considering the different models as a hydrological ensemble in order to quantify the uncertainties related to the models. It would also be relevant to conduct this study in a forecasting framework by combining a hydrological ensemble with a meteorological ensemble.

Although we have worked in the context of a large hydrological sample, the catchments are exclusively located in continental France. Testing the semi-distributed multi-model approach on catchments under other hydroclimatic conditions may therefore be useful. For example, applying the multi-model approach to different snow modules for considering snow melt is food for thought regarding high mountain catchments. It should be noted that the Matryoshka dolls approach developed in this study allows for only a simple division of the catchments. A more complex semi-distribution may be more relevant, especially in places where the spatial variability of rainfall is high. The catchments with human influences were removed from our sample because they do not have a natural hydrological behaviour. However, semi-distribution often enables a better representation of streamflow in these areas which are difficult to model.

Partie III : Développement d'un multi-modèle semi-distribué en contexte de prévision

Chapitre 7 : De la simulation à la prévision : quelles adaptations ?

7.1 Contexte

Jusqu'à présent, nous nous sommes concentrés sur un objectif de simulation hydrologique, c'est-à-dire que nous avons cherché à reproduire le débit observé à un pas de temps t donné à partir des seules données climatiques observées jusqu'à cet instant, et sans utiliser les dernières observations du débit. La prévision hydrologique, elle, peut être définie comme étant la « traduction des observations et des prévisions météorologiques en estimations des débits futurs des rivières » (Ramos, 2018). Elle consiste ainsi à estimer les débits futurs (allant de $t+I$ jusqu'à $t+H$, avec H l'horizon de prévision) à partir des observations climatiques et hydrométriques jusqu'à l'instant t et des prévisions météorologiques disponibles sur la plage de prévision, c'est-à-dire entre $t+I$ et $t+H$. Elle a de nombreuses applications opérationnelles allant de la sécurité des populations, dans le cas des inondations, à la gestion de la ressource en eau pour de multiples usages.

Les premiers documents scientifiques à ce sujet datent des années 1930 (par ex. Bachet, 1934 ; Callet, 1937). De manière générale, ils mettent en avant les bénéfices socio-économiques qu'aurait une prévision hydrologique, même à court terme, bien que cela nécessite une forte expertise humaine et que les données hydrométéorologiques soient bien souvent incomplètes et peu précises (White, 1939).

Avec le développement du numérique depuis le début des années 1980, l'émergence de la modélisation informatique et la disponibilité croissante de données de plus en plus précises, la prévision hydrologique est devenue un sujet de recherche de premier plan et ne cesse d'évoluer. En ce sens, nous pouvons citer la communauté de chercheurs et acteurs opérationnels HEPEX (*Hydrologic Ensemble Prediction EXperiment*) contribuant aux avancées scientifiques sur la prévision hydrologique d'ensemble depuis 2004.

D'un point de vue technique, la prévision hydrologique consiste à utiliser un modèle hydrologique préalablement calé sur des données historiques, en l'alimentant avec des données météorologiques prévues dans le but d'estimer les débits futurs (Figure 7-1).

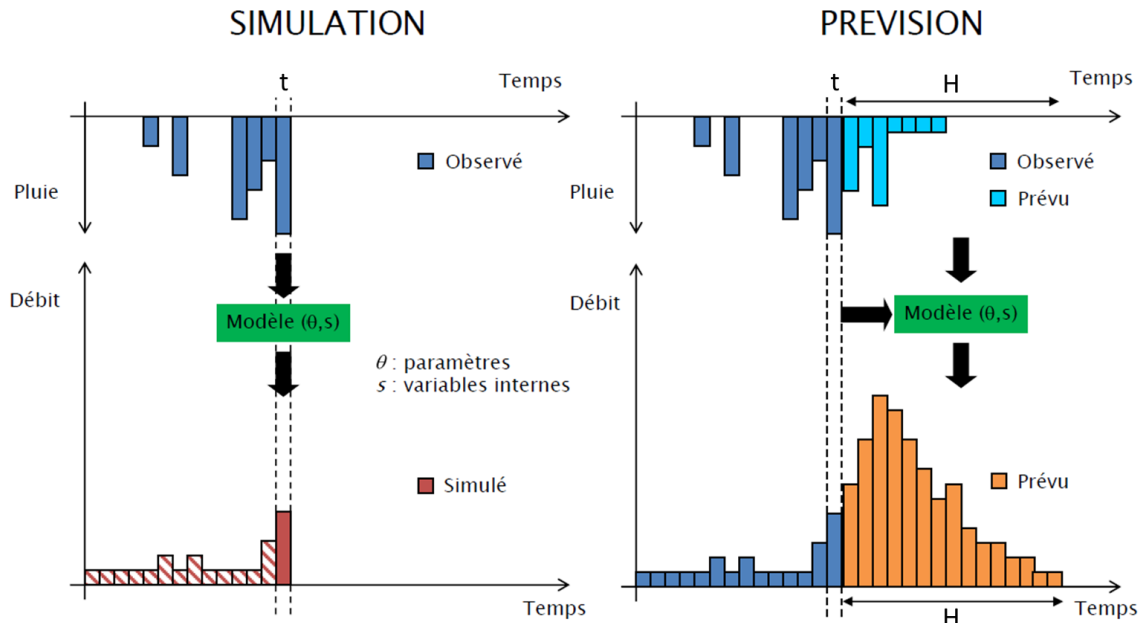


Figure 7-1 : Illustration des différences entre simulation et prévision. H est l'horizon de prévision et t l'instant de prévision (modifié à partir de Bourgin, 2014).

On distingue deux grandes catégories de prévisions (Theis *et al.*, 2005) :

- Les **prévisions déterministes** produisent un signal unique en sortie. Ce type de prévision est donc utilisé lorsque l'on ne souhaite pas quantifier les incertitudes ou que l'on ne dispose pas de méthodes adaptées pour cela, que les moyens de calcul disponibles sont trop limités au regard des temps de simulation du modèle, ou que l'on considère les incertitudes comme faibles pour les objectifs de prévision visés (par exemple au regard des échéances ou des dynamiques en jeu).
- Les **prévisions probabilistes** permettent de représenter plusieurs scénarii hydrologiques possibles. Ces prévisions hydrologiques peuvent être obtenues de diverses façons, par exemple via des approches d'ensembles météorologiques, des multi-modèles hydrologiques, des méthodes par analogie ou encore en « habillant » des prévisions déterministes (c'est-à-dire en leur associant une incertitude de prévision). Ces méthodes diffèrent notamment dans les sources d'incertitudes prises en compte et dans la façon dont elles sont exploitées. Après une étude statistique sur un vaste échantillon de résultats, des probabilités d'occurrence dans les prévisions peuvent être déterminées.

Dans un contexte de prévision, on fera généralement l'hypothèse que l'information observée juste avant l'instant de prévision est la plus informative pour la prévision future. On cherchera ainsi à prendre en compte l'erreur des modèles (et potentiellement des observations) sur les derniers pas de temps dans le but d'obtenir les conditions initiales les plus proches de la réalité du bassin au moment d'émettre une prévision. Cette étape est appelée assimilation de données. La nécessité d'une telle étape a été mise en avant en météorologie lorsque Richardson (1922) montra que les erreurs de prévision étaient en partie dues à de mauvaises conditions initiales sur les variables de champs de pression et de vitesse du vent.

Depuis, de nombreuses techniques automatiques d'assimilation de données ont été appliquées ou développées dans le domaine de l'eau, que ce soit en météorologie, en océanographie ou en hydrologie. Celles-ci se basent le plus souvent sur la méthode des moindres carrés. On peut citer notamment l'analyse de Cressman, la méthode d'interpolation optimale, le filtre de Kalman et ses différents dérivés ou encore les méthodes d'analyse variationnelle à plusieurs dimensions (Zhang & Moore, 2015). Ce type d'approche a déjà été appliqué à large échelle que ce soit en météorologie (Bach & Ghil, 2023) ou en océanographie (Hoteit *et al.*, 2018). En hydrologie, Thiboult *et al.* (2016) ont appliqué un filtre de Kalman d'ensemble dans un cadre multi-modèle global sur 20 bassins versants, tous situés dans le sud du Québec, et ont montré des résultats en prévision encourageants. Toutefois, Piazzini *et al.* (2021) ont montré qu'il n'y a pas de consensus sur la supériorité d'une méthode d'assimilation par rapport à une autre. De plus, ces méthodes sont généralement utilisées sur l'ensemble des états des modèles, ce qui est sous-optimal. En effet, l'estimation des hyperparamètres des méthodes d'assimilation est une étape difficile à mettre en œuvre (d'autant plus dans un cadre multi-modèle). Or, bien souvent, l'assimilation de données dépend quasiment exclusivement du réservoir fortement corrélé au débit ce qui peut être finalement comparable à une méthode plus simple par insertion directe, où le débit observé est considéré comme cible « parfaite ». Dans un cadre semi-distribué, la mise à jour des paramètres ou des états des modèles est plus difficile puisqu'elle doit être effectuée à la fois à l'aval mais également sur chacun des débits amont propagés. Les travaux de Royer-Gaspard (2023) montrent la difficulté de cette étape où des problématiques de sur-corrrections, de compensations et de décalages temporels peuvent être mises en évidence. Ainsi, l'utilisation optimale d'une méthode d'assimilation de données dans un cadre multi-modèle semi-distribué sur un large échantillon de bassins requiert une mise en place spécifique et des développements approfondis.

Toutefois, ce travail allait au-delà des recherches envisageables dans le cadre de la thèse. Nous avons donc fait le choix ici de ne pas considérer ces techniques d'assimilation de données.

Si la mise à jour des paramètres ou des états internes des modèles peut s'avérer difficile dans un cadre multi-modèle semi-distribué, la mise à jour des sorties des modèles est, quant à elle, plus accessible (Moore, 2007). Cette approche consiste à modifier les prévisions grâce à une correction directe de l'erreur des sorties des modèles hydrologiques (il s'agit donc d'une méthode de post-traitement). Berthet (2010) a testé différentes méthodes de mise à jour des sorties en utilisant des modèles d'erreurs tels que des régressions simples, des modèles de type ARIMA (*AutoRegressive Integrated Moving Average*) ou des réseaux de neurones sur un large échantillon de bassins avec le modèle hydrologique de prévision GRP. L'auteur met en avant dans ses travaux que les méthodes basées sur un report d'erreurs, i.e. corrigeant les prévisions de l'erreur observée sur le(s) dernier(s) pas de temps observé(s), apportent une amélioration des prévisions à très courte échéance mais que les effets de la correction sont masqués par les autres sources d'erreur pour des horizons supérieurs à 12 h. L'application de modèles ARIMA a montré des comportements similaires mais présente des performances plus élevées que l'approche précédemment mentionnée. L'auteur a également montré que le gain de ces modèles d'erreurs est majoritairement apporté par le processus autorégressif (AR). Enfin, les procédures de correction des sorties par réseau de neurones ont montré des améliorations sur la prévision des débits sur une grande partie des bassins que ce soit à courte ou longue échéance, mais a toutefois engendré de fortes détériorations et des instabilités sur quelques cas, ce qui la rend difficilement utilisable sans expertise des prévisions a posteriori.

Ce chapitre a pour but de mettre en place et tester les différents modèles hydrologiques dans un contexte de prévision en leur appliquant une méthode de post-traitement pour la mise à jour des sorties des modèles.

7.2 Éléments méthodologiques

7.2.1 Rappels méthodologiques généraux

Nous utiliserons dans ce chapitre l'échantillon de données pompées russes constitué de 150 bassins jaugés, découpés en plusieurs sous-entités (elles aussi jaugées) de manière simple (considérant un seul niveau d'emboîtement) et selon la topographie. Les détails de la constitution de cet échantillon sont disponibles en Section 1.3.2. Chacun de ces sous-bassins sera modélisé grâce aux 39 modèles hydrologiques (13 structures de modèles et trois fonctions objectif) disponibles.

7.2.2 La prévision en contexte global

Nous avons vu précédemment que la prévision consiste à calculer un débit futur en fonction des conditions passées et d'un scénario des conditions futures. Dans le cadre de ce travail, le calcul des prévisions se fait une fois par jour (à 00 h UTC) au pas de temps horaire avec pour horizon (ou échéance) $t+1$ h à $t + 120$ h, sur l'ensemble de la période disponible (1998-2018). Idéalement, nous aurions pu lancer la prévision à chaque pas de temps de la série, mais les temps de calcul devenaient alors beaucoup trop longs. Le choix des horizons de prévision analysés a été fait en fonction des attentes opérationnelles de la CNR qui utilise ces échéances pour optimiser l'exploitation et la maintenance de ses ouvrages, assurer la sûreté hydraulique (notamment face aux crues et aux étiages) et également valoriser sa production d'énergie sur le marché. Nous nous sommes placés ici dans un cadre idéal où les précipitations et les températures futures seraient connues (correspondant aux données observées a posteriori) ; on parle alors de précipitations et températures « parfaites ». Si cette hypothèse tend à s'éloigner des conditions réelles, elle permet néanmoins de s'affranchir en partie des fortes incertitudes sur les prévisions météorologiques. Le calage de chacun des modèles a été repris des travaux menés en simulation dans les chapitres précédents. Nous avons évalué les performances des modèles selon les différents horizons de prévision (nous présenterons généralement les échéances 1, 3, 6, 12, 24, 48, 72 et 120 h).

Nous avons choisi de réaliser cette évaluation à horizon fixe de façon déterministe à l'aide de la moyenne des erreurs absolues (*Mean Absolute Error - MAE*) :

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Q_{obs_i} - Q_{prev_i}|}{n} \quad \text{Éq. 7-1}$$

avec Q_{obs} et Q_{prev} les débits observés et prévus et n la longueur des séries analysées (ici le nombre de prévisions).

Bien que l'utilisation des débits spécifiques (c'est-à-dire exprimés en mm/h) permette d'effacer l'influence des surfaces des bassins, des biais d'analyse peuvent apparaître entre les bassins les plus productifs et les bassins les moins productifs. Ainsi, nous avons décidé de normaliser ce score par le débit moyen observé sur chacun de ces bassins :

$$MAE_{norm} = \frac{MAE}{\overline{Q_{obs}}} \quad \text{Éq. 7-2}$$

avec $\overline{Q_{obs}}$ le débit moyen observé.

7.2.3 Mise à jour des sorties du modèle

Une étape importante pour améliorer la prévision des débits est d'exploiter l'information contenue dans le débit observé. En effet, on peut émettre l'hypothèse que l'on a d'autant plus de chances de faire une bonne prévision que l'on est déjà proche de la dynamique observée à l'instant de prévision. Autrement dit, on suppose que les observations de débit jusqu'à l'instant de prévision portent une information (partielle) sur la réponse future du bassin. Le caractère autocorrélé de la variable débit tend à conforter cette hypothèse.

Si nous avons vu précédemment que, dans un cadre multi-modèle semi-distribué, il peut être complexe de mettre à jour les paramètres et/ou les états des modèles, il est toutefois possible d'effectuer une étape de post-traitement permettant de mettre à jour les sorties des modèles (Figure 7-2).

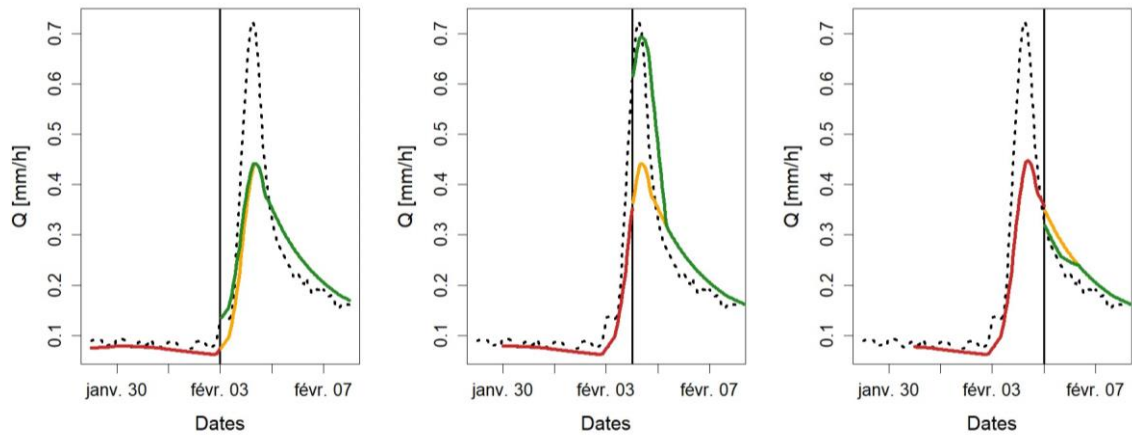


Figure 7-2 : Représentation de la mise à jour des sorties (report de l'erreur additive couplé à une décroissance linéaire selon le temps de réponse du bassin) pour trois instants de prévisions différents (3, 4 et 5 février 2003 à 00 h) sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010). La ligne pointillée noire représente le débit observé et la ligne verticale l'instant de prévision. La courbe rouge représente le débit simulé et la courbe orange le débit prévu sans mise à jour. La courbe verte représente la prévision corrigée par mise à jour des sorties.

Nous présenterons ci-après les trois méthodes testées dans ce chapitre, à savoir le report additif ou multiplicatif de l'erreur, ainsi qu'un modèle autorégressif d'ordre 1.

7.2.3.1 Report de l'erreur (additif ou multiplicatif)

Berthet (2010) a montré dans ses travaux que l'erreur au dernier pas de temps observé est la plus déterminante pour la mise à jour, les erreurs des pas de temps précédents contenant peu d'information supplémentaire notamment lorsque l'on s'intéresse à des dynamiques rapides telles que les crues. Ainsi, la méthode la plus simple, appelée report d'erreur, consiste à corriger la prévision de l'erreur entre la simulation et l'observation au dernier pas de temps observé. Cette correction peut être faite de façon additive ou multiplicative. La correction additive est adaptée lorsque les ordres de grandeur des erreurs sont équivalents entre les pas de temps considérés, mais présente le défaut de pouvoir engendrer des débits négatifs. La correction multiplicative est plus flexible en cas de fortes variations de débit sur la plage de prévision mais peut devenir très (trop) sensible lorsque les conditions initiales se rapprochent d'un débit nul. En d'autres termes, chaque méthode a ses avantages et ses inconvénients. Une correction dynamique (pouvant changer selon les conditions initiales et/ou la gamme de débit prévue par exemple) serait une solution envisageable mais est en dehors des objectifs de la thèse. Les corrections additives et multiplicatives sont respectivement définies par les équations 7-3 et 7-4.

$$Q'_{prev_{t+H}} = Q_{prev_{t+H}} + \varepsilon_t \quad \text{avec } \varepsilon_t = Q_{obs_t} - Q_{prev_t} \quad \text{Éq. 7-3}$$

avec Q'_{t+H} et Q_{t+H} respectivement le débit prévu corrigé et non corrigé à l'instant t pour l'horizon H , et ε la différence entre le débit simulé et le débit observé sur le dernier pas de temps observé (correspondant à l'instant de prévision).

$$Q'_{prev_{t+H}} = Q_{prev_{t+H}} \times \theta_t \quad \text{avec } \theta_t = \frac{Q_{obs_t}}{Q_{prev_t}} \quad \text{Éq. 7-4}$$

avec θ_t le rapport entre le débit simulé et le débit observé sur le dernier pas de temps observé (correspondant à l'instant de prévision).

Les travaux de Berthet ont également montré que plus l'échéance considérée est lointaine, moins la correction est efficace, notamment au regard des autres sources d'incertitudes. Toutefois, plus l'autocorrélation des débits sur le bassin est grande, plus l'information perdurera dans le temps. Nous avons ainsi choisi de relier cette correction à un temps caractéristique du bassin. Concrètement, la dernière erreur observée a été propagée sur un nombre de pas de temps correspondant au temps de réponse du bassin (calculé en maximisant la corrélation croisée entre les chroniques de précipitations et de débits). Si l'horizon de prévision est supérieur au temps de réponse du bassin, nous appliquerons ensuite une décroissance linéaire sur autant de pas de temps jusqu'à retrouver le débit prévu initial. Ainsi, les équations 7-3 et 7-4 seront modifiées respectivement pour donner les équations 7-5 et 7-6.

$$\begin{aligned} \text{Si } H < T_c & \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H} + \varepsilon_t \\ \text{Si } T_c \leq H \leq 2.T_c & \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H} + \varepsilon_t \times \left(2 - \frac{H}{T_c}\right) \end{aligned} \quad \text{Éq. 7-5}$$

$$\text{Si } H > 2.T_c \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H}$$

avec T_c le temps de réponse du bassin modélisé.

$$\begin{aligned} \text{Si } H < T_c & \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H} \times \theta_t \\ \text{Si } T_c \leq H \leq 2.T_c & \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H} \times \left(\theta_t \times \left(2 - \frac{H}{T_c}\right) + \frac{H}{T_c} - 1\right) \end{aligned} \quad \text{Éq. 7-6}$$

$$\text{Si } H > 2.T_c \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H}$$

7.2.3.2 Modèle autorégressif

Une méthode plus complexe de correction des sorties peut consister à rendre l'erreur future dépendante de l'erreur (ou des erreurs) qui la précède. Pour ce faire, nous utiliserons dans le cadre de ce travail un modèle de type autorégressif. Ce modèle d'erreur a été limité à l'ordre 1 afin de remonter uniquement au pas de temps précédent. Nous aurons alors :

$$\varepsilon'_t = \varphi \cdot \varepsilon_{t-1} + a_t \quad \text{Éq. 7-7}$$

avec ε' l'erreur modélisée, φ l'unique paramètre du modèle autorégressif d'ordre 1 et a_t un bruit blanc.

Ce modèle est recalé pour chaque prévision avec l'ensemble des erreurs simulées jusqu'à l'instant de prévision afin de bénéficier d'un maximum d'information. Toutefois, cette procédure peut s'avérer coûteuse en temps de calcul. Notons qu'afin d'alléger cette procédure, il serait possible de caler ce modèle autorégressif sur seulement deux sous-périodes (de manière analogue à un *split-sample test*) et d'utiliser celui calé sur une sous-période distincte de la plage de prévision. Ce choix peut également être motivé par le fait qu'un recalage à chaque instant de prévision tendra à se stabiliser progressivement avec le temps. En effet, plus l'antériorité des données est grande, moins le modèle est sensible à l'utilisation de nouvelles données.

Comme précédemment, l'effet de dégénérescence de l'information sur l'erreur à l'instant de prévision en fonction de l'horizon de prévision a été pris en compte avec une procédure de décroissance linéaire :

$$\begin{aligned} \text{Si } H < T_c & \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H} + \varepsilon'_{t+H} \\ \text{Si } T_c \leq H \leq 2.T_c & \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H} + \varepsilon'_{t+H} - \varepsilon'_{t+H} \times \left(\frac{H - T_c}{T_c}\right) \\ \text{Si } H > 2.T_c & \quad Q'_{t+H} = Q_{t+H} \end{aligned} \quad \text{Éq. 7-8}$$

7.2.4 Adaptation pour la semi-distribution

Dans un cadre semi-distribué, la prévision est faite de manière séquentielle. Une prévision est donc faite sur les bassins amont puis est propagée vers l'aval où l'on fera également une prévision. D'un point de vue théorique, la semi-distribution permet à courte échéance de bénéficier des dernières observations amont ainsi que de la correction par mise à jour des sorties pour prévoir le débit à l'exutoire du bassin total (Figure 7-3).

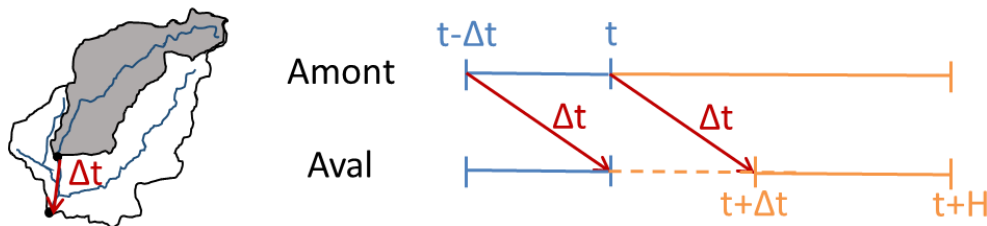


Figure 7-3 : Représentation schématique de l'adaptation de la prévision en contexte semi-distribué. Les sections bleues représentent les périodes où le débit est observé et les sections oranges où le débit est prévu. La zone en pointillée correspond à la période de temps où le débit prévu à l'aval est influencé par le débit déjà observé à l'amont. Cette zone est de longueur Δt , correspondant au temps de propagation du bassin amont vers l'aval.

Concrètement, la procédure de test est la suivante :

1. Prévision sur chaque sous-bassin amont,
2. Mise à jour des sorties au niveau de ces points amont,
3. Propagation des dernières observations et des prévisions corrigées vers l'aval,
4. Prévision sur le bassin aval,
5. Mise à jour des sorties à l'exutoire du bassin total.

7.3 Résultats et analyse

7.3.1 Passage brut de la simulation à la prévision

La Figure 7-4 montre la distribution des performances des modèles hydrologiques (couples structure – fonction objectif) lorsqu'ils sont appliqués de façon brute (sans mise à jour des sorties) de façon globale dans un contexte où les variables météorologiques futures sont connues, avec le critère MAE_{norm} . Une analyse par échéance n'est pas nécessaire dans ce cas puisque nous nous retrouvons ici dans un cas particulier (forçages connus sans mise à jour) où la prévision est identique à la simulation. Il s'agit ici d'une étape de contrôle avant de passer au

cadre de prévisions réelles, afin de vérifier le comportement des modèles au regard d'une nouvelle fonction objectif. Les modèles présentent dans l'ensemble un score supérieur à 30 %, c'est-à-dire une erreur moyenne absolue médiane au mieux environ trois fois plus petite que le débit moyen observé. Les performances sont globalement homogènes entre structures mais sont hétérogènes entre fonctions objectif. En effet, quelle que soit la structure de modèle hydrologique considérée, les performances les plus élevées sont atteintes lorsque le modèle est calé sur un KGE calculé sur la racine carrée des débits. Il s'agit d'un résultat attendu compte tenu de l'hétéroscédasticité des erreurs (elles ont tendance à être plus importantes en périodes de hautes eaux) et du critère d'évaluation utilisé donnant un poids élevé à cette gamme de débits. Le couple GR5H (structure) – $KGE(Q^{+0.5})$ (fonction objectif) présente les meilleures performances moyennes, il nous servira donc de modèle de référence dans ce chapitre.

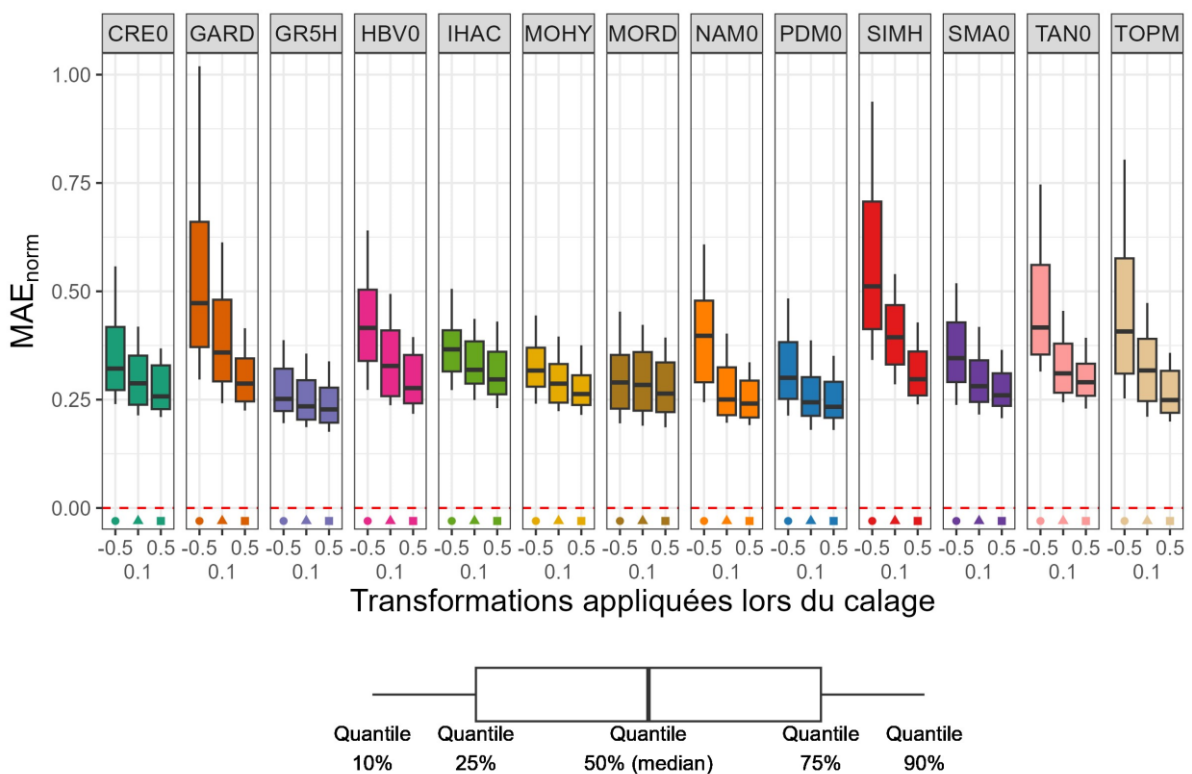


Figure 7-4 : Distribution de la performance (score MAE) des 39 modèles globaux sur les 150 bassins versants de l'échantillon « poupées russes » en prévision, quel que soit l'horizon de prévision. La ligne rouge en pointillés représente la valeur MAE optimale. Chaque couleur représente une structure et chaque motif géométrique représente la transformation puissance appliquée au débit lors de la phase de calage.

Si le passage brut de la simulation à la prévision a permis de vérifier rapidement le comportement général des modèles face à ce changement, il est toutefois très insatisfaisant d'un point de vue prédictif à courte échéance où une étape de mise à jour des sorties est nécessaire.

7.3.2 Comparaison des méthodes de mise à jour des sorties

Les méthodes de mise à jour des sorties des modèles permettent de rapprocher la simulation de l'observation faite sur le dernier pas de temps disponible, c'est-à-dire à l'instant de prévision. La Figure 7-5 présente la comparaison entre les méthodes de mise à jour des sorties par report d'erreur et par modèle autorégressif d'ordre 1, selon différentes échéances pour l'ensemble des modèles sur l'échantillon de bassins « poupées russes » dans un cadre global. Comme attendu, les méthodes de mise à jour permettent un gain important à très courte échéance. Par construction, l'impact de la mise à jour s'efface progressivement jusqu'à disparaître quasiment complètement aux alentours de l'horizon de prévision à 48 h, correspondant au quantile 75 % de la distribution des temps de réponse sur l'échantillon de bassins. En revanche, il ne semble pas y avoir davantage de gain d'une méthode par rapport à une autre dans ces conditions.

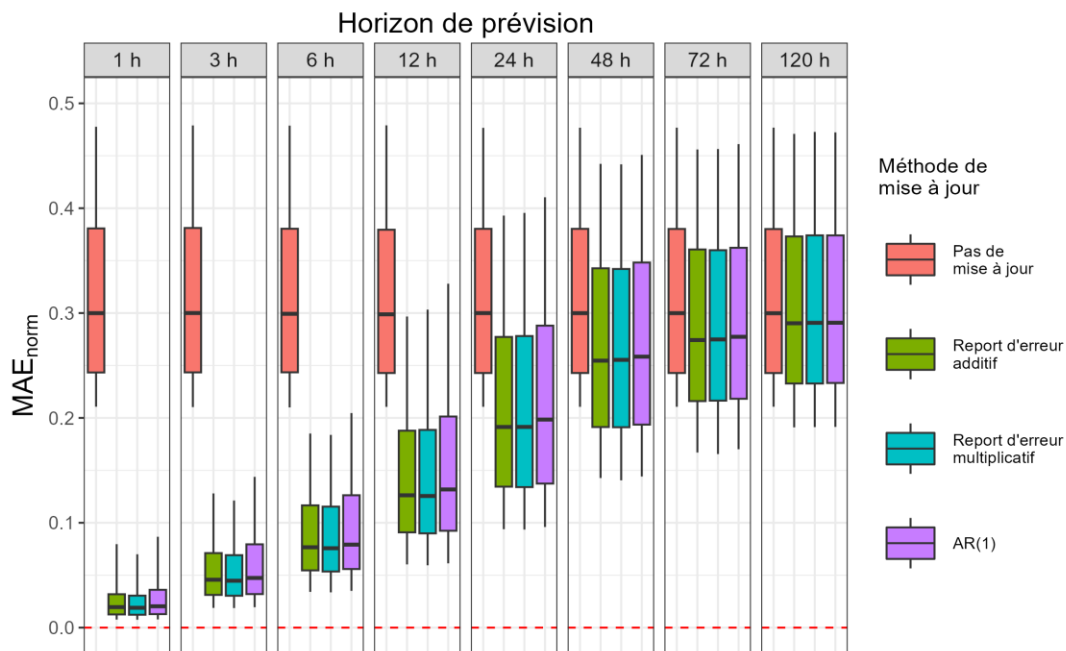


Figure 7-5 : Distributions des performances (score MAE) obtenues avec les 39 modèles globaux sur l'ensemble des 150 bassins selon différents horizons de prévision pour différentes méthodes de mise à jour. Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

Notons que le report d'erreur multiplicatif engendre localement des corrections aberrantes notamment lorsque le débit simulé est très proche de 0. Outre les temps de calcul pouvant être élevés en raison du recalage (étape qui pourrait être évitée en calant uniquement sur deux périodes indépendantes), le modèle autorégressif d'ordre 1 présente un comportement quasiment équivalent au report d'erreur additif dans la majorité des cas puisque la valeur de son paramètre tend vers 1. Ainsi, dans la suite de ce travail, nous avons appliqué uniquement la méthode de report d'erreur additive pour la mise à jour des sorties (en prenant soin d'empêcher la présence de débits négatifs).

7.3.3 Modélisation globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins avec mise à jour des sorties

Nous avons vu dans un contexte de simulation que l'approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins, c'est-à-dire considérant un unique modèle sur chacun des bassins versants de l'échantillon, améliore les performances (Chapitre 4). L'objectif ici est de vérifier ce résultat dans un contexte de prévision en faisant l'hypothèse que le meilleur modèle en simulation (i.e. entraînant les performances KGE_{comp} les plus élevées sur la période de contrôle sur chaque bassin versant) permet d'obtenir les scores MAE_{norm} les plus faibles en prévision. Nous considérerons ainsi un même modèle sur un bassin à chaque pas de temps et quel que soit l'horizon de prévision. Les sorties du modèle sont corrigées avec la méthode de report d'erreur.

La Figure 7-6 présente la comparaison de performance (critère MAE_{norm}) entre le cadre de modélisation de référence (ici structure GR5H et transformation +0,5) et le cadre de modélisation global mono-modèle variable à l'échelle des bassins pour des échéances allant de 1 h à 120 h après mise à jour des sorties. Le choix d'un modèle adapté au bassin présente une amélioration générale par rapport à notre référence sur seulement 40 % des bassins, quel que soit l'horizon considéré. Plus l'horizon de prévision est lointain, plus les améliorations (et respectivement les dégradations) sont marquées. Toutefois, nous pouvons noter que les différences (qu'elles soient positives ou négatives) sont faibles puisqu'elles sont toutes inférieures à un sixième du débit moyen observé sur chaque bassin. Ainsi, contrairement à ce qui pouvait être attendu, le cadre de modélisation global mono-modèle variable à l'échelle des bassins n'apporte pas de plus-value par rapport à notre référence, voire même a tendance à dégrader les performances. Ce résultat peut être en partie expliqué par le choix du critère d'évaluation MAE_{norm} favorisant les hauts débits, là où le KGE_{comp} utilisé pour évaluer les simulations pour la sélection des meilleurs modèles avait pour objectif de représenter une large gamme de débit. Toutefois, une analyse complémentaire a montré que les résultats varient peu malgré une définition du meilleur modèle en simulation basée sur le critère $KGE(Q^{+0,5})$ accordant un poids plus important aux hauts débits, bien qu'une légère amélioration puisse être notée pour les horizons les plus lointains. Une seconde explication peut être liée à notre hypothèse de départ puisque le meilleur modèle en simulation n'est peut-être pas le plus adapté en contexte de prévision. Nous développerons cette problématique dans le chapitre suivant.

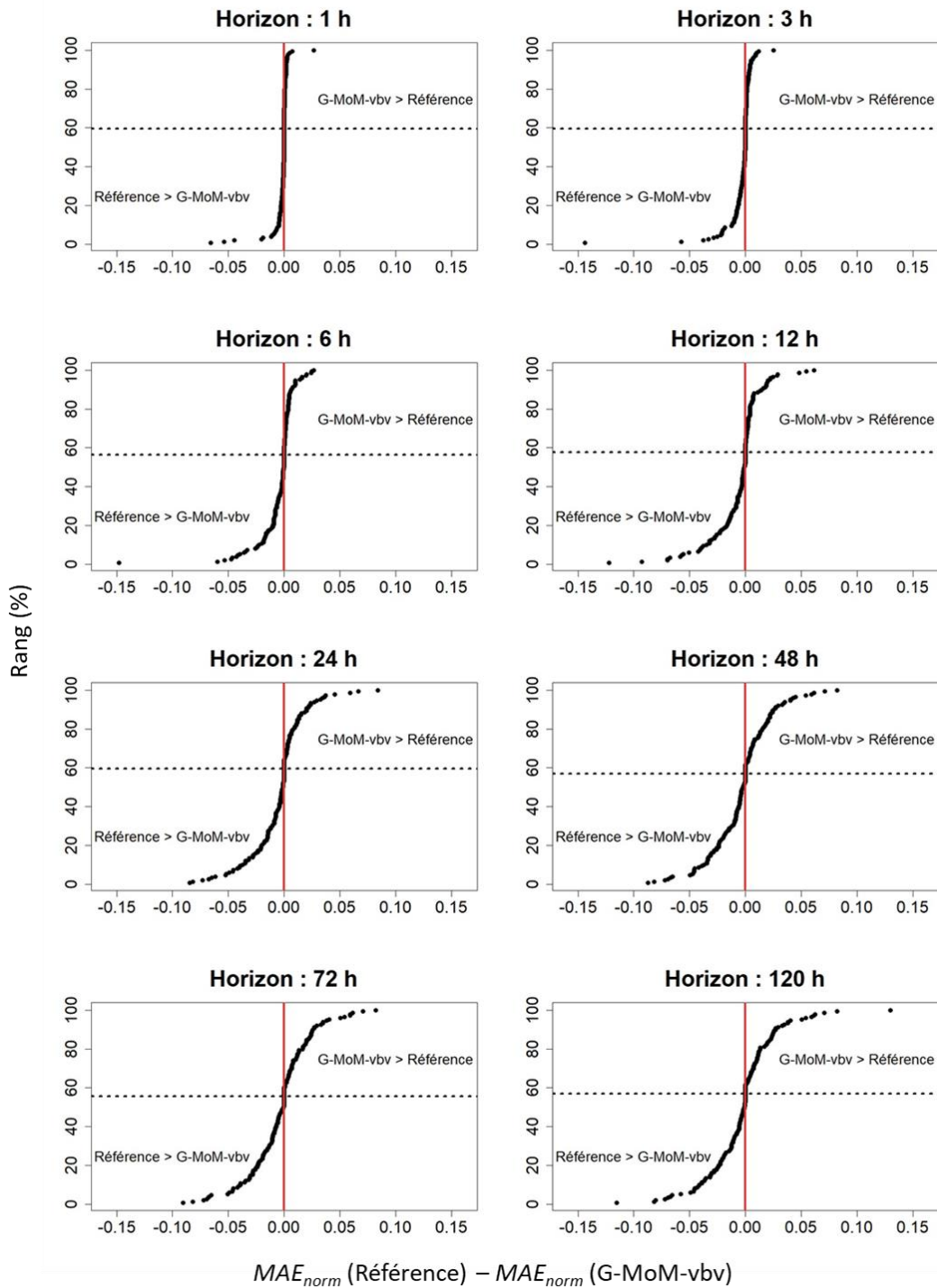


Figure 7-6 : Comparaison des performances (score MAE_{norm}) obtenues entre notre cadre de référence et l'approche de modélisation globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins (G-MoM-vbv) sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur selon différents horizons de prévisions. Chaque point représente un bassin versant. La ligne rouge représente l'égalité entre les approches et la ligne pointillée noire représente le rang pour lequel le changement de signe apparaît. Ainsi, des points présents dans le coin inférieur gauche représentent des bassins sur lesquels l'approche de référence est plus performante (MAE_{norm} plus faible) que l'approche G-MoM-vbv (et inversement pour l'autre extrémité).

7.3.4 Modélisation semi-distribuée mono-modèle variable à l'échelle des bassins avec mise à jour des sorties

L'objectif est ici de voir comment se comportent les différents modèles en prévision dans un cadre de modélisation semi-distribué. Nous avons vu précédemment que l'approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins n'améliore pas la prévision par rapport à notre cadre de référence dans un contexte global. Cependant, qu'en est-il dans un cadre semi-distribué ? Nous testerons ainsi l'approche SD-MoM-vbv en utilisant la procédure de modélisation décrite précédemment (Section 0).

La Figure 7-7 montre la comparaison des approches mono-modèles variables à l'échelle des bassins versants dans un cadre global (gauche) et semi-distribué (droite) pour différents horizons de prévision. Contrairement à ce qui pouvait être attendu, la mise en place d'un cadre semi-distribué est largement défavorable par rapport à l'approche globale sur les courtes échéances.

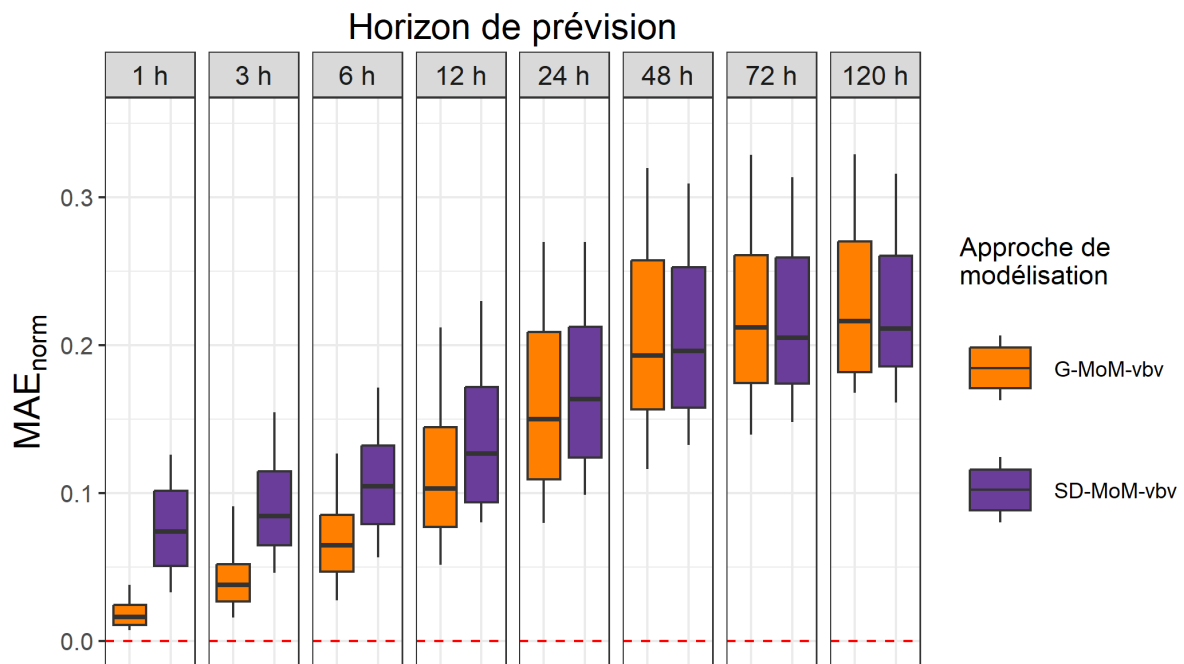


Figure 7-7 : Distributions des performances (score MAE) obtenues dans un cadre de modélisation global ou semi-distribué avec l'approche mono-modèle variable à l'échelle des bassins sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur selon différents horizons de prévision. Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

Dans un contexte de précipitations et températures parfaites et dans un cadre de modélisation global, les prévisions brutes sont égales aux simulations. Ainsi, l'erreur observée à l'instant de prévision corrigera quasiment de façon parfaite les premières échéances. Cependant, dans un cadre semi-distribué, la prévision émise à l'aval est différente de la simulation, ce qui rend la correction plus imparfaite même à très courte échéance (Figure 7-8).

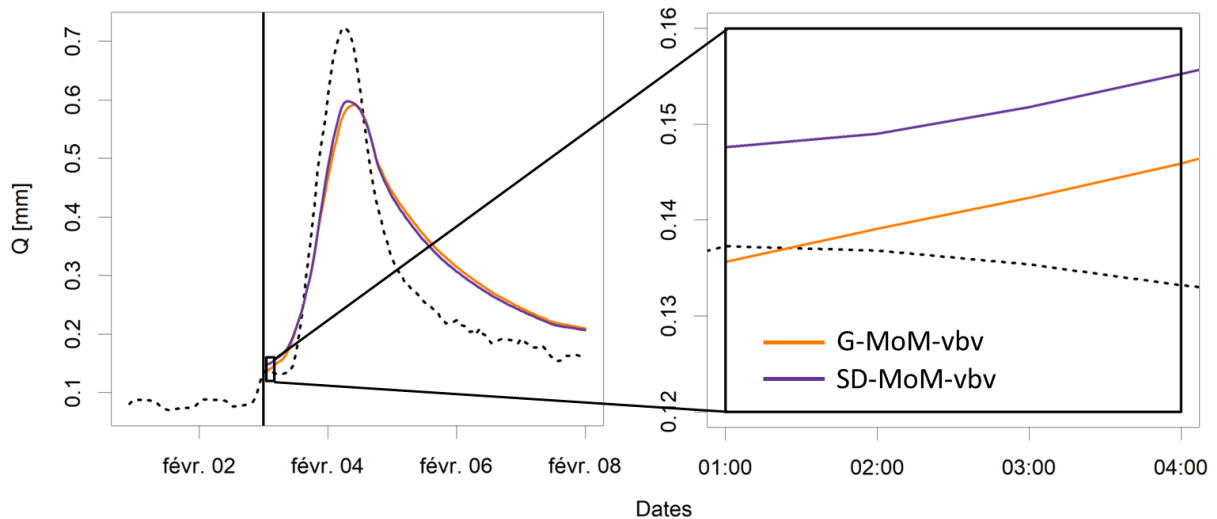


Figure 7-8 : Représentation de l'impact de la mise à jour des sorties (report de l'erreur additive couplé à une décroissance linéaire selon le temps de réponse du bassin) pour une prévision effectuée le 3 février 2003 à 00 h sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010) dans un cadre global (orange) et semi-distribué (violet). La ligne pointillée noire représente le débit observé et la ligne verticale l'instant de prévision.

Plusieurs raisons peuvent être avancées pour expliquer ce phénomène :

- Les erreurs dans les données de débit observé impactent la prévision. En effet, la méthode de mise à jour des sorties repose sur le principe d'accorder une confiance aveugle aux observations, sans accorder d'importance à ce qui a été simulé. Ainsi, des observations amont erronées se propageront dans la chaîne de modélisation. Bien que les chroniques de débit aient été scrutées visuellement et montrent peu d'influence anthropique en contexte de simulation, les conclusions peuvent être largement différentes en prévision, notamment avec une étape de mise à jour à l'instant de prévision directement impactée par la qualité des données.

- La fonction de propagation utilisée présente des limites en prévision. En effet, le délai correspond à un simple décalage temporel lors du transfert du débit amont vers l'aval. Toutefois, en réalité, le temps de propagation n'est pas constant au cours du temps et évolue notamment avec le débit. De plus, il s'agit d'une fonction conservative. Or, il existe de nombreux cas où l'on peut perdre de l'eau, par exemple en raison des transferts de la rivière vers la nappe. Ainsi, si un stock d'eau trop important a été généré en amont, la fonction de propagation utilisée ne permettra pas de limiter cet apport à l'exutoire.
- La méthode de mise à jour n'est pas adaptée pour un contexte semi-distribué. En effet, le choix de propager les dernières observations ainsi que les prévisions amont corrigées, puis de corriger à nouveau le débit à l'exutoire peut engendrer un phénomène de sur-corrrection avec des interactions non-souhaitables entre la mise à jour des points internes et celle de l'exutoire.

Si ces trois points peuvent engendrer des problèmes de prévision à courte échéance, l'adaptation de la méthode de mise à jour en contexte semi-distribué semble être la piste privilégiée. Toutefois, cette problématique étant un sujet de recherche à part entière, nous n'avons pas pu, dans le cadre de cette thèse, développer plus en détail ces interactions amont-aval dans les méthodes de mise à jour. Nous pourrions citer cependant les travaux de Royer-Gaspard (2023) qui ont récemment mis en défaut la correction sur les bassins amont pour prévoir à l'exutoire total des débits à très courtes échéances (quelques heures) sur des bassins lents ou lorsque les contributions amont représentent une grande partie du débit aval. Ces travaux ont également montré que pour des échéances plus longues, soit un à quelques jours, les prévisions aval deviennent très fortement dépendantes de la qualité de la prévision effectuée sur les parties amont. Toutefois, si des difficultés ont été mises en évidence par ce travail, des solutions restent à proposer.

7.4 Conclusion

Ce chapitre a permis de mettre en place et de tester les différents modèles hydrologiques dans un contexte de prévision optimal (précipitations et températures futures connues) en leur appliquant une méthode de post-traitement pour la mise à jour des sorties des modèles.

Le passage brut de la simulation à la prévision a montré que, dans l'ensemble, les structures de modèles hydrologiques présentent des qualités prédictives assez homogènes. En revanche, les fonctions objectif ont un impact très hétérogène sur les prévisions : les modèles calés avec un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits présentent toujours les performances les plus élevées et les modèles calés avec un *KGE* calculé sur l'inverse de la racine carrée des débits obtiennent les performances les plus basses. Ce résultat est toutefois à mettre en lien avec le critère d'évaluation sélectionné (le *MAE*) favorisant grandement les dynamiques de crues.

Comme attendu, les trois méthodes testées de mise à jour des sorties des modèles (report d'erreurs additive et multiplicative, et modèle autorégressif de premier ordre) ont présenté une forte amélioration de la prévision à très courte échéance (inférieures à 24 h). Toutefois, aucune supériorité d'une méthode par rapport aux autres n'a pu être mise en évidence. Le choix s'est finalement porté sur un simple report d'erreur additif comme méthode de mise à jour des sorties pour la suite de ce travail.

Les résultats ont également montré que, contrairement à ce que nous avons obtenu en simulation, le cadre de modélisation global mono-modèle variable à l'échelle des bassins (choix d'un modèle adapté à chaque bassin) avec mise à jour des sorties n'engendre pas de gain particulier par rapport à notre modèle de référence (couple structure GR5H – fonction objectif 0,5) appliqué à l'ensemble de l'échantillon.

Enfin, ce chapitre a également permis de mettre en avant les problématiques d'interaction de correction entre les points internes et l'exutoire dans un cadre de modélisation semi-distribué.

Chapitre 8 : Le multi-modèle global et semi-distribué en contexte de forçages météorologiques futurs connus

8.1 Contexte

Nous avons vu dans le chapitre précédent le bénéfice de la correction des sorties dans un cadre de prévision mono-modèle déterministe. Si cette mise à jour permet de réduire fortement les erreurs sur les premières échéances, la qualité des prévisions diminue fortement à horizon plus lointain malgré un contexte de précipitations futures connues. Par ailleurs, les résultats issus de la simulation mettent en avant les bénéfices d'une approche multi-modèle déterministe par combinaison des sorties. Nous nous demandons dans ce chapitre si c'est également le cas dans un cadre de prévision.

La combinaison des prévisions est un sujet très étudié depuis le milieu du 20^e siècle, et ce dans de nombreux domaines, de l'économie à la psychologie en passant par la météorologie. Clemen (1989) et Armstrong (2001) proposent dans leurs articles respectifs un état de l'art sur le sujet. Quel que soit le domaine d'application, la combinaison des prévisions semble appropriée dès lors que l'incertitude sur la méthode utilisée pour la prévision ou que l'incertitude sur la situation future est forte. Les conclusions de ces revues de littérature mettent également en avant que les combinaisons des prévisions doivent se faire uniquement si les méthodes (ou les données) utilisées pour les prévisions sont variées et suffisamment nombreuses (plus de cinq membres). Les différentes études parcourues montrent également les précautions à employer avec des méthodes de combinaison complexes qui peuvent être difficiles à interpréter dès lors que le phénomène prévu est très incertain. En hydrologie, la combinaison des prévisions est bien plus récente. Elle peut être abordée sous un angle déterministe ou probabiliste. Nous nous concentrerons ici sur le cadre déterministe, la question des combinaisons de prévisions probabilistes sera développée en détail dans le chapitre suivant.

Les combinaisons déterministes des prévisions issues de modèles hydrologiques ont montré des résultats encourageants. Les premiers travaux de ce type ont été initiés par McLeod *et al.* (1987) qui avaient pour objectif d'améliorer les prévisions trimestrielles pour une meilleure exploitation du réservoir hydro-électrique du lac Saint-Jean, au Canada. À partir de trois modèles très différents (un modèle de type fonction de transfert-bruit, un modèle

autorégressif et un modèle conceptuel), les auteurs ont montré qu'une combinaison déterministe des prévisions émises par ces modèles améliore nettement la qualité de la prévision finale. Cette publication a permis de mettre en lumière la potentielle plus-value d'une approche combinée dans le cadre de la prévision des débits.

En France, Loumagne *et al.* (1995) ont proposé une approche similaire pour la prévision des crues en temps réel à court terme (horizons de prévision variant de 3 à 6 h) sur le bassin amont de la Garonne en utilisant plusieurs modèles (modèles autorégressifs débit-débit, modèles linéaires débit-débit et modèles linéaires pluie-débit) mais également différentes sources d'informations afin de déterminer des configurations possibles du système réel (par exemple selon la disponibilité des données en différents endroits du bassin à l'instant de prévision). Selon l'état du système, une pondération est alors affectée à chaque modèle, ce qui a pour conséquence d'avoir une approche combinatoire dynamique, pouvant varier à chaque pas de temps et offrant ainsi une plus grande flexibilité en cas de changement de configuration du système. Finalement, les auteurs affirment que cette méthode peut s'appliquer à tout type de bassin dès lors que les modèles présentent à la fois une certaine redondance et une certaine complémentarité dans la représentation des différentes configurations du système.

Dans cet esprit, Awol *et al.* (2021) ont récemment étudié l'intérêt de réaliser des combinaisons avec un plus large échantillon de prévisions. Leurs travaux ont été réalisés au pas de temps horaire à courte échéance (entre 1 h et 18 h) sur un bassin urbanisé au Canada. Les auteurs se sont ainsi basés sur quatre produits de précipitations distincts et onze modèles hydrologiques. Notons qu'une pré-sélection des membres a été faite en mode simulation afin de réduire l'échantillon de prévisions à 14 membres (sept modèles hydrologiques couplés à deux jeux de données de précipitations), les auteurs ayant montré qu'un plus large ensemble traité dans un cadre multi-modèle déterministe n'améliorait pas (voire dégradait) les performances. Les conclusions montrent les bénéfices d'une combinaison à très courte échéance par rapport à des prévisions utilisées seules. Awol *et al.* (2021) ont également étudié l'impact de la méthode de combinaison dans un cadre de prévision en testant sept approches différentes, consistant toutes à attribuer un poids aux différentes prévisions selon les erreurs observées passées dans une fenêtre de cinq jours avant l'instant de prévision. Finalement, les auteurs concluent que les approches de type BMA (*Bayesian Model Averaging*) ou basées sur les moindres carrés permettent d'obtenir les meilleures performances.

Toutefois, la généralisation des résultats des études précédemment citées est discutable au regard du nombre de bassins analysés. C'est d'ailleurs ce que critiquent Papacharalampous & Tyralis (2020) lorsqu'ils mettent en avant que très peu d'études explorant des combinaisons de modèles en prévision ont été réalisées sur un large échantillon de bassins. Les auteurs ont ainsi généralisé les bénéfices des approches combinatoires sur plus de 600 bassins versants localisés en Amérique du Nord et en Europe au pas de temps journalier pour des horizons lointains (1 an). En effet, à partir de cinq prévisions déterministes (issues de méthodes différentes), les auteurs ont testé l'ensemble des combinaisons possibles (soit 26 en tout). Ce travail a également montré la difficulté de trouver une combinaison de prévision unique pour l'ensemble des bassins, l'utilisation de méthodes de prévisions adaptées sur chaque bassin semblant être essentielle.

Dans le cadre de ce chapitre, nous nous intéresserons à combiner les prévisions issues des modèles hydrologiques afin de quantifier les bénéfices du multi-modèle dans un cadre global ou semi-distribué sur un large échantillon de bassin versants. Nous chercherons notamment à analyser les bénéfices d'une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage variant en fonction de la gamme de débit prévue en plus des combinaisons multi-modèles plus classiques.

8.2 Éléments méthodologiques

8.2.1 Rappels méthodologiques généraux

Nous utiliserons dans ce chapitre l'échantillon de données pompées russes constitué de 150 bassins jaugés, découpés en plusieurs sous-entités (elles aussi jaugées) de manière simple (considérant un seul niveau d'emboîtement) et selon la topographie. Les détails de la constitution de cet échantillon sont disponibles dans la Section 1.3.2. Chaque entité sera modélisée grâce aux 39 modèles hydrologiques (13 structures de modèles et trois fonctions objectif) disponibles que ce soit dans un cadre global ou semi-distribué.

Suite aux conclusions du chapitre précédent, nous utiliserons une mise à jour des sorties des modèles par simple report d'erreur. La prévision se fera de nouveau une fois par jour au pas de temps horaire avec des horizons allant de 1 h à 120 h. Afin de minimiser l'incertitude sur les prévisions, nous nous sommes placés dans le cadre idéal de précipitations et températures futures « parfaites », c'est-à-dire correspondant aux observations a posteriori. L'évaluation des performances est faite à l'exutoire de chaque bassin à horizon fixe de façon déterministe avec le score *MAE*. Comme dans le chapitre précédent, le modèle de référence correspond au modèle GR5H calé avec un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits.

8.2.2 Combinaison des prévisions

8.2.2.1 Combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage

Les résultats obtenus en simulation ont montré le bénéfice d'utiliser une méthode combinatoire sur les sorties des modèles pour améliorer la simulation des débits. Les modèles utilisés dans le cadre de prévision sont directement issus des analyses faites en simulation. Toutefois, les conclusions ont également mis en avant que les fonctions objectif utilisées pour caler les différentes structures de modèles hydrologiques permettent de bien représenter certaines gammes des débits et non la totalité. Ainsi, il semble assez peu pertinent d'utiliser un modèle calé sur les bas débits (resp. hauts débits) pour prévoir un événement de crue (resp. d'étiage) bien qu'il ait été défini comme étant le meilleur en simulation sur la période de contrôle. Afin de pallier ce problème, une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif (CDP) utilisée au calage a été développée. Ce travail s'inspire des conclusions apportées par Oudin *et al.* (2006) qui ont montré dans un cadre de simulation le bénéfice d'utiliser un indice saisonnier pour pondérer les hydrogrammes issus de deux calages distincts, l'un favorisant les bas débits et l'autre les hauts débits, en fonction du taux de remplissage du réservoir de production. La combinaison dynamique développée ici consiste à appliquer un poids variable aux fonctions objectif utilisées pour le calage des modèles en fonction de la gamme de débit prévue (Figure 8-1).

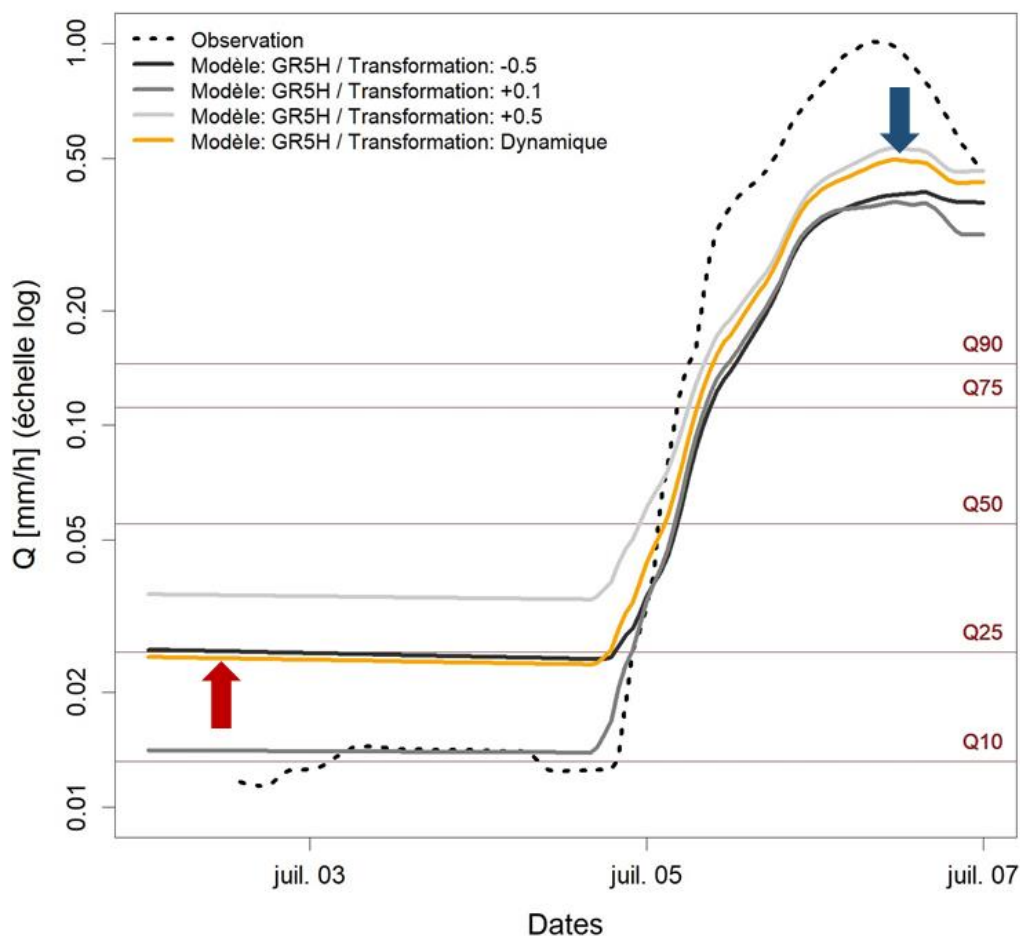


Figure 8-1 : Représentation de la combinaison dynamique pour une prévision effectuée le 2 juillet 2001 à 0 h sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010). La ligne pointillée noire représente le débit observé. Les trois lignes grises représentent les prévisions effectuées avec la structure GR5H calée selon trois transformations distinctes. La courbe orange correspond à la combinaison dynamique. Les différents traits horizontaux indiquent les quantiles de débit. La flèche rouge (resp. bleue) indique que dans la combinaison dynamique, le poids est majoritairement attribué au modèle orienté sur les bas débits (resp. hauts débits), c'est-à-dire à la structure GR5H calée selon un KGE calculé sur l'inverse de la racine carrée (resp. sur la racine carrée). Q90, Q75, Q50, Q25 et Q10 correspondent aux différents quantiles de débit.

Afin d'obtenir une variation graduelle des poids, les chroniques de débits ont été divisées en cent intervalles séparés par les différents centiles (quantiles 1 à 99). Le calcul des quantiles a été fait sur l'ensemble des données de débits observées pour chaque bassin versant. Ainsi, pour chaque bassin versant, les pas de temps correspondant à chaque gamme de débit observé ont été récupérés. Grâce à cette information, nous avons utilisé les données simulées par chaque modèle sur ces mêmes pas de temps en prenant soin de séparer les simulations issues des trois fonctions objectif différentes. Les poids ont ensuite été optimisés en minimisant l'erreur absolue obtenue entre le débit observé et la combinaison des débits simulés avec les trois fonctions objectif distinctes. La Figure 8-2 présente les poids attribués aux modèles issus de fonctions

objectif différentes selon la gamme de débit ciblée. Des fonctions polynomiales ont été ajustées par la méthode des moindres carrés pour chaque transformation, en s'assurant que le poids total reste égal à 1, afin de pouvoir s'affranchir d'une séparation en centiles. Nous pouvons voir que, comme attendu, la transformation orientée haut débit (resp. bas-débit) aura une place prépondérante pour des quantiles élevés (resp. faibles). Les modèles calés sur un *KGE* calculé avec la racine dixième des débits présentent une plus grande constance dans leur contribution à la combinaison (notamment pour des quantiles supérieurs à 20) bien que celle-ci reste plutôt faible (poids moyen de 0,17).

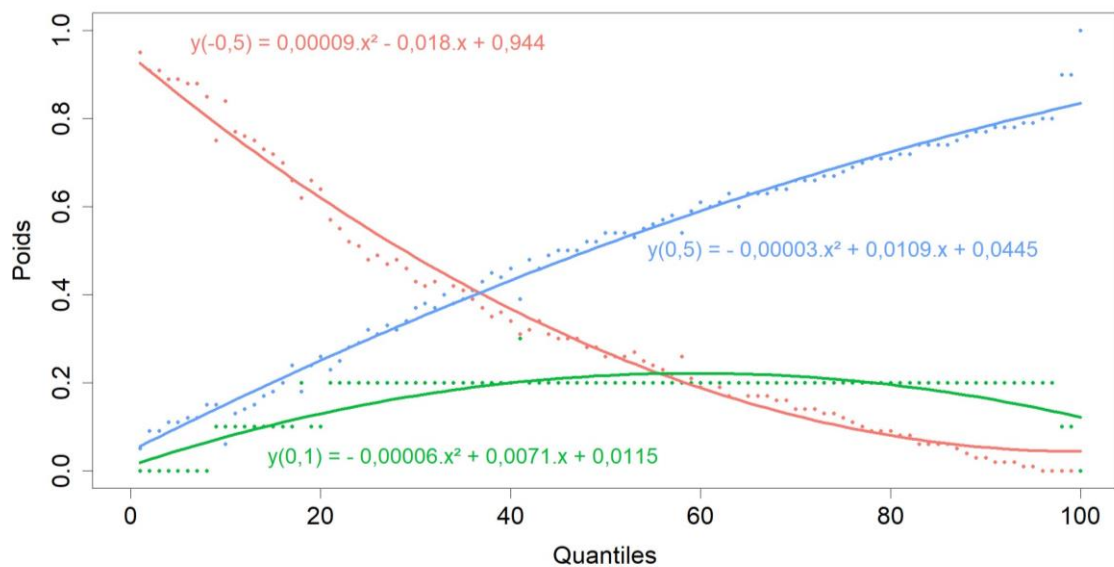


Figure 8-2 : Répartition des poids accordés aux différents modèles selon la transformation utilisée sur la variable débit lors du calcul du *KGE* lors de la phase de calage : -0,5 (rouge), 0,1 (vert) et 0,5 (bleu).

Toutefois, il convient de se demander comment utiliser cette information dans un cadre de prévision. En effet, nous ne disposons pas de l'information observée permettant de déterminer la gamme de débit prévue. Pour cela, nous nous sommes basés sur les différentes simulations en faisant l'hypothèse que pour une structure de modèle donnée, quelle que soit la fonction objectif considérée, le débit simulé sur un pas de temps donné correspondra à la même gamme de débit. La Figure 8-3 permet de vérifier cet a priori en comparant les quantiles obtenus sur l'ensemble des pas de temps simulés selon la transformation appliquée lors de la phase de calage. En effet, les différents points (pas de temps) suivent presque parfaitement la diagonale. Notons que 98 % des pas de temps présentent une différence de quantile inférieure ou égale à 2.

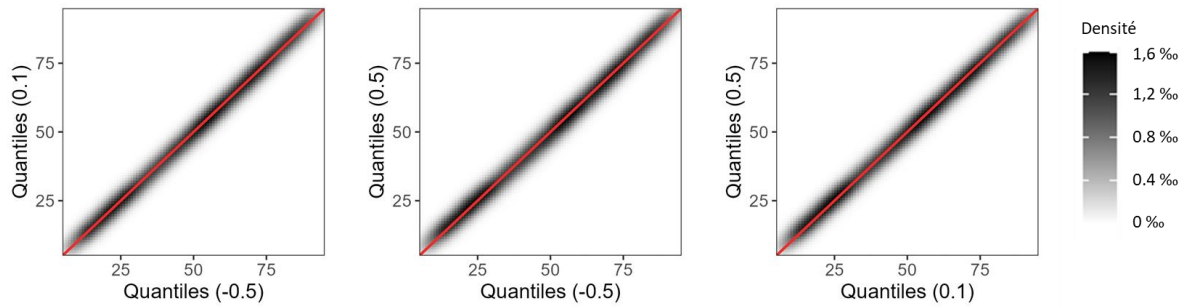


Figure 8-3 : Comparaison des quantiles obtenus selon les trois fonctions objectif testées (entre parenthèses, puissance de la transformation appliquée au débit pour le calcul de la fonction objectif) pour les différentes structures et sur l'ensemble de l'échantillon. La droite rouge représente la bissectrice.

Pour la suite de ce travail, nous avons ainsi choisi d'utiliser les modèles issus d'un calage effectué avec le *KGE* calculé sur la racine dixième des débits pour déterminer la gamme de débit prévue. Notons que dans un cadre de prévision, il est possible de se retrouver en dehors des quantiles prédéfinis sur les observations. Nous avons fait le choix ici d'appliquer les pondérations extrêmes lorsque de tels cas sont prévus. Finalement, la combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage permet de réduire le nombre de prévisions de 39 à 13 membres pour chaque (sous-)bassin modélisé.

8.2.2.2 Combinaison multi-modèle des prévisions

Les résultats obtenus en simulation ont montré le bénéfice d'utiliser une méthode combinatoire sur les sorties des modèles pour améliorer la simulation des débits. Les combinaisons choisies dans le cadre de prévision sont directement issues des analyses faites en simulation. Ainsi, sur chaque (sous-)bassin, la combinaison multi-modèle des prévisions est issue des modèles constituant la meilleure combinaison en simulation (déterminée sur la période de contrôle).

Dans le cadre de ce travail, deux méthodes combinatoires ont été explorées :

- La première consiste à utiliser une moyenne simple (CMS) des prévisions pour chaque instant de prévision.
- La seconde, plus complexe, repose sur une moyenne pondérée (CMP) en attribuant un poids à chaque prévision. Ces poids sont optimisés pour chaque instant de prévision en fonction des derniers débits observés (sur une plage correspondant au temps de réponse du bassin) par minimisation de l'erreur absolue. Notons qu'une

décroissance linéaire a été appliquée afin d'accorder plus d'importance aux données observés les plus proches de l'instant de prévision.

La Figure 8-4 présente l'effet de cette dernière approche en prenant l'exemple de trois événements de crue sur un même bassin. L'hydrogramme de gauche présente un cas où le poids est entièrement attribué à la prévision modélisée avec la structure de modèle MORD. Le graphique du milieu représente une prévision sur laquelle seul le modèle GARD a été considéré. Enfin, l'événement de droite met en avant un événement prévu où le poids des prévisions a été réparti entre les deux modèles.

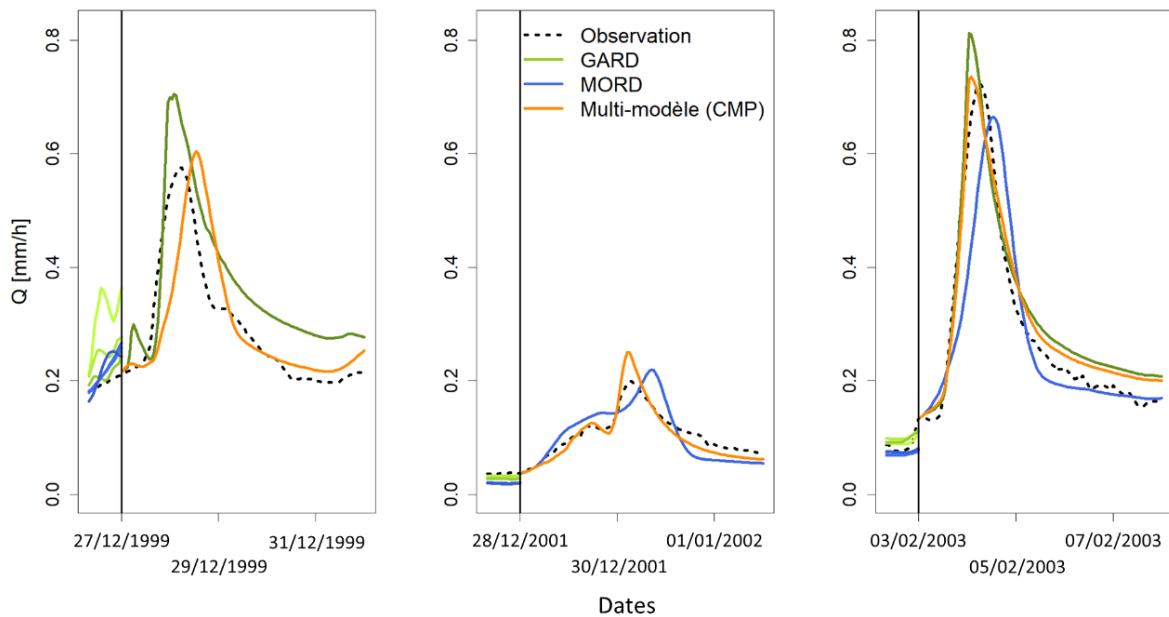


Figure 8-4 : Représentation de l'approche multi-modèle par moyenne pondérée avec mise à jour des sorties (report de l'erreur additive couplé à une décroissance linéaire selon le temps de réponse du bassin) et une combinaison dynamique des prévisions (poids variable selon la gamme de débit), pour trois prévisions d'événements de crues (27 décembre 1999, 28 décembre 2001 et 3 février 2003 à 0 h) sur le bassin de la Vézère à Larche (P4001010). La ligne pointillée noire représente le débit observé et la ligne verticale l'instant de prévision. Les courbes vertes représentent les modèles issus de la structure GARD et celles en bleu MORD. La courbe orange représente la prévision effectuée avec l'approche multi-modèle par moyenne pondérée.

Rappelons que, dans un cadre semi-distribué, un choix doit être fait sur les prévisions à propager dans le réseau hydrographique sur chaque sous-bassin amont. L'analyse des résultats dans un cadre de modélisation global (que nous détaillerons dans la suite de ce chapitre) a montré une légère plus-value de l'approche multi-modèle par moyenne pondérée. Nous avons ainsi décidé de propager les prévisions obtenues avec cette approche sur chaque sous-entité modélisée.

8.3 Résultats et analyse

8.3.1 Prévisions dans un cadre global avec une combinaison dynamique des prévisions

La combinaison dynamique des prévisions permet d'accorder un poids variable aux modèles issus d'une même structure mais calés différemment selon la gamme de débit prévue. L'objectif de cette approche est donc de permettre une amélioration de la prévision quelle que soit la gamme de débit considérée. La Figure 8-5 présente le pourcentage de bassins dont les prévisions ont été améliorées grâce à l'application de la combinaison dynamique des prévisions (CDP) sur une approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins (G-MoM-vbv) quel que soit l'horizon de prévision. Ce graphique montre que pour des débits prévus inférieurs au quantile 45, la combinaison dynamique des prévisions améliore autant qu'elle détériore les prévisions, comparé au choix d'un modèle utilisant une unique fonction objectif pour le calage. Ce constat met une nouvelle fois en avant la difficulté des modèles à représenter les bas débits et/ou l'incertitude sur les données de faibles débits observés. En revanche, le gain d'une combinaison dynamique des fonctions objectif est bien plus marqué pour des débits prévus supérieurs au quantile 45 avec une amélioration sur plus de 60 % des bassins versants modélisés.

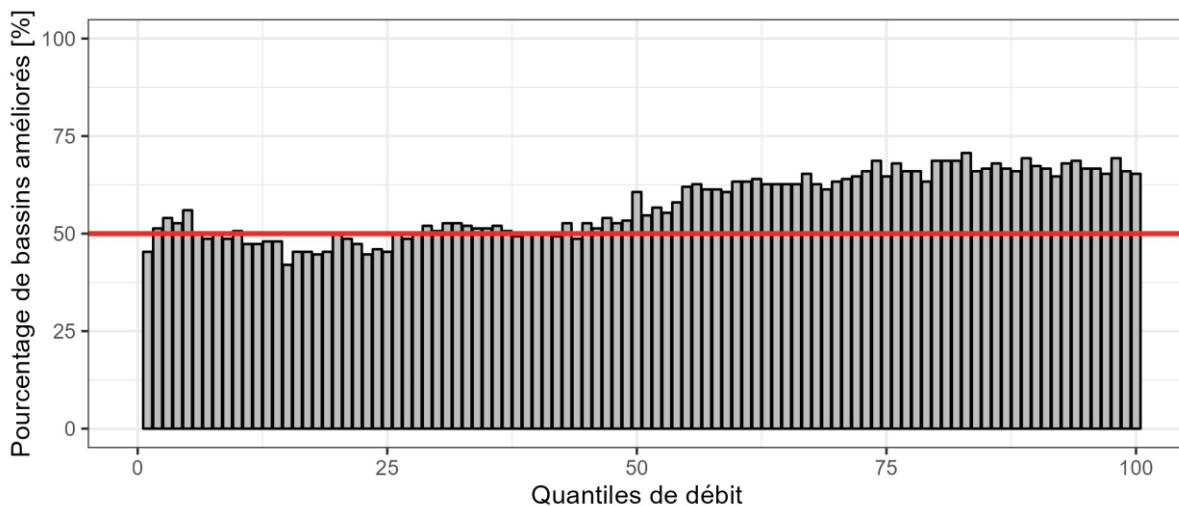


Figure 8-5 : Pourcentage de bassins (échantillon poupées russes, 150 bassins) dont les prévisions ont été améliorées (score *MAE* plus faible) par application d'une combinaison dynamique des fonctions objectif (CDP) dans le cadre d'une approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins (G-MoM-vbv) quel que soit l'horizon de prévision. La ligne rouge représente la limite entre amélioration (partie supérieure) et détérioration (partie inférieure).

Nous avons vu que la combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage permet d'améliorer la prévision des hauts débits. Toutefois, ce gain n'a pas été quantifié. La Figure 8-6 propose une comparaison entre notre cadre de référence et l'approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins avec une combinaison des prévisions selon la gamme de débit. Cette approche dynamique permet une légère amélioration des prévisions à partir de l'horizon 24 h, notamment sur les bassins présentant les scores MAE_{norm} les plus élevés, donc les bassins les moins bien modélisés. En revanche, très peu de différence, voire une légère détérioration, est à noter pour les échéances les plus courtes, où la prévision est majoritairement influencée par la méthode de mise à jour des sorties utilisée.

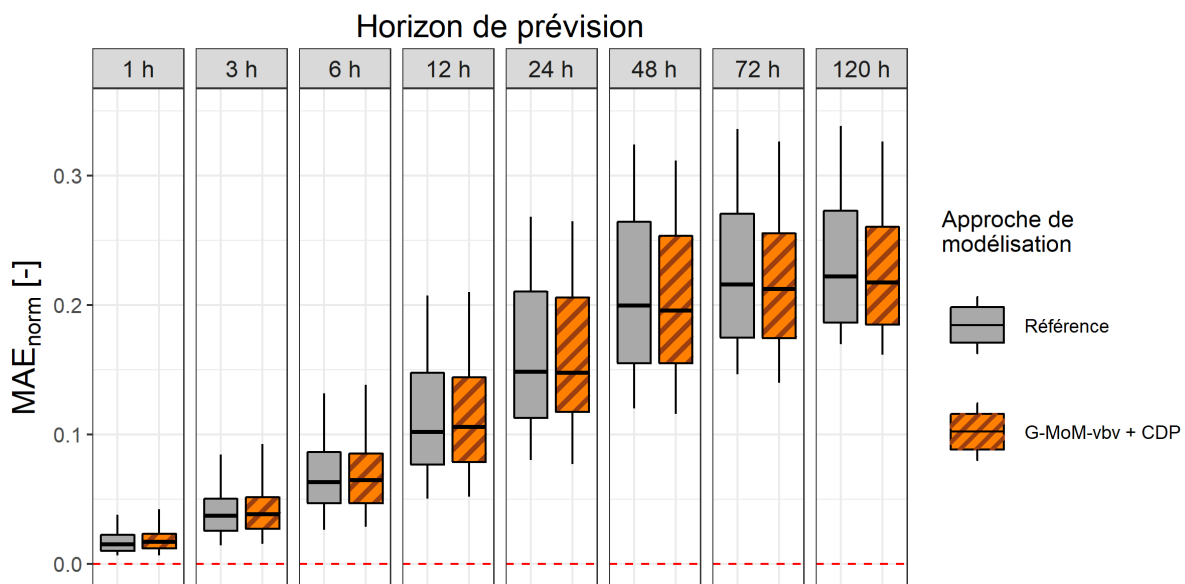


Figure 8-6 : Distributions des performances (score MAE_{norm}) obtenues dans notre cadre de modélisation référence ou avec l'approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins (G-MoM-vbv) utilisant une combinaison dynamique des prévisions (CDP) sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur selon différents horizons de prévisions. Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %. La ligne pointillée rouge représente la prévision « parfaite », c'est-à-dire où la prévision est égale à ce qui a été observé par la suite.

Nous évaluons une nouvelle fois ici l'hypothèse que le meilleur modèle en simulation l'est également en contexte de prévision. La Figure 8-7 présente la différence de performance obtenue entre les prévisions présentant le score MAE le plus faible et les prévisions issues du meilleur modèle en simulation (défini selon la performance KGE_{comp} sur la période de contrôle) selon différents horizons de prévisions sur chaque bassin versant. L'hypothèse est strictement vérifiée que pour environ un tiers de l'échantillon de bassins. Toutefois, celle-ci reste une bonne approximation puisque la différence de MAE est très faible et ce quel que soit l'horizon de prévision.

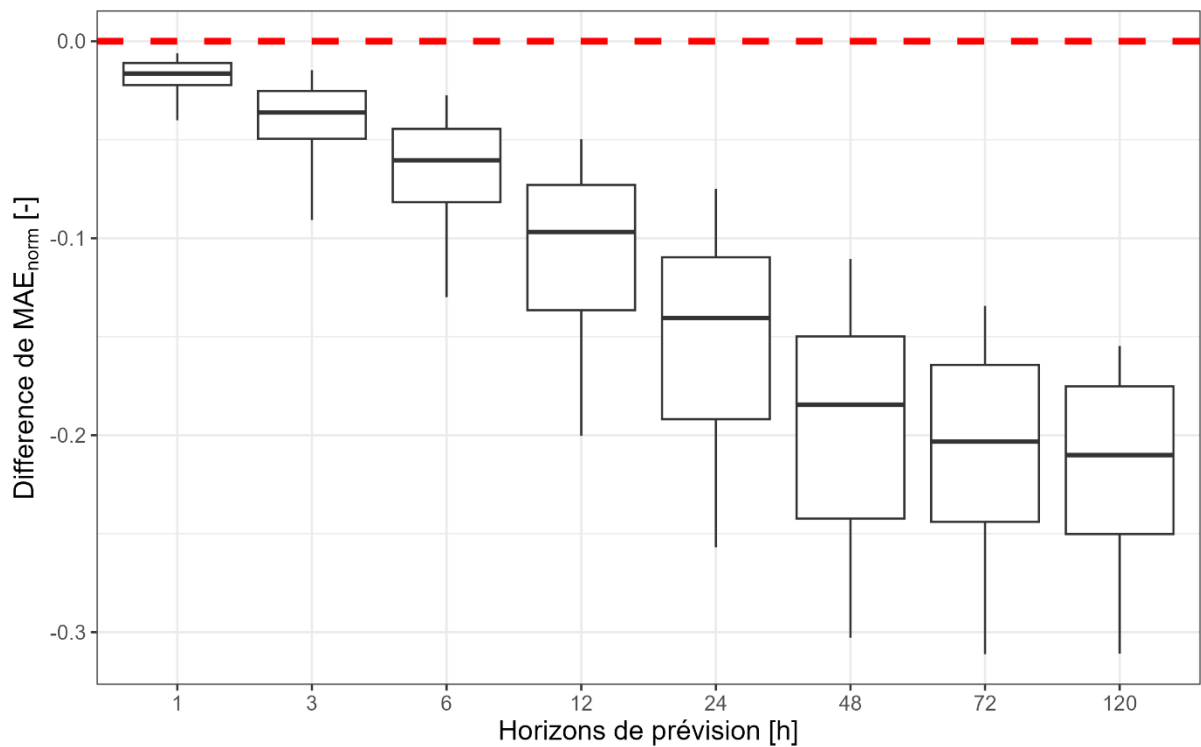


Figure 8-7 : Distribution des différences de performance (score MAE_{norm}) obtenues entre les meilleures prévisions et les prévisions issues d'une approche globale mono-modèle variable à l'échelle des bassins versants (G-MoM-vbv) après mise à jour des sorties par report d'erreur et utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions sur les 150 bassins et selon différents horizons de prévisions. Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %. La ligne pointillée rouge représente l'égalité de performance entre les deux approches.

Notons que nous avons utilisé la prévision présentant le score MAE_{norm} le plus faible pour chaque instant de prévision. Ainsi, cela laisse la possibilité que, pour un même bassin, la prévision sélectionnée pour deux horizons distincts puisse provenir de deux modèles différents. C'est ce que nous montre la partie haute de la Figure 8-8 puisque pour une même ligne (un même bassin), plusieurs structures de modèles peuvent apparaître. Nous avons choisi ici de représenter les meilleures prévisions en acceptant une légère perte de performance, fixée ici à 5 % (notée θ), par rapport à la valeur optimale afin de s'affranchir des problèmes d'équifinalité qui peuvent apparaître lorsque plusieurs modèles aboutissent à des performances très proches. Ce phénomène est directement retranscrit dans la partie basse de la figure qui présente pour chaque bassin et chaque échéance le nombre de structures répondant au critère d'acceptation de 5 %. Le cas d'une structure unique quel que soit l'horizon de prévision apparaît pour environ la moitié de l'échantillon de bassins.

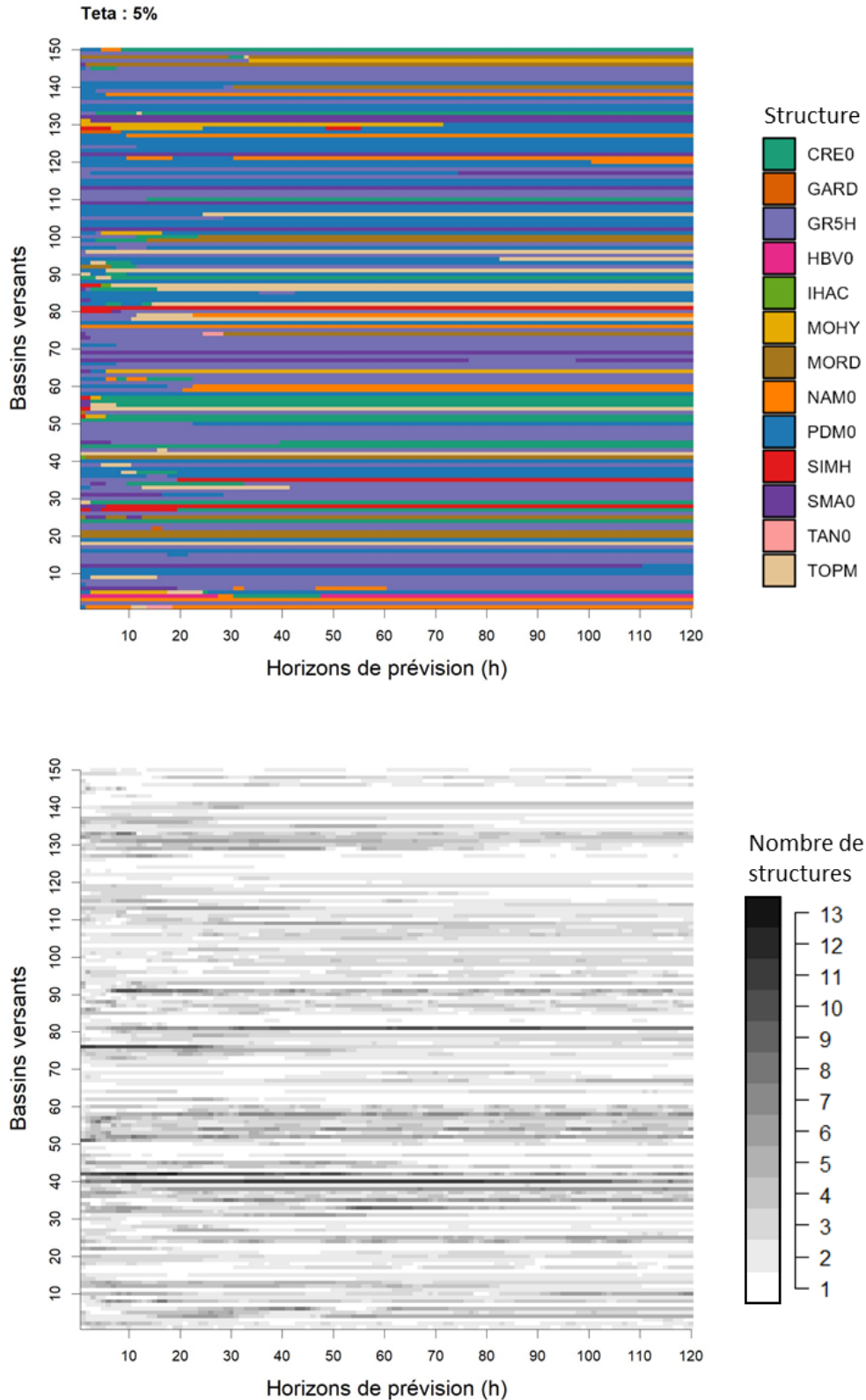


Figure 8-8 : Carte de chaleur présentant les modèles menant aux meilleures prévisions (score *MAE* le plus faible) en acceptant une légère perte de performance de 5 % (haut) et le nombre de structures répondant à ce critère (bas) pour chaque bassin versant et chaque échéance dans un cadre de modélisation mono-modèle globale.

La question sous-jacente est la suivante : est-ce que certaines structures de modèles sont plus adaptées à certains horizons de prévision ? La Figure 8-9 présente la répartition des structures de modèles ayant engendré les prévisions dont le score MAE_{norm} était le plus faible selon différentes échéances. GR5H et PDM0 sont les structures les plus utilisées quelle que soit l'échéance. Nous pouvons remarquer que certaines structures sont plus adaptées aux prévisions à très courtes échéances (par ex. PDM0, SMA0, MOHY) et d'autres à des horizons de prévision plus lointains (par ex. GR5H, NAM0, CRE0). Notons qu'à longue échéance, nous retrouvons une répartition proche de ce que l'on pouvait observer dans un contexte de simulation, ce qui est logique car alors la mise à jour de la prévision a un effet moindre.

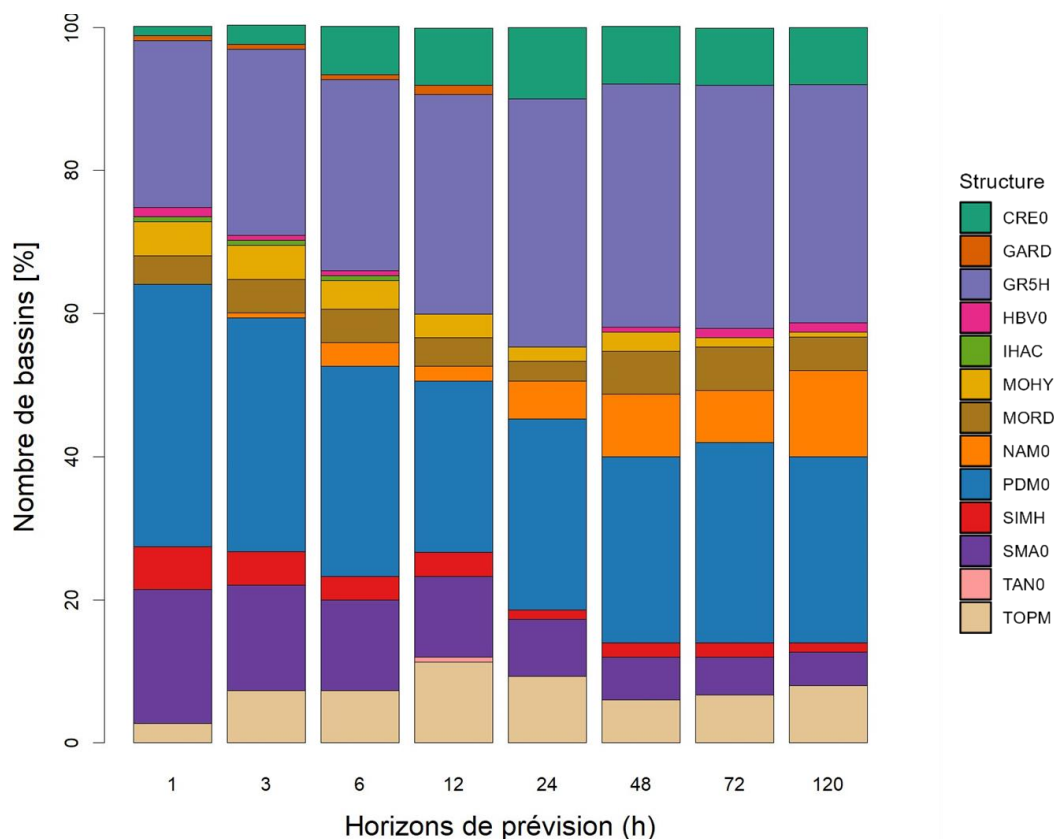


Figure 8-9 : Répartition des structures ayant engendré les meilleures prévisions (score MAE le plus faible) selon différents horizons de prévisions.

Toutefois, définir un modèle (ou une pondération) par bassin et par échéance ajoute un niveau de complexité supplémentaire pour un gain de performance assez minime. De plus, il est difficile de lier ce changement de modèle selon les échéances à un comportement hydrologique particulier. Nous avons donc fait le choix pour la suite de ce travail de ne pas poursuivre cette approche et de nous contenter d'utiliser les meilleurs modèles définis en simulation sur chaque bassin comme modèles de prévision.

8.3.2 Prévisions dans un cadre global avec une approche multi-modèle

La Figure 8-10 présente la comparaison des performances (critère MAE_{norm}) obtenues en prévision avec une approche globale multi-modèle (G-MuM-vbv) par moyenne simple (CMS) et pondérée (CMP) pour des échéances allant de 1 h à 120 h après mise à jour des sorties et utilisation d'une combinaison dynamique selon la gamme de débit. L'utilisation d'une méthode de combinaison pondérée des prévisions en fonction des dernières données observées n'améliore pas les performances (différences inférieures à 1 % du débit moyen de chaque bassin sur 99 % de l'échantillon et quel que soit l'horizon). Ce résultat est concordant avec ce que nous avons obtenu dans un cadre de simulation. Plusieurs explications peuvent être avancées pour expliquer cela :

- L'échantillon de modèles disponible est suffisamment grand et de bonne qualité. Rappelons ici que les combinaisons utilisées en prévision sont les mêmes qu'en simulation. Ainsi, il s'agit de combinaisons des sorties issues de un à quatre modèles parmi l'ensemble disponible, adaptées pour chaque bassin versant (et non une combinaison de tous les modèles).
- Une mise à jour des sorties est déjà appliquée. En effet, l'intérêt de la moyenne pondérée est d'accorder un poids plus important à un modèle selon les dernières observations, ce qui a donc pour but notamment d'améliorer les prévisions à très court terme. Cependant, les effets de la pondération deviennent invisibles quand ils passent après la correction par report d'erreur.

En regardant plus en détail, nous retrouvons l'effet de la mise à jour avec une différence de performance plus faible pour des échéances faibles, puisque les erreurs elles-mêmes sont moins importantes. Pour la plupart des échéances (excepté l'horizon à 48 h), le changement de signe apparaît pour un rang supérieur à 50 %, ce qui montre que la méthode par moyenne simple est plus adaptée que la moyenne pondérée sur plus de la moitié de l'échantillon de bassins. Toutefois, en regardant les queues de distributions, le gain maximum engendré par une moyenne pondérée est plus important que ses pertes sur quasiment toutes les échéances. Ainsi, nous ferons le choix pour la suite de ce travail d'utiliser uniquement la méthode par moyenne pondérée.

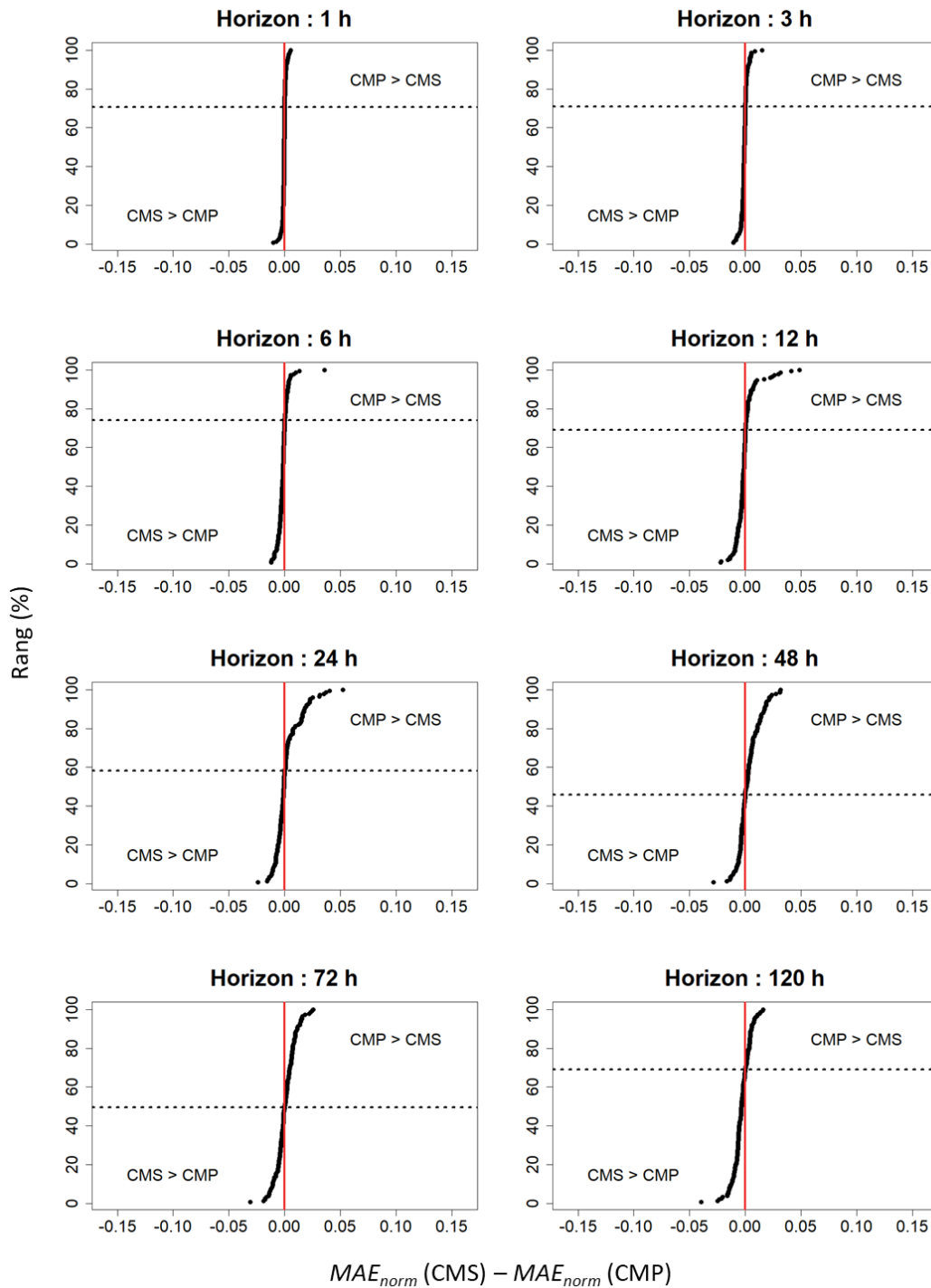


Figure 8-10 : Comparaison des performances (score MAE_{norm}) obtenues en prévision avec une approche globale multi-modèle (G-MuM-vbv) par moyenne simple (CMS) et pondérée (CMP) sur les 150 bassins après mise à jour des sorties par report d'erreur et utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions selon différents horizons de prévisions. Chaque point représente un bassin versant. La ligne rouge verticale représente l'égalité entre les approches et la ligne pointillée noire horizontale représente le rang pour lequel le changement de signe apparaît. Ainsi, des points présents dans le coin inférieur gauche représentent des bassins sur lesquels l'approche CMS est plus performante (MAE_{norm} plus faible) que l'approche CMP (et inversement pour l'autre extrémité).

La Figure 8-11 présente la comparaison des performances obtenues dans notre cadre de modélisation de référence avec l'approche globale multi-modèle par moyenne pondérée après mise à jour des sorties par report d'erreur et utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage. Contrairement à ce qui pouvait être attendu, l'approche multi-modèle par moyenne pondérée ne permet pas d'amélioration, voire dégrade légèrement les résultats, à très courte échéance, malgré le fait que la méthode de pondération repose sur les dernières valeurs de débit observées. Cela peut s'expliquer par l'impact de la mise à jour des sorties sur ces échéances qui peut venir perturber les complémentarités et/ou compensations qu'il peut y avoir habituellement entre les modèles. En revanche, à partir d'un horizon de 12 h, le gain apporté par l'approche multi-modèle commence à apparaître et croît en fonction de l'échéance jusqu'à apporter une amélioration médiane correspondant à 2 % du débit moyen pour un horizon à 120 h.

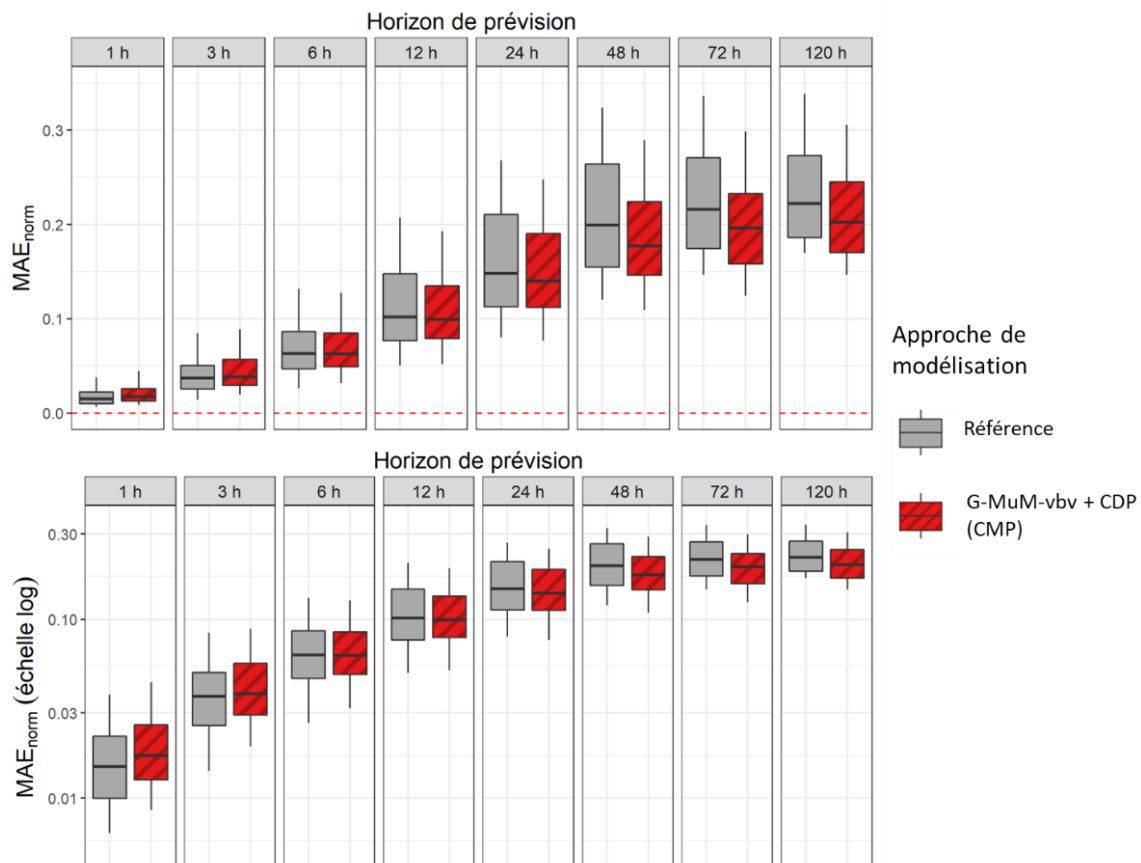


Figure 8-11 : Distributions des performances (score MAE_{norm}) obtenues dans notre cadre de modélisation référence ou avec l'approche globale multi-modèle (G-MuM-vbv) par moyenne pondérée (CMP) – après mise à jour des sorties par report d'erreur et utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions (CDP) – sur les 150 bassins de l'échantillon poupées russes et selon différents horizons de prévisions. Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %. La ligne pointillée rouge représente la prévision « parfaite », c'est-à-dire où la prévision est égale à ce qui a été observé par la suite. Les résultats sont présentés en échelle normale (haut) ou logarithmique (bas).

8.3.3 Prévisions dans un cadre semi-distribué avec une approche multi-modèle

La Figure 8-12 présente les différences de MAE_{norm} entre les approches multi-modèles semi-distribuées et globales. Comme dans le chapitre précédent, nous retrouvons une dégradation des performances à très court terme par la semi-distribution (notamment due à une interaction des mises à jour des sorties entre les points amont et aval). Plus l'échéance est lointaine, plus l'approche semi-distribuée semble devenir bénéfique sur l'ensemble du territoire bien que les différences avec l'approche globale restent assez faibles.

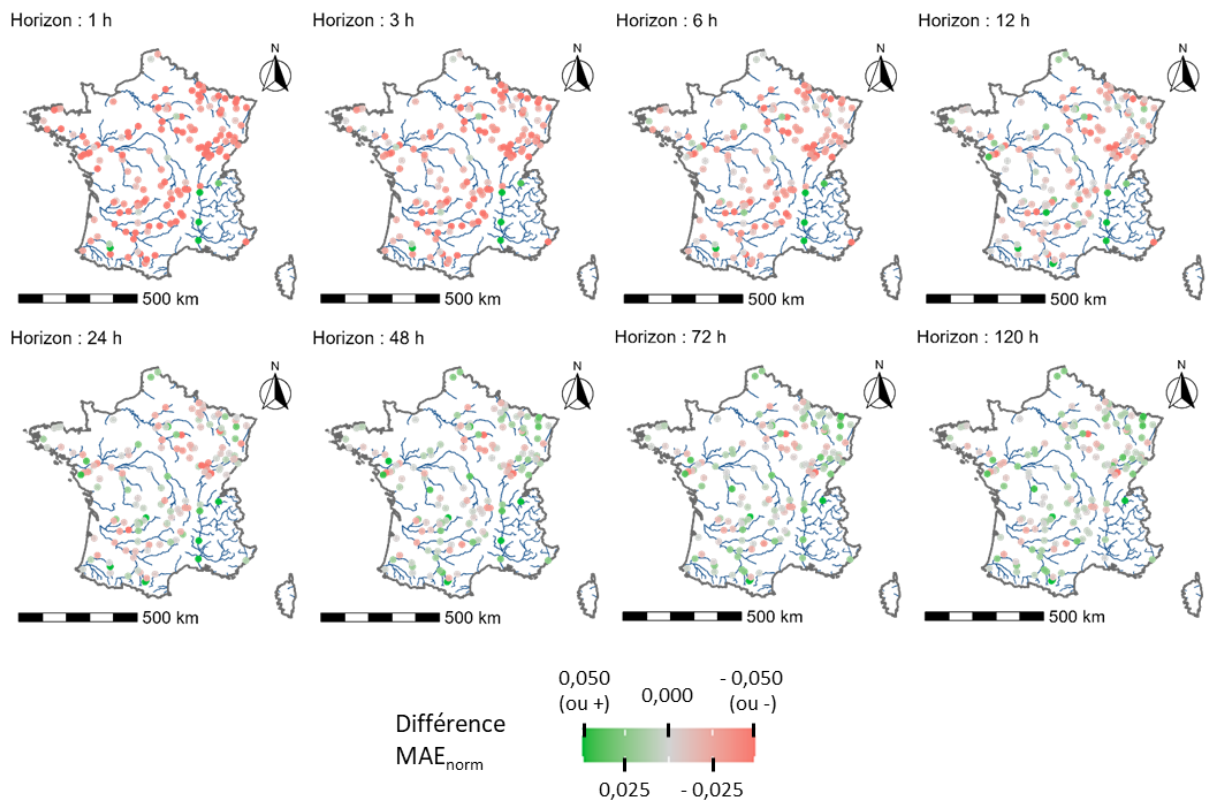


Figure 8-12 : Cartes des différences de performance (score MAE_{norm}) entre l'approche multi-modèle semi-distribuée et l'approche globale pour différents horizons de prévisions sur les 150 bassins de l'échantillon poupées russes. Une valeur positive représente un gain de la semi-distribution par rapport à l'approche globale (et inversement pour une valeur négative).

8.4 Conclusion

Les résultats présentés dans ce chapitre ont montré que le cadre multi-modèle permet une légère amélioration des performances sur les horizons de prévision supérieurs à 24 h, mais pas à plus courtes échéances.

Tout d'abord, l'utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions (c'est-à-dire variant suivant la gamme de débit prévue) selon la fonction objectif utilisée au calage a permis une meilleure représentation des hauts débits dans un cadre mono-modèle variable à l'échelle des bassins. Contrairement à ce qui pouvait être attendu, cette approche ne permet pas une amélioration de la prévision des bas débits. Toutefois, elle ne la dégrade pas non plus. L'hypothèse faite initialement pour le passage de la simulation à la prévision était que les meilleurs modèles en simulation seront également les plus performants en prévision. Ce chapitre a permis de vérifier cet a priori en montrant que si ce n'est pas toujours parfaitement le cas, les dégradations engendrées sur les prévisions sont très faibles. Le travail mené autour de cette hypothèse a également montré que les meilleurs modèles en prévision sur un même bassin peuvent varier selon l'échéance – bien que les différences restent minimales – et également que certains modèles sont plus adaptés que d'autres à certains horizons.

L'approche multi-modèle en prévision a montré un léger bénéfice par rapport à notre approche de référence (couple GR5H et 0,5 ; structure – transformation associée) notamment pour les échéances les plus longues, que ce soit avec une approche par moyenne simple ou pondérée. En revanche, à courte échéance, aucune plus-value n'a été mise en avant notamment par le fait que la mise à jour des sorties a un effet prépondérant pour ces échéances.

Enfin, l'approche multi-modèle a été mise en place dans un cadre semi-distribué. Nous retrouvons une nouvelle fois les problématiques liées aux interactions entre les mises à jour des points intérieurs et de l'exutoire pour les horizons les plus proches de l'instant de prévision. En revanche, de légères améliorations semblent apparaître progressivement au fur et à mesure que l'on s'éloigne des conditions initiales jusqu'à pouvoir être observées sur la majeure partie du territoire pour les échéances les plus lointaines (bien que quelques dégradations ponctuelles restent présentes).

Chapitre 9 : Le multi-modèle global et semi-distribué appliqué à la prévision d'ensemble sur le bassin du Rhône

9.1 Contexte

9.1.1 Eléments de contexte sur la prévision d'ensemble

La prévision hydrologique est un sujet de recherche de premier plan qui ne cesse d'évoluer. L'estimation des variables météorologiques futures étant par nature incertaine (de plus en plus à mesure que l'on s'éloigne de l'instant de prévision), il est généralement difficile de se fier à une unique prévision. Ainsi, il est de plus en plus coutume d'utiliser une approche ensembliste permettant de fournir une gamme de résultats possibles, pour finalement mieux évaluer l'incertitude associée à la prévision. Il existe de nombreuses méthodes permettant de générer des scénarios d'ensembles en hydrologie (pour une revue de la littérature complète à ce sujet, voir par exemple Troin *et al.*, 2021). Nous nous intéresserons ici uniquement à des systèmes de prévision d'ensemble hydrologique fondés sur la prévision météorologique d'ensemble issue de modèles numériques (pour un descriptif détaillé du système, se référer au guide proposé par WMO, 2012), c'est-à-dire basés sur de réels scénarios de prévisions de précipitations et de températures, et non sur des archives passées. Si les prévisions météorologiques d'ensemble sont apparues dans les années 1990 (Mureau *et al.*, 1993 ; Toth & Kalnay, 1993), ce n'est que plus de dix ans plus tard que ces scénarios ont été utilisés dans un objectif hydrologique. En ce sens, nous pouvons citer la communauté de chercheurs et acteurs opérationnels HEPEX (Hydrologic Ensemble Prediction EXperiment) qui contribue aux avancées scientifiques sur les prévisions d'ensemble hydrologiques fondées sur la prévision météorologique numérique depuis 2004 (Schaake *et al.*, 2007).

Boucher *et al.* (2011) ont comparé les prévisions hydrologiques d'un événement ayant provoqué des difficultés de gestion dans un contexte de production d'énergie hydroélectrique sur le bassin de Gatineau (Canada) issues de deux systèmes de prévisions météorologiques distincts : une prévision déterministe à haute résolution (45 km) et des prévisions d'ensemble (17 membres) à plus large échelle (200 km). Sur ce cas d'étude, les auteurs ont montré qu'il est bien plus avantageux d'exploiter les prévisions météorologiques ensemblistes plutôt que des prévisions déterministes malgré une plus faible résolution spatiale. De plus, les auteurs mettent

en avant que ces conclusions pourraient être renforcées avec une meilleure approche de post-traitement météorologique car les systèmes de prévision météorologique d'ensemble sont généralement biaisés et présentent des problèmes de sous-dispersion (moins de variabilité que ce qui pourrait être attendu).

Cette étape de post-traitement statistique est donc un élément essentiel dans le système de prévision d'ensemble. Différentes méthodes ont été appliquées à cet effet. Nous citerons par exemple les approches de type EMOS (*Ensemble Model Output Statistics*) (Bellier *et al.*, 2018), bayésiennes (Krzysztofowicz & Herr, 2001 ; Reggiani & Weerts, 2008) ou encore par des méthodes d'intelligence artificielle (Grönquist *et al.*, 2021). Si ces différentes méthodes ont toutes montré des bénéfices sur la prévision météorologique d'ensemble, il est difficile de déterminer quelle technique privilégier (Javanshiri *et al.*, 2021).

Nous avons vu précédemment les bénéfices de l'utilisation de prévisions météorologiques d'ensemble post-traitées sur la prévision hydrologique. Couplées à une approche multi-modèle, un super-ensemble hydrologique, contenant à la fois les incertitudes météorologiques mais également celles liées aux modèles hydrologiques, peut être obtenu. Velazquez *et al.* (2011) ont réalisé ce chaînage à partir de 16 modèles hydrologiques conceptuels et un ensemble météorologique constitué de 50 membres. Leurs travaux ont été menés au pas de temps journalier pour des horizons allant de 1 à 9 jours sur un peu plus d'un an pour un échantillon de 29 bassins répartis sur le territoire français. Les auteurs ont notamment montré que le super-ensemble issu de ce chaînage permet d'obtenir des prévisions plus fiables que les approches ensemblistes météorologiques appliquées à un seul modèle hydrologique ou que les approches multi-modèles utilisant un unique scénario comme données d'entrée.

Si l'approche de type super-ensemble semble attractive en permettant une prise en compte de l'incertitude totale, elle a toutefois été assez peu mise en place en pratique. Dans leur revue de la littérature, Troin *et al.* (2021) ont recensé seulement 2 % des articles présentant un chaînage entre prévision météorologique d'ensemble avec une approche hydrologique multi-modèle. En effet, Velazquez *et al.* (2011) ont abordé le fait que le super-ensemble peut être difficile à mettre en place puisqu'il nécessite de puissantes ressources informatiques et de traiter une grande quantité d'informations probabilistes, ce qui peut nuire à la prise de décision en contexte opérationnel. En effet, la communication des incertitudes et leur utilisation pour la prise de décision reste un des grands enjeux des prévisions d'ensembles hydrologiques (Nobert *et al.*, 2010 ; Ramos *et al.*, 2010).

Ce chapitre a pour but de tester le multi-modèle global et semi-distribué dans un cadre de prévisions réelles sur différents affluents du Rhône au pas de temps horaire. On cherchera notamment à mettre en place et dimensionner un super-ensemble afin de voir ses apports et ses limites à cette échelle temporelle.

9.1.2 Présentation du bassin versant du Rhône et de ses enjeux opérationnels

Le Rhône est un cours d'eau transfrontalier long de 812 km prenant sa source dans le glacier éponyme en Suisse et se jetant dans la mer Méditerranée au sud d'Arles en France (Figure 9-1). Son bassin versant topographique représente une superficie totale d'environ 97 800 km² dont plus de 90 % sont situés sur le territoire français. Nous pouvons distinguer trois types de climat sur l'ensemble du bassin :

- Semi-continental : caractérisé par des hivers marqués, avec des gelées voire des chutes de neige pouvant atteindre les plaines, et des étés orageux. Ce climat est présent sur la partie septentrionale du bassin du Rhône, notamment sur le sous-bassin de la Saône.
- Montagnard : la température décroît rapidement avec l'altitude et les précipitations sont abondantes, notamment sous forme solide pour les zones les plus hautes, ce qui engendre un stock de neige important pendant l'hiver ; la fonte du manteau neigeux débute à partir du printemps. Ce climat est notamment marqué sur les sous-bassins alpins du Rhône (Arve ou Isère par exemple).
- Méditerranéen : marqué par des hivers doux et secs, et des étés chauds et secs, mais des épisodes pluvieux courts et intenses à caractères orageux au début du printemps ou à l'automne. Ce type d'événements apparaît notamment sur la partie méridionale du Rhône, comme par exemple sur le sous-bassin du Gard.

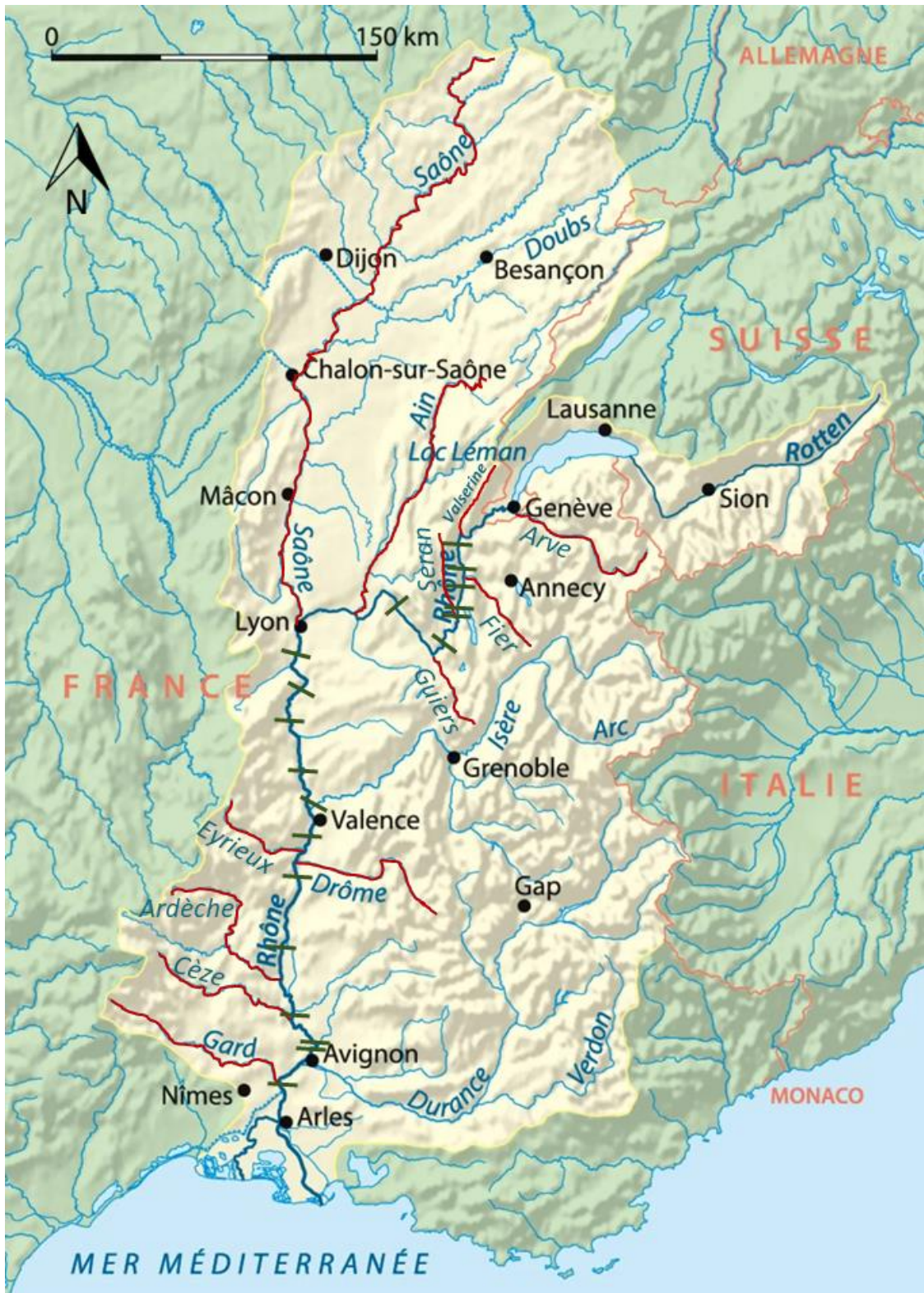


Figure 9-1 : Carte représentant le bassin versant du Rhône. Le cours d'eau principal est en bleu foncé et les tirets verts représentent les 19 aménagements hydroélectriques CNR qui ont été construits pour exploiter son énergie. Les rivières de couleur rouge représentent les affluents modélisés dans le cadre de ce travail.

Nous retrouvons ainsi une grande variété de climats mais également de reliefs, avec des cours d'eau présentant généralement de fortes pentes sur leur partie amont et qui s'étendent sur des plaines à l'aval. Le bassin du Rhône est également marqué par une géologie complexe et diversifiée avec notamment la présence de formations karstiques (par ex. Jura, Savoie, Vercors, Vaucluse ou Garrigues).

Depuis 1934, la concession du Rhône (partie française, c'est-à-dire après le Léman) est confiée à la Compagnie nationale du Rhône (CNR) pour son aménagement et sa valorisation¹⁸. À ce titre, elle est responsable de la production de l'hydroélectricité, du développement de la navigation et de la favorisation de l'irrigation et des usages agricoles sur l'ensemble de la partie française du linéaire du fleuve (de la sortie du Léman à la mer). La CNR a ainsi développé sur le Rhône la production hydroélectrique avec une puissance installée d'environ 3 000 MW (19 centrales électriques majoritairement au fil de l'eau, c'est-à-dire à faible capacité de stockage), une irrigation de plus de 120 000 ha (32 stations de pompage) et une navigation commerciale (5,4 Mt échangées par an) ou de plaisance sur près de 330 km (14 écluses à grand gabarit). Notons que l'eau du Rhône est également utilisée comme source de refroidissement des centrales thermiques, ou pour des usages industriels. Les enjeux de la gestion et des prévisions de la ressource sont donc multiples.

Les besoins en prévisions à la CNR sont : valoriser la production d'énergie sur le marché, optimiser l'exploitation et la maintenance des différents ouvrages, assurer la sûreté hydraulique (non-aggravation des crues) et surveiller la disponibilité de la ressource (étiages), ou encore anticiper les tendances saisonnières pour le placement de l'électricité à l'avance. À l'exception de ce dernier point, les horizons ciblés sont relativement courts (allant de quelques heures à quelques jours), rendant la nécessité d'avoir un suivi régulier des prévisions plusieurs fois par jour en temps réel : on parle alors de prévisions opérationnelles. Ainsi, la CNR a développé une chaîne de prévision hydrométéorologique pour ses besoins de production hydroélectrique (Bompart *et al.*, 2009), intégrant les différentes étapes permettant de convertir les observations et prévisions météorologiques en programmes de gestion des ouvrages hydroélectriques en passant par différents scénarios hydrologiques (Figure 9-2). Historiquement, la CNR utilisait des prévisions déterministes sous forme de lames d'eau de bassins provenant de Météo-France au pas de temps 6 h. Récemment, la quantification des incertitudes météorologiques a montré

¹⁸ Décret du 5 juin 1934 relatif à l'aménagement du Rhône, entre la frontière suisse et la mer <https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000000666353>.

des intérêts pour la production d'énergie hydroélectrique (Boucher *et al.*, 2012) et est donc devenu un objectif clé pour la CNR (Caillouet *et al.*, 2022). Ainsi, en parallèle des prévisions déterministes, des prévisions météorologiques ensemblistes issues des modèles européens (EPS, Molteni *et al.* 1996) et américains (GEFS, Toth & Kalnay, 1993) sont également utilisées depuis peu.

Sur la base des différents ensembles prévus et par analogie avec des situations passées similaires, les prévisionnistes en météorologie vont choisir (ou construire) un unique scénario expertisé pour chacun des vingt affluents du Rhône modélisés. Cette prévision est utilisée ensuite en entrée de deux modèles hydrologiques préalablement calés sur de longues archives de données hydroclimatiques. Ces derniers correspondent aux modèles GRP (modèle conceptuel de prévision utilisé dans la plupart des services de prévision des crues en France, voir Viatgé *et al.*, 2019b) et ARX (modèle autorégressif de prévision développé par la CNR). Cette fois-ci, des prévisionnistes hydrologiques vont venir exploiter les différentes informations issues des modèles et des observations sur les différents bassins (et même sur des points internes) dans le but de prévoir le débit sur les différents affluents. Notons toutefois les cas particuliers de l'Ain, l'Isère, la Durance et du Rhône au niveau du Léman qui sont largement influencés par des ouvrages n'appartenant pas à la CNR. La prévision y est donc bien plus difficile, puisque très dépendante des programmes de gestion opérés par les autres exploitants. Une modélisation spécifique est donc effectuée sur ces bassins en relation avec les informations fournies par les gestionnaires d'ouvrages. Le parcours de l'eau le long du Rhône est quant à lui modélisé majoritairement par des modèles hydrauliques semi-2D (modélisation 1D avec casiers pour les débordements lors de crues). Ces deux derniers points ne seront pas détaillés par la suite. En combinant les apports latéraux provenant des affluents avec la propagation hydraulique effectuée sur le Rhône, il devient alors possible d'estimer le débit à l'amont des différents aménagements hydroélectriques. Sur la base de ces prévisions hydrologiques, un programme de production sur les aménagements va être déterminé et ainsi permettre une optimisation des ventes de la CNR sur le marché de l'électricité.

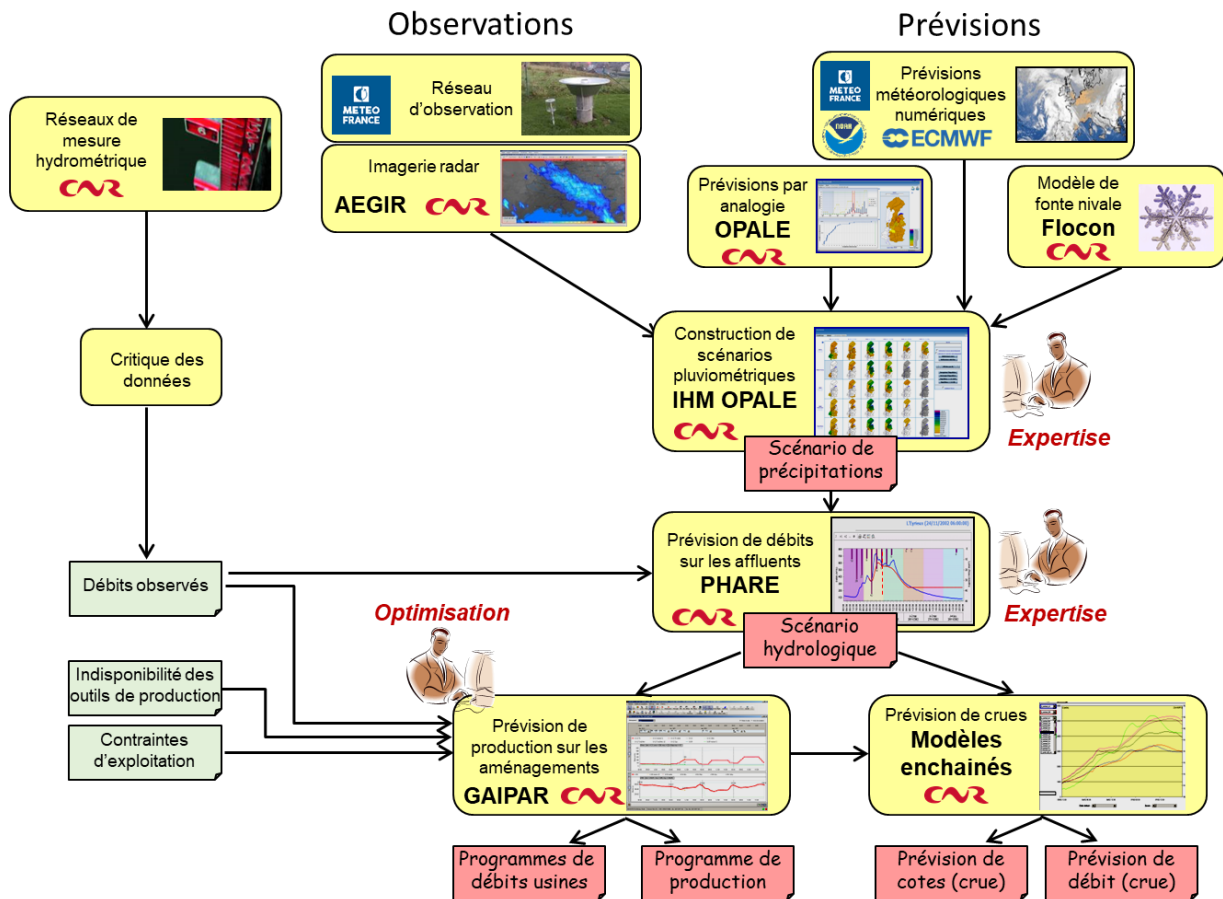


Figure 9-2 : Schématisation de la chaîne de prévision opérationnelle à la CNR (adapté de CNR, 2016).

Toutefois, bien que les incertitudes météorologiques et, dans une moindre mesure, structurelles (avec l'utilisation de deux modèles hydrologiques) soient exploitées, cette information n'est pas propagée tout au long de la chaîne de modélisation qui est pour le moment uniquement déterministe. La considération de super-ensembles (approche météorologique ensembliste et multi-modèle hydrologique) permettrait ainsi une meilleure quantification de l'ensemble de l'incertitude pour la prise de décision en termes de production énergétique. Ces travaux sont en lien direct avec les objectifs de la CNR qui ont pour projet de développer une chaîne de modélisation probabiliste intégrant les incertitudes sur ses différents maillons dans le but d'optimiser la production totale d'énergie, qu'elle soit solaire, éolienne ou hydraulique. Notons que la notion de semi-distribution est également une problématique d'actualité à la CNR qui utilise d'ores et déjà cette approche pour quelques affluents en opérationnel et souhaite tester un potentiel intérêt d'une prise en compte explicite de la variabilité spatiale sur l'ensemble de son territoire.

9.2 Éléments méthodologiques

9.2.1 Rappels méthodologiques généraux

Nous utiliserons dans ce chapitre l'échantillon de données Rhône constitué de 12 bassins jaugés correspondant à différents affluents du Rhône (Tableau 9-1), découpés en plusieurs sous-entités (elles aussi jaugées) selon les attentes opérationnelles à la CNR (Figure 9-3).

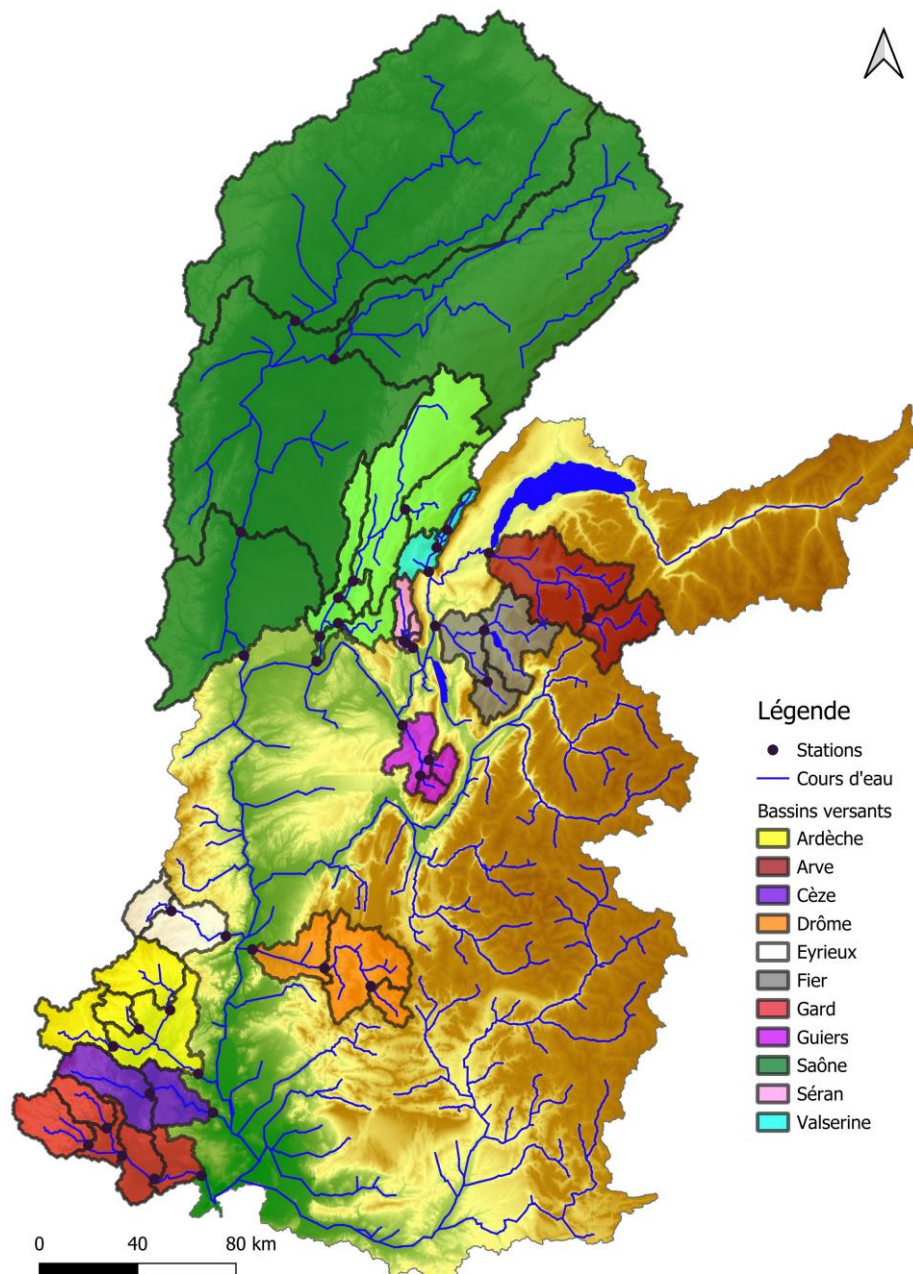


Figure 9-3 : Carte représentant les différents affluents du Rhône modélisés (voir également Tableau 9-1) et leur découpage spatial en sous-bassins.

Tableau 9-1 : Principales caractéristiques des affluents modélisés.

Affluent	Station aval	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	ARX
Valserine	Lancrans	355	1654	590	1260	Oui
Fier	Motz	1378	1403	629	802	Oui
Seran	Pont de la Thuiliere	239	1431	630	794	Oui
Guiers	Belmont	598	1484	651	967	Oui
Ain	Port Galland	3710	1544	642	991	Non
Saone	Couzon	29320	1063	703	449	Non
Eyrieux	Pontpierre	818	1206	687	640	Oui
Drome	Livron	1641	991	681	410	Oui
Ardèche	Sauze	2264	1359	746	821	Oui
Cèze	Bagnols-sur-Cèze	1113	1138	823	465	Oui
Gard	Remoulins	1860	1147	837	413	Oui
Arve	Bout du Monde	2000	1359	539	1114	Non

Chaque entité sera modélisée grâce aux 39 modèles hydrologiques (13 structures de modèles et trois fonctions objectif) disponibles. À cela s'ajoute le modèle ARX (voir Section 2.3.3) disponible sur 9 des 12 affluents (voir Tableau 9-1) et également sur les 2 sous-bassins les plus en amont de la Saône. La prévision se fera de nouveau une fois par jour au pas de temps horaire avec des horizons allant de 1 h à 120 h et une procédure de mise à jour des sorties des modèles par simple report d'erreur sera utilisée. Dans ce chapitre nous considérerons des prévisions météorologiques déterministes et ensemblistes réelles, qui ont été post-traitées avec l'approche EMOS-ECC (voir Section 1.2.2).

L'évaluation des performances est faite à l'exutoire de chaque bassin à horizon fixe avec le score $CRPS^{19}$ (Epstein, 1969 ; Hersbach, 2000) :

$$CRPS = \frac{\sum_{i=1}^n \int_{-\infty}^{+\infty} (F_y(y) - I(y \geq x))^2 dy}{n} \quad \text{Éq. 9-1}$$

avec F_y la fonction de répartition de la distribution prédictive, x l'observation correspondant à la variable y à prévoir, I la fonction identité (valant 0 pour tout $x < y$ et 1 sinon) et n les différents instants de prévision.

¹⁹ Le calcul du $CRPS$ a été fait via le package R evalhyd (Hallouin *et al.*, 2023)

Notons que le *CRPS* peut être interprété comme la version probabiliste du score *MAE* précédemment utilisé (Gneiting & Raftery, 2007). Nous avons décidé une nouvelle fois de normaliser ce score par le débit moyen observé sur chaque bassin afin d'éviter les phénomènes de distorsion liés à leur productivité :

$$CRPS_{norm} = \frac{CRPS}{Q_{obs}} \quad \text{Éq. 9-2}$$

Le modèle GR5H calé avec un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits nous servira de référence dans le cadre de ce chapitre.

9.2.2 Intégration des modèles ARX dans l'approche multi-modèle

Les modèles ARX (voir Section 2.3.3) utilisés correspondent aux modèles opérationnels utilisés par la CNR sur son territoire. Ces modèles ont donc été calés en amont de la thèse à l'échelle événementielle et comprennent chacun plusieurs équations adaptées selon les conditions du bassin versant à l'instant de prévision. Cette particularité permet aux modèles ARX de s'affranchir d'une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage. De plus, les modèles ARX intègrent directement les débits observés, ce qui leur confère implicitement une assimilation directe de cette information. Ainsi aucune mise à jour des sorties n'est nécessaire sur ces modèles. Rappelons toutefois que les ARX sont des modèles de prévisions et non de simulation. Ainsi, contrairement aux autres modèles utilisés, il est impossible d'utiliser l'information apportée par les simulations antérieures afin de réaliser une combinaison multi-modèle pondérée selon leurs performances sur des pas de temps précédents l'instant de prévision. Le choix qui sera fait ici est d'utiliser l'approche appliquée jusqu'à présent en prévision (c'est-à-dire une pondération des meilleurs modèles de simulation) et d'intégrer le modèle ARX avec un poids moyen a posteriori tout en conservant les proportions relatives entre les modèles sélectionnés en simulation. Prenons l'exemple de trois modèles ayant initialement des poids respectifs de 0,2, 0,2 et 0,6 à l'instant de prévision. Le poids final qui leur sera attribué à cet instant de prévision sera donc de 0,15, 0,15 et 0,45, et le modèle ARX aura lui un poids de 0,25.

9.2.3 Construction des scénarios

La construction des scénarios de prévision hydrologique a été faite sur la base des différents chaînages entre les prévisions météorologiques et les approches hydrologiques disponibles. Les prévisions météorologiques issues du Centre européen de prévision (ECMWF) comportent 50 membres perturbés (prévisions météorologiques ensemblistes, PME) et un membre de contrôle (prévision météorologique déterministe, PMD). Pour les approches hydrologiques, nous nous sommes basés sur les différents tests menés dans les chapitres précédents en les utilisant dans un contexte déterministe et probabiliste. Nous considérerons ainsi :

- les prévisions faites après détermination d'un unique modèle pouvant être différent pour chaque bassin selon les performances en simulation (DMoM),
- les prévisions faites après détermination d'un unique modèle pouvant être différent pour chaque bassin selon les performances en simulation et après utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage (DMoM+CDP),
- les prévisions faites après détermination d'une unique combinaison multi-modèle pouvant être différent pour chaque bassin selon les performances en simulation et après utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage (DMuM+CDP),
- les prévisions issues de l'ensemble des modèles utilisés (EMoM),
- les prévisions issues de l'ensemble des modèles utilisés après utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage (EMoM+CDP),
- les prévisions issues des modèles considérés dans la combinaison multi-modèle (pouvant être différent pour chaque bassin selon les performances en simulation) et après utilisation d'une combinaison dynamique des prévisions selon la fonction objectif utilisée au calage (EMuM+CDP),

Au total, 12 scénarios de prévision hydrologique ont été construits (voir Tableau 9-2, Figure 9-4 et Figure 9-5). Notons que ces différents scénarios seront comparés à une référence définie ici par une prévision météorologique déterministe appliquée au modèle GR5H calé avec un *KGE* calculé sur la racine carrée des débits.

Tableau 9-2 : Présentation des différents scénarios de prévision hydrologique. La valeur entre parenthèse correspond au nombre de scénarios issus des modèles ARX lorsque celui-ci est disponible.

Prévisions météorologiques	Nombre de membres météorologiques	Approches hydrologiques	Nombre de membres hydrologiques	Nombre total de membres
PMD	1	DMoM	1	1
		DMoM+CDP	1	1
		DMuM+ CDP	1	1
		EMoM	39 (+1)	39 (+1)
		EMoM+CDP	13 (+1)	13 (+1)
		EMuM+ CDP	1 à 4 (+1)	1 à 4 (+1)
PME	50	DMoM	1	50
		DMoM+CDP	1	50
		DMuM+ CDP	1	50
		EMoM	39 (+1)	1950 (+50)
		EMoM+CDP	13 (+1)	650 (+50)
		EMuM+ CDP	1 à 4 (+1)	50 à 200 (+50)

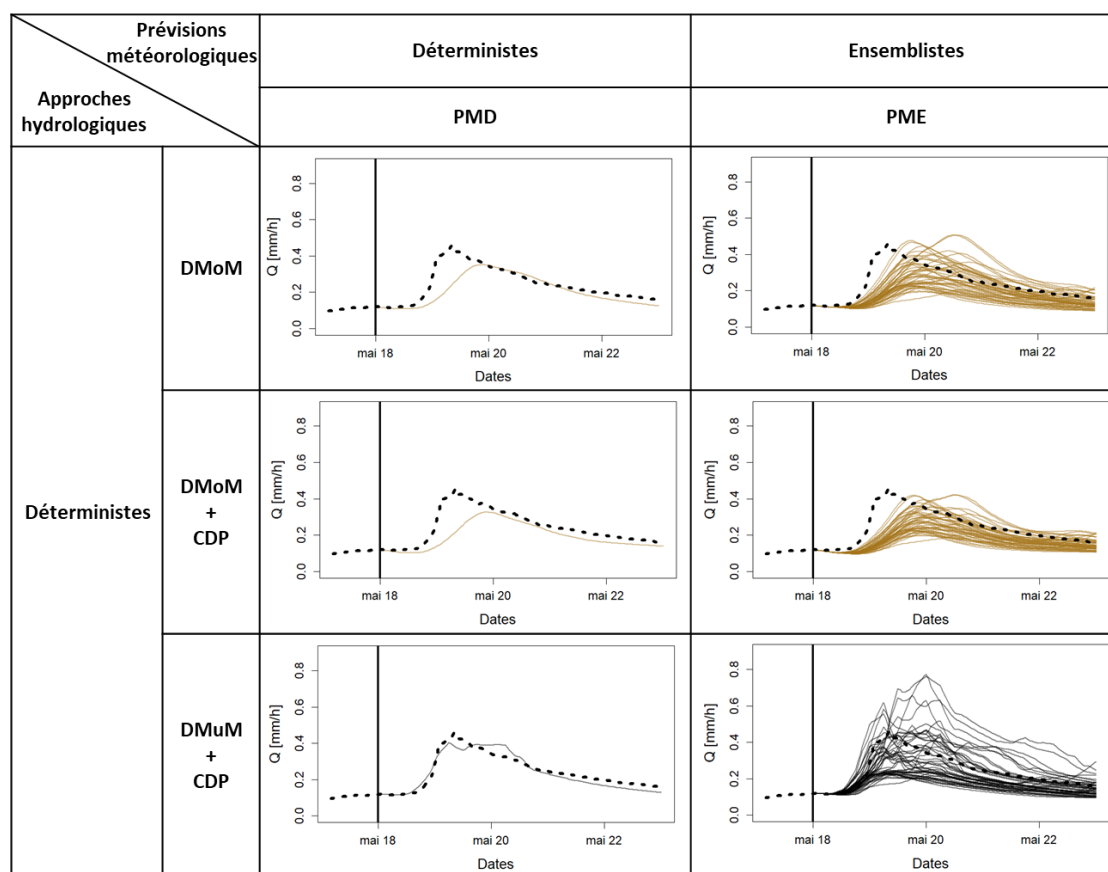


Figure 9-4 : Présentation des différents scénarios de prévision hydrologique issus des différents chaînages entre les prévisions météorologiques et les approches hydrologiques déterministes pour l'événement du 18 au 22 mai 2013 sur la Drôme à Livron dans un cadre de modélisation globale. La ligne noire pointillée représente le débit observé et les différents chevelus représentent les débits prévus. Chaque couleur représente un modèle différent (le gris foncé ayant été attribué à la combinaison multi-modèle). Le trait vertical indique l'instant de prévision.

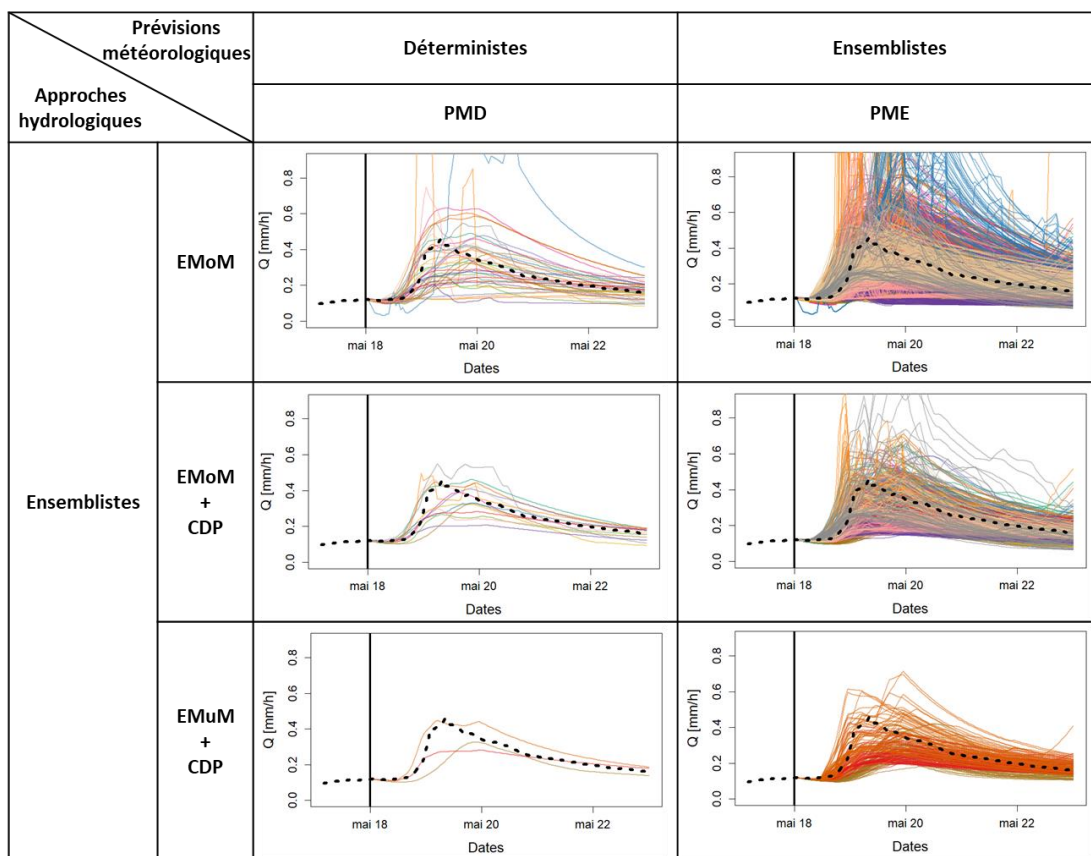


Figure 9-5 : Présentation des différents scénarios de prévision hydrologique issus des différents chaînages entre les prévisions météorologiques et les approches hydrologiques ensemblistes pour l'événement du 18 au 22 mai 2013 sur la Drôme à Livron dans un cadre de modélisation globale. La ligne noire pointillée représente le débit observé et les différents chevelus représentent les débits prévus. Chaque couleur représente un modèle différent (le gris foncé ayant été attribué à la combinaison multi-modèle). Le trait vertical indique l'instant de prévision.

9.3 Résultats et analyse

La Figure 9-6 présente l'évolution de la performance (score $CRPS_{norm}$) selon différents horizons de prévisions pour chacun des 12 bassins totaux de l'échantillon Rhône en fonction des scénarios de prévision hydrologique utilisés. Quel que soit le scénario envisagé, une amélioration par rapport à notre modèle de référence (courbe noire) est obtenue. Ce graphique met également en avant la plus-value d'une approche probabiliste par rapport à une approche déterministe des prévisions hydrologiques. Sur l'ensemble des bassins et quelle que soit l'échéance considérée, les scénarios basés sur un ensemble météorologique (jaune), hydrologique (bleu) ou un super-ensemble (rouge) ont systématiquement des capacités prédictives plus élevées ($CRPS_{norm}$ plus faible) que les scénarios déterministes (vert). Un autre constat est que de manière générale, les scénarios issus de forçages météorologiques ensemblistes (courbes jaunes et rouges) ont de meilleures qualités prédictives que ceux utilisant

des précipitations et températures déterministes (courbes bleus et vertes), et ce quelle que soit l'approche hydrologique considérée pour émettre la prévision des débits. Ce résultat vient une nouvelle fois conforter les tendances trouvées au sein du groupe HEPEX.

Contrairement à ce qui pouvait être attendu, les approches basées sur les combinaisons multi-modèle (courbes foncées) ne présentent pas de réelles plus-values (voire présentent une légère moins-value) de manière générale en termes de performances par rapport aux deux autres approches hydrologiques testées. Les gains les plus élevés sont apportés par l'utilisation d'un super-ensemble par l'utilisation conjointe de prévisions météorologiques d'ensemble avec plusieurs modèles hydrologiques. Dans un contexte de super-ensemble, les trois approches hydrologiques testées engendrent des qualités prédictives très proches. Toutefois, à performance égale, il sera préférable de considérer les scénarios avec le nombre de membres le plus faible, généralement moins dispersés. Ici, nous préférons ainsi choisir le super-ensemble constitué seulement des modèles issus de la meilleure combinaison en simulation. Sur quelques bassins, nous pouvons noter la présence d'oscillations se répétant toutes les 24 h. Chaque motif correspond à un événement qui a mal été prévu ; la fréquence d'oscillation est directement liée au choix méthodologique d'émettre une prévision au pas de temps horaire une seule fois par jour. Ce phénomène est particulièrement marqué sur le Fier ou le Gard, tous les deux présentant des ouvrages hydrauliques sur leur partie amont, rendant la prévision des crues particulièrement difficile car dépendante de la localisation des pluies et du taux de remplissage des réservoirs.

Si des oscillations sont présentes, cela peut signifier également que les probabilités apportées par l'ensemble hydrologique ne sont pas toujours représentatives des incertitudes réelles ; on parle alors de défauts de fiabilité. Afin de caractériser ce phénomène, nous pouvons tracer un histogramme de rang (Talagrand & Vautard, 1997). Ce graphique a pour objectif de visualiser la dispersion des membres d'une prévision probabiliste en faisant l'hypothèse que dans le cas idéal l'observation a des chances équivalentes de se trouver sur n'importe quel rang. L'analyse de l'histogramme de rang se fait donc visuellement, en fonction de sa forme (Figure 9-7). Un histogramme plat indique que la variance de l'ensemble capture correctement toutes les incertitudes. Notons toutefois qu'une telle représentation est nécessaire mais pas suffisante pour prouver la fiabilité d'un ensemble puisque deux types de biais opposés peuvent également engendrer un diagramme plat (Hamill, 2001). Si la forme finale est concave (resp. convexe), cela suggère une sous-estimation (resp. sur-estimation) des sources d'erreur, ce qui signifie que l'ensemble de prévisions est sous-dispersé (resp. sur-dispersé). Si les rangs sont décroissants (resp. croissants), cela révèle un biais positif (resp. négatif) dans la prévision.

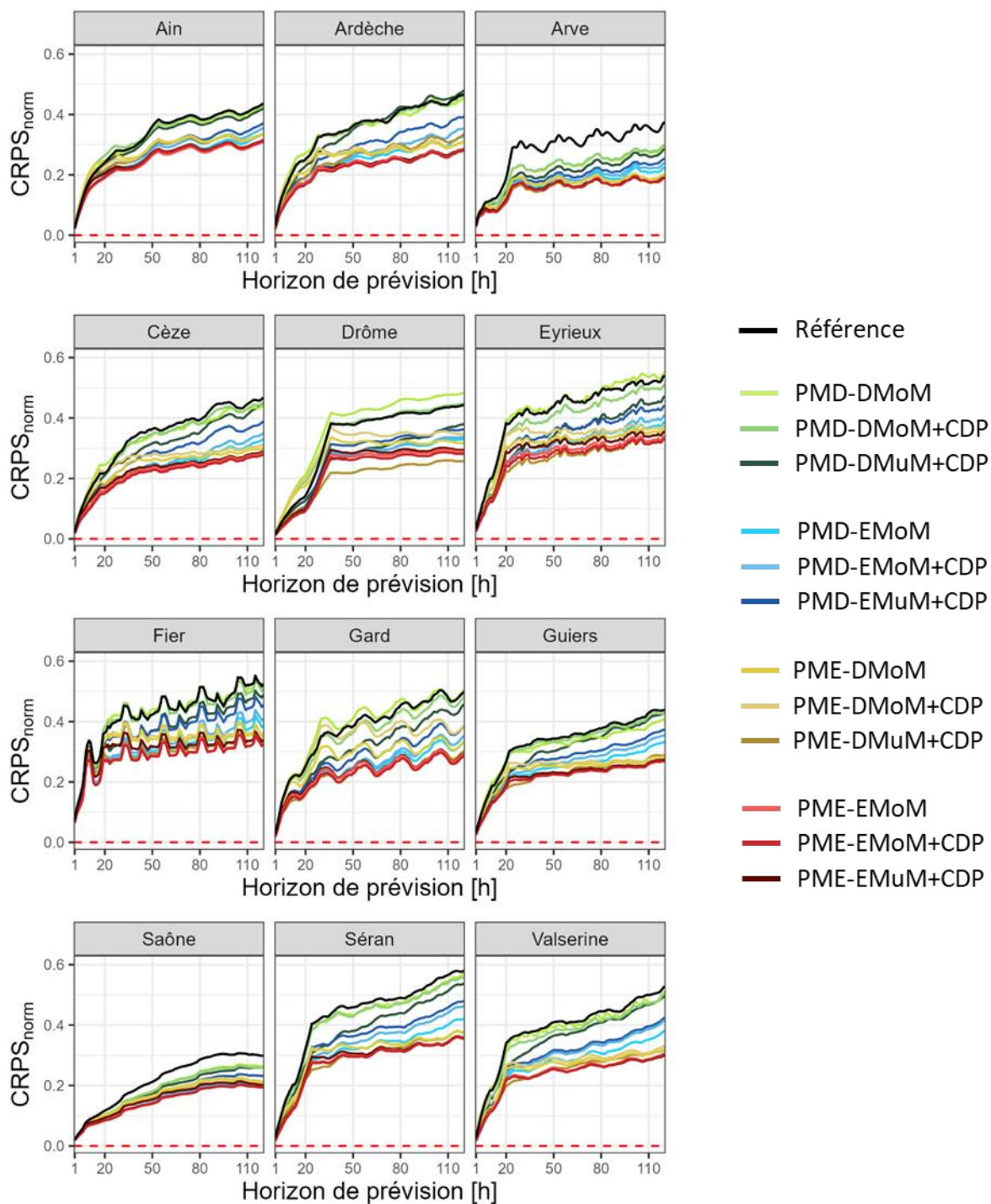


Figure 9-6 : Évolution du $CRPS_{norm}$ selon l'horizon de prévision sur chacun des bassins de l'échantillon Rhône. La référence correspond à une prévision hydrologique obtenue à partir du scénario météorologique déterministe couplé à un modèle GR5H calé avec un KGE calculé sur la racine carrée des débits dans un cadre global.

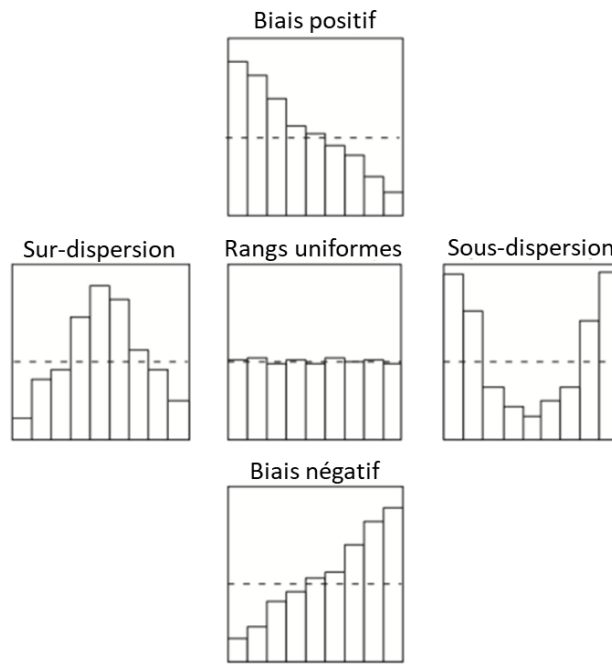


Figure 9-7 : Interprétation de l’histogramme de rang (adapté de Wilks, 2011)

La Figure 9-8 présente l’exemple d’un histogramme de rang obtenu à partir des prévisions hydrologiques issues de prévisions météorologiques d’ensemble et d’un unique modèle hydrologique (scénarios PME-DMoM). Ici, une forme concave est observée, ce qui traduit un problème de sous-dispersion des prévisions hydrologiques, et met en avant que la fiabilité des prévisions météorologiques (garantie ici par le prétraitement via l’approche EMOS-ECC, voir Section 1.2.2.2) ne permet pas d’assurer la fiabilité sur la prévision des débits.

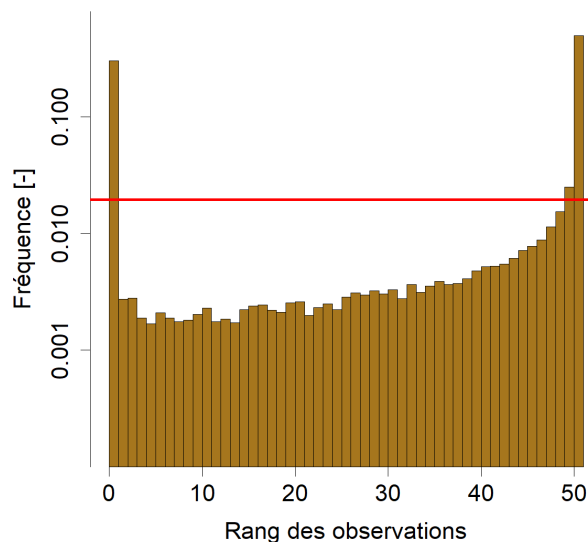


Figure 9-8 : Histogramme de rang des prévisions hydrologiques obtenues à partir de scénarios météorologiques ensemblistes couplés au modèle MORD calé avec un KGE calculé sur la racine dixième des débits dans un cadre global pour le bassin de la Drôme à Livron (scénarios PME-DMoM) quel que soit l’horizon de prévision.

La Figure 9-9 présente un histogramme de rang mais cette fois-ci pour des scénarios issus de prévisions météorologiques d'ensemble appliquées à plusieurs modèles hydrologiques (scénarios PME-EMuM+CDP). Ici, l'analyse de la fiabilité est bien plus difficile à interpréter car la forme de l'histogramme de rang est inhabituelle (grand nombre de cas où l'observation tombe entre des paquets de membres dont le nombre de pics correspond toujours au nombre de membres hydrologiques plus un). Ce type de forme suggère que l'ensemble des membres hydrologiques pris individuellement présentent un problème de fiabilité.

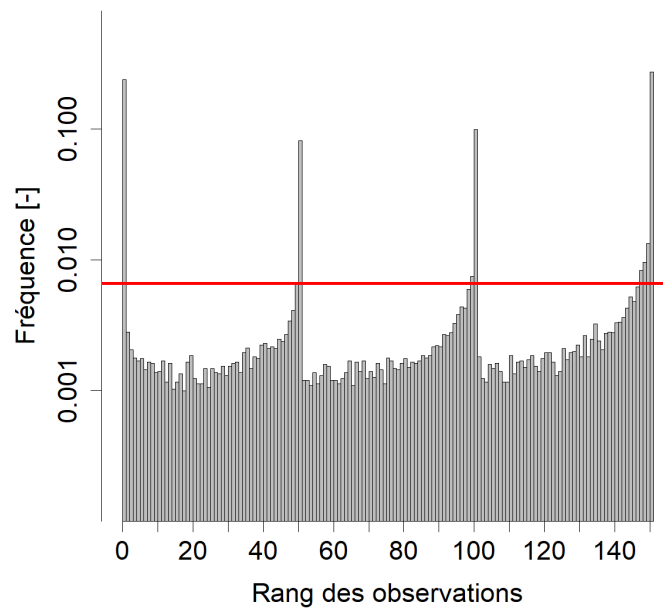


Figure 9-9 : Histogramme de rang des prévisions hydrologiques obtenues à partir de scénarios météorologiques ensemblistes couplés aux modèles issus de l'approche par multi-modèle par combinaison (scénarios PME-EMuM+CDP) dans un cadre global pour le bassin de la Drôme à Livron quel que soit l'horizon de prévision.

Pour pallier ces problèmes de fiabilité, un post-traitement statistique sur les prévisions hydrologiques devrait être mis en place afin d'assurer une bonne représentation de l'ensemble des incertitudes (voir par exemple Bellier *et al.*, 2018). Toutefois, cette étape ne sera pas abordée dans le cadre de ce travail.

Si une approche semi-distribuée profite théoriquement « en avance » d'une partie des observations et des prévisions effectuées en amont, le revers de la médaille est que la qualité des prévisions à l'aval est fortement conditionnée par la qualité de la prévision émise plus en amont. En effet, si les dynamiques sont généralement plus rapides sur les parties amont des bassins, elles sont également bien souvent plus difficiles à prévoir. Ainsi, une erreur de prévision sur un sous-bassin se propagera sur l'ensemble des sous-bassins situés plus en aval.

La Figure 9-10 montre en effet une dégradation des performances prédictives avec une approche semi-distribuée par rapport à une approche globale. Cette dégradation est d'autant plus forte que l'horizon de prévision est court. Ce résultat indique une nouvelle fois l'importance de l'étape de mise à jour car pour des échéances proches de l'instant de prévision, son impact est très largement prépondérant sur les incertitudes météorologiques et hydrologiques.

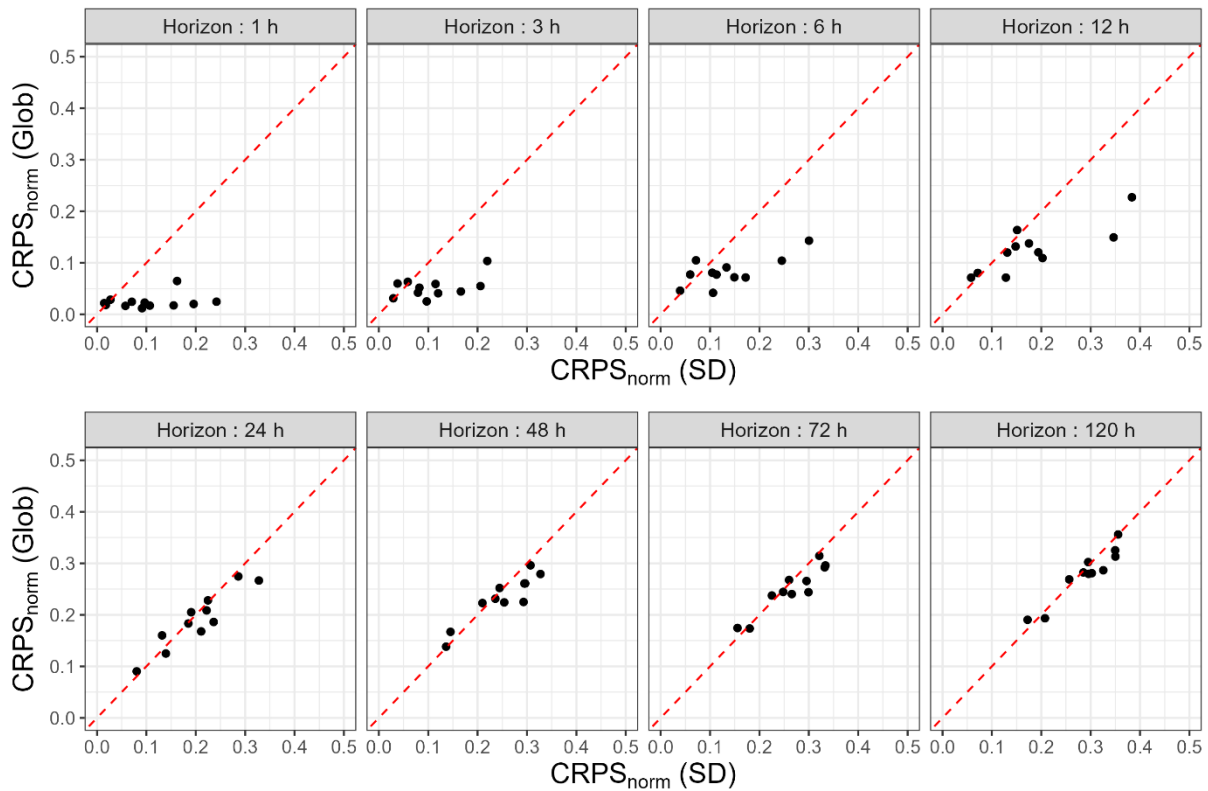


Figure 9-10 : Comparaison des performances prédictives (score $CRPS_{norm}$) pour une approche PME-EMoM+CDP (prévisions météorologiques d'ensemble couplées à chacun des modèles hydrologiques avec une combinaison dynamique des sorties) dans un cadre de modélisation global et semi-distribué. Chaque point correspond à un bassin versant. La ligne pointillée rouge représente l'équivalence entre les deux cadres de modélisation, un point situé dans la partie inférieure droite traduit donc une augmentation du score avec une approche semi-distribuée, soit une perte de performance (et inversement de l'autre côté).

9.4 Conclusion

Ce chapitre a permis de tester différents scénarios de prévisions hydrologiques en contexte probabiliste avec des prévisions météorologiques réelles (issues de modèles météorologiques) et dans un cadre de modélisation multi-modèle global ou semi-distribué.

Compte-tenu des fortes incertitudes sur la chaîne de modélisation pour la prévision des débits, il est important de considérer les scénarios futurs dans un contexte probabiliste et non déterministe, notamment pour les échéances les plus lointaines. En effet, l'information apportée par un ensemble, qu'il soit météorologique ou hydrologique, permet une meilleure prise en compte des incertitudes. Comme attendu, les principales améliorations sont issues de la prise en compte des incertitudes météorologiques là où les incertitudes liées aux modèles hydrologiques semblent être de second ordre sur la qualité des prévisions, bien qu'elles ne soient pas négligeables.

Les prévisions ayant obtenu les meilleures performances prennent en compte explicitement l'incertitude météorologique et également hydrologique (approches de type super-ensemble). Si les super-ensembles engendrent des prévisions similaires, l'approche considérant uniquement les modèles hydrologiques constituant la meilleure combinaison en simulation (PME-EMuM+CDP) présente toutefois la plus-value de permettre une réduction du nombre de membres considérés.

Enfin, nous avons testé ces approches dans un cadre de modélisation semi-distribué. Bien que plus complexe, une telle approche ne permet pas d'améliorer la qualité des prévisions et a même tendance à la dégrader. En effet, pour des horizons de prévision courts, la méthode de mise à jour est le facteur déterminant dans la qualité de la prévision, empêchant ainsi les bénéfices théoriques liés au « temps d'avance » d'une approche semi-distribuée par rapport à une approche globale. Pour des échéances plus lointaines, la semi-distribution se rapproche des qualités prédictives obtenues dans un cadre de modélisation global, mais ne les améliore pas. Afin de bénéficier du plein potentiel d'un cadre semi-distribué, une méthodologie de mise à jour spécifique doit être mise en place et une amélioration de la qualité des prévisions amont est nécessaire car les erreurs prédictives se propagent dans la chaîne de modélisation semi-distribuée.

Conclusion générale

Synthèse du manuscrit

L'objectif de la thèse était d'évaluer les apports de l'approche multi-modèle dans le cadre d'une modélisation hydrologique semi-distribuée pour la prévision des débits. Ce travail avait notamment une perspective opérationnelle pour la CNR qui souhaitait avoir une vue claire des possibilités de combiner efficacement semi-distribution, multi-modèles et prévisions sur les différents affluents du Rhône.

Mise en place du cadre de modélisation

Dans la continuité des travaux de modélisation hydrologiques menés au sein d'INRAE Antony, nous avons étendu la zone d'étude au-delà du bassin du Rhône, dans le but d'obtenir des configurations plus variées et des conclusions plus robustes. Nous avons ainsi constitué une large base de données, adaptée à nos objectifs de thèse, avec des données de précipitations et températures continues, et des séries temporelles de débit quasiment complètes, entre 1998 et 2018, sur 621 bassins versants. Ces bassins sont répartis sur l'ensemble de la France métropolitaine et présentent des caractéristiques hydroclimatiques et physio-morphologiques variées. Ce travail a permis la mise en place d'une méthodologie de semi-distribution automatique à l'échelle d'un large échantillon de bassins, engendrant un sous-échantillon de 150 bassins versants adaptés à la semi-distribution dans un contexte jaugé. Une base de données spécifique a été mise en place sur les affluents du Rhône, avec notamment des archives de prévisions météorologiques d'ensemble dès 2008, et un découpage spatial du bassin réalisé grâce à l'expertise de la CNR.

Une problématique récurrente dans la constitution de tels échantillons est la critique des données associées. Si plusieurs études ont montré l'impact de potentielles erreurs de modélisation liées aux précipitations ou au calcul de l'évapotranspiration potentielle sur la modélisation hydrologique, peu se sont intéressées à la variable débit. Pourtant, dans le cadre de cette thèse, nous avons remarqué que bien qu'elles soient critiquées et validées au moment d'être archivées, les chroniques de débit que l'on trouve classiquement dans les bases de données disponibles, peuvent présenter des périodes présentant des comportements suspects, difficilement explicables d'un point de vue strictement hydrologique, potentiellement liées à

des erreurs de mesure, de traitement, ou diverses influences. Finalement, l'effet de ces données douteuses résiduelles (i.e. restant après le travail amont d'analyse critique par les équipes d'hydrométrie) sur la modélisation hydrologique s'est avéré, en moyenne, limité sur le territoire français lorsque l'on s'intéresse à un large échantillon. En revanche, il peut devenir important dès lors que l'on s'intéresse à seulement quelques cas d'étude. Ce travail a donc permis de renforcer l'intérêt de travailler sur un large échantillon de bassins pour éviter la dépendance des résultats à des artefacts liés à des problèmes dans les données de débit.

Dans le cadre de la thèse, nous avons défini un modèle hydrologique comme étant une structure de modèle associée à un jeu de paramètres. Dans une perspective multi-modèle, il est important d'utiliser des modèles différents, tant dans leur structure que leur paramétrage, afin de considérer différents processus pouvant être mis en jeu sur l'échantillon de bassins. Ce travail a permis d'adapter le package airGRplus, qui inclut des versions simplifiées de structures de modèles conceptuels journaliers tirés de la littérature, pour qu'il fonctionne au pas de temps horaire. Au total, un échantillon de 39 modèles hydrologiques (issus de 13 structures et 3 fonctions objectif de calage des paramètres) a été utilisé en simulation, auxquels nous avons ajouté le modèle linéaire (ARX) de la CNR pour les tests en contexte de prévision d'ensemble sur le bassin du Rhône.

Dans un cadre de modélisation semi-distribué, nous avons mis en place différentes approches de combinaison spatiale des modèles et de leurs sorties. D'amont en aval, les différents modèles sont reliés par un schéma de propagation hydraulique. Le choix de la fonction de routage à utiliser dans un cadre de modélisation hydrologique a fait l'objet d'un stage que j'ai encadré et a montré qu'en contexte de simulation, une méthode simple comme le décalage temporel engendre des performances équivalentes aux approches plus complexes modélisant également le phénomène d'atténuation, tout en étant bien plus rapide en termes de temps de calcul.

Le multi-modèle global et semi-distribué en contexte de simulation

La modélisation sur un large échantillon de bassins versants implique une diversité de caractéristiques climatiques, physiographiques ou géomorphologiques. L'utilisation d'un unique modèle hydrologique peut limiter sa capacité à prendre en compte les différents processus impliqués sur l'ensemble du territoire. L'utilisation ou la combinaison de plusieurs modèles hydrologiques, aussi appelée approche multi-modèle, permet a priori de compenser

ces défauts. Les résultats obtenus ici vont en ce sens puisqu'ils ont montré que l'utilisation d'un modèle adapté à chaque bassin permet une meilleure représentation du débit à l'exutoire.

Le gain de performance le plus conséquent a été apporté par la combinaison des simulations issues de plusieurs modèles hydrologiques, et ce, quelle que soit la gamme de débit ciblée. Le passage d'un unique modèle à une combinaison de deux modèles hydrologiques apporte un gain important, et nous préconisons de combiner jusqu'à quatre modèles (cette solution présentant un bon compromis entre performance et complexité).

Ce travail a également mis en avant la plus-value que représente l'utilisation d'un large échantillon de modèles sur un large échantillon de bassins puisque chaque modèle a été retenu comme faisant partie de la meilleure combinaison sur au moins un bassin. Notons toutefois que dans une perspective opérationnelle, il est intéressant de réduire la complexité du multi-modèle en réduisant le nombre de modèles hydrologiques. Les différents tests menés ici ont montré qu'il est possible de réduire fortement le nombre de modèles considérés sans trop dégrader les performances de la combinaison multi-modèle. Le choix du sous-échantillon de modèle à conserver reste cependant une étape importante afin de maintenir des performances élevées.

L'originalité apportée par l'utilisation d'un multi-modèle dans un cadre semi-distribué est de permettre la création d'une mosaïque de modèles adaptés à chaque sous-entité modélisée dans le but de prendre en compte la variabilité des comportements hydrologiques, qui peut être marquée au sein d'un même territoire. Nous avons également testé l'utilisation conjointe des cadres de modélisation globaux et semi-distribués en combinant les simulations issues de ces deux approches à l'exutoire des bassins. Si cette méthode a permis d'atteindre les plus hautes performances, elle est toutefois difficile à mettre en place et n'apporte qu'un gain supplémentaire minime. Dans ces travaux, l'adaptation de la composante spatiale selon chaque bassin est apparue comme un point important. En effet, si la semi-distribution peut conduire à une nette amélioration, notamment sur certains bassins où l'approche globale est peu performante, cette complexification a également entraîné des pertes de performances parfois importantes sur plusieurs bassins.

Le multi-modèle global et semi-distribué en contexte de prévision

Dans un premier temps, nous nous sommes intéressés à un cadre de prévision en contexte de forçages météorologiques futurs connus, dans le but d'adapter la stratégie multi-modèle semi-distribuée à ce nouvel objectif, en s'affranchissant des fortes sources d'incertitudes entourant la prévision météorologique. La mise en place d'une méthodologie simple de mise à jour des sorties a montré tout son potentiel pour les échéances les plus courtes (inférieures à 24 h). Toutefois ce potentiel n'a pas été exploité de façon optimale dans le cadre semi-distribué car la correction effectuée sur un sous-bassin amont peut s'avérer contreproductive à l'aval.

Ce cadre de modélisation a également permis de développer une méthode de combinaison dynamique originale permettant d'adapter la prévision en fonction de la gamme de débit prévue. Dans une perspective de multi-modèle par combinaison, nous avons fait l'hypothèse que les performances obtenues en simulation étaient représentatives de leurs qualités prédictives. Si cette hypothèse a été généralement vérifiée, l'utilisation d'un multi-modèle pour combiner les prévisions apporte finalement une faible plus-value par rapport à des approches mono-modèles plus simples, notamment à courte échéance où les effets de la mise à jour sont prépondérants sur l'amélioration de la modélisation hydrologique. Notons également que l'approche multi-modèle pose la question d'un multi-modèle adaptatif selon les échéances car certaines structures semblent montrer des qualités prédictives variables selon les horizons de prévisions.

Nous nous sommes ensuite intéressés à un cadre de prévision plus réaliste en considérant des archives de prévisions météorologiques (ensemblistes et déterministes) que nous avons utilisées comme entrées de nos différentes approches de modélisation hydrologique. Ce travail a notamment permis de confirmer les bénéfices d'utiliser en prévision une approche probabiliste en considérant un ensemble météorologique, mais également un ensemble hydrologique dans le but de créer un super-ensemble pour quantifier l'incertitude totale de manière plus exhaustive. L'enjeu d'une telle méthode reste toutefois, à qualité prédictive égale, de diminuer le nombre de membres afin de réduire la complexité d'une telle approche. En ce sens, nous avons montré qu'utiliser chacun des modèles issus de la meilleure combinaison en simulation permet de réduire fortement le nombre de membres hydrologiques, par rapport à une approche où l'on considérerait l'ensemble des modèles disponibles, et ce sans observer une dégradation des performances prédictives.

Réponse aux questions de recherches

Pouvons-nous déterminer a priori la constitution d'un multi-modèle sur un large échantillon de bassins versants ?

La constitution de l'échantillon de modèles est une étape particulièrement importante dans le cadre d'une approche multi-modèle, et elle est loin d'être triviale. En effet, si la communauté scientifique s'accorde sur la nécessité d'utiliser des modèles hydrologiques variés, il est en revanche difficile de déterminer a priori s'ils seront réellement utiles ou s'ils engendreront uniquement de la complexification.

Les résultats obtenus dans le cadre de ce travail tendent à montrer que, logiquement, les modèles ayant les performances les plus élevés seront généralement bénéfiques dans une approche multi-modèle même si le meilleur modèle individuel ne sera pas toujours le plus pertinent dans une approche par combinaison. Des modèles ayant des performances individuelles élevées permettent ainsi une première base de multi-modèle solide mais pas forcément optimale.

La littérature relative aux multi-modèles suggère qu'un modèle peu performant peut contribuer positivement à une approche combinée. Les résultats obtenus ici ne visent pas à contredire ces conclusions mais à les modérer. En effet, un modèle présentant des performances générales moins bonnes aura peu de chance d'apporter un gain de performance sur un large échantillon de bassins. En revanche, ces mêmes modèles peuvent potentiellement avoir des performances élevées ou permettre de compenser des problèmes d'autres modèles sur quelques bassins particuliers, et deviendront ainsi sur ces territoires un élément majeur du multi-modèle.

S'il est difficile de définir des relations claires entre les modèles, les analyses par structure et fonction objectif ont montré que les meilleures combinaisons privilégient des modèles aux structures variées contenant au moins un modèle calé sur la racine carrée des débits. De plus, dans un cadre semi-distribué, nous avons également vu que certaines structures sont plus adaptées aux parties amont, présentant généralement des dynamiques rapides, et d'autres aux parties aval, où l'on observe des comportements plus lents.

En définitive, nous sommes convaincus que la sélection des modèles est une étape clé dans le succès du multi-modèle. Il est difficile de déterminer a priori sa constitution optimale mais choisir des modèles présentant de bonnes performances, représentant une large gamme de débit et issus de structures variées semble être un bon point départ.

Une prise en compte explicite de la variabilité intra-bassin des données météorologiques et des processus permet-elle une amélioration dans la représentation du débit à l'exutoire ?

L'analyse des rapports amont-aval des principales caractéristiques hydrométéorologiques et physio-morphologiques intra-bassins sur notre échantillon a montré de forts contrastes. L'approche semi-distribuée permet de prendre en compte explicitement la variabilité des forçages météorologiques, mais présente quelques limites quant à la possibilité de représenter les différents processus mis en jeu lorsqu'un unique modèle est utilisé (limitations liées au choix de la structure). Pour pallier ce défaut, l'utilisation d'une approche multi-modèle semble être une solution. Les problématiques liées à la semi-distribution et au multi-modèle ont très largement été traitées dans la littérature. En revanche, le couplage de ces deux approches n'a été que très peu réalisé à notre connaissance. Ce travail a permis d'approfondir les recherches en ce sens.

La prise en compte explicite de la variabilité intra-bassin des données météorologiques et des processus a un impact mitigé sur le débit à l'exutoire. En effet, si l'approche multi-modèle permet un large gain de manière générale sur un bassin versant, elle ne semble pas apporter de réelle plus-value lorsqu'elle est spatialisée à l'échelle des sous-bassins. Ainsi, le multi-modèle ne semble pas permettre de compenser les difficultés à obtenir une meilleure représentation du débit à l'exutoire avec un cadre de modélisation semi-distribué par rapport à une approche globale. Si les résultats obtenus dans le cadre de ce travail ont montré une légère amélioration générale via l'approche semi-distribuée, celle-ci reste toutefois limitée en moyenne et surtout hétérogène puisque de fortes améliorations et dégradations ont été recensées sur l'ensemble de l'échantillon.

En définitive, bien que l'approche multi-modèle apporte un large gain de performance, son application dans un cadre semi-distribué reste tributaire des difficultés liées à ce dernier. Ainsi une prise en compte explicite de la variabilité intra-bassin des données météorologiques et des processus permet une amélioration dans la représentation du débit à l'exutoire seulement de manière ponctuelle et non sur l'ensemble des bassins. Une adaptation de la discrétisation sur chaque bassin doit donc être réfléchie.

Comment dimensionner son ensemble pour prendre en compte les nombreuses sources d'incertitudes dans un contexte de prévision ?

Nos résultats ont confirmé les bénéfices d'utiliser à la fois plusieurs membres météorologiques mais également plusieurs membres hydrologiques dans un cadre de prévision. En effet, l'utilisation conjointe de scénarios météorologiques d'ensemble et de plusieurs modèles hydrologiques permet la création d'un super-ensemble prenant en compte les différentes sources d'incertitudes. Toutefois, une telle approche peut devenir lourde à mettre en place en termes de temps de calcul et d'analyse.

Afin de réduire le nombre de membres, il faut donc soit faire un choix parmi les scénarios météorologiques, soit parmi les modèles hydrologiques ou les deux. Le dimensionnement des scénarios météorologiques a fait l'objet de nombreuses recherches et reste actuellement une problématique essentielle. Il est d'ailleurs généralement recommandé d'utiliser des scénarios d'ensemble issus de plusieurs modèles météorologiques dans le but de mieux cerner les incertitudes liées à la prévision des précipitations et des températures. Toutefois, dans le cadre de ce travail, nous nous sommes limités aux 50 membres météorologiques mis à disposition par le Centre européen de prévision à moyenne échéance (ECMWF) afin de nous concentrer uniquement sur la sensibilité du super-ensemble aux modèles hydrologiques.

Au cours de ces travaux, différents tests ont été menés et ont montré qu'il est possible de réduire fortement le nombre de scénarios de prévisions hydrologiques tout en conservant leur performance prédictive en se basant uniquement sur les modèles favorisés dans les combinaisons en simulation et non en considérant l'ensemble des modèles hydrologiques disponibles. En outre, à qualité égale, nous préférons utiliser un super-ensemble avec le nombre de membres total le plus faible.

En définitive, l'approche d'un super-ensemble semble être une piste encourageante pour la prévision des débits. Une pré-sélection des membres hydrologiques selon leur complémentarité en simulation est un premier élément de réponse afin de réduire les dimensions de l'ensemble final tout en conservant l'apport d'une prise en compte des sources d'incertitudes météorologiques et hydrologiques.

Voies d'amélioration et perspectives

Ce travail a permis d'explorer de nombreuses pistes en combinant semi-distribution, multi-modèle et prévision, mais, comme toute démarche de recherche, il a nécessité de faire des choix que ce soit au niveau méthodologique ou dans la direction des recherches menées, qui ont pu influencer les conclusions. Ainsi, quelques pistes de recherches et opérationnelles qui n'ont pu être explorées dans le cadre de cette thèse, mériteraient des travaux complémentaires.

Perspectives de recherche

La base de données a été conçue pour posséder une forte variabilité dans ses caractéristiques hydroclimatiques ou physio-morphologiques. Toutefois, la zone d'étude reste restreinte au territoire français. Avec la disponibilité croissante des données, il pourrait être opportun d'accentuer ces contrastes en élargissant le domaine d'étude. Un point de départ pour explorer cette perspective de recherche serait l'utilisation de Caravan (Kratzert *et al.*, 2023), répertoriant et standardisant les diverses bases de données issues des initiatives CAMELS (*Catchment Attributes and Meteorology for Large-sample Studies*) visant à partager en libre accès des échantillons de bassins sur l'ensemble du globe (Newman *et al.*, 2015 ; Alvarez-Garreton *et al.*, 2018 ; Arsenault *et al.*, 2020 ; Chagas *et al.*, 2020 ; Coxon *et al.*, 2020 ; Fowler *et al.*, 2021 ; Klingler *et al.*, 2021 ; Delaigue *et al.*, 2022). L'accès à de telles ressources permettrait ainsi d'envisager une variabilité inter-bassins encore plus forte en prenant en compte des bassins localisés dans des zones arides ou soumis à des phénomènes saisonniers très marqués, comme par exemple la mousson. L'élargissement de la base de données permettrait également d'accentuer la variabilité intra-bassin en recherchant des bassins versants présentant des contrastes internes encore plus marqués que ceux observés en France et pouvant conduire à des processus dominants plus variés. Dans de telles conditions, on pourrait s'attendre a priori à une plus-value plus importante d'une approche multi-modèle.

L'approche multi-modèle en elle-même peut également être approfondie. Dans le cadre de ce travail, nous nous sommes limités à l'étude d'un multi-modèle hydrologique. Or, le multi-modèle pourrait être appliqué à l'ensemble de la chaîne de modélisation, que ce soit au niveau des entrées météorologiques, du module neige ou encore du schéma de propagation hydraulique avec toutefois une forte contrainte liée aux temps de calculs. Bien qu'un ensemble de 39 modèles ait été utilisé (13 structures calées selon 3 fonctions objectif), la variété dans les processus représentés pourrait être améliorée. En effet, l'échantillon de modèles ici est constitué quasiment exclusivement de modèles conceptuels, potentiellement similaires dans les réflexions ayant menés à leur création. Intégrer des modèles aux philosophies très différentes pourrait être un plus dans l'approche multi-modèle en considérant par exemple des modèles non calés « à base physique » (quitte à réduire l'échantillon de bassins pour permettre l'implémentation de telles structures), ou bien des modèles basés uniquement sur la représentation de la variable cible (comme les approches de type apprentissage automatique), ou même un couplage avec des modèles ayant des objectifs différents (par exemple des modèles hydrogéologiques pour mieux prendre en compte les nappes, ou hydrauliques pour les aspects propagation). On pourrait même imaginer confier la combinaison de ces modèles très différents aux approches d'apprentissage automatique. Le développement d'environnements informatiques regroupant différentes structures de modèles a permis l'émergence récente d'une nouvelle famille de multi-modèles : les modèles mixtes (Chlumsky *et al.*, 2021 ; Chevuturi *et al.*, 2023 ; Slater *et al.*, 2023). L'objectif de ces derniers est, à partir d'un large échantillon de modèles variés, de créer un modèle flexible qui s'adapte aux processus mis en jeu sur chaque bassin. La différence avec l'approche multi-modèle par combinaison testée dans le cadre de ce travail est que la pondération ne se fait pas au niveau des sorties du modèle mais bien sur les différents flux. L'objectif sous-jacent est de déterminer les complémentarités optimales entre modèles et d'identifier les combinaisons nécessaires pour représenter les différents processus mis en jeu.

La prévision hydrologique soulève de nombreuses perspectives de recherche. Nous avons abordé dans cette thèse les problématiques liées à l'assimilation de données dans un cadre multi-modèle semi-distribué. En effet, nous avons fait le choix dans le cadre de ce travail de considérer simplement une mise à jour des sorties. Toutefois, cette méthode fait l'hypothèse que les dernières valeurs observées sont parfaites et que la simulation a toujours tort. Or, il serait plus juste de considérer que la réalité se trouve quelque part entre ces informations. Bien que plus complexe, une assimilation des données par mise à jour des états ou des paramètres

des modèles pourrait être envisagée afin de rendre le modèle plus flexible, en fonction des conditions initiales avec un diagnostic spécifique de chaque modèle pour définir les états (ou paramètres) les plus représentatifs de l'état du bassin que l'on viendra perturber. Une telle approche a par exemple été mise en place récemment par Dion *et al.* (2021). Dans un cadre semi-distribué, l'assimilation est généralement réalisée de façon globale puisqu'elle est appliquée uniquement à l'exutoire des bassins (Sabzipour *et al.*, 2023). Or, il semble intéressant de considérer cette étape d'assimilation elle aussi de manière semi-distribuée. Royer-Gaspard (2023) a mené des travaux de recherche à ce sujet et a montré de fortes interactions entre la mise à jour des bassins amont et aval, avec des problématiques de sur-corrrections ou de compensations des erreurs par exemple, qui peuvent apparaître. Des recherches approfondies pourraient être menés dans la continuité de ces travaux dans le but de comprendre et améliorer la prise en compte de ces interactions.

Perspectives opérationnelles

Ce travail a été réfléchi en gardant un lien étroit avec les attentes opérationnelles de la CNR, notamment en nous recentrant sur les affluents du Rhône dans la dernière étape de la thèse, en considérant un produit de prévision utilisé en opérationnel, et en intégrant le modèle hydrologique historique utilisé en temps réel. Si la construction d'un super-ensemble a montré un potentiel à exploiter pour la prévision des débits (quantification d'incertitudes pour la prise de décision, gains pour la gestion de la production hydroélectrique), le passage en opérationnel est loin d'être trivial. Le super-ensemble a tout d'abord montré des problèmes de fiabilité liés à la considération de plusieurs modèles hydrologiques. Une étape de post-traitement pourrait être ajoutée en fin de chaîne de prévision afin d'éviter les problématiques liées à la dispersion de l'ensemble hydrologique. Outre les perspectives d'amélioration sur le super-ensemble, le passage en opérationnel nécessite une adaptation aux contraintes des systèmes de prévision utilisés en pratique : données, modèles, puissance de calculs, etc. De plus, comme à la CNR par exemple, la construction de scénarios hydrologiques peut ne représenter qu'un maillon de la chaîne de prévision opérationnelle totale. Il ne s'agit donc pas uniquement d'implémenter une approche hydrologique de type super-ensemble mais également d'assurer son adaptation et ses répercussions sur l'ensemble de la chaîne de prévision. De là se posent de nombreuses questions : Que peut-on attendre de l'utilisation d'informations probabilistes dans le processus de prise de décision finale ? Quelle est la place de l'expertise humaine dans un contexte probabiliste ? Comment communiquer les sources d'incertitudes avec les décideurs ?

Ces perspectives opérationnelles sont particulièrement importantes pour la CNR notamment dans l'optique du projet POMMIER qui vise à développer une chaîne d'optimisation de la production d'énergies renouvelables – qu'elles soient solaire, éolienne ou hydraulique – prenant en compte les différentes sources d'incertitudes, en se basant sur des prévisions probabilistes.

Toutefois, les perspectives opérationnelles sur l'utilisation d'un multi-modèle semi-distribué en prévision ne doivent pas être restreintes au cas de la production hydroélectrique. En effet, une telle approche pourrait être bénéfique pour d'autres objectifs comme par exemple la prévision des crues sur le territoire au travers du réseau Vigicrues²⁰, la prise en compte des incertitudes pour les prévisions d'étiages et de sécheresse via la plateforme multi-modèle PREMHYCE²¹ ou encore l'aide à la décision pour divers acteurs opérationnels de l'agriculture, l'assurance ou l'industrie.

²⁰ <https://www.vigicrues.gouv.fr/>

²¹ <https://sunshine.inrae.fr/app/premhyce>

Bibliographie

- Ajami, H., & Sharma, A. (2016). SMART : A New Semi-distributed Hydrologic Modelling Framework for Soil Moisture and Runoff Simulations. *18*. <https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU2016/EGU2016-5225-1.pdf>
- Ajami, N. K., Duan, Q., Gao, X., & Sorooshian, S. (2006). Multimodel Combination Techniques for Analysis of Hydrological Simulations : Application to Distributed Model Intercomparison Project Results. *Journal of Hydrometeorology*, *7*(4), 755-768. <https://doi.org/10.1175/jhm519.1>
- Ajami, N. K., Duan, Q., & Sorooshian, S. (2007). An integrated hydrologic Bayesian multimodel combination framework : Confronting input, parameter, and model structural uncertainty in hydrologic prediction. *Water Resources Research*, *43*(1). <https://doi.org/10.1029/2005wr004745>
- Ajami, N. K., Gupta, H., Wagener, T., & Sorooshian, S. (2004). Calibration of a semi-distributed hydrologic model for streamflow estimation along a river system. *Journal of Hydrology*, *298*(1-4), 112-135. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.03.033>
- Alvarez-Garretón, C., Mendoza, P. A., Boisier, J. P., Addor, N., Galleguillos, M., Zambrano-Bigiarini, M., Lara, A., Puelma, C., Cortes, G., Garreaud, R., McPhee, J., & Ayala, A. (2018). The CAMELS-CL dataset : Catchment attributes and meteorology for large sample studies – Chile dataset. *Hydrology and Earth System Sciences*, *22*(11), 5817-5846. <https://doi.org/10.5194/hess-22-5817-2018>
- Andréassian, V., Hall, A., Chahinian, N., & Schaake, J. (2006). Introduction and synthesis : Why should hydrologists work on a large number of basin data sets? In *Large sample basin experiments for hydrological parametrization : Results of the models parameter experiment- MOPEX*. IAHS Red Books Series n° 307 (p. 1-5). AIHS. <https://iahs.info/uploads/dms/13599.02-1-6-INTRODUCTION.pdf>
- Andréassian, V., Oddos, A., Michel, C., Anctil, F., Perrin, C., & Loumagne, C. (2004). Impact of spatial aggregation of inputs and parameters on the efficiency of rainfall-runoff models : A theoretical study using chimera watersheds. *Water Resources Research*, *40*(5). <https://doi.org/10.1029/2003wr002854>
- Andréassian, V., & Perrin, C. (2012). On the ambiguous interpretation of the Turc-Budyko nondimensional graph. *Water Resources Research*, *48*(10). <https://doi.org/10.1029/2012wr012532>
- Andréassian, V., Perrin, C., Berthet, L., Le Moine, N., Lerat, J., Loumagne, C., Oudin, L., Mathevet, T., Ramos, M.-H., & Valéry, A. (2009). HESS Opinions « Crash tests for a standardized evaluation of hydrological models ». *Hydrology and Earth System Sciences*, *13*(10), 1757-1764. <https://doi.org/10.5194/hess-13-1757-2009>
- Andréassian, V., Perrin, C., & Michel, C. (2004). Impact of imperfect potential evapotranspiration knowledge on the efficiency and parameters of watershed models. *Journal of Hydrology*, *286*(1), 19-35. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2003.09.030>
- Andréassian, V., Perrin, C., Michel, C., Usart-Sanchez, I., & Lavabre, J. (2001). Impact of imperfect rainfall knowledge on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology*, *250*(1), 206-223. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00437-1](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00437-1)
- Arsenault, R., Brissette, F., Martel, J.-L., Troin, M., Lévesque, G., Davidson-Chaput, J., Gonzalez, M. C., Ameli, A., & Poulin, A. (2020). A comprehensive, multisource database for hydrometeorological modeling of 14,425 North American watersheds. *Scientific Data*, *7*(1), 1. <https://doi.org/10.1038/s41597-020-00583-2>
- Arsenault, R., Gatién, P., Renaud, B., Brissette, F., & Martel, J.-L. (2015). A comparative analysis of 9 multi-model averaging approaches in hydrological continuous streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, *529*, 754-767. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.09.001>

- Astagneau, P. (2022). Pistes d'amélioration de la généralité et de l'efficacité d'un modèle opérationnel de prévision des crues. Thèse de doctorat, Sorbonne université. <https://www.theses.fr/2022SORUS486>
- Astagneau, P. C., Bourgin, F., Andréassian, V., & Perrin, C. (2022). Catchment response to intense rainfall: Evaluating modelling hypotheses. *Hydrological Processes*, 36(8), e14676. <https://doi.org/10.1002/hyp.14676>
- Atkinson, S. E., Woods, R. A., & Sivapalan, M. (2002). Climate and landscape controls on water balance model complexity over changing timescales. *Water Resources Research*, 38(12), 50-1-50-17. <https://doi.org/10.1029/2002wr001487>
- Awol, F. S., Coulibaly, P., & Tsanis, I. (2021). Identification of Combined Hydrological Models and Numerical Weather Predictions for Enhanced Flood Forecasting in a Semiurban Watershed. *Journal of Hydrologic Engineering*, 26(1), 04020057. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)he.1943-5584.0002018](https://doi.org/10.1061/(asce)he.1943-5584.0002018)
- Bach, E., & Ghil, M. (2023). A Multi-Model Ensemble Kalman Filter for Data Assimilation and Forecasting. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 15(1), e2022MS003123. <https://doi.org/10.1029/2022MS003123>
- Bachet, N. (1934). Note sur la propagation et l'annonce des crues. *Anales des Ponts et Chaussées*, 3(34), 409-465.
- Baptista, M., & Michel, C. (1989). Une utilisation simple du modèle HAYAMI en hydrologie. *La Houille Blanche*, 2, 2. <https://doi.org/10.1051/lhb/1989008>
- Barry, D. A., & Bajracharya, K. (1995). On the Muskingum-Cunge flood routing method. *Environment International*, 21, 485-490. [https://doi.org/10.1016/0160-4120\(95\)00046-n](https://doi.org/10.1016/0160-4120(95)00046-n)
- Becker, A., & Serban, P. (1990). *Hydrological models for water-resources system design and operation* (34; Operational Hydrology Report, p. 90). WMO. <https://library.wmo.int/idurl/4/33770>
- Bellier, J. (2018). Prévisions hydrologiques probabilistes dans un cadre multivarié : Quels outils pour assurer fiabilité et cohérence spatio-temporelle? Thèse de doctorat, Université Grenoble Alpes (ComUE). <http://www.theses.fr/2018GREAU029>
- Bellier, J., Zin, I., & Bontron, G. (2018). Generating Coherent Ensemble Forecasts After Hydrological Postprocessing: Adaptations of ECC-Based Methods. *Water Resources Research*, 54(8), 5741-5762. <https://doi.org/10.1029/2018wr022601>
- Bellier, J., Zin, I., Siblot, S., & Bontron, G. (2016). Probabilistic flood forecasting on the Rhone River : Evaluation with ensemble and analogue-based precipitation forecasts. *E3S Web of Conferences*, 7, 18011. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/20160718011>
- Bentura, P., & Michel, C. (1997). Flood routing in a wide channel with a quadratic lag-and-route method. *Hydrological Sciences Journal*, 42, 169-189. <https://doi.org/10.1080/02626669709492018>
- Bergström, S., & Forsman, A. (1973). Development of a conceptual deterministic rainfall-runoff model. *Nordic Hydrol.*, 4, 147-170. <https://doi.org/10.2166/nh.1973.0012>
- Berthet, L. (2010). Prévision des crues au pas de temps horaire : Pour une meilleure assimilation de l'information de débit dans un modèle hydrologique. Thèse de doctorat, AgroParisTech. <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00529652>
- Beven, K. (1993). Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. *Advances in Water Resources*, 16(1), 41-51. [https://doi.org/10.1016/0309-1708\(93\)90028-e](https://doi.org/10.1016/0309-1708(93)90028-e)
- Beven, K., & Kirkby, M. J. (1979). A physically based, variable contributing area model of basin hydrology / Un modèle à base physique de zone d'appel variable de l'hydrologie du bassin versant. *Hydrological Sciences Bulletin*, 24(1), 43-69. <https://doi.org/10.1080/02626669709491834>
- Beven, K., & Smith, P. (2015). Concepts of Information Content and Likelihood in Parameter Calibration for Hydrological Simulation Models. *Journal of Hydrologic Engineering*, 20(1), A4014010. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)he.1943-5584.0000991](https://doi.org/10.1061/(asce)he.1943-5584.0000991)

- Beven, K., Smith, P. J., & Wood, A. (2011). On the colour and spin of epistemic error (and what we might do about it). *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(10), 3123-3133. <https://doi.org/10.5194/hess-15-3123-2011>
- Beven, K., & Westerberg, I. K. (2011). On red herrings and real herrings: Disinformation and information in hydrological inference. *Hydrological Processes*, 25, 1676-1680. <https://doi.org/10.1002/hyp.7963>
- Block, P. J., Souza Filho, F. A., Sun, L., & Kwon, H.-H. (2009). A Streamflow Forecasting Framework using Multiple Climate and Hydrological Models1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 45(4), 828-843. <https://doi.org/10.1111/j.1752-1688.2009.00327.x>
- Bompart, P., Bontron, G., Celie, S., & Haond, M. (2009). Une chaîne opérationnelle de prévision hydrométéorologique pour les besoins de la production hydroélectrique de la CNR. *La Houille Blanche*, 95(5), 54-60. <https://doi.org/10.1051/lhb/2009056>
- Borah, A., & Haan, C. T. (1991). Impact of random data errors on parameter estimation in hydrologic modeling. *Transactions of the ASAE (Am. Soc. Agric. Eng.)*, Transactions of the ASAE(3), 34. <https://doi.org/10.13031/2013.31740>
- Boucher, M.-A., Anctil, F., Perreault, L., & Tremblay, D. (2011). A comparison between ensemble and deterministic hydrological forecasts in an operational context. *Advances in Geosciences*, 29, 85-94. <https://doi.org/10.5194/adgeo-29-85-2011>
- Boucher, M.-A., Tremblay, D., Delorme, L., Perreault, L., & Anctil, F. (2012). Hydro-economic assessment of hydrological forecasting systems. *Journal of Hydrology*, 416-417, 133-144. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.11.042>
- Bourgin, F. (2014). Comment quantifier l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique? Thèse de doctorat, AgroParisTech. https://webgr.inrae.fr/wp-content/uploads/2014/09/2014_BOURGIN_these.pdf
- Boyle, D. P., Gupta, H. V., & Sorooshian, S. (2000). Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods. *Water Resources Research*, 36(12), 3663-3674. <https://doi.org/10.1029/2000wr900207>
- Budyko, M. I. (1974). *Climate and life*. Academic Press. <https://agris.fao.org/agris-search/search.do?recordID=US201300514816>
- Caillouet, L., Celie, S., Vannier, O., Bontron, G., & Legrand, S. (2022). Operational hydrometeorological forecasting on the Rhône River in France: Moving toward a seamless probabilistic approach. *La Houille Blanche*, 108(1), 2061312. <https://doi.org/10.1080/27678490.2022.2061312>
- Caillouet, L., Vidal, J.-P., Sauquet, E., Devers, A., & Graff, B. (2017). Ensemble reconstruction of spatio-temporal extreme low-flow events in France since 1871. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(6), 2923-2951. <https://doi.org/10.5194/hess-21-2923-2017>
- Callet. (1937). Note sur la prévision des crues. *Annales des Ponts et Chaussées*, 1(3), 37-46.
- Chagas, V. B. P., Chaffe, P. L. B., Addor, N., Fan, F. M., Fleischmann, A. S., Paiva, R. C. D., & Siqueira, V. A. (2020). CAMELS-BR: Hydrometeorological time series and landscape attributes for 897 catchments in Brazil. *Earth System Science Data*, 12(3), 2075-2096. <https://doi.org/10.5194/essd-12-2075-2020>
- Chevuturi, A., Tanguy, M., Facer-Childs, K., Martínez-de la Torre, A., Sarkar, S., Thober, S., Samaniego, L., Rakovec, O., Kelbling, M., Sutanudjaja, E. H., Wanders, N., & Blyth, E. (2023). Improving global hydrological simulations through bias-correction and multi-model blending. *Journal of Hydrology*, 621, 129607. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129607>
- Chlumsky, R., Mai, J., Craig, J. R., & Tolson, B. A. (2021). Simultaneous Calibration of Hydrologic Model Structure and Parameters Using a Blended Model. *Water Resources Research*, 57(5), e2020WR029229. <https://doi.org/10.1029/2020wr029229>

- Clark, M. P., Nijssen, B., Lundquist, J. D., Kavetski, D., Rupp, D. E., Woods, R. A., Freer, J. E., Gutmann, E. D., Wood, A. W., Brekke, L. D., Arnold, J. R., Gochis, D. J., & Rasmussen, R. M. (2015). A unified approach for process-based hydrologic modeling : 1. Modeling concept. *Water Resources Research*, 51(4), 2498-2514. <https://doi.org/10.1002/2015wr017198>
- Clark, M. P., Nijssen, B., Lundquist, J. D., Kavetski, D., Rupp, D. E., Woods, R. A., Freer, J. E., Gutmann, E. D., Wood, A. W., Gochis, D. J., Rasmussen, R. M., Tarboton, D. G., Mahat, V., Flerchinger, G. N., & Marks, D. G. (2015). A unified approach for process-based hydrologic modeling : 2. Model implementation and case studies. *Water Resources Research*, 51(4), 2515-2542. <https://doi.org/10.1002/2015wr017200>
- Clark, M. P., Slater, A. G., Rupp, D. E., Woods, R. A., Vrugt, J. A., Gupta, H. V., Wagener, T., & Hay, L. E. (2008). Framework for Understanding Structural Errors (FUSE) : A modular framework to diagnose differences between hydrological models. *Water Resources Research*, 44(12). <https://doi.org/10.1029/2007wr006735>
- CNR. (2016). La prévision hydro-météo opérationnelle à la Compagnie Nationale du Rhône. Présentation Rencontres Nationales Météorologie et Energie. http://www.meteo.fr/cic/meetings/2016/RNME/presentations/1_3%20Aurelien%20Bendaoud.pdf
- Cormary, Y., & Guilbot, A. (1974). Etude des relations pluie-débit sur trois bassins versants d'investigation. In *Design of water resources projects with inadequate data : Proceedings of the Madrid Symposium* (Vol. 1, p. 265-279). UNESCO, WMO, AISH. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000013857>
- Coron, L. (2013). Les modèles hydrologiques conceptuels sont-ils robustes face à un climat en évolution ? Diagnostic sur un échantillon de bassins versants français et australiens. Thèse de doctorat, AgroParisTech. <https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00879090>
- Coron, L., Delaigue, O., Thirel, G., Dorchie, D., Perrin, C., & Michel, C. (2021). *airGR : Suite of GR Hydrological Models for Precipitation-Runoff Modelling. R package version 1.6.12*. Portail Data INRAE. <https://doi.org/10.15454/ex11na>
- Coron, L., Perrin, C., Delaigue, O., & Thirel, G. (2022). *airGRplus : Additional Hydrological Models to the « airGR » package. R package version 0.9.14.7.9001*.
- Coron, L., Thirel, G., Delaigue, O., Perrin, C., & Andréassian, V. (2017). The suite of lumped GR hydrological models in an R package. *Environmental Modelling & Software*, 94, 166-171. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.05.002>
- Coxon, G., Addor, N., Bloomfield, J. P., Freer, J., Fry, M., Hannaford, J., Howden, N. J. K., Lane, R., Lewis, M., Robinson, E. L., Wagener, T., & Woods, R. (2020). CAMELS-GB : Hydrometeorological time series and landscape attributes for 671 catchments in Great Britain. *Earth System Science Data*, 12(4), 2459-2483. <https://doi.org/10.5194/essd-12-2459-2020>
- Craig, J. R., Brown, G., Chlumsky, R., Jenkinson, R. W., Jost, G., Lee, K., Mai, J., Serrer, M., Sgro, N., Shafii, M., Snowdon, A. P., & Tolson, B. A. (2020). Flexible watershed simulation with the Raven hydrological modelling framework. *Environmental Modelling & Software*, 129, 104728. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104728>
- Crochemore, L., Perrin, C., Andréassian, V., Ehret, U., Seibert, S. P., Grimaldi, S., Gupta, H., & Paturel, J.-E. (2015). Comparing expert judgement and numerical criteria for hydrograph evaluation. *Hydrological Sciences Journal*, 60(3), 402-423. <https://doi.org/10.1080/02626667.2014.903331>
- Dal Molin, M., Schirmer, M., Zappa, M., & Fenicia, F. (2020). Understanding dominant controls on streamflow spatial variability to set up a semi-distributed hydrological model : The case study of the Thur catchment. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(3), 1319-1345. <https://doi.org/10.5194/hess-24-1319-2020>
- Dancho, M., & Vaughan, D. (2020). *Anomalize : Tidy Anomaly Detection. R package version 0.2.2*. <https://CRAN.R-project.org/package=anomalize>

- Darienzo, M., Renard, B., Le Coz, J., & Lang, M. (2021). Detection of Stage-Discharge Rating Shifts Using Gaugings : A Recursive Segmentation Procedure Accounting for Observational and Model Uncertainties. *Water Resources Research*, 57(4), e2020WR028607. <https://doi.org/10.1029/2020wr028607>
- Delaigue, O., Brigode, P., Andréassian, V., Perrin, C., Etchevers, P., Soubeyroux, J.-M., Janet, B., & Addor, N. (2022). CAMELS-FR : A large sample hydroclimatic dataset for France to explore hydrological diversity and support model benchmarking. (IAHS2022-521). IAHS2022. Copernicus Meetings. <https://doi.org/10.5194/iahs2022-521>
- Delaigue, O., Génot, B., Lebecherel, L., Brigode, P., & Bourgin, P.-Y. (2020). Database of watershed-scale hydroclimatic observations in France. INRAE, HYCAR Research Unit, Hydrology group. <https://webgr.inrae.fr/activites/base-de-donnees/>
- de Lavenne, A., Andréassian, V., Thirel, G., Ramos, M.-H., & Perrin, C. (2019). A Regularization Approach to Improve the Sequential Calibration of a Semidistributed Hydrological Model. *Water Resources Research*, 55(11), 8821-8839. <https://doi.org/10.1029/2018wr024266>
- de Lavenne, A., Thirel, G., Andréassian, V., Perrin, C., & Ramos, M. H. (2016). Spatial variability of the parameters of a semi-distributed hydrological model. *7th International Water Resources Management Conference of ICWRS*, 373, 87-94. <https://doi.org/10.5194/piahs-373-87-2016>
- Despax, A., Coz, J. L., Hauet, A., Mueller, D. S., Engel, F. L., Blanquart, B., Renard, B., & Oberg, K. A. (2019). Decomposition of Uncertainty Sources in Acoustic Doppler Current Profiler Streamflow Measurements Using Repeated Measures Experiments. *Water Resources Research*, 55, 7520. <https://doi.org/10.1029/2019wr025296>
- Di Baldassarre, G., & Montanari, A. (2009). Uncertainty in river discharge observations : A quantitative analysis. *Hydrology and Earth System Sciences*, 13(6), 913-921. <https://doi.org/10.5194/hess-13-913-2009>
- Dion, P., Martel, J.-L., & Arsenault, R. (2021). Hydrological ensemble forecasting using a multi-model framework. *Journal of Hydrology*, 600, 126537. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126537>
- Duan, Q., Ajami, N. K., Gao, X., & Sorooshian, S. (2007). Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. *Advances in Water Resources*, 30(5), 1371-1386. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2006.11.014>
- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, V. (1992). Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 28(4), 1015-1031. <https://doi.org/10.1029/91wr02985>
- Dufeu, E., Mougin, F., Foray, A., Baillon, M., Lamblin, R., Hebrard, F., Chaleon, C., Romon, S., Cobos, L., Gouin, P., Audouy, J.-N., Martin, R., & Poligot-Pitsch, S. (2022). Finalisation of the French national hydrometric data information system modernisation operation (Hydro3). *La Houille Blanche*, 107(1), 2099317. <https://doi.org/10.1080/27678490.2022.2099317>
- Dwarakish, G. S., & Ganasri, B. P. (2015). Impact of land use change on hydrological systems : A review of current modeling approaches. *Cogent Geoscience*, 1(1), 1115691. <https://doi.org/10.1080/23312041.2015.1115691>
- Elshorbagy, A. (2001). Noise Reduction Approach in Chaotic Hydrologic Time Series Revisited. *Canadian Water Resources Journal / Revue canadienne des ressources hydriques*, 26(4), 537-550. <https://doi.org/10.4296/cwrj2604537>
- Engeland, K., Steinsland, I., Johansen, S. S., Petersen-Øverleir, A., & Kolberg, S. (2016). Effects of uncertainties in hydrological modelling. A case study of a mountainous catchment in Southern Norway. *Journal of Hydrology*, 536, 147-160. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.02.036>
- Epstein, E. S. (1969). A Scoring System for Probability Forecasts of Ranked Categories. *Journal of Applied Meteorology (1962-1982)*, 8(6), 985-987. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1969\)008<0985:assfpf>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1969)008<0985:assfpf>2.0.co;2)
- Fenicia, F., Kavetski, D., & Savenije, H. H. G. (2011). Elements of a flexible approach for conceptual hydrological modeling : 1. Motivation and theoretical development. *Water Resources Research*, 47(11). <https://doi.org/10.1029/2010wr010174>

- Fenicia, F., Kavetski, D., Savenije, H. H. G., & Pfister, L. (2016). From spatially variable streamflow to distributed hydrological models : Analysis of key modeling decisions. *Water Resources Research*, 52(2), 954-989. <https://doi.org/10.1002/2015wr017398>
- Ficchì, A. (2017). An adaptive hydrological model for multiple time-steps : Diagnostics and improvements based on fluxes consistency. Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01619102>
- Ficchì, A., Perrin, C., & Andréassian, V. (2019). Hydrological modelling at multiple sub-daily time steps : Model improvement via flux-matching. *Journal of Hydrology*, 575, 1308-1327. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.05.084>
- Fowler, K. J. A., Acharya, S. C., Addor, N., Chou, C., & Peel, M. C. (2021). CAMELS-AUS : Hydrometeorological time series and landscape attributes for 222 catchments in Australia. *Earth System Science Data*, 13(8), 3847-3867. <https://doi.org/10.5194/essd-13-3847-2021>
- Garavaglia, F., Le Lay, M., Gottardi, F., Garçon, R., Gailhard, J., Paquet, E., & Mathevet, T. (2017). Impact of model structure on flow simulation and hydrological realism : From a lumped to a semi-distributed approach. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(8), 3937-3952. <https://doi.org/10.5194/hess-21-3937-2017>
- Garçon, R. (1999). Modèle global pluie-débit pour la prévision et la prédétermination des crues. *La Houille Blanche*, 85(7-8), 88-95. <https://doi.org/10.1051/lhb/1999088>
- Georgakakos, K. P., Seo, D. J., Gupta, H., Schaake, J., & Butts, M. B. (2004). Towards the characterization of streamflow simulation uncertainty through multimodel ensembles. *Journal of Hydrology*, 298(1-4), 222-241. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.03.037>
- Gneiting, T., & Raftery, A. E. (2005). Weather Forecasting with Ensemble Methods. *Science*, 310(5746), 248-249. <https://doi.org/10.1126/science.1115255>
- Gneiting, T., & Raftery, A. E. (2007). Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 102(477), 359-378. <https://doi.org/10.1198/016214506000001437>
- Granger, C. W. J., & Ramanathan, R. (1984). Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecasting*, 3(2), 197-204. <https://doi.org/10.1002/for.3980030207>
- Grönquist, P., Yao, C., Ben-Nun, T., Dryden, N., Dueben, P., Li, S., & Hoefler, T. (2021). Deep learning for post-processing ensemble weather forecasts. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 379(2194), 20200092. <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0092>
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., & Martinez, G. F. (2009). Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria : Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1), 80-91. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>
- Gupta, H. V., Perrin, C., Blöschl, G., Montanari, A., Kumar, R., Clark, M., & Andréassian, V. (2014). Large-sample hydrology : A need to balance depth with breadth. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(2), 463-477. <https://doi.org/10.5194/hess-18-463-2014>
- Hallouin, T., Bourgin, F., Perrin, C., Ramos, M.-H., & Andréassian, V. (2023). evalhyd v0.1.1 : A polyglot tool for the evaluation of deterministic and probabilistic streamflow predictions. *EGUsphere*, 1-23. <https://doi.org/10.5194/egusphere-2023-1424>
- Hamill, T. M., & Colucci, S. J. (1997). Verification of Eta-RSM Short-Range Ensemble Forecasts. *Monthly Weather Review*, 125(6), 1312-1327. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1997\)125<1312:voersr>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1997)125<1312:voersr>2.0.co;2)
- Hamill, T. M. (2001). Interpretation of Rank Histograms for Verifying Ensemble Forecasts. *Monthly Weather Review*, 129(3), 550-560. [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(2001\)129<0550:IORHFV>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(2001)129<0550:IORHFV>2.0.CO;2)
- Hamilton, A. S., & Moore, R. D. (2012). Quantifying Uncertainty in Streamflow Records. *Canadian Water Resources Journal / Revue canadienne des ressources hydriques*, 37(1), 3-21. <https://doi.org/10.4296/cwrj3701865>

- Henrotin, E. (2022). Quelle fonction de propagation choisir pour relier les différentes mailles d'un modèle hydrologique semi-distribué ? Mémoire de Master 2, Université de Tours.
- Her, Y., & Chaubey, I. (2015). Impact of the numbers of observations and calibration parameters on equifinality, model performance, and output and parameter uncertainty. *Hydrological Processes*, 29(19), 4220-4237. <https://doi.org/10.1002/hyp.10487>
- Hersbach, H. (2000). Decomposition of the Continuous Ranked Probability Score for Ensemble Prediction Systems. *Weather and Forecasting*, 15(5), 559-570. [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(2000\)015<0559:dotcrp>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(2000)015<0559:dotcrp>2.0.co;2)
- Hogue, T. S., Sorooshian, S., Gupta, H., Holz, A., & Braatz, D. (2000). A Multistep Automatic Calibration Scheme for River Forecasting Models. *Journal of Hydrometeorology*, 1(6), 524-542. [https://doi.org/10.1175/1525-7541\(2000\)001<0524:amacsf>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1525-7541(2000)001<0524:amacsf>2.0.co;2)
- Holland, J. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems* (The MIT Press). <https://mitpress.mit.edu/books/adaptation-natural-and-artificial-systems>
- Horner, I., Renard, B., Le Coz, J., Branger, F., McMillan, H. K., & Pierrefeu, G. (2018). Impact of Stage Measurement Errors on Streamflow Uncertainty. *Water Resources Research*, 54(3), 1952-1976. <https://doi.org/10.1002/2017wr022039>
- Hoteit, I., Luo, X., Bocquet, M., Kohl, A., & Ait-El-Fquih, B. (2018). Data Assimilation in Oceanography: Current Status and New Directions. *New Frontiers in Operational Oceanography*, 465-512.
- Hrachowitz, M., & Clark, M. P. (2017). HESS Opinions: The complementary merits of competing modelling philosophies in hydrology. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(8), 3953-3973. <https://doi.org/10.5194/hess-21-3953-2017>
- Hrachowitz, M., Savenije, H. H. G., Blöschl, G., McDonnell, J. J., Sivapalan, M., Pomeroy, J. W., Arheimer, B., Blume, T., Clark, M. P., Ehret, U., Fenicia, F., Freer, J. E., Gelfan, A., Gupta, H. V., Hughes, D. A., Hut, R. W., Montanari, A., Pande, S., Tetzlaff, D., ... Cudennec, C. (2013). A decade of Predictions in Ungauged Basins (PUB)—A review. *Hydrological Sciences Journal*, 58(6), 1198-1255. <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.803183>
- Ibbitt, R. P. (1972). Effects of random data errors on the parameter values for a conceptual model. *Water Resources Research*, 8(1), 70-78. <https://doi.org/10.1029/wr008i001p00070>
- Jakeman, A. J., Littlewood, I. G., & Whitehead, P. G. (1990). Computation of the instantaneous unit hydrograph and identifiable component flows with application to two small upland catchments. *Journal of Hydrology*, 117(1), 275-300. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(90\)90097-h](https://doi.org/10.1016/0022-1694(90)90097-h)
- Javanshiri, Z., Fathi, M., & Mohammadi, S. A. (2021). Comparison of the BMA and EMOS statistical methods for probabilistic quantitative precipitation forecasting. *Meteorological Applications*, 28(1), e1974. <https://doi.org/10.1002/met.1974>
- Jay-Allemand, M. (2021). Estimation variationnelle des paramètres d'un modèle hydrologique distribué. Thèse de doctorat. Université d'Aix-Marseille.
- Karunasingha, D. S. K., & Liong, S.-Y. (2018). Enhancement of chaotic hydrological time series prediction with real-time noise reduction using Extended Kalman Filter. *Journal of Hydrology*, 565, 737-746. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.08.044>
- Kavetski, D., Fenicia, F., & Clark, M. P. (2011). Impact of temporal data resolution on parameter inference and model identification in conceptual hydrological modeling: Insights from an experimental catchment. *Water Resources Research*, 47(5). <https://doi.org/10.1029/2010wr009525>
- Kazezyilmaz-Alhan, C. M., & Medina, M. A. (2007). Kinematic and Diffusion Waves: Analytical and Numerical Solutions to Overland and Channel Flow. *Journal of Hydraulic Engineering*, 133(2), 217-228. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9429\(2007\)133:2\(217\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9429(2007)133:2(217))
- Khakbaz, B., Imam, B., Hsu, K., & Sorooshian, S. (2012). From lumped to distributed via semi-distributed: Calibration strategies for semi-distributed hydrologic models. *Journal of Hydrology*, 418-419, 61-77. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.02.021>

- Klemeš, V. (1986). Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal*, 31(1), 13-24. <https://doi.org/10.1080/02626668609491024>
- Klingler, C., Schulz, K., & Herrnegger, M. (2021). LamaH-CE : LARge-SaMple DATA for Hydrology and Environmental Sciences for Central Europe. *Earth System Science Data*, 13(9), 4529-4565. <https://doi.org/10.5194/essd-13-4529-2021>
- Knoben, W. J. M., Freer, J. E., Fowler, K. J. A., Peel, M. C., & Woods, R. A. (2019). Modular Assessment of Rainfall–Runoff Models Toolbox (MARRMoT) v1.2: An open-source, extendable framework providing implementations of 46 conceptual hydrologic models as continuous state-space formulations. *Geoscientific Model Development*, 12(6), 2463-2480. <https://doi.org/10.5194/gmd-12-2463-2019>
- Knoben, W. J. M., Freer, J. E., Peel, M. C., Fowler, K. J. A., & Woods, R. A. (2020). A Brief Analysis of Conceptual Model Structure Uncertainty Using 36 Models and 559 Catchments. *Water Resources Research*, 56(9), e2019WR025975. <https://doi.org/10.1029/2019wr025975>
- Kratzert, F., Nearing, G., Addor, N., Erickson, T., Gauch, M., Gilon, O., Gudmundsson, L., Hassidim, A., Klotz, D., Nevo, S., Shalev, G., & Matias, Y. (2023). Caravan—A global community dataset for large-sample hydrology. *Scientific Data*, 10(1), 1. <https://doi.org/10.1038/s41597-023-01975-w>
- Krzysztofowicz, R., & Herr, H. D. (2001). Hydrologic uncertainty processor for probabilistic river stage forecasting: Precipitation-dependent model. *Journal of Hydrology*, 249(1), 46-68. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(01\)00412-7](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(01)00412-7)
- Kumar, A., Singh, R., Jena, P. P., Chatterjee, C., & Mishra, A. (2015). Identification of the best multi-model combination for simulating river discharge. *Journal of Hydrology*, 525, 313-325. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.03.060>
- Le Coz, J., Renard, B., Bonnifait, L., Branger, F., & Le Boursicaud, R. (2014). Combining hydraulic knowledge and uncertain gaugings in the estimation of hydrometric rating curves : A Bayesian approach. *Journal of Hydrology*, 509, 573-587. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.11.016>
- Le Moine, N. (2008). Le bassin versant de surface vu par le souterrain : Une voie d'amélioration des performances et du réalisme des modèles pluie-débit? Thèse de doctorat, Paris 6. <https://www.theses.fr/2008PA066468>
- Leleu, I., Tonnelier, I., Puechberty, R., Gouin, P., Viquendi, I., Cobos, L., Foray, A., Baillon, M., & Ndimba, P.-O. (2014). La refonte du système d'information national pour la gestion et la mise à disposition des données hydrométriques. *La Houille Blanche*, 1, 1. <https://doi.org/10.1051/lhb/2014004>
- Lerat, J. (2009). Quels apports hydrologiques pour les modèles hydrauliques ? Vers un modèle intégré de simulation des crues. Thèse de doctorat. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI.
- Lerat, J., Andréassian, V., Perrin, C., Vaze, J., Perraud, J. M., Ribstein, P., & Loumagne, C. (2012). Do internal flow measurements improve the calibration of rainfall-runoff models? *Water Resources Research*, 48(2). <https://doi.org/10.1029/2010wr010179>
- Li, D., Marshall, L., Liang, Z., & Sharma, A. (2022). Hydrologic multi-model ensemble predictions using variational Bayesian deep learning. *Journal of Hydrology*, 604, 127221. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127221>
- Li, Z., Jingshan, Y., Xu, X., Sun, W., Pang, B., & Yue, J. (2018). Multi-model ensemble hydrological simulation using a BP Neural Network for the upper Yalongjiang River Basin, China. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences*, 379, 335-341. <https://doi.org/10.5194/piahs-379-335-2018>
- Li, Z., Yu, J., Xu, X., Sun, W., Pang, B., & Yue, J. (2018). Multi-model ensemble hydrological simulation using a BP Neural Network for the upper Yalongjiang River Basin, China. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences*, 379, 335-341. <https://doi.org/10.5194/piahs-379-335-2018>
- Linsley, R. K., & Crawford, N. H. (1960). Computation of a synthetic streamflow record on a digital computer. *IAHS Publ.*, 51, 526-538.

- Liu, Y., & Gupta, H. V. (2007). Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water Resources Research*, 43(7). <https://doi.org/10.1029/2006wr005756>
- Lobligeois, F. (2014). Mieux connaître la distribution spatiale des pluies améliore-t-il la modélisation des crues ? Diagnostic sur 181 bassins versants français. Thèse de doctorat. AgroParisTech.
- Lobligeois, F., Andréassian, V., Perrin, C., Tabary, P., & Loumagne, C. (2014). When does higher spatial resolution rainfall information improve streamflow simulation? An evaluation using 3620 flood events. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(2), 575-594. <https://doi.org/10.5194/hess-18-575-2014>
- Loritz, R., Hrachowitz, M., Neuper, M., & Zehe, E. (2021). The role and value of distributed precipitation data in hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(1), 147-167. <https://doi.org/10.5194/hess-25-147-2021>
- Loumagne, C., Vidal, J., Feliu, C., Torterotot, J., & Roche, P. (1995). Procédures de décision multimodèle pour une prévision des crues en temps réel : Application au bassin supérieur de la Garonne. *Revue des sciences de l'eau / Journal of Water Science*, 8(4), 539-561. <https://doi.org/10.7202/705237ar>
- Mansanarez, V., Renard, B., Coz, J. L., Lang, M., & Darienzo, M. (2019). Shift Happens ! Adjusting Stage-Discharge Rating Curves to Morphological Changes at Known Times. *Water Resources Research*, 55(4), 2876-2899. <https://doi.org/10.1029/2018wr023389>
- Mathevet, T. (2005). Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire ? Développements empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants (p. 463) Thèse de doctorat, ENGREF Paris. <https://hal.inrae.fr/tel-02587642>
- McLeod, A. I., Noakes, D. J., Hipel, K. W., & Thompstone, R. M. (1987). Combining Hydrologic Forecasts. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 113(1), 29-41. [https://doi.org/10.1061/\(asce\)0733-9496\(1987\)113:1\(29\)](https://doi.org/10.1061/(asce)0733-9496(1987)113:1(29))
- McMillan, H. K., Freer, J., Pappenberger, F., Krueger, T., & Clark, M. (2010). Impacts of uncertain river flow data on rainfall-runoff model calibration and discharge predictions. *Hydrological Processes*, 24(10), 1270-1284. <https://doi.org/10.1002/hyp.7587>
- McMillan, H. K., Jackson, B., Clark, M., Kavetski, D., & Woods, R. (2010). Input Uncertainty in Hydrological Models : An Evaluation of Error Models for Rainfall. *Journal of Hydrology*, 400, 83-94. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.01.026>
- McMillan, H. K., Seibert, J., Petersen Overleir, A., Lang, M., White, P., Snelder, T., Rutherford, K., Krueger, T., Mason, R., & Kiang, J. (2017). How uncertainty analysis of streamflow data can reduce costs and promote robust decisions in water management applications. *Water Resources Research*, 53(7), 5220-5228. <https://doi.org/10.1002/2016wr020328>
- McMillan, H., Krueger, T., & Freer, J. (2012). Benchmarking observational uncertainties for hydrology : Rainfall, river discharge and water quality. *Hydrological Processes*, 26(26), 4078-4111. <https://doi.org/10.1002/hyp.9384>
- Michel, C. (1983). Que peut-on faire en hydrologie avec modèle conceptuel à un seul paramètre ? *La Houille Blanche*, 69(1), 39-44. <https://doi.org/10.1051/lhb/1983004>
- Michel, C. (1987). Hydrologie appliquée aux petits bassins ruraux (p. 429). https://belinra.inrae.fr/index.php?lvl=notice_display&id=225112
- Michel, C. (1989). Un modèle pluie-débit journalier à trois paramètres. *La Houille Blanche*, 75(2), 113-122. <https://doi.org/10.1051/lhb/1989007>
- Miossec, M.-P. (2004). Apport des Multi-Modèles pour la modélisation sur des bassins versants non jaugés. 49.
- Molteni, F., Buizza, R., Palmer, T. N., & Petroliaigis, T. (1996). The ECMWF Ensemble Prediction System : Methodology and validation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 122(529), 73-119. <https://doi.org/10.1002/qj.49712252905>

- Montanari, A., & Di Baldassarre, G. (2013). Data errors and hydrological modelling : The role of model structure to propagate observation uncertainty. *Advances in Water Resources*, 51, 498-504. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2012.09.007>
- Montanari, A., Young, G., Savenije, H. H. G., Hughes, D., Wagener, T., Ren, L. L., Koutsoyiannis, D., Cudennec, C., Toth, E., Grimaldi, S., Blöschl, G., Sivapalan, M., Beven, K., Gupta, H., Hipsey, M., Schaeffli, B., Arheimer, B., Boegh, E., Schymanski, S. J., Belyaev, V. (2013). “Panta Rhei—Everything Flows” : Change in hydrology and society—The IAHS Scientific Decade 2013–2022. *Hydrological Sciences Journal*, 58(6), 1256-1275. <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.809088>
- Moore, R. J. (2007). The PDM rainfall-runoff model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(1), 483-499. <https://doi.org/10.5194/hess-11-483-2007>
- Moore, R. J., & Clarke, R. T. (1981). A distribution function approach to rainfall runoff modeling. *Water Resources Research*, 17(5), 1367-1382. <https://doi.org/10.1029/wr017i005p01367>
- Moradkhani, H., & Sorooshian, S. (2008). General Review of Rainfall-Runoff Modeling : Model Calibration, Data Assimilation, and Uncertainty Analysis. In S. Sorooshian, K.-L. Hsu, E. Coppola, B. Tomassetti, M. Verdecchia, & G. Visconti (Éds.), *Hydrological Modelling and the Water Cycle : Coupling the Atmospheric and Hydrological Models* (p. 1-24). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-77843-1_1
- Mouelhi, S., Michel, C., Perrin, C., & Andréassian, V. (2006a). Linking stream flow to rainfall at the annual time step : The Manabe bucket model revisited. *Journal of Hydrology*, 328(1), 283-296. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.12.022>
- Mouelhi, S., Michel, C., Perrin, C., & Andréassian, V. (2006b). Stepwise development of a two-parameter monthly water balance model. *Journal of Hydrology*, 318(1), 200-214. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.06.014>
- Munier, S. (2009). Modélisation intégrée des écoulements pour la gestion en temps réel d’un bassin versant anthropisé. Thèse de doctorat. AgroParisTech.
- Mureau, R., Molteni, F., & Palmer, T. N. (1993). Ensemble prediction using dynamically conditioned perturbations. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 119(510), 299-323. <https://doi.org/10.1002/qj.49711951005>
- Nash, J. E. (1957). The form of the instantaneous unit hydrograph. *International Association of Hydrological Sciences General Assembly*, 45, 114-121.
- Neuman, S. P. (2003). Maximum likelihood Bayesian averaging of uncertain model predictions. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 17(5), 291-305. <https://doi.org/10.1007/s00477-003-0151-7>
- Newman, A. J., Clark, M. P., Sampson, K., Wood, A., Hay, L. E., Bock, A., Viger, R. J., Blodgett, D., Brekke, L., Arnold, J. R., Hopson, T., & Duan, Q. (2015). Development of a large-sample watershed-scale hydrometeorological data set for the contiguous USA : Data set characteristics and assessment of regional variability in hydrologic model performance. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(1), 209-223. <https://doi.org/10.5194/hess-19-209-2015>
- Nielsen, S. A., & Hansen, E. (1973). Numerical simulation of the rainfall-runoff process on a daily basis. *Hydrology Research*, 4(3), 171-190. <https://doi.org/10.2166/nh.1973.0013>
- Nkiaka, E., Nawaz, N. R., & Lovett, J. C. (2018). Effect of single and multi-site calibration techniques on hydrological model performance, parameter estimation and predictive uncertainty : A case study in the Logone catchment, Lake Chad basin. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 32(6), 1665-1682. <https://doi.org/10.1007/s00477-017-1466-0>
- Nobert, S., Demeritt, D., & Cloke, H. (2010). Informing operational flood management with ensemble predictions : Lessons from Sweden. *Journal of Flood Risk Management*, 3(1), 72-79. <https://doi.org/10.1111/j.1753-318x.2009.01056.x>
- O’Connell, P. E., Nash, J. E., & Farrell, J. P. (1970). River flow forecasting through conceptual models. Part II - The Brosna catchment at Ferbane. *Journal of Hydrology*, 10(4), 317-329. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90221-0](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90221-0)

- Oudin, L., Andréassian, V., Mathevet, T., Perrin, C., & Michel, C. (2006). Dynamic Averaging of Rainfall-Runoff Model Simulations from Complementary Model Parameterizations. *Water Resources Research*, 42. <https://doi.org/10.1029/2005wr004636>
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., & Loumagne, C. (2005). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model?: Part 2—Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 303(1), 290-306. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.08.026>
- Oudin, L., Perrin, C., Mathevet, T., Andréassian, V., & Michel, C. (2006). Impact of biased and randomly corrupted inputs on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology*, 320(1), 62-83. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.016>
- Overton, D. E. (1966). Muskingum flood routing of upland streamflow. *Journal of Hydrology*, 4, 185-200. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(66\)90079-5](https://doi.org/10.1016/0022-1694(66)90079-5)
- Papacharalampous, G., & Tyralis, H. (2020). Hydrological time series forecasting using simple combinations : Big data testing and investigations on one-year ahead river flow predictability. *Journal of Hydrology*, 590, 125205. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125205>
- Paturel, J. E., Servat, E., & Vassiliadis, A. (1995). Sensitivity of conceptual rainfall-runoff algorithms to errors in input data—Case of the GR2M model. *Journal of Hydrology*, 168(1), 111-125. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)02654-t](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)02654-t)
- Pechlivanidis, I., Jackson, B., McIntyre, N., & Wheeler, H. (2011). Catchment scale hydrological modelling : A review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and applications. *GlobalNEST International Journal*, 13(3), 193-214. <https://doi.org/10.30955/gnj.000778>
- Pelletier, A., & Andréassian, V. (2020). Hydrograph separation : An impartial parametrisation for an imperfect method. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(3), 1171-1187. <https://doi.org/10.5194/hess-24-1171-2020>
- Pelletier, A., Andréassian, V., & Delaigue, O. (2020). baseflow : Computes Hydrograph Separation (V1 éd.). Recherche Data Gouv. <https://doi.org/10.15454/Z9IK5N>
- Pelletier, P. M. (1988). Uncertainties in the single determination of river discharge : A literature review. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 15(5), 834-850. <https://doi.org/10.1139/l88-109>
- Peña-Arancibia, J. L., Zhang, Y., Pagendam, D. E., Viney, N. R., Lerat, J., van Dijk, A. I. J. M., Vaze, J., & Frost, A. J. (2015). Streamflow rating uncertainty : Characterisation and impacts on model calibration and performance. *Environmental Modelling & Software*, 63, 32-44. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.09.011>
- Penman, H. L., & Keen, B. A. (1948). Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences*, 193(1032), 120-145. <https://doi.org/10.1098/rspa.1948.0037>
- Peredo, D. (2021). Quels gains d'une modélisation hydrologique adaptée et d'une approche d'ensemble pour la prévision des crues rapides? Thèse de doctorat, Sorbonne Université. <https://theses.hal.science/tel-03469456>
- Perret, E., Renard, B., & Le Coz, J. (2021). A Rating Curve Model Accounting for Cyclic Stage-Discharge Shifts due to Seasonal Aquatic Vegetation. *Water Resources Research*, 57(3), e2020WR027745. <https://doi.org/10.1029/2020wr027745>
- Perrin, C. (2000). Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00006216>
- Perrin, C., Michel, C., & Andréassian, V. (2003). Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 279(1), 275-289. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(03\)00225-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(03)00225-7)
- Perrin, C., Michel, C., & Andréassian, V. (2007). Modèles hydrologiques du Génie Rural (GR) (p. 16). https://webgr.irstea.fr/wp-content/uploads/2012/08/Modeles_GR_Resume.pdf

- Perrin, C., Oudin, L., Andreassian, V., Rojas-Serna, C., Michel, C., & Mathevet, T. (2007). Impact of limited streamflow data on the efficiency and the parameters of rainfall—Runoff models. *Hydrological Sciences Journal*, 52(1), 131-151. <https://doi.org/10.1623/hysj.52.1.131>
- Peters, A., Nehls, T., Schonsky, H., & Wessolek, G. (2014). Separating precipitation and evapotranspiration from noise – a new filter routine for high-resolution lysimeter data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(3), 1189-1198. <https://doi.org/10.5194/hess-18-1189-2014>
- Puechberty, R., Perret, C., Pitsch, S. P., Battaglia, P., Belleville, A., Bompard, P., Chauvel, G., Cousseau, J., Dramais, G., Glaziou, G., Hauet, A., Helouin, S., Lang, M., Larrarte, F., Coz, J. L., Marchand, P., Moquet, P., Payrastre, O., Pierrefeu, P., & Rauzy, G. (2017). *Charte qualité de l'hydrométrie. Guide de bonnes pratiques* (p. 83). Ministère de l'environnement, de l'énergie et de la mer, France. <https://hal.inrae.fr/hal-02606950>
- Pushpalatha, R. (2013). Simulation et prévision des étiages sur des bassins versants français : Approche fondée sur la modélisation hydrologique A review of efficiency criteria suitable for evaluating low-flow simulations A downward structural sensitivity analysis of hydrological models to improve low-flow simulation. Thèse de doctorat, Paris, AgroParisTech. <http://www.theses.fr/2013AGPT0012>
- Ramos, M. H. (2018). Qualité et valeur des prévisions hydrologiques d'ensemble (p. 102) HDR, Sorbonne Université. <https://hal.inrae.fr/tel-02608754>
- Ramos, M.-H., Mathevet, T., Thielen, J., & Pappenberger, F. (2010). Communicating uncertainty in hydro-meteorological forecasts : Mission impossible? *Meteorological Applications*, 17(2), 223-235. <https://doi.org/10.1002/met.202>
- Refsgaard, J., & Storm, B. (1990). Construction, Calibration And Validation of Hydrological Models. In *Distributed Hydrological Modelling* (Springer, Dordrecht, Vol. 22, p. 41-54). https://doi.org/10.1007/978-94-009-0257-2_3
- Reggiani, P., & Weerts, A. H. (2008). A Bayesian approach to decision-making under uncertainty : An application to real-time forecasting in the river Rhine. *Journal of Hydrology*, 356(1), 56-69. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2008.03.027>
- Reinbold, T. (2007). Evaluation of Modified Puls Flood Routing. *Master's Theses (1922-2009) Access restricted to Marquette Campus*. <https://epublications.marquette.edu/theses/3900>
- Reitan, T., & Petersen-Øverleir, A. (2009). Bayesian methods for estimating multi-segment discharge rating curves. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(5), 627-642. <https://doi.org/10.1007/s00477-008-0248-0>
- Richardson, L. F. (1922). *Weather Prediction by Numerical Process* (Cambridge University Press, Vol. 2). <https://doi.org/10.1017/CBO9780511618291>
- Royer-Gaspard, P. (2023). Mise en place d'un cadre de modélisation semi-distribué pour la prévision des crues. Rapport Programme MTE (DGPR/SRNH).
- Ruelland, D. (2020). Should altitudinal gradients of temperature and precipitation inputs be inferred from key parameters in snow-hydrological models? *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(5), 2609-2632. <https://doi.org/10.5194/hess-24-2609-2020>
- Sabzipour, B., Arsenault, R., Troin, M., Martel, J.-L., & Brissette, F. (2023). Sensitivity analysis of the hyperparameters of an ensemble Kalman filter application on a semi-distributed hydrological model for streamflow forecasting. *Journal of Hydrology*, 626, 130251. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.130251>
- Sahraei, S., Asadzadeh, M., & Unduche, F. (2020). Signature-based multi-modelling and multi-objective calibration of hydrologic models : Application in flood forecasting for Canadian Prairies. *Journal of Hydrology*, 588, 125095. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125095>
- Saltelli, A., Tarantola, S., & Campolongo, F. (2000). Sensitivity Analysis as an Ingredient of Modeling. *Statistical Science*, 15(4), 377-395. <https://doi.org/10.1214/ss/1009213004>

- Santos, L. (2018). Que peut-on attendre des Super Modèles en hydrologie ? Évaluation d'une approche de combinaison dynamique de modèles pluie-débit (p. 256). Thèse de doctorat, AgroParisTech. <https://hal.inrae.fr/tel-02609262>
- Santos, L., Thirel, G., & Perrin, C. (2018). Technical note : Pitfalls in using log-transformed flows within the KGE criterion. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(8), 4583-4591. <https://doi.org/10.5194/hess-22-4583-2018>
- Schaake, J. C., Hamill, T. M., Buizza, R., & Clark, M. (2007). HEPEX : The Hydrological Ensemble Prediction Experiment. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88(10), 1541-1548. <https://doi.org/10.1175/bams-88-10-1541>
- Schefzik, R., Thorarinsdottir, T. L., & Gneiting, T. (2013). Uncertainty Quantification in Complex Simulation Models Using Ensemble Copula Coupling. *Statistical Science*, 28(4), 616-640. <https://doi.org/10.1214/13-sts443>
- Schouten, J. C., Takens, F., & van den Bleek, C. M. (1994). Estimation of the dimension of a noisy attractor. *Physical Review E*, 50(3), 1851-1861. <https://doi.org/10.1103/physreve.50.1851>
- Schreiner-McGraw, A. P., & Ajami, H. (2022). Combined impacts of uncertainty in precipitation and air temperature on simulated mountain system recharge from an integrated hydrologic model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 26(4), 1145-1164. <https://doi.org/10.5194/hess-26-1145-2022>
- Seibert, J., & Westerberg, I. K. (2022). Hunting after shoals of red herrings—Cataloguing disinformative data and their causes. Présentation AISH 2022.
- Seiller, G., Anctil, F., & Perrin, C. (2012). Multimodel evaluation of twenty lumped hydrological models under contrasted climate conditions. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(4), 1171-1189. <https://doi.org/10.5194/hess-16-1171-2012>
- Shamseldin, A. Y. (1997). Application of a neural network technique to rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 199(3), 272-294. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(96\)03330-6](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(96)03330-6)
- Shamseldin, A. Y., O'Connor, K. M., & Liang, G. C. (1997). Methods for combining the outputs of different rainfall runoff models. *Journal of Hydrology*, 197, 203-229. [https://doi.org/10.1016/s0022-1694\(96\)03259-3](https://doi.org/10.1016/s0022-1694(96)03259-3)
- Sherman, L. K. (1932). The relation of hydrographs of runoff to size and character of drainage-basins. *Eos, Transactions American Geophysical Union*, 13(1), 332-339. <https://doi.org/10.1029/tr013i001p00332>
- Singh, S. K., & Dutta, S. (2017). Observational uncertainty in hydrological modelling using data depth. *Global Nest Journal*, 19(3), 489-497. <https://doi.org/10.30955/gnj.002354>
- Slater, L. J., Arnal, L., Boucher, M.-A., Chang, A. Y.-Y., Moulds, S., Murphy, C., Nearing, G., Shalev, G., Shen, C., Speight, L., Villarini, G., Wilby, R. L., Wood, A., & Zappa, M. (2023). Hybrid forecasting : Blending climate predictions with AI models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 27(9), 1865-1889. <https://doi.org/10.5194/hess-27-1865-2023>
- Smith, M. B., Seo, D.-J., Koren, V. I., Reed, S. M., Zhang, Z., Duan, Q., Moreda, F., & Cong, S. (2004). The distributed model intercomparison project (DMIP) : Motivation and experiment design. *Journal of Hydrology*, 298(1), 4-26. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.03.040>
- Smith, T. J., & Marshall, L. A. (2008). Bayesian methods in hydrologic modeling : A study of recent advancements in Markov chain Monte Carlo techniques. *Water Resources Research*, 44(12). <https://doi.org/10.1029/2007wr006705>
- Squalli, E. M. (2020). Quelle plus-value de l'approche multi-modèle dans le cas d'un modèle hydrologique semi-distribué ? Mémoire de Master 2, Sorbonne université.
- Stella, J., & Warner, G. (2018). Modelling a hydrologic Black-Box. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 9, 101-112. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2018-01-07>
- Sugawara, M. (1979). Automatic calibration of the tank model / L'étalonnage automatique d'un modèle à cisterne. *Hydrological Sciences Bulletin*, 24(3), 375-388. <https://doi.org/10.1080/02626667909491876>

- Tabary, P., Dupuy, P., L'Henaff, G., Gueguen, C., Moulin, L., Laurantin, O., Merlier, C., & Soubeyroux, J.-M. (2012). A 10-year (1997-2006) reanalysis of quantitative precipitation estimation over France : Methodology and first results. *IAHS-AISH Publication*, 351, 255-260.
- Talagrand, O., & Vautard, R. (1997). Evaluation of probabilistic prediction systems. 25. <https://www.ecmwf.int/en/elibrary/76596-evaluation-probabilistic-prediction-systems>
- Tangara, M. (2005). Nouvelle méthode de prévision de crue utilisant un modèle pluie-débit global. Thèse de doctorat, Paris, EPHE. <http://www.theses.fr/2005EPHEA002>
- Terrier, M., Perrin, C., de Lavenne, A., Andréassian, V., Lerat, J., & Vaze, J. (2021). Streamflow naturalization methods : A review. *Hydrological Sciences Journal*, 66(1), 12-36. <https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1839080>
- Theis, S. E., Hense, A., & Damrath, U. (2005). Probabilistic precipitation forecasts from a deterministic model : A pragmatic approach. *Meteorological Applications*, 12(3), 257-268. <https://doi.org/10.1017/S1350482705001763>
- Thiboult, A., Anctil, F., & Boucher, M.-A. (2016). Accounting for three sources of uncertainty in ensemble hydrological forecasting. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(5), 1809-1825. <https://doi.org/10.5194/hess-20-1809-2016>
- Thiéry, D. (1982). Utilisation d'un modèle global pour identifier sur un niveau piézométrique des influences multiples dues à diverses activités humaines. *Hydrological Sciences Journal*, 27(2), 71-77. <https://doi.org/10.1080/02626668209491102>
- Thirel, G., Santos, L., Delaigue, O., & Perrin, C. (2023). On the use of streamflow transformations for hydrological model calibration. *EGU sphere*, 1-26. <https://doi.org/10.5194/egusphere-2023-775>
- Thirel, G., Tilmant, F., Viatgé, J., Riboust, P., Piazzini, G., & Perrin, C. (2020). *Modélisation et prévision en montagne avec les modèles GR et CemaNeige* Journées techniques prévision des crues en montagne, SCHAPI. <https://hal.inrae.fr/hal-03281014/document>
- Thornthwaite, C. W. (1948). An Approach toward a Rational Classification of Climate. *Geographical Review*, 38(1), 55-94. <https://doi.org/10.2307/210739>
- Tillaart, S., Booij, M., & Krol, M. (2013). Impact of uncertainties in discharge determination on the parameter estimation and performance of a hydrological model. *Hydrology Research*, 44, 454-466. <https://doi.org/10.2166/nh.2012.147>
- Toth, Z., & Kalnay, E. (1993). Ensemble Forecasting at NMC : The Generation of Perturbations. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 74(12), 2317-2330. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1993\)074<2317:efantg>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1993)074<2317:efantg>2.0.co;2)
- Troin, M., Arsenault, R., Wood, A. W., Brissette, F., & Martel, J.-L. (2021). Generating Ensemble Streamflow Forecasts : A Review of Methods and Approaches Over the Past 40 Years. *Water Resources Research*, 57(7), e2020WR028392. <https://doi.org/10.1029/2020wr028392>
- Troutman, B. M. (1985). Errors and parameter estimation in precipitation-runoff modeling : 2. Case Study. *Water Resources Research*, 21(8), 1214-1222. <https://doi.org/10.1029/wr021i008p01214>
- Turcotte, R., Fortier Filion, T.-C., Lacombe, P., Fortin, V., Roy, A., & Royer, A. (2010). Simulation hydrologique des derniers jours de la crue de printemps : Le problème de la neige manquante. *Hydrological Sciences Journal*, 55(6), 872-882. <https://doi.org/10.1080/02626667.2010.503933>
- Valéry, A. (2010). Modélisation précipitations – débit sous influence nivale Elaboration d'un module neige et évaluation sur 380 bassins versants. Thèse de doctorat. AgroParisTech.
- Valéry, A., Andréassian, V., & Perrin, C. (2014). 'As simple as possible but not simpler' : What is useful in a temperature-based snow-accounting routine? Part 2 – Sensitivity analysis of the Cemaneige snow accounting routine on 380 catchments. *Journal of Hydrology*, 517, 1176-1187. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.04.058>
- Vallis, O. S., Hochenbaum, J., & Kejariwal, A. (2014). AnomalyDetection : Anomaly Detection Using Seasonal Hybrid Extreme Studentized Deviate Test. *R package version 1.0*. <https://github.com/twitter/AnomalyDetection>

- Vaze, J., Chiew, F. H. S., Perraud, J. M., Viney, N., Post, D., Teng, J., Wang, B., Lerat, J., & Goswami, M. (2011). Rainfall-Runoff Modelling Across Southeast Australia : Datasets, Models and Results. *Australasian Journal of Water Resources*, 14(2), 101-116. <https://doi.org/10.1080/13241583.2011.11465379>
- Velazquez, J. A., Anctil, F., Ramos, M. H., & Perrin, C. (2011). Can a multi-model approach improve hydrological ensemble forecasting? A study on 29 French catchments using 16 hydrological model structures. *Advances in Geosciences*, 29, 33-42. <https://doi.org/doi:10.5194/adgeo-29-33-2011>
- Velázquez, J. A., Anctil, F., Ramos, M. H., & Perrin, C. (2011). Can a multi-model approach improve hydrological ensemble forecasting? A study on 29 French catchments using 16 hydrological model structures. *Advances in Geosciences*, 29, 33-42. <https://doi.org/10.5194/adgeo-29-33-2011>
- Véron, A.-L., Tilmant, F., Thirel, G., Bourgin, F., Perrin, C., & Zuber, F. (2022). Investigating the impact of temporal resolution on a snow model used for hydrological modelling (EGU22-9453). EGU22. Copernicus Meetings. <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu22-9453>
- Viatgé, J., Berthet, L., Marty, R., Bourgin, F., Piotte, O., Ramos, M.-H., & Perrin, C. (2019a). Vers une production en temps réel d'intervalles prédictifs associés aux prévisions de crue dans Vigicrues en France. *La Houille Blanche*, 105(2), 63-71. <https://doi.org/10.1051/lhb/2019016>
- Viatgé, J., Pinna, T., Ficchi, A., Perrin, C., Dorchie, D., Garandeau, L., & Tilmant, F. (2019b). Vers une plus grande flexibilité temporelle du modèle opérationnel de prévision des crues GRP. *La Houille Blanche*, 105(2), 72-80. <https://doi.org/10.1051/lhb/2019017>
- Vidal, J.-P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M., & Soubeyroux, J.-M. (2010). A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *International Journal of Climatology*, 30(11), 1627-1644. <https://doi.org/10.1002/joc.2003>
- Vidarthi, V. K., & Jain, A. (2023). Development of simple semi-distributed approaches for modelling complex rainfall-runoff process. *Hydrological Sciences Journal*, 68(7), 998-1015. <https://doi.org/10.1080/02626667.2023.2197117>
- Viviroli, D., Zappa, M., Gurtz, J., & Weingartner, R. (2009). An introduction to the hydrological modelling system PREVAH and its pre- and post-processing-tools. *Environmental Modelling & Software*, 24(10), 1209-1222. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2009.04.001>
- Wagener, T., Gleeson, T., Coxon, G., Hartmann, A., Howden, N., Pianosi, F., Rahman, M., Rosolem, R., Stein, L., & Woods, R. (2021). On doing hydrology with dragons : Realizing the value of perceptual models and knowledge accumulation. *WIREs Water*, 8(6), e1550. <https://doi.org/10.1002/wat2.1550>
- Wan, Y., Chen, J., Xu, C.-Y., Xie, P., Qi, W., Li, D., & Zhang, S. (2021). Performance dependence of multi-model combination methods on hydrological model calibration strategy and ensemble size. *Journal of Hydrology*, 603, 127065. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.127065>
- Wang, H.-W., Lin, G.-F., Tfwala, S. S., & Hong, J.-H. (2019a). Filtering Continuous River Surface Velocity Radar Data. *Water*, 11(4), 764. <https://doi.org/10.3390/w11040764>
- Wang, X., Pan, M., & Xia, C. (2019b). Water Level Data Preprocessing Method Based on Savitzky-Golay Filter. 288-294. <https://doi.org/10.2991/msbda-19.2019.44>
- Westerberg, I. K., Sikorska-Senoner, A. E., Viviroli, D., Vis, M., & Seibert, J. (2020). Hydrological model calibration with uncertain discharge data. *Hydrological Sciences Journal*, 67(16), 1-16. <https://doi.org/10.1080/02626667.2020.1735638>
- White, G. F. (1939). Economic aspects of flood-forecasting. *Transactions, American Geophysical Union*, 20, 218-233. <https://doi.org/10.1029/TR020i002p00218>
- Wilby, R. L., Clifford, N. J., De Luca, P., Harrigan, S., Hillier, J. K., Hodgkins, R., Johnson, M. F., Matthews, T. K. R., Murphy, C., Noone, S. J., Parry, S., Prudhomme, C., Rice, S. P., Slater, L. J., Smith, K. A., & Wood, P. J. (2017). The 'dirty dozen' of freshwater science : Detecting then reconciling hydrological data biases and errors. *WIREs Water*, 4(3), e1209. <https://doi.org/10.1002/wat2.1209>

- Wilks, D. S. (2011). *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences* (Third Edition) (Vol. 100). Academic Press. <https://books.google.fr/books?id=IJuCVtQ0ySIC>
- Winter, C. L., & Nychka, D. (2010). Forecasting skill of model averages. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 24(5), 633-638. <https://doi.org/10.1007/s00477-009-0350-y>
- WMO. (2012). *Guidelines on Ensemble Prediction Systems and Forecasting* (Guidelines 1091; p. 32). <https://library.wmo.int/idurl/4/48473>
- Wortmann, M., Bolch, T., Su, B., & Krysanova, V. (2019). An efficient representation of glacier dynamics in a semi-distributed hydrological model to bridge glacier and river catchment scales. *Journal of Hydrology*, 573, 136-152. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.03.006>
- Xu, C.-Y., Xiong, L., & Singh, V. P. (2017). Black-Box Hydrological Models. In Q. Duan, F. Pappenberger, J. Thielen, A. Wood, H. L. Cloke, & J. C. Schaake (Éds.), *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting* (p. 1-48). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-40457-3_21-1
- Zaherpour, J., Mount, N., Gosling, S. N., Dankers, R., Eisner, S., Gerten, D., Liu, X., Masaki, Y., Müller Schmied, H., Tang, Q., & Wada, Y. (2019). Exploring the value of machine learning for weighted multi-model combination of an ensemble of global hydrological models. *Environmental Modelling & Software*, 114, 112-128. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2019.01.003>
- Zhang, Z., & Moore, J. C. (2015). Chapter 9—Data Assimilation. In Z. Zhang & J. C. Moore (Éds.), *Mathematical and Physical Fundamentals of Climate Change* (p. 291-311). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800066-3.00009-7>
- Zounemat-Kermani, M., Batelaan, O., Fadaee, M., & Hinkelmann, R. (2021). Ensemble machine learning paradigms in hydrology: A review. *Journal of Hydrology*, 598, 126266. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126266>

Annexe A : Description des bassins versants

Le Tableau A-1 présente la liste des stations hydrométriques utilisés dans le cadre de ce travail. Nous y avons fait figurer les principales caractéristiques des bassins versants correspondants, à savoir la superficie, l'évapotranspiration potentielle, les précipitations et le débit (moyennés à l'échelle annuelle). Les codes répertoriés au format CNRxxxxx ou EDFxxxxx sont des codes fictifs correspondant à des stations dont les données ont été fournies respectivement par CNR et EDF, et qui ne sont pas disponibles en libre accès sur le site de l'HydroPortail²². Les autres codes indiqués sont les anciens codes HYDRO2. Des fiches descriptives des bassins correspondant aux stations disponibles sous HydroPortail sont disponibles sur le site de l'équipe Hydrologie d'Antony²³ (production en dehors des travaux de thèse).

²² <https://www.hydro.eaufrance.fr/>

²³ <https://webgr.inrae.fr/activites/base-de-donnees/>

Tableau A-1 : liste des stations hydrométriques (Grand bassin – RM : Rhin-Meuse, RMC : Rhône-Méditerranée-Corse, AP : Artois-Picardie, SN : Seine-Normandie, LB : Loire-Bretagne, AG : Adour-Garonne ; Échantillon – C : complet, P : poupées-russes, R : Rhône ; P : Pluie ; ETP : évapotranspiration potentielle ; Q : Débit).

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
1	A2023030	RM	Petite Fecht	Stosswihr	44	1380	601	867	C, P
2	A2040100	RM	Fecht	Turckheim	235	1271	622	585	C, P
3	A3422010	RM	Zorn	Saverne	184	1042	661	328	C, P
4	A3472010	RM	Zorn	Waltenheim-sur-Zorn	684	866	690	263	C, P
5	A4020610	RM	Moselle	Fresse-sur-Moselle	70	1959	609	1345	C
6	A4632010	RM	Avière	Frizon	103	988	676	364	C, P
7	A5110610	RM	Moselle	Tonnoy	1977	1335	649	719	C, P
8	A5242010	RM	Gite	Velotte-et-Tatignécourt	115	962	669	356	C, P
9	A5431010	RM	Madon	Pulligny	948	918	672	334	C, P
10	A5500610	RM	Moselle	Pont-Saint-Vincent	3074	1182	658	572	C, P
11	A6001010	RM	Meurthe	Fraize	67	1455	596	818	C, P
12	A6051020	RM	Meurthe	Saint-Dié	371	1322	630	593	C, P
13	A6541110	RM	Vezouze	Thiébauménil	473	1019	674	329	C
14	A6571110	RM	Vezouze	Lunéville	560	993	676	366	C, P
15	A6731220	RM	Mortagne	Gerbéviller	498	1001	677	340	C, P
16	A6761010	RM	Meurthe	Damelevières	2294	1078	666	416	C
17	A6872010	RM	Sanon	Dombasle-sur-Meurthe	288	838	689	317	C, P
18	A6921010	RM	Meurthe	Laneuveville-devant-Nancy	2787	1032	670	395	C
19	A6941020	RM	Meurthe	Malzéville	2923	1020	671	434	C, P
20	A8006210	RM	Vaux	Morgemoulin	42	854	661	252	C, P
21	A8071010	RM	Orne	Boncourt	414	810	672	267	C, P
22	A8322010	RM	Woigot	Briey	77	886	666	496	C, P
23	A8431010	RM	Orne	Rosselange	1241	816	671	274	C, P
24	A9001050	RM	Sarre Blanche	Laneuveville-lès-Lorquin	71	1158	660	394	C, P
25	A9013050	RM	Sarre Rouge	Vasperviller	90	1203	650	458	C, P
26	A9021010	RM	Sarre	Sarrebourg	312	1079	666	311	C, P
27	A9072050	RM	Isch	Postroff	146	901	679	312	C, P
28	A9091050	RM	Sarre	Keskastel	881	973	676	307	C, P
29	A9091060	RM	Sarre	Diedendorf	735	991	674	301	C
30	A9221010	RM	Sarre	Sarreinsming	1760	911	679	296	C, P

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
31	A9301010	RM	Sarre	Wittring	1717	911	679	299	C
32	A9352050	RM	Eichel	Oermingen	279	894	675	293	C, P
33	A9832010	RM	Nied Allemande	Faulquemont	186	784	675	277	C, P
34	A9862010	RM	Nied Allemande	Varize	367	784	672	265	C, P
35	B0220010	RM	Meuse	Goncourt	368	933	670	318	C, P
36	B2130010	RM	Meuse	Commercy	2328	928	664	323	C
37	B2220010	RM	Meuse	Saint-Mihiel	2543	927	664	347	C, P
38	B3150020	RM	Meuse	Stenay	3915	913	664	370	C, P
39	B4021010	RM	Chiers	Longwy	212	934	650	451	C, P
40	B4224310	RM	Ton	Écouvieux	310	987	655	429	C, P
41	B4601010	RM	Chiers	Chauvency-le-Château	1706	915	660	397	C
42	B4631010	RM	Chiers	Carignan	1978	923	659	401	C, P
43	B5020010	RM	Meuse	Sedan	6516	925	662	365	C, P
44	CNR00003	RMC	Valserine	Lancrans	355	1654	590	1260	C, R
45	CNR00005	RMC	Usses	Pont rouge	270	1229	689	473	C
46	CNR00008	RMC	Fier	Motz	1378	1403	629	802	C, P, R
47	CNR00010	RMC	Seran	Pont de la Thuiliere	239	1431	630	794	C, R
48	CNR00012	RMC	Guiers	Belmont	598	1484	651	967	C, R
49	CNR00015	RMC	Ain	Port Galland	3710	1544	642	991	C, R
50	CNR00016	RMC	Rhone	Anthon	20093	1387	578	913	C
51	CNR00018	RMC	Doubs	Neublans	7346	1325	656	681	R
52	CNR00020	RMC	Saone	Couzon	29320	1063	703	449	C, P, R
53	CNR00021	RMC	Rhone	Perrache	20668	1370	584	875	C, P
54	CNR00022	RMC	Rhone	Villeurbanne	20646	1371	584	878	C
55	CNR00023	RMC	Saone	LeChatelet	11693	1009	699	393	R
56	CNR00024	RMC	Rhone	Ternay	50566	1171	656	624	C, P
57	CNR00026	RMC	Isere	Beaumont Monteux	11746	1092	532	832	C, P
58	CNR00027	RMC	Doux	Grand Pont	621	988	718	419	C
59	CNR00029	RMC	Drome	Saillans	1128	1001	651	408	C, R
60	CNR00030	RMC	Eyrieux	Pontpierre	818	1206	687	640	C, R
61	CNR00031	RMC	Drome	Livron	1641	991	681	410	C, R
62	CNR00032	RMC	Ouveze RD	Les Fonts du Pouzin	123	1135	762	504	C
63	CNR00034	RMC	Roubion	Montelimar	603	939	773	269	C
64	CNR00035	RMC	Rhone	Viviers	71231	1129	646	624	C, P
65	CNR00036	RMC	Ardeche	Sauze	2264	1359	746	821	C, R

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
66	CNR00037	RMC	Rhone	Chusclan	74698	1132	652	628	C
67	CNR00038	RMC	Aygues	Orange	966	860	737	251	C
68	CNR00039	RMC	Ouveze RG	Bedarrides	1859	828	781	343	C
69	CNR00040	RMC	Ceze	Bagnols sur Ceze	1113	1138	823	465	C, R
70	CNR00042	RMC	Rhone	Beaucaire	96016	1071	663	534	C, P
71	CNR00043	RMC	Gard	Remoulins	1860	1147	837	413	C, R
72	CNR00044	RMC	Durance	Bonpas	14121	836	642	153	C, P
73	CNR00045	RMC	Arve	Bout du Monde	2000	1359	539	1114	C, R
74	CNR00046	RMC	Ain	Allement	2655	1589	634	1039	R
75	E4035720	AP	Aa	Fauquembergues	143	1075	633	483	C, P
76	E4035730	AP	Aa	Lumbres	318	1036	635	397	C, P
77	E4905710	AP	Yser	Bambecque	234	771	658	299	C, P
78	E4907005	AP	Peene-Becque	Ochtezeele	55	764	655	253	C, P
79	EDF00001	RMC	Chassezac	Chambonas	508	1452	650	866	R
80	EDF00002	RMC	Fiers	Pont de Tasset	740	1471	612	970	R
81	H0100010	SN	Seine	Nod-sur-Seine	373	960	685	373	C, P
82	H0100020	SN	Seine	Plaines-Saint-Lange	686	931	690	481	C, P
83	H0203030	SN	Laignes	Riceys	648	918	695	156	C, P
84	H0301010	SN	Ource	Leuglay	174	962	672	375	C, P
85	H0321030	SN	Ource	Autricourt	549	941	684	340	C, P
86	H0400010	SN	Seine	Bar-sur-Seine	2340	918	692	350	C, P
87	H0810010	SN	Seine	Méry-sur-Seine	3900	856	699	274	C, P
88	H1333010	SN	Laine	Soulaines-Dhuys	22	838	700	1293	C
89	H1503910	SN	Herbissonne	Allibaudières	79	745	706	111	C
90	H1513210	SN	Barbuise	Pouan-les-Vallées	171	710	706	143	C
91	H1603010	SN	Superbe	Saint-Saturnin	366	734	700	132	C
92	H1700010	SN	Seine	Pont-sur-Seine	8856	829	699	282	C, P
93	H1713010	SN	Ardusson	Saint-Aubin	155	687	709	125	C
94	H1932020	SN	Voulzie	Jutigny	281	748	704	189	C
95	H2001020	SN	Yonne	Corancy	106	1347	673	771	C
96	H2013010	SN	Houssière	Chaumard	61	1367	670	800	C
97	H2062010	SN	Beuvron	Ouagne	264	868	710	241	C
98	H2073110	SN	Sauzay	Corvol-l'Orgueilleux	87	843	704	315	C
99	H2163010	SN	Romanée	Bussières	94	1012	685	333	C
100	H2172320	SN	Cousin	Avallon	346	1019	693	337	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
101	H2342030	SN	Serein	Beaumont	1352	847	705	257	C
102	H2412010	SN	Armançon	Quincy-le-Vicomte	483	866	687	222	C, P
103	H2422310	SN	Brenne	Brain	135	922	684	281	C, P
104	H2442340	SN	Brenne	Montbard	724	943	685	379	C, P
105	H2462020	SN	Armançon	Tronchoy	1979	894	694	333	C, P
106	H2482010	SN	Armançon	Brienon-sur-Armançon	2980	863	700	302	C, P
107	H3122020	SN	Ouanne	Gy-les-Nonains	877	789	700	172	C, P
108	H3201010	SN	Loing	Châlette-sur-Loing	2302	763	708	163	C, P
109	H3203310	SN	Puiseaux	Saint-Hilaire-sur-Puiseaux	97	746	714	138	C
110	H3613010	SN	Lunain	Paley	162	746	713	96	C, P
111	H3613020	SN	Lunain	Épisy	247	739	712	101	C, P
112	H3621010	SN	Loing	Épisy	3917	741	710	160	C, P
113	H3923010	SN	Ancoeur	Blandy	188	754	705	88	C
114	H4022020	SN	Essonne	Guigneville-sur-Essonne	851	676	714	138	C
115	H4022030	SN	Essonne	Boulancourt	587	685	715	84	C
116	H4202020	SN	Orge	Saint-Chéron	111	674	701	81	C
117	H4223110	SN	Remarde	Saint-Cyr-sous-Dourdan	152	705	694	127	C
118	H4252010	SN	Orge	Morsang-sur-Orge	934	693	705	132	C
119	H4322030	SN	Yerres	Courtomer	426	740	704	112	C
120	H4333410	SN	Réveillon	Férolles-Attilly	57	713	714	138	C
121	H4340020	SN	Seine	Alfortville	30785	800	706	226	C, P
122	H5011020	SN	Marne	Marnay-sur-Marne	362	929	667	331	C
123	H5033310	SN	Suize	Villiers-sur-Suize	83	958	662	405	C
124	H5042010	SN	Rognon	Bourdons-sur-Rognon	169	973	670	352	C
125	H5102030	SN	Saulx	Mognéville	482	1036	673	519	C, P
126	H5102040	SN	Saulx	Montiers-sur-Saulx	76	1022	668	501	C, P
127	H5213310	SN	Soude	Soudron	102	706	691	131	C
128	H5224310	SN	Cubry	Pierry	107	731	688	137	C
129	H5243010	SN	Semoigne	Verneuil	93	730	681	181	C
130	H5302010	SN	Surmelin	Saint-Eugène	443	754	682	146	C, P
131	H5321010	SN	Marne	la Ferté-sous-Jouarre	8761	867	685	319	C, P
132	H5412010	SN	Petit Morin	Montmirail	358	741	689	158	C
133	H5412020	SN	Petit Morin	Jouarre	612	753	688	161	C
134	H5522010	SN	Ourcq	Chouy	344	714	684	168	C
135	H5613020	SN	Thérouanne	Congis-sur-Thérouanne	168	723	702	107	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
136	H5723011	SN	Orgeval	Boissy-le-Châtel	105	741	694	153	C, P
137	H5723021	SN	Avenelles	Boissy-le-Châtel	46	763	695	187	C, P
138	H5723211	SN	Fossé Rognon	Doue	6	779	692	285	C, P
139	H5732010	SN	Grand Morin	Pommeuse	769	746	692	215	C, P
140	H5841020	SN	Marne	Gournay-sur-Marne	12593	826	688	266	C, P
141	H6021020	SN	Aisne	Verrières	385	884	683	291	C, P
142	H6023210	SN	Ante	Châtices	111	834	678	232	C, P
143	H6033210	SN	Auve	Dommartin-Dampierre	173	798	677	248	C, P
144	H6053010	SN	Biesme	Claon	71	933	674	333	C
145	H6102010	SN	Aire	Beausite	283	959	666	403	C, P
146	H6122010	SN	Aire	Varenes-en-Argonne	629	944	669	395	C, P
147	H6162010	SN	Aire	Chevières	957	933	669	426	C, P
148	H6201010	SN	Aisne	Mouron	2242	887	675	327	C
149	H6221010	SN	Aisne	Givry	2888	879	675	331	C, P
150	H7021010	SN	Oise	Hirson	316	1032	639	482	C, P
151	H7033010	SN	Thon	Origny-en-Thiérache	259	981	650	452	C, P
152	H7053110	SN	Ancienne Sambre	Nouvion-en-Thiérache	20	916	652	466	C
153	H7102020	SN	Serre	Montcornet	112	962	654	359	C
154	H7201010	SN	Oise	Condren	3288	847	664	283	C
155	H7401010	SN	Oise	Sempigny	4320	818	668	241	C, P
156	H7742010	SN	Thérain	Beauvais	751	792	652	222	C, P
157	H7742020	SN	Thérain	Maysel	1210	763	660	211	C, P
158	I2001010	SN	Dives	Saint-Lambert-sur-Dive	88	817	672	158	C, P
159	I2051040	SN	Dives	Mesnil-Mauger	621	763	674	174	C, P
160	J1711710	LB	Trioux	Saint-Péver	184	1039	659	436	C, P
161	J1721720	LB	Trioux	Saint-Clet	416	1000	663	409	C, P
162	J1803010	LB	Leff	Boqueho	42	919	664	370	C, P
163	J1813010	LB	Leff	Quemper-Guézennec	342	854	676	265	C, P
164	J2213110	LB	Guic	Guerlesquin	7	1222	647	637	C
165	J2233010	LB	Léguer	Belle-Isle-en-Terre	265	1119	652	551	C, P
166	J2233020	LB	Léguer	Pluzunet	362	1092	655	521	C, P
167	J3403020	LB	Élorn	Commana	9	1379	647	1130	C
168	J3404110	LB	Mougau Bihan	Commana	9	1335	650	951	C
169	J3413030	LB	Élorn	Plouédern	262	1234	669	701	C
170	J3601810	LB	Aulne	Scrignac	117	1199	659	592	C, P

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
171	J3713010	LB	Hyères	Trébrivan	258	1118	664	524	C, P
172	J3821810	LB	Aulne	Gouézec	1390	1208	666	582	C, P
173	J4211910	LB	Odet	Ergué-Gabéric	203	1327	675	708	C
174	J4214510	LB	Langelin	Briec	7	1342	672	714	C
175	J4614010	LB	Ster Goz	Bannalec	72	1247	680	706	C, P
176	J4623020	LB	Aven	Pont-Aven	167	1259	681	670	C, P
177	J5618310	LB	Fremeur	Guénin	15	1000	694	476	C, P
178	J5618320	LB	Fremeur	Pluméliau	7	987	693	457	C, P
179	J7803020	LB	Chère	Châteaubriant	58	802	715	239	C, P
180	J7824010	LB	Aron	Grand-Fougeray	112	786	723	218	C, P
181	J7833020	LB	Chère	Derval	348	802	722	229	C, P
182	J8133010	LB	Lié	la Prénessaye	299	914	666	382	C, P
183	J8502310	LB	Oust	Saint-Gravé	2468	913	689	323	C, P
184	K0114020	LB	Gazeille	la Besseyre-Saint-Mary	50	1073	562	702	C
185	K0403010	LB	Lignon du Velay	Chambon-sur-Lignon	138	1034	591	641	C
186	K0454010	LB	Dunières	Sainte-Sigolène	217	909	633	428	C
187	K0513010	LB	Ance du Nord	Sauvessanges	193	1063	584	411	C
188	K0567520	LB	Semène	Saint-Didier-en-Velay	129	921	639	406	C
189	K0567530	LB	Semène	Jonzieux	58	976	626	434	C
190	K0568310	LB	Ecotay	Marlhes	5	937	615	522	C
191	K0614010	LB	Furan	Andrézieux-Bouthéon	175	837	704	379	C
192	K0643110	LB	Mare	Saint-Marcellin-en-Forez	95	881	635	264	C
193	K0663310	LB	Coise	Larajasse	61	850	701	281	C
194	K0724510	LB	Chanasson	Civens	11	780	739	203	C
195	K0733220	LB	Lignon de Chalmazel	Chalmazel	60	1174	560	814	C, P
196	K0744010	LB	Anzon	Débats-Rivière-d'Orpra	180	1031	640	374	C, P
197	K0753210	LB	Lignon du Forez	Boën	372	1016	619	423	C, P
198	K0773220	LB	Lignon de Chalmazel	Poncins	662	913	655	347	C, P
199	K0813020	LB	Aix	Saint-Germain-Laval	197	1046	644	416	C
200	K0910010	LB	Loire	Villerest	6611	875	658	280	C, P
201	K0943010	LB	Rhins	Amplepuis	114	1062	718	460	C
202	K0974010	LB	Gand	Neaux	86	846	720	270	C
203	K0983010	LB	Rhins	Saint-Cyr-de-Favières	435	945	723	343	C
204	K1173210	LB	Arconce	Montceaux-l'Étoile	593	943	719	281	C
205	K1243010	LB	Drée	Saint-Léger-du-Bois	248	861	687	241	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
206	K1273110	LB	Ternin	Tavernay	259	1071	680	386	C
207	K1284810	LB	Selle	la Celle-en-Morvan	135	1234	659	630	C
208	K1321810	LB	Arroux	Étang-sur-Arroux	1792	991	683	356	C
209	K1341810	LB	Arroux	Rigny-sur-Arroux	2271	980	689	358	C
210	K1363010	LB	Bourbince	Ciry-le-Noble	352	919	717	272	C
211	K1383010	LB	Bourbince	Vitry-en-Charollais	832	903	722	273	C
212	K1414010	LB	Vouzance	Saint-Léger-sur-Vouzance	131	813	726	190	C
213	K1524010	LB	Barbenan	Breuil	121	984	699	436	C
214	K1724210	LB	Dragne	Vandenesse	114	1218	706	483	C
215	K1753110	LB	Alène	Cercy-la-Tour	333	1063	704	410	C
216	K1764020	LB	Canne	Saint-Gratien-Savigny	180	946	715	304	C
217	K1773010	LB	Aron	Verneuil	1468	1036	717	352	C
218	K1914510	LB	Ixeure	la Fermeté	115	907	702	324	C
219	K1954010	LB	Nièvre d'Arzembouy	Poiseux	226	908	696	354	C
220	K2010820	LB	Allier	Laveyrune	50	1330	584	984	C, P
221	K2064010	LB	Langouyrou	Langogne	66	992	573	604	C, P
222	K2070810	LB	Allier	Langogne	323	1183	580	743	C, P
223	K2090810	LB	Allier	Saint-Haon	518	1045	586	709	C, P
224	K2123010	LB	Chapeauroux	Pierrefiche	113	941	556	395	C
225	K2134010	LB	Clamouse	Chastanier	50	896	575	440	C
226	K2163110	LB	Grandrieu	Grandrieu	71	918	553	402	C
227	K2223020	LB	Ance du Sud	Saint-Préjet-d'Allier	81	852	568	425	C
228	K2223030	LB	Ance du Sud	Saint-Préjet-d'Allier	160	825	574	356	C
229	K2254010	LB	Seuge	Saugues	114	839	585	402	C
230	K2316210	LB	Cronce	Aubazat	125	800	605	300	C
231	K2363010	LB	Senouire	Paulhaguet	156	872	618	253	C
232	K2365510	LB	Lidenne	Couteuges	48	737	663	95	C
233	K2514010	LB	Allanche	Jobsac	156	962	573	482	C, P
234	K2514020	LB	Allanche	Allanche	67	1013	560	617	C, P
235	K2523010	LB	Alagnon	Jobsac	322	1075	567	567	C, P
236	K2534010	LB	Arcueil	Massiac	100	787	612	263	C, P
237	K2544010	LB	Alagnonnette	Massiac	68	745	632	262	C, P
238	K2593010	LB	Alagnon	Lempdes	994	884	606	329	C, P
239	K2644010	LB	Ailloux	Manglieu	73	865	660	230	C
240	K2654010	LB	Couze Pavin	Saint-Floret	216	1211	595	569	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
241	K2674010	LB	Couze Chambon	Montaigut-le-Blanc	159	1118	618	455	C
242	K2674030	LB	Couze Chambon	Chambon-sur-Lac	32	1591	564	1026	C
243	K2674040	LB	Couze Chambon	Murol	38	1527	567	932	C
244	K2680820	LB	Allier	Coudes	5340	866	622	311	C, P
245	K2724210	LB	Artière	Clermont-Ferrand	44	708	687	153	C
246	K2756110	LB	Sep	Saint-Hilaire-la-Croix	25	803	684	216	C
247	K2774010	LB	Ambène	Charbonnières-les-Varennes	8	832	662	288	C
248	K2821910	LB	Dore	Dore-l'Église	105	932	613	327	C, P
249	K2851910	LB	Dore	Ambert	490	942	618	298	C, P
250	K2871910	LB	Dore	Saint-Gervais-sous-Meymont	795	1004	617	386	C, P
251	K2884010	LB	Faye	Olliergues	73	1218	635	587	C
252	K2944010	LB	Couzon	Courpière	72	1156	650	485	C
253	K3053100	LB	Sichon	Ferrières-sur-Sichon	27	1214	660	635	C
254	K3060310	LB	Sichon	Cusset	159	1085	692	463	C
255	K3074010	LB	Jolan	Cusset	63	932	724	364	C
256	K3222010	LB	Sioule	Pontgibaud	360	1033	618	471	C, P
257	K3264010	LB	Saunade	Pontaumur	111	921	658	291	C, P
258	K3273010	LB	Sioulet	Miremont	470	953	647	375	C, P
259	K3302010	LB	Sioule	Châteauneuf-les-Bains	1393	942	645	377	C, P
260	K3373010	LB	Bouble	Chareil-Cintrat	563	796	712	198	C
261	K3374710	LB	Boublon Lagées	Fourilles	71	747	730	120	C
262	K3464010	LB	Queune	Neuvy	111	762	729	179	C
263	K3650810	LB	Allier	Cuffy	14349	860	670	261	C, P
264	K4013010	LB	Aubois	Grossouvre	135	795	736	185	C
265	K4073110	LB	Vauvise	Saint-Bouize	389	822	735	242	C
266	K4443010	LB	Ardoux	Lailly-en-Val	165	705	726	101	C
267	K5143110	LB	Voueize	Gouzou	147	890	682	261	C
268	K5234010	LB	Magieure	Vaux	196	752	719	139	C
269	K5333110	LB	Bandais	Vieure	129	775	730	195	C, P
270	K5343210	LB	Oeil	Malicorne	122	838	695	214	C, P
271	K5383020	LB	Aumance	Hérisson	877	784	722	185	C, P
272	K5433020	LB	Marmande	Saint-Pierre-les-Étieux	205	781	731	177	C
273	K5490900	LB	Cher	Vierzon	4539	799	713	203	C, P
274	K5574100	LB	Moulon	Bourges	106	902	724	301	C
275	K5653010	LB	Auron	Bourges	575	788	739	187	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
276	K6332520	LB	Grande Sauldre	Brinon-sur-Sauldre	617	834	711	240	C
277	K7312610	LB	Indre	Saint-Cyran-du-Jambot	1707	791	735	221	C
278	K7433030	LB	Indrois	Genillé	402	730	739	149	C
279	K7514010	LB	Échandon	Saint-Branchs	128	702	742	147	C
280	L0010610	LB	Vienne	Peyrelevade	64	1328	616	774	C, P
281	L0050630	LB	Vienne	Eymoutiers	375	1378	658	505	C, P
282	L0123030	LB	Maulde	Peyrat-le-Château	173	1376	658	382	C, P
283	L0314010	LB	Vige	Saint-Martin-Sainte-Catherine	131	1241	704	524	C, P
284	L0400610	LB	Vienne	Palais-sur-Vienne	2303	1243	690	578	C, P
285	L0563010	LB	Briance	Condat-sur-Vienne	605	1052	729	363	C, P
286	L0614020	LB	Aurence	Isle	86	1025	733	419	C
287	L0813010	LB	Glane	Saint-Junien	298	1000	735	353	C
288	L0914020	LB	Gorre	Chaillac-sur-Vienne	178	975	737	314	C
289	L2321610	LB	Clain	Vivonne	1824	824	752	224	C, P
290	L3200610	LB	Vienne	Ingrandes	10087	937	735	319	C, P
291	L4010710	LB	Creuse	Felletin	195	1171	639	517	C
292	L4033010	LB	Rozeille	Moutier-Rozeille	190	1001	650	365	C
293	L4210710	LB	Creuse	Glénic	949	1029	665	371	C
294	L4411710	LB	Petite Creuse	Fresselines	853	898	701	280	C
295	L4653010	LB	Bouzanne	Velles	438	815	736	214	C
296	L5034010	LB	Ardour	Folles	129	1088	709	376	C, P
297	L5101810	LB	Gartempe	Folles	568	1063	705	389	C, P
298	L5223020	LB	Vincou	Bellac	286	1039	729	354	C, P
299	L5301810	LB	Gartempe	Saint-Bonnet-de-Bellac	1403	1039	718	368	C
300	L5323010	LB	Brame	Oradour-Saint-Genest	232	920	736	287	C, P
301	L5411810	LB	Gartempe	Montmorillon	1870	999	724	333	C, P
302	L5623010	LB	Benaize	Jouac	188	941	726	295	C
303	L5733020	LB	Salleron	Journet	151	822	748	194	C
304	L6202030	LB	Claise	Grand-Pressigny	886	757	752	145	C
305	L7000610	LB	Vienne	Nouâtre	19895	904	732	272	C, P
306	L7123001	LB	Veude	Lémeré	408	661	751	95	C
307	L8000020	LB	Loire	Saumur	81315	846	711	246	C, P
308	M0014110	LB	Hoëne	la Mesnière	75	800	679	232	C
309	M0104010	LB	Ornette	Saint-Pierre-des-Nids	51	858	678	291	C
310	M0105610	LB	Terraçon	Saint-Pierre-des-Nids	37	853	675	319	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
311	M0114910	LB	Merdereau	Saint-Paul-le-Gaultier	117	849	682	304	C
312	M0124010	LB	Vaudelle	Saint-Georges-le-Gaultier	89	820	688	335	C
313	M0153010	LB	Bienne	Thoiré-sous-Contensor	104	802	704	202	C
314	M0301510	LB	Huisne	Réveillon	77	802	688	222	C
315	M0424810	LB	Narais	Saint-Mars-la-Brière	167	725	724	152	C
316	M0514010	LB	Rhone	Guécélard	60	741	733	104	C
317	M0525210	LB	Orne Champenoise	Voivres-lès-le-Mans	55	729	735	179	C
318	M0535010	LB	Gée	Fercé-sur-Sarthe	113	752	733	184	C
319	M0544010	LB	Vézanne	Malicorne-sur-Sarthe	87	734	740	109	C
320	M0556030	LB	Deux Fonds	Avoise	78	749	740	168	C
321	M0566220	LB	Berdin	Tennie	22	801	709	238	C
322	M1034020	LB	Ozanne	Trizay-lès-Bonneval	267	730	692	170	C, P
323	M1041610	LB	Loir	Saint-Maur-sur-le-Loir	1080	685	696	96	C, P
324	M1114011	LB	Yerre	Saint-Hilaire-sur-Yerre	293	721	702	165	C, P
325	M1151610	LB	Loir	Villavard	4529	670	708	104	C, P
326	M1213010	LB	Braye	Valennes	269	761	706	187	C, P
327	M1233040	LB	Braye	Sargé-sur-Braye	508	742	710	193	C, P
328	M1244010	LB	Anille	Saint-Gervais-de-Vic	93	721	715	180	C
329	M1254010	LB	Tusson	la Chapelle-Gaugain	91	721	718	172	C
330	M1313010	LB	Veuve	Saint-Pierre-du-Lorouër	150	736	721	192	C
331	M1324010	LB	Étangsort	Courdemanche	54	725	717	175	C
332	M1341610	LB	Loir	Flée	6150	684	711	124	C, P
333	M1354020	LB	Escotais	Saint-Paterne-Racan	68	710	726	160	C
334	M1463010	LB	Aune	Pontvallain	145	776	733	161	C
335	M1534510	LB	Argance	la Chapelle-d'Aligné	56	729	743	132	C
336	M3014010	LB	Aisne	Javron-les-Chapelles	144	888	683	340	C
337	M3020910	LB	Mayenne	Madré	329	891	679	346	C
338	M3060910	LB	Mayenne	Ambrières-les-Vallées	832	898	674	340	C
339	M3133010	LB	Varenne	Saint-Fraimbault	513	1005	660	455	C
340	M3223010	LB	Colmont	Oisseau	245	889	677	336	C
341	M3253110	LB	Aron	Moulay	185	890	692	314	C
342	M3323010	LB	Ernée	Andouillé	376	870	690	315	C
343	M3403010	LB	Jouanne	Neau	87	834	702	245	C
344	M3423010	LB	Jouanne	Forcé	404	815	708	250	C
345	M3504010	LB	Vicoïn	Nuillé-sur-Vicoïn	240	810	703	256	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
346	M3514010	LB	Ouette	Entrammes	119	776	716	203	C
347	M3711810	LB	Oudon	Cossé-le-Vivien	133	785	708	243	C
348	M4114010	LB	Brionneau	Avrillé	83	719	741	140	C
349	M5102010	LB	Layon	Saint-Georges-sur-Layon	259	667	748	122	C
350	M5214020	LB	Hyrome	Saint-Lambert-du-Lattay	153	716	743	177	C
351	M5300010	LB	Loire	Montjean-sur-Loire	110188	819	713	227	C, P
352	M6013010	LB	Evre	la Chapelle-Saint-Florent	468	791	742	240	C, P
353	M6014010	LB	Beuvron	Andrezé	38	824	742	270	C, P
354	M6323010	LB	Erdre	Candé	171	740	727	180	C, P
355	M6333020	LB	Erdre	Nort-sur-Erdre	463	778	728	197	C, P
356	M7005610	LB	Ouine	Breuil-Bernard	63	904	731	328	C, P
357	M7022410	LB	Sèvre Nantaise	Saint-Mesmin	364	927	733	354	C, P
358	M7044010	LB	Ouin	Mauléon	60	861	735	338	C
359	M7213010	LB	Moine	Roussay	287	810	739	252	C
360	M7213020	LB	Moine	Saint-Crespin-sur-Moine	365	807	740	276	C, P
361	M7302420	LB	Sèvre Nantaise	Clisson	1381	860	738	331	C, P
362	M7413010	LB	Grande Maine	Saint-Fulgent	132	877	739	309	C, P
363	M7433110	LB	Petite Maine	Saint-Georges-de-Montaigu	192	852	744	273	C, P
364	M7453010	LB	Maine	Remouillé	595	851	744	263	C, P
365	M8144010	LB	Logne	Saint-Colomban	127	850	750	295	C, P
366	M8144020	LB	Logne	Legé	41	861	749	302	C, P
367	N0113010	LB	Falleron	Falleron	33	828	750	316	C, P
368	N0113030	LB	Falleron	Saint-Étienne-de-Mer-Morte	100	852	749	286	C, P
369	N7101810	LB	Vendée	Foussais-Payré	158	932	752	333	C, P
370	N7114010	LB	Mère	Antigny	60	957	750	341	C, P
371	N7121810	LB	Vendée	Pissotte	392	921	751	320	C, P
372	O0295310	AG	Noue	Laffite-Toupière	121	834	772	218	C
373	O0362510	AG	Salat	Soueix-Rogalle	385	1306	587	1252	C, P
374	O0384010	AG	Arac	Soulan	170	1287	641	1068	C, P
375	O0592510	AG	Salat	Roquefort-sur-Garonne	1579	1176	665	754	C, P
376	O1442910	AG	Hers Vif	Peyrat	191	1144	659	608	C, P
377	O1464010	AG	Blau	Chalabre	77	941	746	330	C, P
378	O1484310	AG	Touyre	Lavelanet	68	1301	652	789	C, P
379	O1484320	AG	Touyre	Montferrier	29	1391	596	1270	C, P
380	O1494330	AG	Touyre	Léran	93	1222	682	614	C, P

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
381	O1532910	AG	Hers Vif	Roumengoux	598	1018	727	353	C, P
382	O1584610	AG	Douctouyre	Dun	136	1055	764	340	C, P
383	O1662910	AG	Hers Vif	Calmont	1366	916	773	244	C, P
384	O1712510	AG	Ariège	Auterive	3412	982	691	477	C, P
385	O2620010	AG	Garonne	Verdun-sur-Garonne	13806	922	725	368	C, P
386	O3006710	AG	Goudech	Saint-Maurice-de-Ventalon	10	1615	596	1206	C
387	O3011010	AG	Tarn	Pont-de-Montvert	65	1641	592	1347	C
388	O3015520	AG	Rieumalet	Pont-de-Montvert	22	1425	565	1102	C
389	O3031010	AG	Tarn	Bédouès	189	1428	602	838	C
390	O3035210	AG	Briançon	Bondons	26	1088	648	566	C
391	O3394030	AG	Dourbie	Millau	654	1032	673	469	C
392	O3454310	AG	Muze	Montjoux	112	876	695	290	C
393	O3594020	AG	Dourdou	Vabres-l'Abbaye	684	1037	725	448	C
394	O3754010	AG	Rancé	Saint-Sernin-sur-Rance	289	959	721	363	C
395	O4544020	AG	Sor	Cambounet-sur-le-Sor	371	895	806	200	C
396	O4704030	AG	Dadou	Paulinet	71	1104	713	538	C
397	O4774010	AG	Dadou	Montdragon	602	990	764	320	C
398	O4984320	AG	Tescou	Saint-Nauphary	284	719	827	84	C
399	O5042510	AG	Aveyron	Palmas	300	944	687	254	C, P
400	O5055010	AG	Serre	Coussergues	108	1002	698	253	C, P
401	O5092520	AG	Aveyron	Onet-le-Château	584	954	696	283	C, P
402	O5192520	AG	Aveyron	Villefranche-de-Rouergue	1060	941	710	300	C, P
403	O5224010	AG	Alzou	Villefranche-de-Rouergue	208	960	752	334	C, P
404	O5292510	AG	Aveyron	Laguépie	1604	934	727	283	C, P
405	O5464310	AG	Giffou	Saint-Just-sur-Viaur	176	1010	730	301	C, P
406	O5572910	AG	Viaur	Laguépie	1552	954	723	228	C, P
407	O5664010	AG	Cérou	Milhars	492	838	792	203	C, P
408	O5754020	AG	Vère	Bruniquel	310	764	813	172	C, P
409	O5854010	AG	Lère	Réalville	385	782	812	151	C, P
410	O5882510	AG	Aveyron	Montauban	5249	884	757	223	C, P
411	O6140010	AG	Garonne	Lamagistère	32427	907	748	336	C, P
412	O7001510	AG	Lot	Bagnols-les-Bains	94	1091	580	638	C, P
413	O7015810	AG	Esclancide	Pelouse	33	915	572	400	C, P
414	O7021530	AG	Lot	Mende	286	963	589	470	C, P
415	O7035010	AG	Bramont	Saint-Bauzile	117	932	624	394	C, P

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
416	O7085010	AG	Coulagnet	Marvejols	83	837	628	281	C, P
417	O7101510	AG	Lot	Banassac	1158	921	620	298	C, P
418	O7202510	AG	Truyère	Serverette	71	928	569	833	C
419	O7234010	AG	Rimeize	Rimeize	117	904	590	423	C
420	O7234030	AG	Rimeize	Fau-de-Peyre	81	925	581	481	C
421	O7245010	AG	Chapouillet	Rimeize	65	847	600	344	C
422	O7265010	AG	Limagnole	Fontans	78	884	581	360	C
423	O7410401	AG	Bes	Marchastel	86	1201	561	814	C
424	O7515510	AG	Remontalou	Chaudes-Aigues	27	1003	610	462	C
425	O7535010	AG	Epie	Oradour	64	1226	571	646	C
426	O7874010	AG	Dourdou	Conques	545	977	745	345	C, P
427	O7944020	AG	Rieu-Mort	Viviez	153	965	772	281	C
428	O8133520	AG	Célé	Orniac	1246	1042	764	399	C, P
429	O8231530	AG	Lot	Cahors	9170	1009	688	385	C, P
430	O8344020	AG	Thèze	Boussac	101	851	799	79	C
431	O8394310	AG	Lémance	Cuzorn	220	855	798	139	C
432	O9000010	AG	Garonne	Tonneins	50402	902	749	301	C, P
433	O9034010	AG	Tolzac	Varès	258	763	818	134	C
434	P0010010	AG	Dordogne	Saint-Sauves-d'Auvergne	89	1537	561	1157	C
435	P0115010	AG	Burande	la Tour-d'Auvergne	21	1568	568	1392	C
436	P0212510	AG	Rhue	Égliseneuve-d'Entraigues	40	1572	570	1254	C
437	P0304010	AG	Santoire	Ségur-les-Villas	59	1442	546	1093	C
438	P0714010	AG	Diège	Chaveroche	229	1181	632	535	C
439	P0885010	AG	Mars	Bassignac	117	1495	625	807	C
440	P0885020	AG	Mars	Falgoux	20	1902	549	1604	C
441	P0924010	AG	Triouzoune	Saint-Angel	79	1215	640	597	C
442	P1350010	AG	Dordogne	Argentat	4419	1249	644	718	C
443	P1422510	AG	Maronne	Sainte-Eulalie	108	1733	609	1056	C
444	P1630010	AG	Dordogne	Brivezac	5444	1264	653	696	C, P
445	P1712910	AG	Cère	Vic-sur-Cère	88	1789	573	1207	C
446	P2300010	AG	Dordogne	Souillac	8048	1228	680	628	C, P
447	P2484010	AG	Céou	Saint-Cybranet	573	876	790	138	C
448	P3001010	AG	Vézère	Saint-Merd-les-Oussines	42	1373	614	946	C
449	P3234010	AG	Loyre	Voutezac	104	1109	742	461	C, P
450	P3264310	AG	Roseix	Vars-sur-Roseix	58	1027	761	329	C, P

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
451	P3274010	AG	Loyre	Saint-Viance	254	1066	753	405	C, P
452	P3322510	AG	Corrèze	Saint-Yrieix-le-Déjalat	54	1486	628	1024	C, P
453	P3352520	AG	Corrèze	Corrèze	171	1442	650	1056	C, P
454	P3502510	AG	Corrèze	Tulle	354	1353	677	798	C, P
455	P3614010	AG	Montane	Eyrein	42	1377	675	785	C
456	P3922520	AG	Corrèze	Brive-la-Gaillarde	940	1255	706	623	C, P
457	P4001010	AG	Vézère	Larche	2478	1216	716	663	C, P
458	P4015010	AG	Couze	Chasteaux	58	927	763	412	C
459	P4114010	AG	Cern	Lardin-Saint-Lazare	92	915	784	265	C
460	P4135010	AG	Coly	Condat-sur-Vézère	197	885	783	195	C, P
461	P4271010	AG	Vézère	Campagne	3657	1110	739	448	C, P
462	P5140010	AG	Dordogne	Bergerac	13941	1137	714	611	C, P
463	P6382510	AG	Auvézère	Change	884	1016	757	283	C, P
464	P7001510	AG	Isle	Bassilac	1859	1022	757	364	C
465	P7041510	AG	Isle	Périgueux	2111	1004	761	334	C, P
466	P8022520	AG	Dronne	Saint-Pardoux-la-Rivière	161	1103	741	466	C, P
467	P8215010	AG	Belle	Mareuil	40	922	775	239	C, P
468	P8284010	AG	Lizonne	Saint-Séverin	624	885	780	253	C, P
469	P8312520	AG	Dronne	Bonnes	1912	929	775	278	C, P
470	Q0100010	AG	Adour	Asté	270	1121	557	892	C, P
471	Q0115710	AG	Oussouet	Trébons	32	1236	686	888	C
472	Q0214010	AG	Échez	Louey	78	1253	754	523	C, P
473	Q0224020	AG	Échez	Bordères-sur-l'Échez	154	1183	769	556	C, P
474	Q0280030	AG	Adour	Estirac	876	1104	704	502	C, P
475	Q0414010	AG	Louet	Sombrun	85	1054	790	338	C, P
476	Q0435010	AG	Laysa	Villefranque	38	951	804	478	C
477	Q0450010	AG	Adour	Cahuzac-sur-Adour	1279	1058	735	459	C, P
478	Q0554010	AG	Arret-Darre	Vielle-Adour	12	1203	758	421	C
479	Q0612510	AG	Arros	Juillac	568	1045	769	324	C, P
480	Q2364010	AG	Estampon	Arue	388	882	806	214	C, P
481	Q2593310	AG	Midouze	Campagne	2478	897	816	214	C, P
482	Q3120010	AG	Adour	Saint-Vincent-de-Paul	7707	982	802	292	C, P
483	Q9164610	AG	Nive des Aldudes	Saint-Étienne-de-Baïgorry	157	1620	726	1283	C, P
484	Q9312510	AG	Nive	Cambo-les-Bains	842	1562	754	992	C, P
485	S2134010	AG	Petite Leyre	Belhade	413	931	804	231	C, P

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
486	S2224610	AG	Grand Arriou	Moustey	110	921	805	244	C, P
487	S2235610	AG	Bouron	Belin-Béliet	42	899	803	180	C
488	S2242510	AG	Eyre	Salles	1678	952	806	283	C, P
489	U0020010	RMC	Saône	Monthureux-sur-Saône	231	1024	671	398	C, P
490	U0104010	RMC	Coney	Xertigny	64	1213	667	613	C, P
491	U0124010	RMC	Coney	Fontenoy-le-Château	316	1211	673	542	C, P
492	U0415010	RMC	Breuchin	la Proiselière-et-Langle	123	1660	656	1050	C, P
493	U0444310	RMC	Semouse	Saint-Loup-sur-Semouse	225	1350	668	661	C, P
494	U0474010	RMC	Lanterne	Fleurey-lès-Faverney	1028	1284	679	636	C, P
495	U0525010	RMC	Colombine	Frotey-lès-Vesoul	142	1031	707	504	C
496	U0610010	RMC	Saône	Ray-sur-Saône	3761	1085	686	480	C, P
497	U0635010	RMC	Gourgeonne	Tincey-et-Pontrebeau	146	987	691	375	C
498	U0724010	RMC	Salon	Denèvre	385	946	693	331	C
499	U0924010	RMC	Vingeanne	Saint-Maurice-sur-Vingeanne	397	930	680	323	C, P
500	U0924020	RMC	Vingeanne	Oisilly	609	920	693	307	C, P
501	U1004010	RMC	Ognon	Servance	71	1891	636	1284	C, P
502	U1014020	RMC	Ognon	Montessaux	170	1714	656	1018	C, P
503	U1025010	RMC	Rahin	Plancher-Bas	32	1963	634	1477	C
504	U1044010	RMC	Ognon	Chassey-lès-Montbozon	852	1321	681	603	C, P
505	U1115210	RMC	Pannecul	Noiron-sur-Bèze	11	859	725	246	C
506	U1204010	RMC	Tille	Crécey-sur-Tille	230	940	680	348	C, P
507	U1215030	RMC	Ignon	Villecomte	304	925	680	333	C, P
508	U1224010	RMC	Tille	Arceau	845	906	687	263	C
509	U1224020	RMC	Tille	Cessey-sur-Tille	882	903	688	247	C, P
510	U1235020	RMC	Norges	Genlis	271	810	718	286	C
511	U1314010	RMC	Ouche	la Bussière-sur-Ouche	314	865	687	262	C, P
512	U1314020	RMC	Ouche	Sainte-Marie-sur-Ouche	450	882	689	256	C, P
513	U1324010	RMC	Ouche	Plombières-lès-Dijon	651	876	690	262	C, P
514	U1334010	RMC	Ouche	Trouhans	906	865	693	302	C, P
515	U1334020	RMC	Ouche	Crimolois	874	867	692	309	C
516	U1415040	RMC	Vouge	Aubigny-en-Plaine	308	802	727	206	C
517	U1415410	RMC	Sansfond	Saulon-la-Rue	57	801	717	163	C
518	U1420010	RMC	Saône	Pagny-la-Ville	11693	1009	699	394	C, P
519	U2012010	RMC	Doubs	Labergement-Sainte-Marie	170	1612	554	786	C, P
520	U2022010	RMC	Doubs	la Cluse-et-Mijoux	343	1567	557	686	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
521	U2022020	RMC	Doubs	Doubs	385	1563	558	589	C, P
522	U2122010	RMC	Doubs	Goumois	1159	1542	564	780	C
523	U2142010	RMC	Doubs	Glère	1306	1525	570	732	C, P
524	U2215020	RMC	Dessoubre	Saint-Hippolyte	590	1474	605	712	C, P
525	U2225410	RMC	Gland	Meslières	39	1234	656	821	C
526	U2305210	RMC	Saint-Nicolas	Rougemont-le-Château	9	1546	671	983	C
527	U2334020	RMC	Allaine	Joncherey	322	1178	668	401	C, P
528	U2345020	RMC	Savoireuse	Giromagny	30	1946	628	1435	C, P
529	U2345030	RMC	Savoireuse	Belfort	144	1598	662	850	C, P
530	U2345040	RMC	Savoireuse	Vieux-Charmont	235	1418	674	775	C, P
531	U2354010	RMC	Allan	Courcelles-lès-Montbéliard	1109	1226	680	569	C, P
532	U2356610	RMC	Rupt	Dung	43	1117	691	437	C
533	U2402010	RMC	Doubs	Voujaucourt	3556	1383	623	631	C
534	U2425260	RMC	Cusancin	Baume-les-Dames	541	1300	669	402	C, P
535	U2512010	RMC	Doubs	Besançon	4658	1350	636	644	C, P
536	U2565020	RMC	Clauge	la Loye	119	1112	734	270	C
537	U2604030	RMC	Loue	Vuillafans	478	1492	604	1342	C, P
538	U2624010	RMC	Loue	Chenecey-Buillon	1300	1442	641	1124	C, P
539	U2634010	RMC	Loue	Champagne-sur-Loue	1509	1429	648	1095	C
540	U2635010	RMC	Furieuse	Salins-les-Bains	41	1467	651	1055	C
541	U2654020	RMC	Loue [rivière]	Parcey	1760	1379	665	825	C, P
542	U2655030	RMC	Cuisance	Mesnay	61	1421	652	1567	C
543	U2722010	RMC	Doubs	Neublans-Abergement	7346	1325	656	685	C, P
544	U3127010	RMC	Thalie	la Loyère	54	778	735	218	C
545	U3214010	RMC	Grosne	Jalogny	334	975	710	310	C
546	U3404030	RMC	Seille	Voiteur	235	1450	662	531	C
547	U3415020	RMC	Brenne	Sellières	36	1274	732	487	C
548	U3415030	RMC	Brenne	Sens-sur-Seille	438	1069	748	365	C
549	U3424010	RMC	Seille	Saint-Usage	938	1185	727	441	C
550	U3434340	RMC	Solnan	Domsure	111	1215	735	626	C
551	U3445020	RMC	Sevron	Bény	58	1191	733	461	C
552	U3445030	RMC	Sevron	Varennnes-Saint-Sauveur	189	1135	750	442	C
553	U3455030	RMC	Vallièrre	Savigny-en-Revermont	123	1299	708	639	C
554	U3485310	RMC	ru de Bissy	Bissy-la-Mâconnaise	3	918	733	506	C
555	U4014010	RMC	Reyssouze	Montagnat	84	1109	744	176	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
556	U4014020	RMC	Reyssouze	Bourg-en-Bresse	125	1099	745	283	C
557	U4204010	RMC	Veyle	Lent	42	1065	745	256	C
558	U4216010	RMC	Vieux Jonc	Buellas	121	971	747	207	C
559	U4235010	RMC	Renon	Neuville-les-Dames	87	919	747	232	C
560	U4300010	RMC	Saône	Mâcon	26289	964	738	518	R
561	U4305410	RMC	Denante	Davayé	11	843	746	315	C
562	U4405020	RMC	Chalaronne	Châtillon-sur-Chalaronne	170	874	746	158	C
563	U4505010	RMC	Ardières	Beaujeu	55	1035	719	410	C
564	U4506010	RMC	Morcille	Villié-Morgon	4	874	763	341	C
565	U4525210	RMC	Morgon	Villefranche-sur-Saône	68	754	773	190	C
566	U4624010	RMC	Azergues	Châtillon	337	940	731	327	C
567	U4625010	RMC	Soanan	Saint-Vérand	54	911	729	293	C
568	U4636610	RMC	Turdine	l' Arbresle	169	856	727	266	C
569	U4644010	RMC	Azergues	Lozanne	798	873	735	256	C
570	V0032010	RMC	Arve	Sallanches	565	1256	417	1401	R
571	V0325010	RMC	Dranse de Morzine	Seytroux	171	1646	524	1221	C
572	V0355010	RMC	Foron	Sciez	51	1187	668	462	C
573	V0415010	RMC	Allondon	Saint-Genis-Pouilly	39	1365	632	625	C
574	V0415040	RMC	Allondon	Échenevex	3	1431	589	4975	C
575	V1015010	RMC	Valserine	Lélex	76	1745	547	802	C, R
576	V1015030	RMC	Valserine	Chézery-Forens	110	1711	553	1178	C, R
577	V1015810	RMC	Semine	Châtillon-en-Michaille	182	1639	603	1495	C
578	V1114010	RMC	Usses	Musièges	180	1252	678	513	C
579	V1214010	RMC	Fier	Dingy-Saint-Clair	224	1628	569	1194	C, P
580	V1225010	RMC	Filière	Argonay	163	1458	609	857	C, P
581	V1235210	RMC	Ire	Doussard	25	1307	566	1168	C
582	V1235420	RMC	Bornette	Lathuile	13	1334	589	807	C
583	V1235610	RMC	Eau Morte	Doussard	93	1370	609	840	C, P
584	V1237410	RMC	Laudon	Saint-Jorioz	30	1390	631	706	C
585	V1255010	RMC	Chéran	Allèves	257	1467	581	813	C, P, R
586	V1257810	RMC	Eparis	Alby-sur-Chéran	24	1321	633	440	C
587	V1258410	RMC	Nephaz	Rumilly	28	1189	704	513	C
588	V1305210	RMC	Tillet	Aix-les-Bains	36	1390	664	364	C
589	V1315020	RMC	Leysse	la Motte-Servolex	281	1380	666	621	C
590	V1315050	RMC	Leysse	la Ravoire	87	1449	635	828	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
591	V1414010	RMC	Seran	Belmont-Luthézieu	158	1476	613	222	C, R
592	V1425010	RMC	Groin	Artemare	41	1365	654	2137	R
593	V1454320	RMC	Furans	Pugieu	57	1411	647	756	C
594	V1464310	RMC	Furans	Arbignieu	159	1311	682	629	C
595	V1504010	RMC	Guiers Mort	Saint-Laurent-du-Pont	94	1687	567	1447	R
596	V1515010	RMC	Guiers Vif	Saint-Christophe-sur-Guiers	125	1570	578	1047	R
597	V1735010	RMC	Agy	Nivolas-Vermelle	55	979	733	347	C
598	V1774010	RMC	Bourbre	Tignieu-Jameyzieu	696	994	756	306	C
599	V2024010	RMC	Saine	Foncine-le-Bas	101	1797	552	893	C
600	V2206010	RMC	Hérisson	Doucier	51	1713	619	895	C
601	V2420560	RMC	Tacon	Saint-Claude	155	1768	561	1340	C
602	V2444020	RMC	Bienne	Jeurre	593	1775	583	1310	R
603	V2505020	RMC	Oignin	Maillat	93	1533	637	880	C
604	V2712010	RMC	Ain	Pont-d'Ain	2785	1395	682	1104	R
605	V2934010	RMC	Albarine	Saint-Denis-en-Bugey	290	1490	642	641	R
606	V2942010	RMC	Ain	Chazey-sur-Ain	3650	1256	710	971	R
607	V3005610	RMC	Sereine	Montluel	78	913	748	185	C
608	V3404310	RMC	Rival	Brézins	163	1054	728	98	C
609	V3424310	RMC	Rival	Beaufort	467	996	735	54	C
610	V3515010	RMC	Deume	Saint-Julien-Molin-Molette	107	926	637	411	C
611	V3517010	RMC	Ternay	Savas	25	877	686	376	C
612	V3614010	RMC	Galaure	Saint-Uze	228	943	751	275	C
613	V3724010	RMC	Doux	Colombier-le-Vieux	380	1012	697	366	C
614	V4015030	RMC	Barberolle	Barbières	10	1107	695	474	C
615	V4025010	RMC	Embroye	Toulaud	8	1038	753	441	C
616	V4124010	RMC	Eyrieux	Cheyhard	270	1165	626	1149	R
617	V4145210	RMC	Glueyre	Gluiras	72	1399	689	877	C
618	V4214010	RMC	Drôme	Luc-en-Diois	189	1004	646	344	C, R
619	V4225010	RMC	Bez	Châtillon-en-Diois	227	1093	584	502	C
620	V4264010	RMC	Drôme	Saillans	1128	1001	651	410	C
621	V4275010	RMC	Gervanne	Beaufort-sur-Gervanne	99	1056	671	263	C
622	V4287010	RMC	Grenette	la Répara-Auriples	7	953	792	212	C
623	V4414010	RMC	Roubion	Soyans	186	935	710	285	C
624	V4455010	RMC	Jabron	Souspierre	79	967	743	275	C
625	V5004030	RMC	Ardèche	Meyras	99	1777	639	1030	C

N°	Code station	Grand bassin	Cours d'eau	Nom station	Superficie [km ²]	P [mm/an]	ETP [mm/an]	Q [mm/an]	Échantillon
626	V5014010	RMC	Ardèche	Vogüé	620	1538	712	1236	R
627	V5035020	RMC	Beaume	Rosières	201	1713	747	1292	R
628	V5046610	RMC	Altier	Altier	103	1318	595	860	C
629	V5064010	RMC	Ardèche	Saint-Martin-d'Ardèche	2264	1359	746	799	C
630	V5454010	RMC	Cèze	Tharoux	665	1282	808	502	R
631	V6125010	RMC	Auzon	Mormoiron	77	876	734	36	C
632	V7115010	RMC	Gardon de Sainte-Croix	Gabriac	48	1414	724	499	C
633	V7144010	RMC	Gardon d'Anduze	Anduze	543	1430	789	724	R
634	V7155010	RMC	Gardon d'Alès	Alès	315	1418	804	611	R
635	V7164015	RMC	Gardon	Ners	1093	1065	863	559	R
636	V7184015	RMC	Gardon	Sainte-Anastasie	1522	891	877	413	R
637	Y1314010	RMC	Fresquel	Villepinte	211	784	848	133	C, P
638	Y1325010	RMC	Treboul	Villepinte	142	712	854	88	C, P
639	Y1345010	RMC	Lampy	Raissac-sur-Lampy	58	1041	790	342	C, P
640	Y1355210	RMC	Rougeanne	Moussoulens	128	1120	746	392	C, P
641	Y1364010	RMC	Fresquel	Carcassonne	936	822	832	163	C, P
642	Y5615010	RMC	Loup	Tourrettes-sur-Loup	206	1174	732	553	C, P
643	Y5615030	RMC	Loup	Villeneuve-Loubet	289	1120	776	450	C, P

Annexe B : Fiche de fonctionnement des versions simplifiées des structures de modèles hydrologiques d'airGRplus

Les versions simplifiées des structures de modèles hydrologiques disponibles dans le package airGRplus (Coron *et al.*, 2022), adaptées au pas de temps horaire dans le cadre de ce travail, sont issues des travaux de thèse de Perrin (2000) et Mathevet (2005).

Perrin (2000) avait rédigé des fiches analytiques permettant de présenter les caractéristiques des modèles originaux et des versions simplifiées qu'il a utilisé. Toutefois, le package a depuis évolué ; certaines structures ont été légèrement modifiées, de nouvelles ont été implémentées et d'autres ont été retirées. L'objectif ici est de reprendre les fiches de fonctionnement des versions simplifiées des structures de modèles hydrologiques d'airGRplus. L'ensemble des fiches contient le nom de la version simplifiée, une représentation schématique de la structure, les équations de fonctionnement écrites sous forme de pseudo-code et enfin la liste de ses paramètres (Figure B-1).

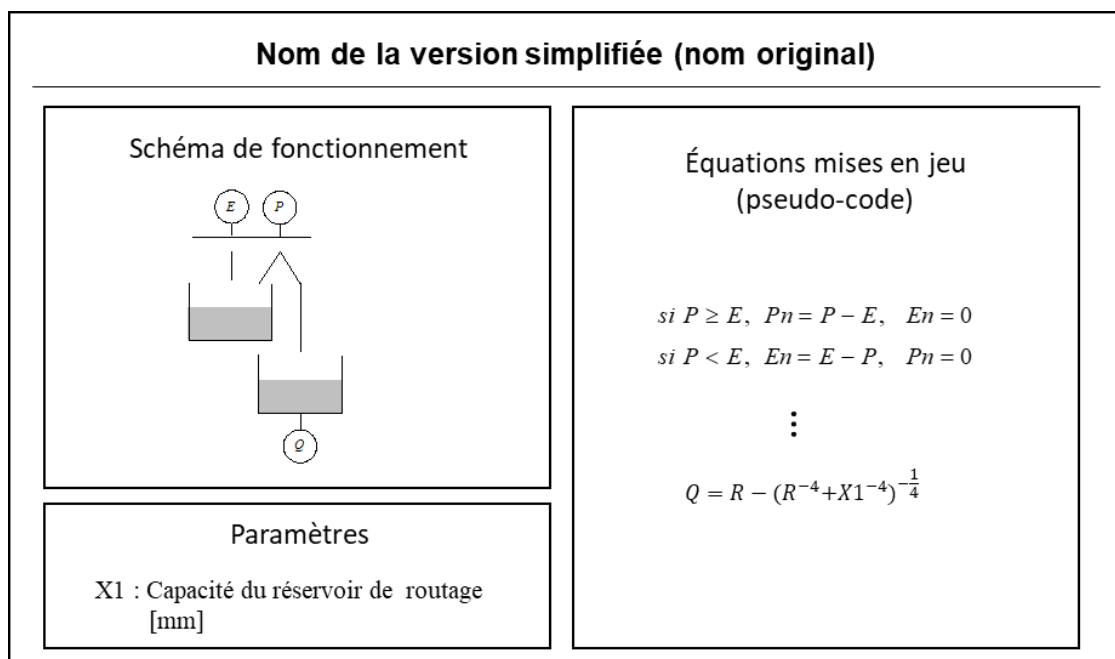
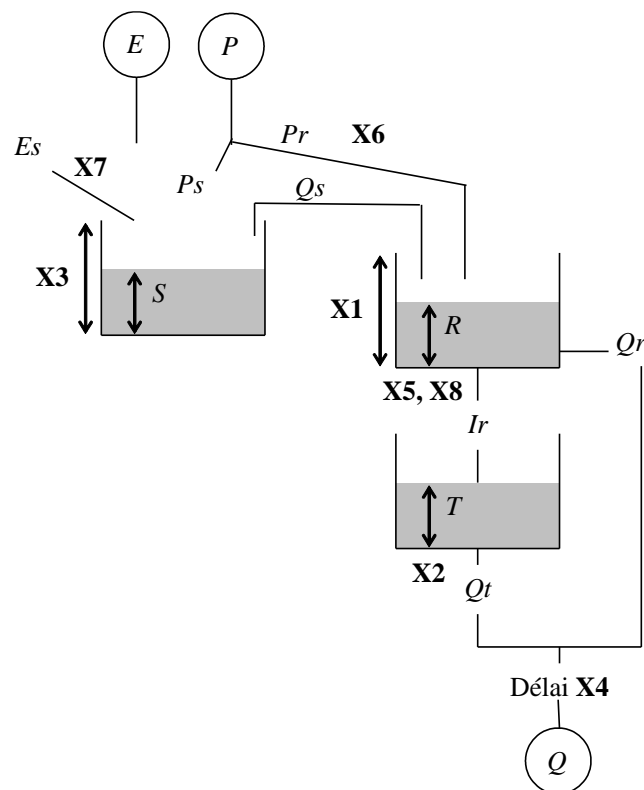


Figure B-1 : Présentation générale des fiches de fonctionnement des versions simplifiées des structures de modèles hydrologiques d'airGRplus

Structure CRE0 (version simplifiée de CREC)



$$Pr = \frac{P}{1 + X6 \cdot e^{\frac{1-S}{X6}}}$$

$$Ps = P - Pr$$

$$S = S + Ps$$

$$S = S - Qs$$

$$Qs = \max(0, S - X3)$$

$$S = \max(0, S - Es)$$

$$Es = E - E \cdot e^{-\frac{S}{X7}}$$

$$R = R + Pr + Qs$$

$$Qr = \frac{R^2}{R + X1}$$

$$R = R - Qr$$

$$Ir = \max\left(0, \frac{R - (X1 \cdot X8)}{X5}\right)$$

$$R = R - Ir$$

$$T = T + Ir$$

$$Qt = \frac{T}{X2}$$

$$T = T - Qt$$

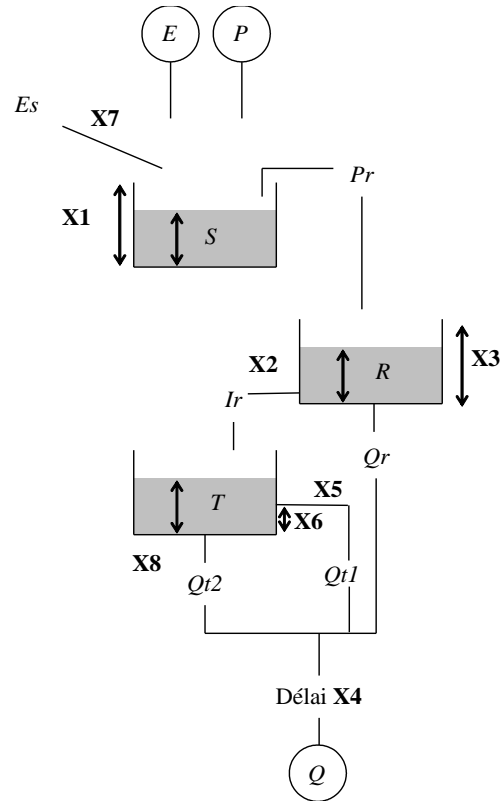
$$Q = Qt + Qr$$

(avec translation dans le temps de X4 pas de temps)

Paramètres :

- X1 : Capacité du réservoir de routage quadratique [mm]
- X2 : Coefficient de vidange du réservoir de routage [Δt]
- X3 : Capacité du réservoir de production [mm]
- X4 : Délai [Δt]
- X5 : Coefficient de vidange du réservoir de routage [Δt]
- X6 : Paramètre de rendement sur les pluies [-]
- X7 : Paramètre de rendement sur l'ETP [mm]
- X8 : Seuil de vidange [-]

Structure GARD (version simplifiée de GARDENIA)



$$S = S + P$$

$$Es = E \cdot X7$$

$$Pr = \max(0, S - X1)$$

$$R = R + Pr$$

$$X3 = (X2 - 1) \cdot X3$$

$$Qr = \frac{R^2}{R + X3}$$

$$Ir = \frac{R}{X2}$$

$$T = T + Ir$$

$$X5 = X5 \cdot X2$$

$$Qt1 = \max\left(0, T - \frac{X6}{X5}\right)$$

$$X8 = X8 \cdot X5$$

$$Qt2 = \frac{T}{X8}$$

$$Q = Qt1 + Qt2 + Qr$$

(avec translation dans le temps de X4 pas de temps)

$$S = S - Es$$

$$S = S - Pr$$

$$R = R - Qr$$

$$R = R - Ir$$

$$T = T - Qt1$$

$$T = T - Qt2$$

Paramètres :

X1 : Capacité du réservoir de production [mm]

X2 : Coefficient de vidange [Δt]

X3 : Capacité du réservoir de routage quadratique [mm]

X4 : Délai [Δt]

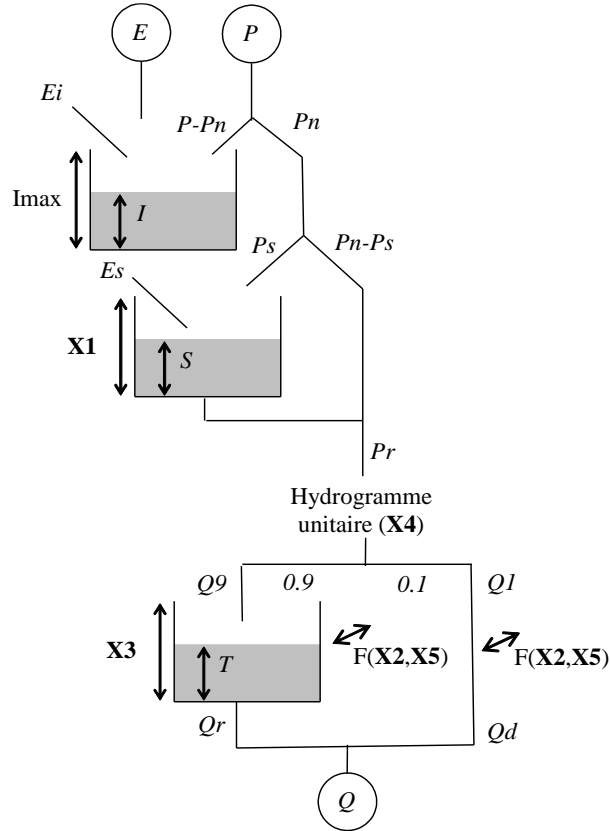
X5 : Coefficient de vidange [Δt]

X6 : Seuil de vidange [mm]

X7 : Coefficient de correction de l'ETP [-]

X8 : Coefficient de vidange [Δt]

Structure GR5H (version originale)



Paramètres :

- X1 : Capacité du réservoir de production [mm]
- X2 : Coefficient d'échange inter-bassins [mm.Δt⁻¹]
- X3 : Capacité du réservoir de routage [mm]
- X4 : Constante de temps de l'hydrogramme unitaire [Δt]
- X5 : Seuil d'échange inter-bassins [-]

$$I = I + P - E - Pn$$

$$Pn = \max(0, P - (Imax - I) - Ei)$$

$$TWE = \frac{e^{\frac{2.En}{X1}} - 1}{e^{\frac{2.En}{X1}} + 1}$$

$$Es = \max(0, S. \left(2 - \frac{S}{X1}\right) \cdot \frac{TWE}{1 + TWE. \left(1 - \frac{S}{X1}\right)}) \quad S = S - Es$$

$$TWP = \frac{e^{\frac{2.Pn}{X1}} - 1}{e^{\frac{2.Pn}{X1}} + 1}$$

$$Ps = \max(0, X1. \left(1 - \left(\frac{S}{X1}\right)^2\right) \cdot \frac{TWP}{1 + TWP. \left(\frac{S}{X1}\right)})$$

$$S = S + Ps$$

$$Qs = S. \left(1 - \frac{1}{1 + \frac{S}{X1}}\right) \quad S = S - Qs$$

$$Pr = (Pn - Ps) + Qs$$

(routage par hydrogramme unitaire de temps de base X4 → StUH2)

$$Q9 = \frac{9}{10} \cdot StUH2$$

$$Q1 = \frac{1}{10} \cdot StUH2$$

$$Exch = X2. \left(\frac{R}{X3} - X5\right)$$

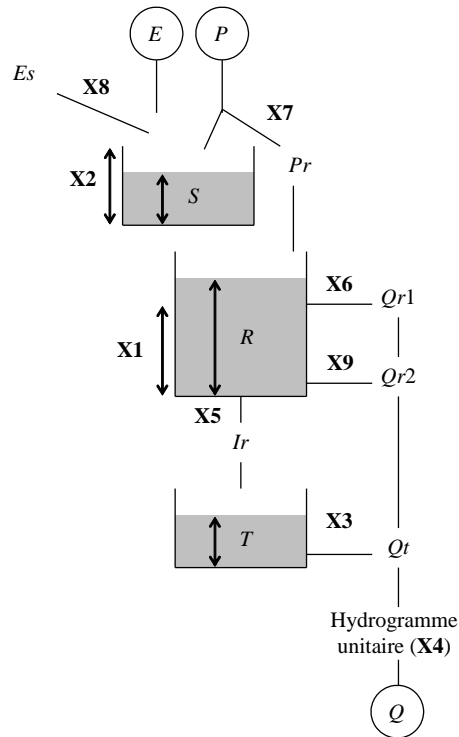
$$R = R + Q9 + Exch$$

$$Qr = R. \left(1 - \frac{1}{1 + \frac{R}{X3}}\right) \quad T = T - Qt$$

$$Qd = \max(0, Q1 + Exch)$$

$$Q = Qd + Qr$$

Structure HBV0 (version simplifiée de HBV)



Paramètres :

- X1 : Seuil de déclenchement du débit de surface [mm]
- X2 : Capacité du réservoir sol [mm]
- X3 : Constante de vidange du réservoir eau souterraine [Δt]
- X4 : Constante de temps de l'hydrogramme unitaire [Δt]
- X5 : Percolation maximale [mm]
- X6 : Constante de vidange lente du réservoir intermédiaire [Δt]
- X7 : Exposant de vidange du réservoir sol [-]
- X8 : Seuil d'évapotranspiration potentielle [-]
- X9 : Constante de vidange rapide du réservoir intermédiaire [Δt]

$$Pr = 0$$

on boucle sur chaque pas de temps en les décomposant en cinq sous pas de temps.
On considère sur chacun d'eux un cinquième de la pluie et un cinquième de l'ETP

$$P5 = P/5$$

$$E5 = E/5$$

$$Pri = P5 \cdot \left(\min \left(1, \frac{S}{X2} \right) \right)^{X7}$$

$$Pr = Pr + Pri$$

$$S = S + (P5 - Pri)$$

$$Esi = \min \left(E5, E5 \cdot \frac{S}{X8 \cdot X2} \right)$$

$$S = \max(0, S - Esi)$$

(fin de boucle)

$$R = R + Pr$$

$$Qr1 = \max \left(0, \frac{R - X1}{X6} \right)$$

$$R = R - Qr1$$

$$X9 = X6 \cdot X9$$

$$Qr2 = \frac{R}{X9}$$

$$R = R - Qr2$$

$$Ir = \min(R, X5)$$

$$R = R - Ir$$

$$T = T + Ir$$

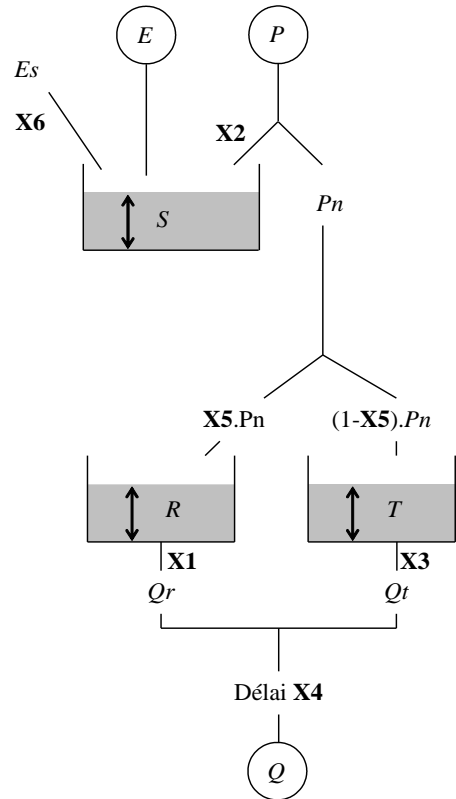
$$Qt = \frac{T}{X3}$$

$$T = T - Qt$$

$$Q = Qr1 + Qr2 + Qt$$

(avec routage par hydrogramme unitaire de temps de base X4)

Structure IHAC (version simplifiée de IHACRES)



$$XS = S$$

$$S = S + \frac{P}{X2}$$

$$X6 = X6.X2$$

$$Es = \min(30, \frac{E}{X6})$$

$$S = \frac{S}{e^{Es}}$$

$$Pn = \min(P, \frac{P.(XS + S)}{2})$$

$$R = R + X5.Pn$$

$$Qr = \frac{R}{X1}$$

$$R = R - Qr$$

$$T = T + (1 - X5).Pn$$

$$X3 = X1.X3$$

$$Qt = \frac{T}{X3}$$

$$T = T - Qt$$

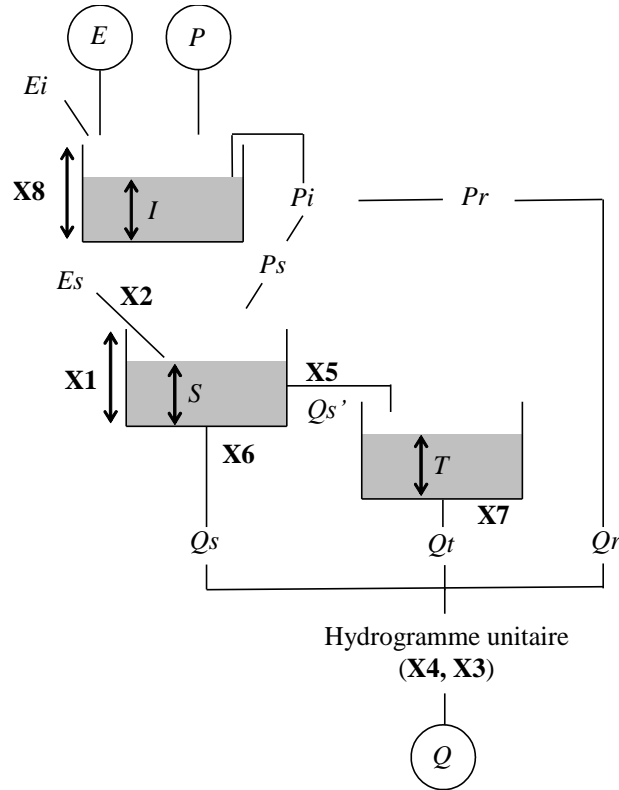
$$Q = Qt + Qr$$

(avec translation dans le temps de X4 pas de temps)

Paramètres :

- X1 : Constante de vidange du réservoir de routage rapide [Δt]
- X2 : Paramètre d'échelle sur la pluie [mm]
- X3 : Constante de vidange du réservoir de routage lent [Δt]
- X4 : Délai [Δt]
- X5 : Coefficient de partage entre les réservoirs de routage [-]
- X6 : Paramètre d'échelle sur l'ETP [mm]

Structure MOHY (version simplifiée de MOHYSE)



$$I = I + P - E$$

$$Pi = \max(0, I - X8)$$

$$Ei = \max(0, -I)$$

$$I = I - Pi$$

$$FIL = \min\left(1, \frac{S}{X1}\right)$$

$$Pr = FIL \cdot Pn$$

$$Ps = (1 - FIL) \cdot Pn$$

$$S = S + Ps$$

$$AE = \min\left(\frac{S}{X2}, En\right)$$

$$S = \max(0, S - AE)$$

$$Qs = \frac{S}{X6}$$

$$S = S - Qs$$

$$Qs' = \frac{S}{X5}$$

$$S = S - Qs'$$

$$T = T + Qs'$$

$$X7 = X7 \cdot \max(X5, X6)$$

$$Qt = \frac{T}{X7}$$

$$T = T - Qt$$

$$Qr = Pr$$

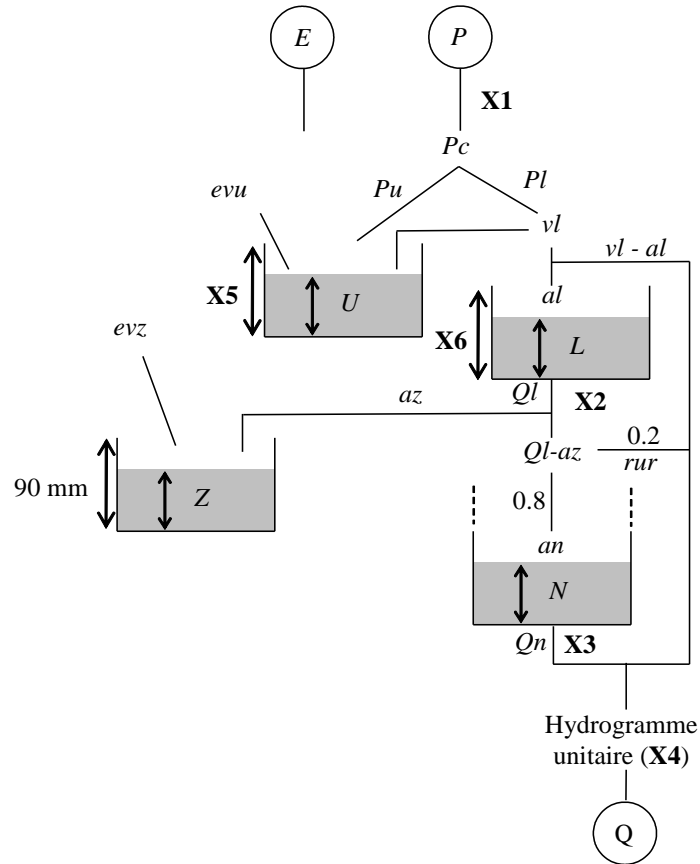
$$Q = Qs + Qt + Qr$$

(avec routage par hydrogramme unitaire de temps de base $X4$)

Paramètres :

- X1 : Capacité du réservoir sol [mm]
- X2 : Paramètre d'ETP [mm]
- X3 : Paramètre 1 de l'HU [Δt]
- X4 : Paramètre 2 de l'HU [-]
- X5 : Constante de vidange du sol vers le réservoir souterrain [Δt]
- X6 : Constante de vidange du sol vers le cours d'eau [Δt]
- X7 : Constante de vidange du sous-sol vers le cours d'eau [Δt]
- X8 : Capacité du réservoir d'interception [mm]

Structure MORD (version simplifiée de MORDOR)



Paramètres :

- X1 : Coefficient correcteur sur la pluie [-]
- X2 : Constante de vidange du réservoir L [Δt]
- X3 : Constante de vidange du réservoir N [mm]
- X4 : Constante de temps de l'hydrogramme unitaire [Δt]
- X5 : Capacité du réservoir U [mm]
- X6 : Capacité du réservoir L [mm]

$$Pc = P \cdot X1$$

$$Pl = Pc \cdot \frac{U}{X5}$$

$$U = \min(U + Pu, X5)$$

$$evu = \min\left(E \cdot \frac{U}{X5}, U\right)$$

$$vl = Pl + \max(0, U - X5)$$

$$al = \min\left(vl \cdot \left(1 - \frac{L}{X6}\right), X6 - L\right)$$

$$L = L + al$$

$$Ql = \frac{L}{X2}$$

$$az = Ql \cdot \left(1 - \frac{Z}{90}\right)$$

$$Z = Z + az$$

$$evz = \min\left(Z, \left(E - evu\right) \cdot \frac{Z}{90}\right)$$

$$an = (Ql - az) \cdot 0.8$$

$$N = N + an$$

$$Qn = \min\left(N, \left(\frac{N}{X3}\right)^3\right)$$

$$Q = Qn + rur + vl - al$$

(avec routage par hydrogramme unitaire de temps de base X4)

$$Pu = Pc - Pl$$

$$U = U - evu$$

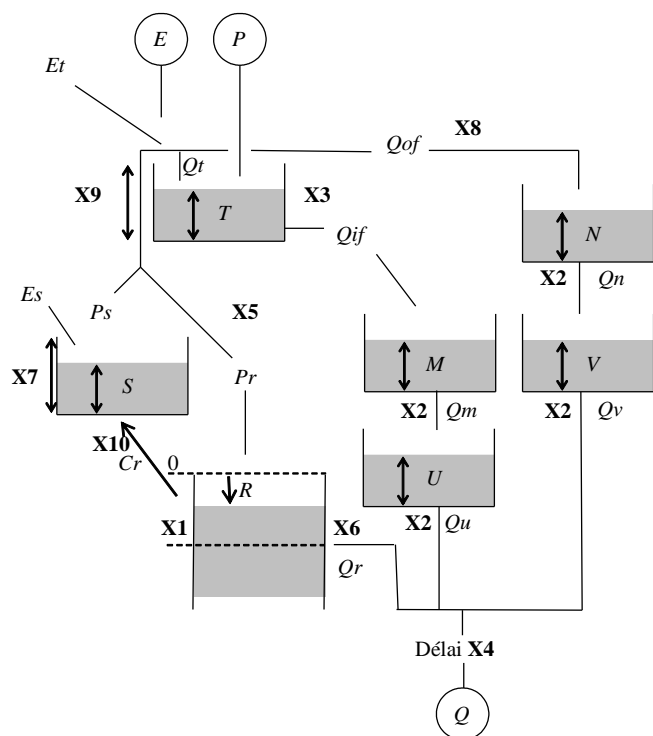
$$L = L - Ql$$

$$Z = \min(90, Z - evz)$$

$$rur = (Ql - az) \cdot 0.2$$

$$N = N - Qn$$

Structure NAM0 (version simplifiée de NAM)



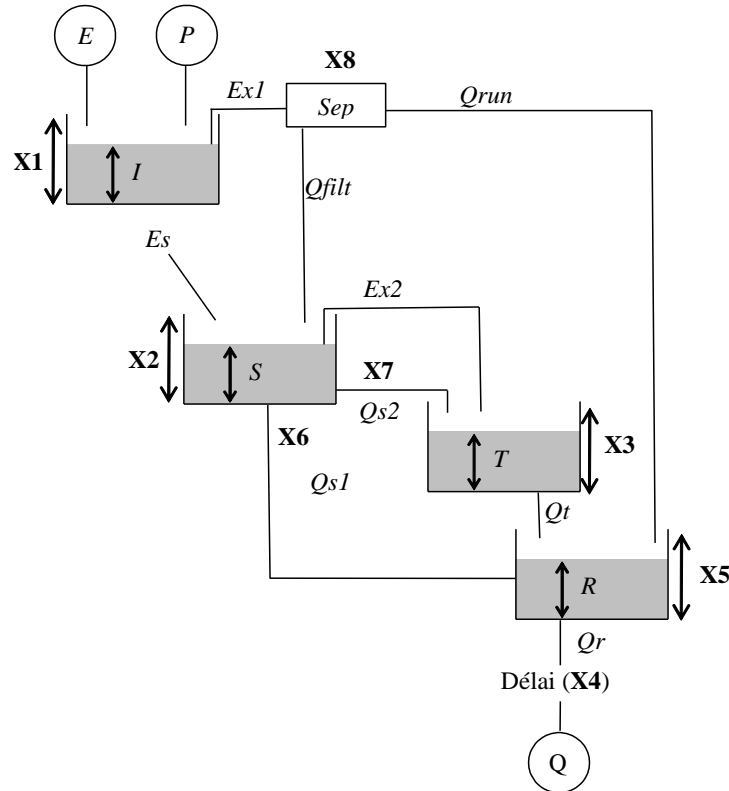
$$\begin{aligned}
 T &= T + P & X3 &= X3 \cdot X7 & Qif &= \min\left(T, \frac{S \cdot T}{X7}\right) & T &= T - Qif \\
 Qt &= \max(0, T - X9) & & & & & T &= T - Qt \\
 Et &= \min(E, T) & T &= T - Et & & & E' &= E - Et \\
 M &= M + Qif & Qm &= \frac{M}{X2} & & & M &= M - Qm \\
 U &= U + Qm & Qu &= \frac{U}{X2} & & & U &= U - Qu \\
 X8 &= X8 \cdot X7 & Qof &= Pt \cdot \frac{S}{X8} & & & & \\
 N &= N + Qof & Qn &= \frac{N}{X2} & & & N &= N - Qn \\
 V &= V + Qn & Qv &= \frac{V}{X2} & & & V &= V - Qv \\
 Pr &= (Qt - Qof) \cdot \frac{S}{(1 - X5) \cdot (X7 - X5)} & Ps &= \min(X7 - S, Qt - Qof - Pr) & & & & \\
 Pr &= Pr + (Qt - Qof - Pr - Ps) & & & & & & \\
 S &= S + Ps & Es &= \min(E', T) & & & S &= S - Es \\
 R &= R - Pr & Qr &= \max\left(0, \frac{X1 - R}{X6}\right) & & & R &= R + Qr \\
 Cr &= \max\left(X7 - S, \left(\left(1 - \frac{S}{X7}\right)^{\frac{1}{2}} \cdot \frac{X10}{R}\right)^2\right) & S &= S + Cr & & & R &= R + Cr \\
 Q &= Qr + Qu + Qv & & & & & & \\
 \end{aligned}$$

(avec translation dans le temps de X4 pas de temps)

Paramètres :

- X1 : Seuil du réservoir R [mm]
- X2 : Coefficient de vidange des réservoirs de routage [Δt]
- X3 : Capacité du réservoir de production [mm]
- X4 : Délai [Δt]
- X5 : Seuil de sur le taux de remplissage de S [-]
- X6 : Coefficient de vidange du réservoir de routage R [Δt]
- X7 : Capacité du réservoir S [mm]
- X8 : Seuil de vidange [-]
- X9 : Capacité du réservoir de production [mm]
- X10 : Paramètre de remontée capillaire [$\text{mm}^{3/2}$]

Structure SIMH (version simplifiée de SIMHYD)



$$I = \min(P, E, X1)$$

$$Ex1 = P - I$$

$$Sep = X8 \cdot e^{-\frac{2S}{X2}}$$

$$Qrun = \max(0, Ex1 - Sep)$$

$$Qs1 = \frac{S \cdot Qfilt}{X2 \cdot X6}$$

$$S = S + Qfilt - Qs1 - Qs2$$

$$Ex2 = \max(0, S - X2)$$

$$Es = \min\left(E - I, \frac{10S}{X2}\right)$$

$$T = T + Ex2 + Qs2$$

$$Qt = \frac{T}{X3 \cdot X5}$$

$$R = R + Qs1 + Qt + Qrun$$

$$Qr = \frac{R}{X5}$$

$$Q = Qr$$

(avec translation dans le temps de $X4$ pas de temps)

$$Qfilt = \min(Sep, Ex1)$$

$$Qs2 = \frac{S \cdot (Qfilt - Qs1)}{X2 \cdot X7}$$

$$S = \min(S, X2)$$

$$S = \max(0, S - Es)$$

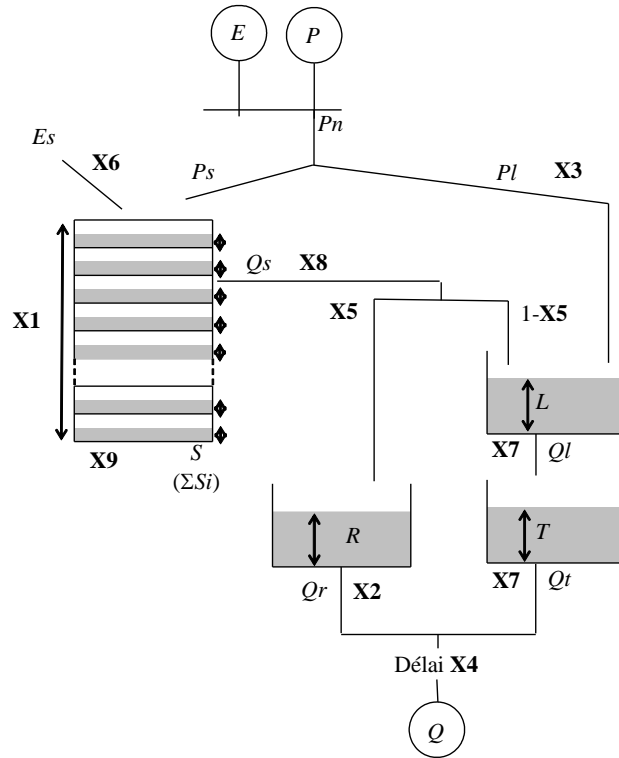
$$T = T - Qt$$

$$R = R - Qr$$

Paramètres :

- X1 : Limite maximale d'évapotranspiration par interception [mm]
- X2 : Capacité du réservoir sol [mm]
- X3 : Capacité du réservoir intermédiaire [mm]
- X4 : Délai [Δt]
- X5 : Capacité du réservoir souterrain [mm]
- X6 : Constante de vidange sol-nappe [Δt]
- X7 : Constante de vidange sol-intermédiaire [Δt]
- X8 : Coefficient de séparation [-]

Structure SMA0 (version simplifiée de SMAR)



Paramètres :

- X1 : Capacité du réservoir sol [mm]
- X2 : Constante de vidange des réservoirs de routage R [Δt]
- X3 : Paramètre de rendement sur les pluies [-]
- X4 : Délai [Δt]
- X5 : Coefficient de partage de la sortie du réservoir sol [-]
- X6 : Paramètres d'évaporation [-]
- X7 : Constante de vidange des réservoirs de routage L et T [Δt]
- X8 : Coefficient de correction de la sortie du réservoir sol [-]
- X9 : Paramètre de rendement sur les pluies [-]

$$P_n = \max(0, P - E)$$

$$E_n = \max(0, E - P)$$

On boucle sur les différentes couches (S_i) du réservoir sol (S) :

$$S = S + S_i$$

$$S_x = S_x + S_{xi}$$

(fin de boucle)

$$Pl = \min\left(P_n, \frac{S}{S_c} \cdot P_n \cdot X_3\right)$$

$$P_s = \min\left(P_n - Pl, 200 \cdot e^{-\frac{S \cdot X_9}{S_c}}\right)$$

$$Pl = Pl + P_n - P_s$$

$$Q_s = P_s$$

$$E_s = 0$$

On boucle sur les différentes couches (S_i) du réservoir sol (S) tant que $E_n > 0$ ou $Q_s > 0$:

$$S_i = S_i + Q_s + E_n$$

$$\text{si } (S_i > S_{xi}) : Q_s = \max(0, S_i - S_{xi})$$

$$S_i = S_{xi} \quad E_{si} = E_n$$

$$E_n = 0$$

$$\text{si } (S_i \leq S_{xi}) : E_n = -X_6 \cdot S_i$$

$$E_{si} = S_i$$

$$S_i = 0$$

$$Q_s = 0$$

$$E_s = E_s + E_{si}$$

(fin de boucle)

$$L = L + Pl + (1 - X_5) \cdot Q_s \cdot X_8$$

$$Q_l = \frac{L}{X_7} \quad L = L - Q_l$$

$$T = T + Q_l$$

$$Q_t = \frac{T}{X_7} \quad T = T - Q_t$$

$$X_2 = X_2 \cdot X_7$$

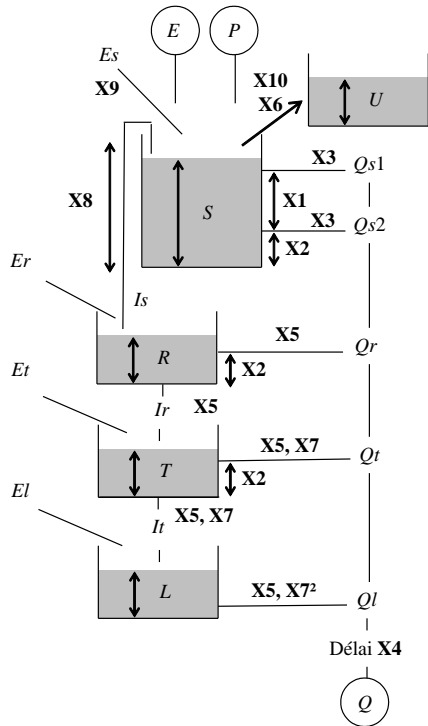
$$R = R + X_5 \cdot Q_s$$

$$Q_r = \frac{R}{X_7} \quad R = R - Q_r$$

$$Q = Q_r + Q_t$$

(avec translation dans le temps de X_4 pas de temps)

Structure TAN0 (version simplifiée de TANK)



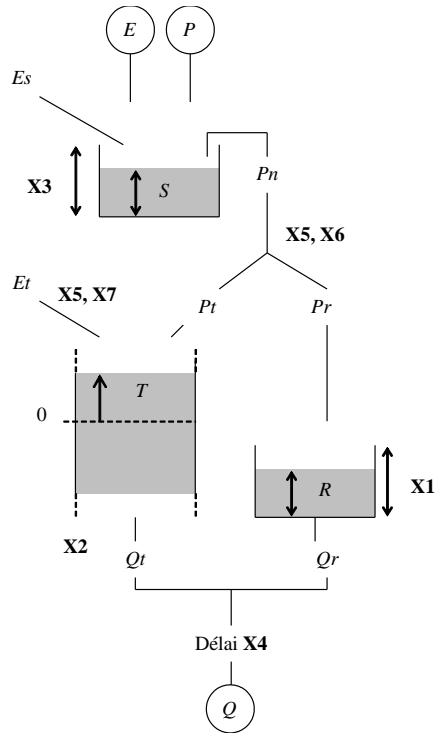
Paramètres :

- X1 : Seuil de vidange [mm]
- X2 : Seuil de vidange [mm]
- X3 : Coefficient de vidange [Δt]
- X4 : Délai [Δt]
- X5 : Coefficient de vidange [Δt]
- X6 : Paramètres d'évaporation [-]
- X7 : Coefficient de vidange [Δt]
- X8 : Capacité du réservoir sol [mm]
- X9 : Coefficient de correction de l'ETP [-]
- X10 : Paramètre d'échange vers l'extérieur [mm]

$$\begin{aligned}
 S &= S + P & E' &= E \cdot X_9 \\
 Q_{s1} &= \max\left(0, \frac{S - (X_1 + X_2)}{X_3}\right) & S &= S - Q_{s1} \\
 Q_{s2} &= \max\left(0, \frac{S - X_2}{X_3}\right) & S &= S - Q_{s2} \\
 I_s &= \max(0, S - X_8) & S &= S - I_s \\
 T_2 &= X_{10} \cdot \frac{S}{X_8} - \frac{U}{X_8 \cdot X_6} & S &= S - T_2 & U &= U + T_2 \\
 E_s &= \min(E', S) & S &= S - E_s & E'' &= E' - E_s \\
 R &= R + I_s & Q_r &= \max\left(0, \frac{R - X_2}{X_5}\right) & R &= R - Q_r \\
 I_r &= \frac{R}{X_5} & R &= R - I_r \\
 E_r &= \min(E'', R) & R &= R - E_r & E''' &= E'' - E_r \\
 T &= T + I_r & Q_t &= \max\left(0, \frac{R - X_2}{X_5 \cdot X_7}\right) & T &= T - Q_t \\
 I_t &= \frac{T}{X_5 \cdot X_7} & T &= T - I_t \\
 E_t &= \min(E''', T) & T &= T - E_t & E'''' &= E''' - E_t \\
 L &= L + I_t & Q_l &= \max\left(0, \frac{R - X_2}{X_5 \cdot X_7^2}\right) & L &= L - Q_l \\
 E_l &= \min(E''', L) & L &= L - E_l \\
 Q &= Q_{s1} + Q_{s2} + Q_r + Q_t + Q_l \\
 \end{aligned}$$

(avec translation dans le temps de X_4 pas de temps)

Structure TOPM (version simplifiée de TOPMODEL)



$$S = S + P - E$$

$$Pn = \max(0, S - X3)$$

$$S = S - Pn$$

$$Pr = \frac{Pn}{1 + e^{X6 - \frac{T}{X5}}}$$

$$T = T + Pt$$

$$Et = X7 - \frac{T}{X5}$$

$$T = T - \frac{Es}{1 + e^{Et}}$$

$$Qt = X2 \cdot e^{\frac{T}{X2}}$$

$$R = R + Pr$$

$$Qr = \frac{R^2}{R + X1}$$

$$Q = Qt + Qr$$

(avec translation dans le temps de $X4$ pas de temps)

$$Es = \max(0, -S)$$

$$Pt = Pn - Pr$$

$$T = T - Qt$$

$$R = R - Qr$$

Paramètres :

Paramètre X1 : Capacité du réservoir de routage quadratique [mm]

Paramètre X2 : Paramètre de vidange exponentielle [mm]

Paramètre X3 : Capacité du réservoir d'interception [mm]

Paramètre X4 : Délai [Δt]

Paramètre X5 : Paramètre de rendement [mm]

Paramètre X6 : Seuil pour le rendement sur les pluies [-]

Paramètre X7 : Seuil pour le rendement sur les évaporations [-]

Annexe C : Complément d'analyse sur le multi-modèle semi-distribué en simulation

Nous présentons dans cette annexe le détail des analyses complémentaires ayant porté sur les paramètres des modèles semi-distribués et également sur de potentielles relation amont-aval entre les différents modèles. Cela complète les résultats présentés dans le Chapitre 5.

Nous chercherons tout d'abord à tester la stabilité des paramètres lorsque l'on passe d'un cadre de modélisation global (G-MoM-u) à semi-distribué (SD-MoM-u). La Figure C-1 présente la différence des valeurs de paramètres normalisées obtenues à l'exutoire selon les deux approches spatiales utilisées, sur chacun des 39 modèles, et sur l'ensemble de l'échantillon poupées russes. De manière générale, les paramètres sont peu sensibles à la discrétisation spatiale utilisée (distribution des différences proche de 0). Toutefois, quelques paramètres présentent des instabilités ponctuelles (médiane proche de 0 mais quantiles supérieurs élevés) voir récurrentes (médiane supérieure à 0,1). Ce phénomène est notamment symptomatique d'une très forte sensibilité (ou a contrario une insensibilité) de la valeur du paramètre considéré sur quelques bassins versants particuliers dans le premier cas ou une majorité d'entre eux dans le second. La stabilité des paramètres semble être peu impactée par les transformations appliquées lors de la phase de calage bien qu'une sensibilité plus importante puisse être observée avec une transformation favorisant les bas débits (-0,5). Une telle sensibilité n'est pas surprenante. Cette transformation rend généralement délicate l'obtention d'un bon bilan en eau car elle est beaucoup moins sensible aux hautes eaux, là où transitent généralement l'essentiel des volumes. Notons que les paramètres présentant des instabilités (qu'elles soient ponctuelles ou récurrentes) sont identiques à ceux obtenus dans nos tests effectués à l'échelle globale sur la robustesse des paramètres des modèles, c'est-à-dire leur stabilité lors d'un calage sur des sous-périodes distinctes (Chapitre 4).

Si une approche semi-distribuée permet une certaine flexibilité des paramètres entre les sous-bassins, des valeurs totalement différentes ne sont cependant généralement pas souhaitables. La Figure C-2 présente la différence des valeurs de paramètres normalisées obtenues entre les sous-bassins amont et le sous-bassin aval, sur chacun des 39 modèles, et sur l'ensemble de l'échantillon poupées russes. Une nouvelle fois, les sous-bassins sont paramétrés généralement de manière homogène en dehors des paramètres préalablement identifiés comme instable.

La Figure C-3 présente la distribution du paramètre de célérité c de la fonction de propagation hydraulique utilisée dans le cadre de ce travail (c'est-à-dire un simple délai). La célérité médiane sur l'ensemble de l'échantillon est de 1,74 m/s. Si une telle vitesse peut être obtenues sur des cours d'eau rapides, celle-ci semble être légèrement surestimée pour notre large échantillon de bassins présentant des caractéristiques variées. Rappelons que ce paramètre représentant le transfert d'eau entre les sous-bassins est calé en même temps que les paramètres du modèle hydrologique. Ainsi des interactions peuvent avoir lieu, notamment avec la partie routage du modèle, responsable du transfert d'eau au sein des sous-bassins. Une analyse par colonne permet une comparaison de la distribution des paramètres de célérité entre les modèles. Contrairement à ce qui pouvait être attendu, le paramètre de célérité n'est pas stable d'un modèle à l'autre. Ce phénomène met en avant de potentielles interactions avec les paramètres des différents modèles hydrologiques. Notons que la valeur de ce paramètre a été bornée à 20 m/s. Une telle vitesse signifie une propagation quasi-instantanée (délais inférieurs à 1 h entre l'amont et l'aval). Cependant, cette valeur est régulièrement atteinte et montre ainsi un défaut de modélisation notamment pour des bassins où la distance amont-aval est faible, lorsque la fraction neigeuse des précipitations est importante ou quand le calage favorise les bas débits. En effet, une hypothèse forte de cette fonction de propagation est qu'au cours du temps, quelle que soit la gamme de débit ou quel que soit l'état du bassin, la vitesse d'écoulement moyenne sera la même. L'analyse par ligne met en avant de légers défauts de robustesse avec des variations dans les distributions du paramètre de célérité sur quelques modèles.

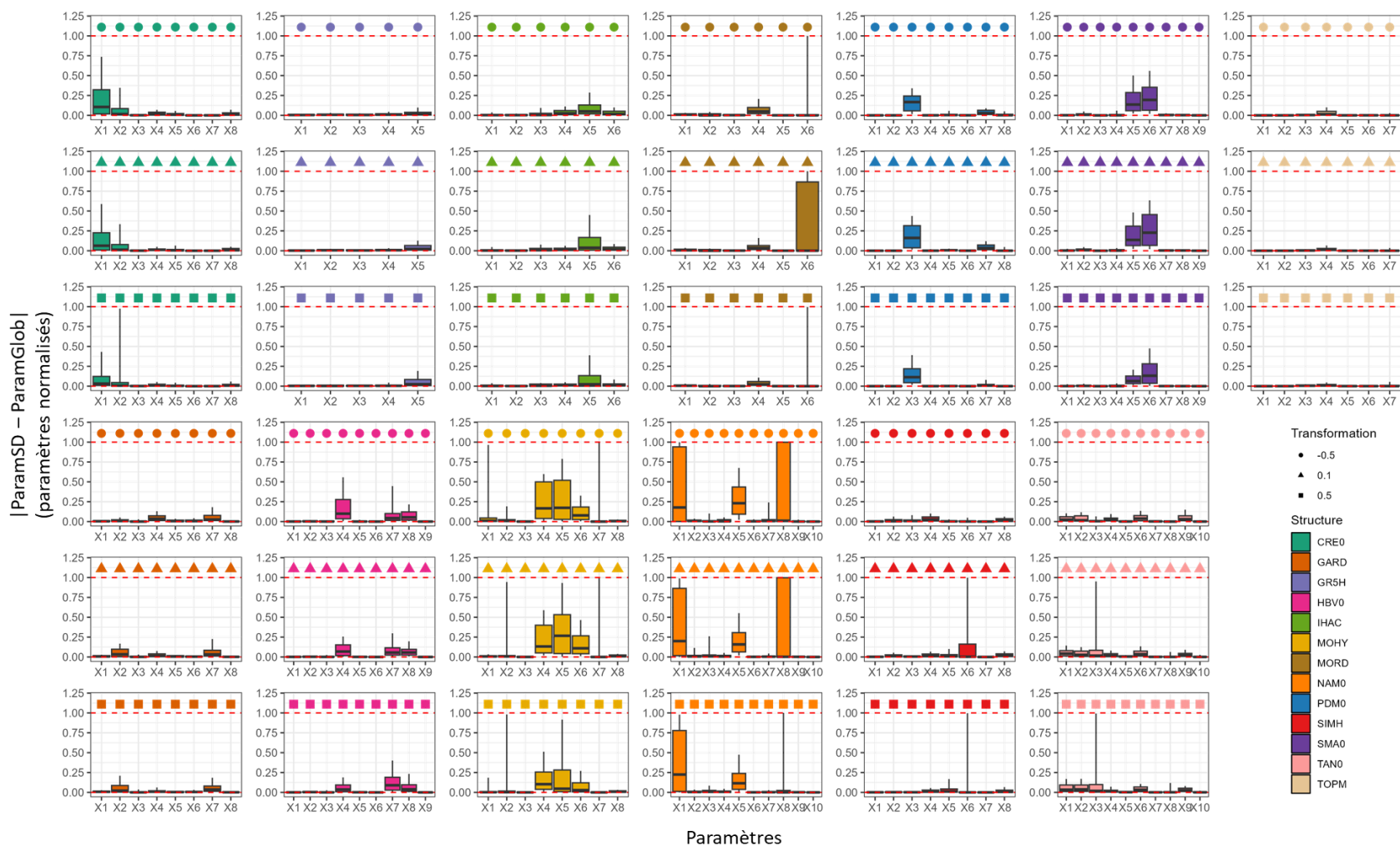


Figure C-1 : Distributions des différences absolues des valeurs de paramètres normalisées entre un cadre de modélisation global et semi-distribué, sur chacun des 39 modèles, et sur l'ensemble de l'échantillon poupées russes. Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %.

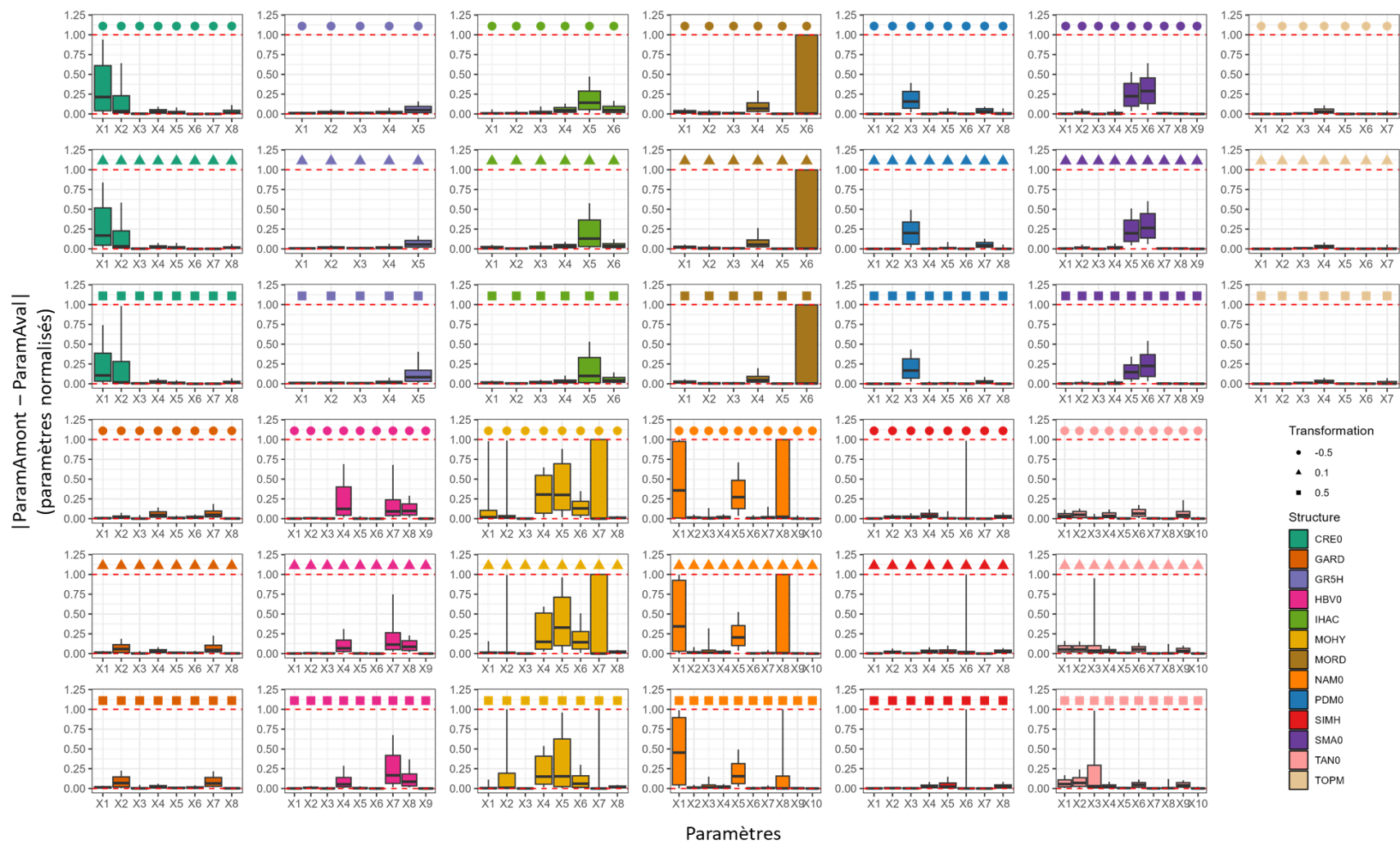


Figure C-2 : Distributions des différences absolues des valeurs de paramètres normalisées entre les sous-bassins amont et le sous-bassin aval, sur chacun des 39 modèles, et sur l'ensemble de l'échantillon poupées russes. Les distributions représentent les quantiles 10, 25, 50, 75 et 90 %

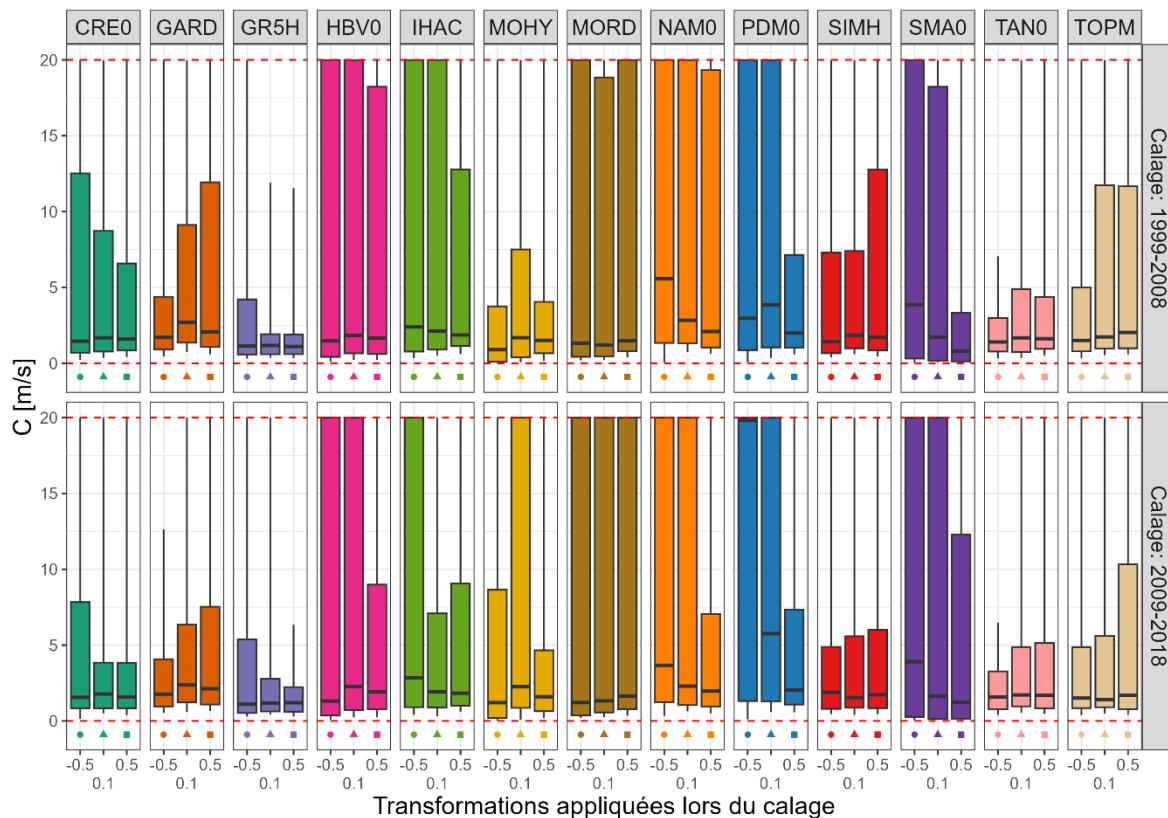


Figure C-3 : Distribution du paramètre de célérité C de la fonction de propagation hydraulique (correspondant à un simple délais) sur l'ensemble de l'échantillon de bassin pouppées russes.

Rappelons qu'un intérêt de la semi-distribution est de pouvoir attribuer un modèle différent sur chacun des sous-bassins (SD-MoM-vsbv). Si nous avons vu dans le Chapitre 5 que certains modèles sont plus adaptés aux parties amont et d'autres à l'aval, nous avons poussé cette analyse ici en regardant s'il existe des relations amont-aval privilégiées entre certains modèles (Figure C-4). Les cartes de chaleur situées au milieu et en bas sont une agrégation de l'information selon les structures ou les fonctions objectif. Les graphiques de gauche (resp. droite) permettent de connaître la probabilité de présence d'un modèle à l'aval (resp. amont) sachant le modèle amont (resp. aval). Finalement il n'y a pas de relation claires amont-aval qui se distinguent que ce soit entre les modèles, les structures ou les fonctions objectif. En revanche, nous retrouvons une nouvelle fois, que ce soit à l'amont ou à l'aval, que les modèles issus de GR5H ou d'une fonction objectif KGE calculé sur la racine dixième ont les plus grandes probabilités de présence.

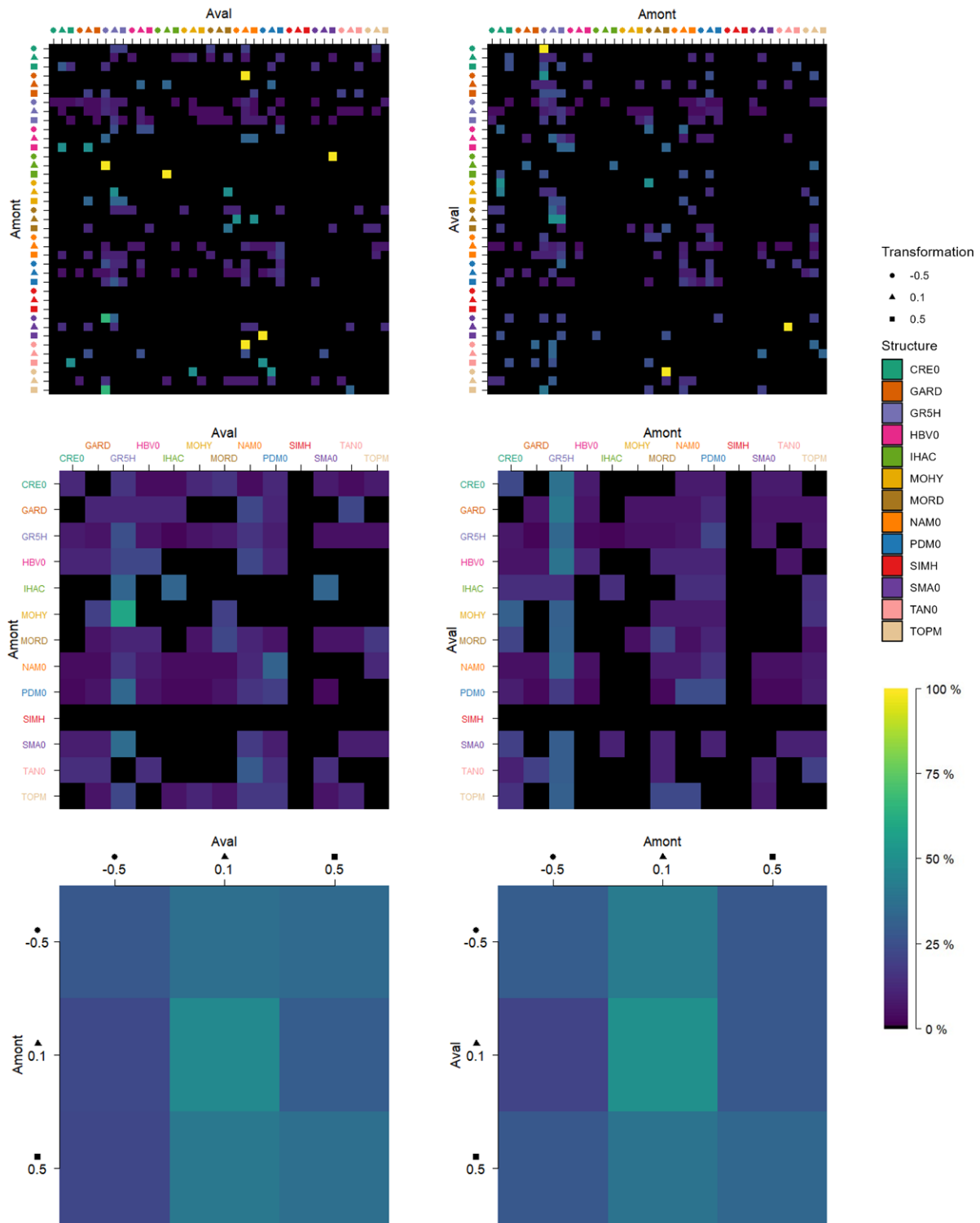


Figure C-4 : Cartes de chaleur présentant les associations de modèles (haut), de structures (milieu) ou de fonctions objectif (bas) entre l'amont et l'aval dans le cadre de modélisation semi-distribué mono-modèle variable à l'échelle des sous-bassins versants (SD-MoM-vsbv). Chaque pixel de la colonne de gauche représente les probabilités d'apparition de chaque cas sur les sous-bassins aval sachant l'amont et pour celle de droite, les probabilités d'apparition de chaque cas sur le sous-bassin amont sachant le sous-bassin aval. Un pixel noir correspond à 0 %.

Résumé

La prévision des débits dans les cours d'eau est nécessaire pour répondre à divers objectifs, allant de la sécurité des populations dans le cas des inondations, à la gestion de la ressource en eau pour de multiples usages, importante particulièrement en période d'étiage. La production hydroélectrique est également étroitement liée aux débits de nos rivières, comme c'est le cas sur le bassin versant du Rhône où la Compagnie nationale du Rhône (CNR) gère des unités de production hydroélectrique sur tout le cours principal du fleuve. Pour optimiser sa production, la CNR s'appuie en partie sur des modèles hydrologiques, qui transforment l'information météorologique en estimation des débits en rivière.

Les modèles hydrologiques existants revêtent des spécificités dans leur façon de représenter le bassin versant (c'est-à-dire leur structure mathématique) ou leurs modalités d'application, liées aux objectifs ou contextes hydroclimatiques pour lesquels ils ont été conçus. Cela conduit à l'existence d'une très large gamme de modèles hydrologiques, pouvant représenter une variété de relations pluie-débit et fonctionnant à différentes échelles spatiales, avec souvent la difficulté de choisir la structure et la discrétisation spatiale les mieux adaptées aux objectifs visés. Cela reflète également les nombreuses incertitudes affectant la chaîne de modélisation, dont la quantification revêt de forts enjeux pour la gestion opérationnelle et l'aide à la décision. Dans ce contexte, l'objectif de la thèse a été d'évaluer les apports de l'approche multi-modèle dans le cadre d'une modélisation hydrologique semi-distribuée pour la prévision des débits.

Pour ce faire, un large échantillon de 643 bassins versants français, regroupant des données hydroclimatiques au pas de temps horaire, a été constitué, et 14 structures de modèles hydrologiques ont été utilisées selon différentes stratégies de calage et pour différentes configurations spatiales. Dans un premier temps, nous avons mis en place le cadre de modélisation hydrologique pour répondre à nos objectifs. Nous avons ensuite testé l'approche multi-modèle semi-distribuée en contexte de simulation, puis dans un objectif de prévision des débits en traitant plus particulièrement le cas des affluents du Rhône.

Les résultats montrent que la stratégie d'un modèle unique pour un grand nombre de bassins présente des limites qui peuvent être en partie dépassées par différentes stratégies multi-modèles. Ainsi, l'utilisation de différents modèles hydrologiques selon les bassins versants engendre une amélioration significative de la simulation des débits sur le territoire français. Des performances encore améliorées peuvent être obtenues par une approche multi-modèle plus complexe, en combinant les sorties des modèles hydrologiques. Bien que l'intérêt de la semi-distribution soit difficile à déterminer a priori en contexte de simulation, elle montre des résultats encourageants sur les bassins influencés ou présentant des phénomènes locaux, tels que sur les cours d'eau alpins du Rhône par exemple. Enfin, la modélisation multi-modèle semi-distribuée améliore également la prévision, que ce soit dans un contexte idéalisé de pluies futures connues ou plus réaliste d'utilisation d'archives de pluies d'ensemble prévues. Bien qu'engendrant des prévisions plus fiables, le chaînage entre les prévisions météorologiques d'ensemble et le multi-modèle probabiliste (créant ainsi un super-ensemble hydrologique) nécessite une phase d'interprétation pour être exploitable d'un point de vue opérationnel.

Mots clés : hydrologie, modélisation, multi-modèle, semi-distribution, prévision, hydroélectricité