



## UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE

École doctorale Géosciences, Ressources naturelles et Environnement  
UMR 7041 METIS (UPMC) - Équipe HYDRO (Iristea)

### Du bassin au paramètre : jusqu'où peut-on régionaliser un modèle hydrologique conceptuel ?

Par **Carine Poncelet**

Dirigée par Vazken Andréassian et Ludovic Oudin

Présentée et soutenue publiquement le 8 novembre 2016

Devant un jury composé de

M. François Anctil	Université Laval, Québec, Canada	Examineur
M. Vazken Andréassian	Iristea, Antony, France	Directeur de thèse
M. Christophe Cudennec	Agrocampus Ouest, Rennes, France	Rapporteur
M <sup>me</sup> Anne-Catherine Favre	Grenoble INP, Grenoble, France	Examineur
M. Rémy Garçon	Edf, Grenoble, France	Examineur
M. Éric Gaume	Ifsttar, Nantes, France	Rapporteur
M. Ludovic Oudin	UPMC, Paris, France	Directeur de thèse
M. Pierre Ribstein	UPMC, Paris, France	Examineur



# Remerciements

La liste de personnes à remercier est plutôt longue mais il me paraît assez évident de l'ouvrir par Vazken et Ludovic, mes deux directeurs de thèse ! Merci Vazken pour toutes les discussions hydrologiques ou non (même quand tu avais plus important à faire), pour l'accompagnement quotidien et bien sûr pour l'explication détaillée du diagramme de Turc-Budyko-Oldekop-Michel (j'emmène Jeanne avec moi). Merci à Ludovic pour m'avoir supportée dans ma première rédaction d'article, pour tes conseils tout au long de la thèse et d'avoir relu le manuscrit en quatrième vitesse ! J'ai très bien vécu ces trois années de thèse, même les phases plus stressantes de rendu et c'est en grande partie à vous deux que je le dois.

Ensuite, j'ai eu beaucoup de chance de pouvoir travailler dans le monde des bisounours : l'équipe Hydro d'Irstea (juste le "i" en majuscule parce que c'est une marque maintenant) ! En vrac : Carina, Helena, Léonard, Sylvia, Cédric, Pierre, Olivier, Guillaume, Arnaud, José, Morganne, Laure, Alban, Charles, Julie, Vazken, Manon, Gaia, Cuan, Manon, Julien, Andrea et Phillippe. Merci à l'esprit de Claude Michel, de nous rendre visite de temps en temps et de nous inspirer ! Merci aux anciens pour avoir initié les traditions hydrologiques, merci aux actuels pour les faire vivre et merci aux nouveaux pour les appliquer avec autant d'assiduité et faire de cette équipe un super environnement de travail ! Un merci plus particulier à Olivier pour les astuces R/latex/lyx en tous genres et pour son sens de l'humour acéré, à Laure pour la relecture du chapitre 5 et son rire communicatif, à Julie pour être la chouchoute de Vazken ;), à Guillaume et Pierre pour avoir accepté de faire du badminton 5 jours sur 5 et bien sûr à Alban pour son amour de la régionalisation, la récupération de toutes mes données, les mises à jours du pingouin et les sport-sessions ! Une pensée particulière pour mes deux colocs de bureau Mister Ficchi et le Philou : prenez soin des plantes (ou dites à Manon de le faire). Pour le volet administratif, je dois un grand merci à Nathalie, Laurence, Sabine et Bénédicte sans qui je n'aurais pas survécu à ma première inscription à la fac (ni à la suite de la thèse d'ailleurs) !

J'ai eu la chance de travailler 5 mois à l'UFZ Halle en Allemagne, je voudrais remercier Ralf Merz pour m'avoir accueillie dans son équipe : ce travail a été très enrichissant et j'ai pu ré-apprendre à parler allemand ! Merci à Juraj Parajka et à Bruno Merz qui ont préparé les données et ont relu un nombre incalculable de fois notre article ! Merci aussi à Cornelia, Hanna, Alena et Christiane grâce à qui je me suis tout de suite sentie chez moi !

Je voudrais aussi remercier tous ceux qui ont fait en sorte que j'ai envie de faire une thèse ! Au commencement était Roger Moussa : encore merci de m'avoir fait découvrir l'hydrologie, trouver un stage de M2 chez des gens très bien (on y vient), trouver une thèse chez des gens très bien et pour les questions directement importées du Liban lors de la soutenance ! À très bientôt à Québec ou sur le port de Byblos ! Un grand merci encore aux EDFois : Matthieu, Federico, Laetitia, Audrey, Marie, Jessica, David, Rémy, Joel, Alexandre et Damien. Ce stage réussi a été une formidable rampe de lancement pour la suite !

Et parce qu'il n'y a pas que le travail dans la vie, je voudrai aussi remercier les copains ! Sergent Leguillette, le Piney et Amel pour nos rendez-vous mensuels (on s'en est pas si mal tirées finalement) ! Juju, Soozanne, Caca Fauverge et Élo pour ces parties de rugby endiablées ! Une pensée spéciale pour Élo, j'ai hâte qu'on parte au bout du monde. Et bien sûr un immense merci à Darmounette : ma biloute je sais pas par où commencer, il faudra que je t'écrive un mail ça risque de prendre un peu de temps ! Et les copains qui sont plus loin : Manue, Anaïs, David et Jess Darriet ! Je suis toujours pas douée pour donner régulièrement des nouvelles mais je vous aime très fort quand même !

Ma famille a joué aussi un rôle important, parce que tout va toujours mieux après un bon repas en famille ! Mes parents bien sûr, qui me soutiennent dans tout ce que j'entreprend et qui, par

leur soutien, font en sorte que je n'ai pas peur de me lancer dans des aventures abracadabrantes : "Papa, Maman : je vais faire une thèse!! Si si je vous jure : ça va être génial!" Mon frangin exilé à Berlin (très pratique pour les week-ends), mon papy pour nos repas du dimanche midi, mon tonton pour sa moustache et ses blagues rigolotes, ma cousine qui stresse avec moi avant la soutenance, mon cousin parce qu'il est geek et ma tantine pour la dinde de Noël!

Je voudrais finir cette longue liste par deux personnes que je n'ai pas eu le temps de remercier et à qui je n'ai pas non plus eu le temps de dire au revoir. À ma mamie d'abord, parce que tes jeux de mots, ton langage fleuri, tes conseils pour que je sois bien fagottée et ton riz au lait me manquent. Tu es beaucoup plus douée pour le camoufler mais je pense que la première femme têtue de la famille, c'est toi! Mais ne t'inquiète maman perpétue la tradition et aux dires de Vazken j'ai du potentiel! À Brigitte ensuite parce que tu m'a appris ce que c'était que d'avoir des convictions et de vivre en les appliquant. J'ai appris énormément chez Guy et toi : aussi bien sur l'agriculture et les plantes que sur l'humain. Au-delà de ces connaissances, tu as semé pas mal de graines entre mes neurones : certaines ont déjà éclos et je suis sûre qu'il m'en reste encore beaucoup à faire pousser, quand je serai plus grande.

Le reste du manuscrit sera plus jubilatoire car il parlera d'hydrologie et qu'après tout... l'eau, c'est la vie (oui Juju, rappelle-toi que même le mojito contient de l'eau)!



# Résumé

Les ressources en eau sont très variables dans l'espace et dans le temps. Leur estimation à l'échelle des bassins versants requiert des **modèles hydrologiques** dont l'utilisation est contrainte par la complexité des bassins et une difficulté de mesure (caractéristiques du bassin et forçages météorologiques). Sur la plupart des bassins une chronique de débit est disponible à l'exutoire du bassin, on parle alors de bassin versant jaugé. Ces mesures peuvent être utilisées pour analyser le fonctionnement des bassins et optimiser les paramètres des modèles hydrologiques. En revanche, pour les **bassins versants non jaugés**, le fonctionnement du bassin doit être envisagé de manière différente et l'utilisation du modèle doit se faire via une **régionalisation** de ses paramètres.

Le principe des études de régionalisation est d'utiliser les bassins versants jaugés pour développer des méthodes applicables aux bassins versants non jaugés. Ces études couvrent un grand nombre de domaines d'application : régionalisation des signatures hydrologiques (débit moyen interannuel, régime, courbe des débits classés...), des étiages, des crues, de l'hydrogramme... Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'**estimation de l'hydrogramme** sur des bassins versants non-jaugés, via la **régionalisation des paramètres** des modèles hydrologiques.

De nombreuses méthodes ont été développées pour résoudre ce problème et reposent en majorité sur la connaissance des jeux de paramètres sur des bassins jaugés, donneurs de paramètres, qu'il faut alors transférer vers des bassins versants non-jaugés, receveurs de paramètres. Ces méthodes font donc deux hypothèses fortes : (i) les paramètres ont été correctement identifiés par le calage sur les bassins versants jaugés et (ii) nous sommes capables d'identifier des bassins versants jaugés et non-jaugés similaires entre lesquels le transfert de paramètres est possible. Cependant, ces hypothèses ne sont pas toujours vérifiées et, dans ce cadre, le **calage régional** apparaît comme une option prometteuse pour la régionalisation des modèles hydrologiques. En effet, le calage régional recherche des valeurs de paramètres communes à plusieurs bassins et permet (i) de mieux contraindre ces paramètres lors du calage et (ii) de réaliser conjointement le calage et le transfert de ces paramètres à des bassins versants non-jaugés. L'enjeu de cette thèse est d'évaluer le potentiel du calage régional pour régionaliser les paramètres du **modèle hydrologique GR6J**. Sur un large échantillon de bassins, nous avons en particulier étudié si le calage régional peut être une solution compétitive au regard des méthodes existantes.

Dans un premier temps, nous nous sommes attachés à étudier le modèle en contexte jaugé. Nous avons mené une étude de la sensibilité du modèle à ses paramètres pour définir leur **rôle fonctionnel** et avons testé huit stratégies de paramétrisation. Nous nous sommes attachés à identifier le jeu de paramètres hydrologiquement optimal, c'est-à-dire un jeu de paramètres indépendant de la stratégie de calage et donc transférable à des bassins versants non jaugés. Dans un second temps, nous avons proposé une méthode innovante appelée "calage groupé", basée sur le calage régional, pour **relier les paramètres de GR6J à des caractéristiques mesurables du paysage**. Cette méthode présente l'avantage de prendre en compte les compensations au sein du jeu de paramètre et de permettre une interprétation des valeurs de paramètres au regard des **processus hydrologiques**. Enfin, nous proposons un cadre conceptuel aux méthodes de régionalisation pour mieux comprendre comment **maximiser l'utilisation de l'information régionale** et améliorer la robustesse des modèles en condition d'extrapolation. Nous montrons que la performance des méthodes de régionalisation plafonnent et que la voie d'amélioration de la performance des régionalisations ne semble pas être une meilleure identification des couples de bassins donneurs/receveur mais la définition d'une information plus facilement transférable entre bassins.



# **Abstract**

Water resources are variable in time and space. **Hydrological models** are required to assess these resources and have to cope with catchments complexity and measurement limits. Most of the catchments are gauged which means that streamflow measurements are available at the catchment outlet. In particular, streamflow measurements can be used to analyse the catchment hydrological behavior and calibrate model parameters. However for **ungauged catchments**, the hydrological behavior must be define by other ways and model parametrisation must be assessed through **regionalization** instead of calibration.

Regionalization studies rely on gauged catchments to developp methodologies applicable to ungauged catchments. They cover a large range of applications from hydrological signatures predictions (mean streamflow, regime, flow duration curves ...) to low-flow or flood predictions. The present work aims at **estimating streamflow hydrographs** in ungauged catchments by **regionalizing hydrological model parameters**.

Several methods have been developped to solve this problem and they mostly rely on the knowledge of parameter sets on gauged catchments to find the best way to transfer the parameters sets between catchments. Gauged catchments are then considered as donor catchments while ungauged catchments are receiver : the challenge of transfert-based methods being to assign the correct donnor to each receiver. However, these methods make two strong hypothesis : (i) parameters sets calibrated on gauged catchments are reliable and (ii) similar gauged and ungauged catchments can be accurately matched during the transfer. However, those hypothesis do not always seem to hold true. In this context, **regional calibration** appears as a promising way for hydrological model regionalization since regional calibration look for common parameter sets on several catchments. This way, parameters are known with less uncertainties on gauged catchment and parameters regionalization is joined with calibration. The challenge of this PhD thesis is to develop and apply a regionalization scheme, based on regional calibration, to the GR6J hydrological model. On a large dataset, we have studied if regional calibration is a competitive solution to regionalize hydrological models compared to existing methodologies (i.e. transfer-based methods).

As a prelude to the regionalization study, we paid attention to analyse the model on gauged catchments. In particular, we analysed the model sensitivity to its parameters to define the **fonctionnal role** of each parameter. Eight model parametrisation schemes were tested to identify the hydrologically optimal parameter set, i.e. a parameter set that is only catchment-dependant and do not depend on calibration strategy. Secondly we present an inovative method called “**group calibration**”, based on regional calibration, to **link model parameters and hydrological descriptors**. This method is fit for taking into account compensations between model parameters, allows the **hydrological interpretation** of the obtained relationships and is competitive to existing methods. Last, we conceptualize the regionalization methods to better undestand how to **best value regional informations** and increase model performance in extrapolation. We show that all methods set a ceilling and that space for improvement do not lie in the correct matching of donnor and reciever catchments but in the identification of more easily transferable informations.

# Introduction générale

## Contexte de la thèse

L'hydrologie est la science qui étudie le cycle de l'eau, c'est-à-dire les échanges d'eau entre l'atmosphère, la surface terrestre et le sous-sol. En particulier, l'hydrologue s'attache à mesurer, comprendre et prévoir les écoulements en rivière à l'échelle des bassins versants. Pour cela, il s'appuie sur des modèles hydrologiques qui sont une représentation simplifiée des bassins versants et permettent l'estimation du débit à l'exutoire des bassins. De nombreux modèles hydrologiques existent et leur utilisation requièrent leur paramétrisation, celle-ci étant le miroir des caractéristiques du bassin sur lequel le modèle est utilisé. Pour la plupart des modèles, la paramétrisation est réalisée lors de l'étape de calage. Cette étape consiste à optimiser les paramètres du modèle en utilisant, non pas une connaissance préalable du bassin, mais directement la variable-cible : le débit à l'exutoire. L'avantage du calage local des paramètres est qu'un jeu de paramètres optimal, c'est-à-dire reflétant au mieux les données observées, peut être obtenu pour chaque bassin jaugé. Cette approche est très performante et est largement utilisée en modélisation pluie-débit. Cependant, l'étape de calage nécessite la mesure du débit à l'exutoire qui n'est pas possible dans un certain nombre de cas : bassins inaccessibles, limites météorologiques, limites économiques ... Les bassins pour lesquels la mesure du débit n'est pas disponible sont regroupés sous le terme de bassins "non jaugés". Pour ces bassins, le calage des modèles est impossible et il est nécessaire de trouver des stratégies de paramétrisation alternatives. Celles-ci sont regroupées sous le nom de régionalisation des paramètres (ou des modèles).

Différentes méthodes de régionalisation existent et ont en commun le fait de s'appuyer dans un premier temps sur la connaissance des jeux de paramètres sur les bassins jaugés pour, dans un second temps prévoir les jeux de paramètres sur des bassins non jaugés. Les méthodes d'estimation *a priori* des paramètres reposent sur des relations de régression entre les paramètres des modèles et les caractéristiques des bassins versants. Les méthodes de transfert s'appuient sur l'identification de bassins versants jaugés similaires aux bassins non jaugés étudiés. Entre ces bassins similaires, le transfert des jeux de paramètres depuis les bassins jaugés vers les bassins non jaugés est possible. Enfin, les méthodes de régionalisation indirectes s'appuient sur la régionalisation de courbes caractéristiques, ou signatures hydrologiques, des bassins (courbe des débits classés, régime ...) pour caler les paramètres des modèles en utilisant ces signatures.

Plusieurs études se sont attachées à régionaliser les modèles hydrologiques GR (Michel, 1991), utilisés dans l'équipe de recherche HYDRO (Irstea). Comme préalable au contexte non jaugé, plusieurs travaux ont considéré une situation intermédiaire où quelques mesures de débit sont disponibles et ont quantifié l'impact de la rareté des données de débits sur la performance des modèles (Rojas-Serna, 2005) et (Lebecherel, 2015). Parallèlement, Oudin *et al.* (2008b) ont testé les approches de régionalisation par transfert et estimation *a priori* des paramètres. Enfin Boldetti (2012) a testé les méthodes de régionalisation indirectes. La conclusion commune de ces travaux est que l'on est encore loin de pouvoir se passer du calage des modèles ! Cette thèse est donc une nouvelle tentative de régionalisation des modèles GR : l'innovation par rapport aux travaux existants est de combiner explicitement les méthodes de régionalisation existantes pour (tenter d') améliorer leur performance.

## Problématique et objectifs

Les méthodes de régionalisation se font en deux temps : (i) identification des paramètres sur les bassins jaugés et (ii) application des jeux obtenus aux bassins non jaugés. Les études précédentes montrent en particulier que l'étape (ii) pose problème. Une solution consiste donc à réaliser ces deux étapes conjointement, c'est-à-dire à réaliser un "calage régional". Le calage régional consiste à optimiser le jeu de paramètres non pas sur un bassin versant mais sur un ensemble de bassins versants. Autrement dit, il présente la particularité de remplacer le calage bassin par bassin par le calage de relations prédéterminées reliant caractéristiques des bassins aux paramètres des modèles.

Plusieurs auteurs se sont intéressés à cette approche, comme par exemple Fernandez *et al.* (2000) ; Parajka *et al.* (2007) et Castiglioni *et al.* (2010). Ils montrent que la recherche de jeux de paramètres communs à plusieurs bassins est une alternative compétitive au calage en contexte jaugé et soulignent le potentiel de cette approche pour la paramétrisation des modèles sur des bassins non jaugés. La problématique de cette thèse est donc : le calage régional peut-il nous permettre d'améliorer la performance des relations de régionalisation entre paramètres des modèles et caractéristiques des bassins ?

Le premier objectif de cette thèse est d'étudier différentes stratégies de calage du modèle pour aboutir à une paramétrisation du modèle limitant les incertitudes sur les paramètres et autorisant leur régionalisation. Le deuxième objectif est de proposer une méthode de régionalisation innovante dite de "calage groupé", basée sur le calage régional, et combinant les avantages des méthodes de régionalisation existantes : c'est-à-dire d'obtenir une régionalisation performante du modèle et autorisant l'interprétation des paramètres au regard des processus hydrologiques.

Le dernier objectif est de généraliser les méthodes de régionalisation actuelles et de proposer des pistes d'amélioration.

## Organisation du mémoire

Ce mémoire est composé de dix chapitres, répartis en quatre parties :

1. La première partie s'attache à présenter le cadre de travail de cette thèse. Dans le chapitre 1, nous positionnerons le travail effectué au sein des études de modélisation hydrologique et plus particulièrement des études menées en contexte non jaugé. Dans le chapitre 2, nous présenterons les bases de données utilisées : les bassins versants étudiés ainsi que les données nécessaires à leur description et à leur modélisation.
2. La deuxième partie présente les conditions initiales de l'étude, c'est-à-dire le comportement du modèle hydrologique en contexte jaugé et non jaugé. En particulier, le chapitre 3 présente le modèle et s'attache à définir la stratégie de calage, préalable à la régionalisation des paramètres. Le chapitre 4 présente les méthodes de régionalisation de référence, qui serviront de support à l'étude de la performance du modèle en contexte non jaugé.
3. La troisième partie est dédiée à la régionalisation des paramètres du modèle sur la base du calage groupé. Le chapitre 5 présente la méthode développée au cours de cette thèse pour prédéterminer les paramètres à partir des caractéristiques des bassins. Le chapitre 6 présente les résultats obtenus et compare la méthode aux méthodes de référence. Le chapitre 7 est une étude de sensibilité de la méthode proposée à ses hypothèses de développement et souligne le potentiel de la méthode comme outil d'amélioration de la structure des modèles.
4. La quatrième partie propose une conceptualisation des méthodes de régionalisation utilisées au cours de cette étude : méthodes de transfert et calage régional. Le chapitre 8 présente le concept proposé et rappelle explicitement les hypothèses faites par chaque méthode. Le chapitre 9 réalise une étude de sensibilité et une intercomparaison des méthodes. Le chapitre 10 présente les perspectives ouvertes par cette thèse et les travaux antérieurs : c'est un avis sur les voies d'amélioration de la performance de la régionalisation des modèles.

Bonne lecture !



# Table des matières

<b>Remerciements</b>	<b>i</b>
<b>Résumé</b>	<b>v</b>
<b>Abstract</b>	<b>vii</b>
<b>Introduction générale</b>	<b>ix</b>
<b>Table des matières</b>	<b>xiii</b>
<b>I. Contexte</b>	<b>1</b>
<b>1. Problématique et positionnement du travail</b>	<b>3</b>
1.1. Modélisation pluie-débit . . . . .	3
1.1.1. Objet d'étude : le bassin versant . . . . .	3
1.1.2. L'exercice de modélisation . . . . .	4
1.1.3. Approches possibles de modélisation pluie-débit . . . . .	4
1.1.4. Paramétrisation des modèles : l'étape de calage . . . . .	6
1.2. Particularités de la modélisation des bassins non jaugés . . . . .	7
1.2.1. Problématique . . . . .	7
1.2.2. Travail sur de grands échantillons de bassins . . . . .	8
1.2.3. Besoin de données annexes . . . . .	8
1.3. Principales approches de régionalisation . . . . .	9
1.3.1. Apport des bassins versants faiblement jaugés . . . . .	9
1.3.2. Régionalisation des signatures hydrologiques . . . . .	9
1.4. Régionalisation des séries temporelles de débit . . . . .	11
1.4.1. Quels modèles pour le non jaugé ? . . . . .	11
1.4.2. Approches possibles . . . . .	12
1.4.3. Performance comparée des différentes approches . . . . .	14
1.4.4. Le calage régional . . . . .	15
1.5. Synthèse et objectifs de la thèse . . . . .	17
<b>2. Matériel</b>	<b>19</b>
2.1. Base de données hydroclimatique . . . . .	19
2.1.1. Critères de sélection des bassins versants . . . . .	19
2.1.2. Base de données hydroclimatique . . . . .	21
2.2. Base de données des descripteurs . . . . .	22
2.2.1. Approche adoptée . . . . .	22
2.2.2. Descripteurs morphologiques . . . . .	23
2.2.3. Descripteurs pédologiques et géologiques . . . . .	24
2.2.4. Descripteurs de la couverture du sol . . . . .	27
2.2.5. Descripteurs climatiques . . . . .	27

2.3.	Résumé . . . . .	31
2.4.	Aggrégation des descripteurs à l'échelle des bassins . . . . .	33
2.4.1.	Mesure de la quantité . . . . .	33
2.4.2.	Mesure de la variabilité . . . . .	34
2.4.3.	Mesure de la localisation . . . . .	34
2.4.4.	Tri des descripteurs . . . . .	35
2.5.	Corrélations entre les descripteurs . . . . .	35
2.6.	Principales caractéristiques des bassins versants étudiés . . . . .	36

## **II. D'où partons-nous ? 39**

<b>3.</b>	<b>Paramétrisation du modèle en contexte jaugé</b>	<b>41</b>
3.1.	Objectifs . . . . .	41
3.2.	Le modèle hydrologique GR6J . . . . .	41
3.2.1.	Description . . . . .	41
3.2.2.	Algorithme de calage . . . . .	43
3.2.3.	Rôle fonctionnel des paramètres . . . . .	43
3.2.4.	Analyse multi-dimensionnelle . . . . .	54
3.3.	Comment évaluer la performance d'un modèle ? . . . . .	57
3.3.1.	Présentation des critères numériques . . . . .	57
3.3.2.	Stratégie d'évaluation de la performance . . . . .	58
3.4.	Quelle stratégie de paramétrisation ? . . . . .	60
3.4.1.	Modalités envisagées . . . . .	60
3.4.2.	Impact sur les paramètres du modèle . . . . .	61
3.4.3.	Impact sur les performances du modèle . . . . .	68
3.5.	Conclusions . . . . .	69
<b>4.</b>	<b>Méthodes de référence en contexte non-jaugé</b>	<b>71</b>
4.1.	Objectifs . . . . .	71
4.2.	Présentation des méthodes de référence . . . . .	71
4.2.1.	Définition des extrêmes de performance . . . . .	71
4.2.2.	Définition des références en régionalisation . . . . .	72
4.3.	Impact de la paramétrisation du modèle . . . . .	75
4.3.1.	Méthode . . . . .	75
4.3.2.	Résultats . . . . .	76
4.3.3.	Conclusion . . . . .	77
4.4.	Sensibilité à l'échantillon de bassins donateurs . . . . .	77
4.4.1.	Méthode . . . . .	77
4.4.2.	Résultats pour la fonction objectif . . . . .	78
4.4.3.	Certaines gammes de débits sont-elles plus impactées ? . . . . .	80
4.5.	Performances comparées des méthodes de référence . . . . .	82
4.6.	Conclusion . . . . .	83



<b>III. Le calage régional peut-il nous aider à innover dans la recherche de relations de régionalisation ?</b>	<b>85</b>
<b>5. Développement de la méthode TRUCAGE</b>	<b>87</b>
5.1. Objectifs . . . . .	87
5.2. Prérequis : le calage groupé . . . . .	88
5.2.1. Motivation . . . . .	88
5.2.2. Principe du calage groupé . . . . .	89
5.3. Principe de la méthode TRUCAGE . . . . .	90
5.4. Détermination de l'information physique . . . . .	92
5.4.1. Calage des relations de régionalisation par calage groupé . . . . .	92
5.4.2. Régionalisation partielle des paramètres . . . . .	94
5.4.3. Régionalisation complète des paramètres . . . . .	95
5.5. Transfert de l'information résiduelle . . . . .	97
5.6. Synthèse . . . . .	97
<b>6. Évaluation de la méthode développée</b>	<b>99</b>
6.1. Objectifs . . . . .	99
6.2. Pertinence physique des relations de régionalisation . . . . .	99
6.2.1. Paramètre X1 . . . . .	99
6.2.2. Paramètre X2 . . . . .	101
6.2.3. Paramètre X3 . . . . .	102
6.2.4. Paramètre X4 . . . . .	103
6.2.5. Paramètre X6 . . . . .	103
6.3. Performance de la méthode . . . . .	104
6.3.1. Performance des régionalisations individuelles . . . . .	104
6.3.2. Performance de la régionalisation du jeu de paramètres . . . . .	106
6.3.3. Comparaison par rapport aux méthodes existantes . . . . .	109
6.4. Quels bassins savons-nous modéliser en contexte non jaugé ? . . . . .	111
6.4.1. Dépendance aux résultats du calage . . . . .	111
6.4.2. Dépendance aux descripteurs des bassins versants . . . . .	112
6.5. Peut-on valoriser ces résultats en contexte jaugé ? . . . . .	114
6.5.1. Initialisation du calage des paramètres . . . . .	114
6.5.2. Robustesse temporelle des jeux de paramètres . . . . .	116
6.6. Conclusion . . . . .	118
<b>7. Étude de sensibilité de la méthode de régionalisation</b>	<b>121</b>
7.1. Objectifs . . . . .	121
7.2. Sensibilité aux hypothèses amont . . . . .	122
7.2.1. Échantillon de bassins versants donateurs . . . . .	122
7.2.2. Fonction objectif . . . . .	125
7.3. Sensibilité au classement des bassins . . . . .	129
7.3.1. Relations de régionalisation . . . . .	129
7.3.2. Performance de la méthode . . . . .	131
7.4. Sensibilité de la régionalisation en paramètres . . . . .	133
7.4.1. Efficacité du calage groupé pour définir les relations de régionalisation . . . . .	133
7.4.2. Impact de la contrainte de monotonie . . . . .	135
7.4.3. Impact de l'interpolation linéaire . . . . .	139

7.5.	Sensibilité au choix des descripteurs . . . . .	141
7.5.1.	Résultats pour la fonction objectif . . . . .	142
7.5.2.	Résultats pour un ensemble de critères . . . . .	143
7.6.	Conclusion & discussion . . . . .	144
<b>IV.</b>	<b>Comment valoriser l'information présente sur les bassins versants voisins ? Une généralisation des approches de calage régional</b>	<b>147</b>
<b>8.</b>	<b>Une tentative de conceptualisation générique des approches de régionalisation</b>	<b>149</b>
8.1.	Objectifs . . . . .	149
8.2.	Proposition d'un cadre conceptuel . . . . .	150
8.3.	Introduction de nouvelles approches . . . . .	152
8.3.1.	Une nouvelle approche de transmission : le calage régional . . . . .	152
8.3.2.	Une nouvelle information à transmettre : le post-traitement . . . . .	153
8.4.	Positionnement de l'ensemble des approches au sein du cadre conceptuel . . . . .	154
8.5.	Un retour sur les hypothèses posées . . . . .	155
8.5.1.	Identification des porteurs d'informations . . . . .	155
8.5.2.	Mode de transmission de l'information . . . . .	156
8.6.	Synthèse . . . . .	157
<b>9.</b>	<b>Sensibilité des méthodes de régionalisation et intercomparaison</b>	<b>159</b>
9.1.	Objectifs . . . . .	159
9.2.	Méthodes basées sur le transfert . . . . .	160
9.2.1.	Jeu de paramètres . . . . .	160
9.2.2.	Jeu de résidus . . . . .	161
9.2.3.	Post-traitement . . . . .	162
9.3.	Méthodes basées sur le calage régional . . . . .	163
9.3.1.	Jeu de paramètres . . . . .	163
9.3.2.	Jeu de résidus . . . . .	165
9.3.3.	Post-traitement . . . . .	166
9.4.	Quelles sont les méthodes les plus performantes ? . . . . .	167
<b>10.</b>	<b>Que faire dans une prochaine thèse ?</b>	<b>169</b>
10.1.	Objectifs . . . . .	169
10.2.	Quel est le potentiel des méthodes de transfert ? . . . . .	169
10.3.	D'où vient le problème ? . . . . .	171
10.3.1.	Une mauvaise identification des bassins versants donateurs . . . . .	171
10.3.2.	Des mesures de distance bijectives . . . . .	174
10.4.	Tous les bassins sont-ils de bons donateurs ? . . . . .	176
10.4.1.	Qui sont les donateurs ? . . . . .	176
10.4.2.	Les bons donateurs ont-ils des caractéristiques facilement identifiables ? . . . . .	177
10.5.	Quelles sont les pistes d'amélioration ? . . . . .	178
10.5.1.	Améliorer les distances existantes . . . . .	179
10.5.2.	Vers une approche par librairies de jeux de paramètres . . . . .	181
	<b>Conclusion générale</b>	<b>185</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>189</b>

<b>V. Annexes</b>	<b>205</b>
<b>Conversion des descripteurs en paramètres du modèle</b>	<b>208</b>
11.1. Paramètre X1 . . . . .	210
11.2. Paramètre X2 . . . . .	218
11.3. Paramètre X3 . . . . .	226
11.4. Paramètre X4 . . . . .	234
11.5. Paramètre X6 . . . . .	246
<b>The Quantile Solidarity approach for the parsimonious regionalization of flow duration curves</b>	<b>255</b>
12.1. Introduction . . . . .	256
12.1.1. Flow duration curves . . . . .	256
12.1.2. Scope of the paper . . . . .	257
12.2. The Quantile Solidarity approach . . . . .	258
12.2.1. Flow duration curve estimations through a regression-based model . . . . .	258
12.2.2. Reduction of the number of parameters by imposing quantile solidarity . . . . .	258
12.2.3. Residuals regionalization . . . . .	259
12.3. Data set & evaluation procedure . . . . .	260
12.3.1. Catchment set . . . . .	260
12.3.2. Selection of the catchment features . . . . .	262
12.3.3. Baseline FDC estimation at ungauged sites . . . . .	264
12.3.4. Evaluation framework . . . . .	265
12.4. Results & Discussion . . . . .	266
12.4.1. Physical relevance of the selected features . . . . .	266
12.4.2. Performance of the QS approach . . . . .	268
12.4.3. Monotony of the estimated FDC . . . . .	273
12.5. Conclusion . . . . .	274
<b>Process-based interpretation of conceptual hydrological model performances using a multi-national catchment set.</b>	<b>293</b>
13.1. Introduction . . . . .	294
13.2. Data . . . . .	296
13.2.1. Catchment features . . . . .	296
13.2.2. A multinational catchment set . . . . .	300
13.3. Method . . . . .	301
13.3.1. Hydrological model . . . . .	301
13.3.2. Performance assessment . . . . .	303
13.3.3. How should the impacts of catchment features impacts on model performance be assessed? . . . . .	304
13.4. Results and discussion . . . . .	305
13.4.1. Model performance . . . . .	305
13.4.2. One-dimensional analysis . . . . .	307
13.4.3. Multidimensional analysis . . . . .	314
13.4.4. What benefit can we expect from a multinational experiment? . . . . .	317
13.5. Conclusions and perspectives . . . . .	321
<b>Flux du modèle CemaNeigeGRE6J</b>	<b>342</b>
14.1. Flux d'évaporation . . . . .	343
14.2. Flux souterrains . . . . .	344

14.3. Rendement des bassins . . . . . 345

*I*

**Contexte**



# 1

## Problématique et positionnement du travail

### 1.1. Modélisation pluie-débit

#### 1.1.1. Objet d'étude : le bassin versant

L'hydrologie est la science qui s'intéresse aux échanges d'eau entre l'atmosphère, la surface terrestre et son sous-sol. Ces échanges sont reliés à l'échelle du globe par le cycle de l'eau. Celui-ci se décline à différentes échelles spatiales et en particulier à celle de l'objet d'étude des hydrologues : le bassin versant. Le bassin versant correspond au territoire qui draine toutes les eaux vers un même exutoire (point d'un cours d'eau, mer, ...). Il est donc défini par son exutoire et ses frontières sont les lignes de partage des eaux. Dans cette étude, nous considérerons que les échanges inter-bassins sont faibles au regard des apports des précipitations : nous approximerons donc les lignes de partage des eaux par les lignes de crêtes topographiques. Dans ces conditions, le cycle de l'eau peut s'écrire à l'échelle du bassin versant sous la forme du bilan hydrologique interannuel :

$$Q = P - ETR \quad (1.1)$$

Avec  $Q$  [mm/an] le débit spécifique observé à l'exutoire du bassin (i.e. la quantité d'eau qui rejoint les cours d'eau),  $P$  [mm/an] les précipitations (i.e. la quantité d'eau disponible pour

l'ensemble des processus utilisateurs d'eau) et  $ETR$  [mm/an] l'évapotranspiration réelle, qui recouvre l'ensemble des processus par lesquels l'eau sous forme liquide est transférée vers l'atmosphère sous forme de vapeur (Dingman, 1992).

La réponse hydrologique d'un bassin (et donc son bilan) dépend des conditions climatiques auxquelles il est soumis mais aussi de caractéristiques physiques qui lui sont propres : géologie, morphologie, couverture végétale... À cette variabilité entre les bassins s'ajoute une forte variabilité à l'intérieur de chaque bassin. En effet, la plupart des processus utilisateurs d'eau sont variables dans l'espace et le temps : conditions climatiques, voies d'infiltration/écoulement d'eau dans les sols, couvert végétal... Chaque bassin versant est donc un système complexe, hétérogène et unique (Beven, 2000).

### 1.1.2. L'exercice de modélisation

Loague (2010) note que la modélisation hydrologique telle que nous la connaissons aujourd'hui est apparue avec les travaux de Linsley & Crawford (1960). La motivation pour l'étude de Linsley & Crawford (1960) était de choisir d'agrandir ou non une retenue en eau servant à l'alimentation en eau potable. Les auteurs mentionnent que la manière la plus efficace d'étudier quantitativement les régimes hydrologiques est d'établir des relations continues dans l'espace et dans le temps entre les éléments du cycle de l'eau. La modélisation hydrologique est une manière d'établir ces relations continues. Cette idée est reprise par Beven (2012) qui souligne que nous ne sommes pas capable de mesurer l'ensemble des variables d'intérêt en hydrologie. La modélisation est alors un moyen d'extrapolation des mesures et d'estimation des variables que nous ne savons pas mesurer.

La première difficulté à laquelle se heurte l'hydrologue est donc une difficulté de mesure. Dans ce contexte, l'échelle du bassin versant prend son sens car elle permet d'écrire l'équation simplifiée du bilan hydrologique (équation 1.1) et de disposer d'une mesure de débit intégrant des processus que nous ne pouvons observer/mesurer en tout point. La seconde source de difficulté est la complexité des bassins versants. Cette complexité est présente à toutes les échelles de description du bassin versant : de la porosité du sol aux grands ensembles du paysage et dans l'hétérogénéité spatio-temporelle des précipitations, de la fonte des neiges et de l'évapotranspiration. La difficulté d'observation et la complexité de l'objet d'étude expliquent pourquoi un grand nombre d'approches existe en modélisation hydrologique.

### 1.1.3. Approches possibles de modélisation pluie-débit

#### 1.1.3.1. Approches descendantes vs approches ascendantes

Deux approches se distinguent en ce qui concerne la représentation des processus hydrologiques : les approches ascendantes et descendantes. Les approches ascendantes s'attachent à une analyse de la réponse hydrologique basée sur des équations de bilan et qui se veut physiquement complète (Roche, 1971). Ces approches tirent profit du fait que les processus hydrologiques sont mieux connus à l'échelle locale (Blöschl *et al.*, 2013), l'enjeu étant alors d'assurer la continuité de la représentation depuis l'échelle ponctuelle vers l'échelle du bassin versant. Parmi les modèles issus de ces approches, on peut citer mHM (Samaniego *et al.*, 2010; Kumar *et al.*, 2013),



ORCHIDEE (Krinner *et al.*, 2005) ... À l'inverse, les approches descendantes conceptualisent les processus hydrologiques directement à l'échelle du bassin versant en se basant sur les observations de débit et des principes simples concernant le rendement des forçages climatiques (précipitation et évaporation). Ces approches survolent donc davantage l'aspect purement physique et se concentrent sur la représentation directe de la variable d'intérêt, le débit. Parmi les modèles descendants (conceptuels), on peut citer HBV (Bergström, 1995), Topmodel (Beven & Kirkby, 1979), VIC (Liang *et al.*, 1994), MORDOR (Garçon, 1996), GR4J (Perrin *et al.*, 2003) ... Les approches ascendantes et descendantes sont complémentaires et ont chacune leurs avantages et inconvénients.

La force des approches ascendantes est qu'elles sont basées sur des relations de causalité, ce qui facilite les études dans des conditions non-stationnaires (Blöschl *et al.*, 2013). Un second avantage est que les modèles issus de ces approches sont toujours spatialisés, ils ont donc le potentiel pour représenter la variabilité à l'intérieur du bassin. Le dernier avantage est que ces modèles sont basés sur des équations validées en laboratoire dans un grand nombre de conditions expérimentales : ils ont donc vocation à être généralisables. Une première limite de ces approches est que du fait de la spatialisation des processus, il faut caractériser le système pour chaque élément de discrétisation. Ces éléments étant souvent de dimensions assez grandes (problématique de calcul), le problème de paramétrer la variabilité à l'intérieur de chaque élément de calcul se pose, c'est-à-dire de réaliser le changement d'échelle de l'échantillon de laboratoire vers l'élément de calcul. La dernière limite est que les processus de genèse du ruissellement ou de l'évapotranspiration sont aussi contrôlés par des processus biologiques ou chimiques qui, eux, ne sont pas gouvernés par des équations physiques (Blöschl *et al.*, 2013).

Ces limites ont pour conséquence que les simulations des modèles ascendants sont souvent biaisées. Des approches alternatives se sont donc développées, avec des modèles dits "à base physique" qui sont construits selon les principes de l'approche ascendante et dont certains paramètres sont optimisés et des modèles "conceptuels" issus d'approches descendantes.

### 1.1.3.2. "One size fits all" vs "taylor-made models"

Lorsqu'une même structure est utilisée pour modéliser plusieurs bassins versants, on fait l'hypothèse que celle-ci est apte à rendre compte des processus hydrologiques de ces bassins et que la variabilité des comportements hydrologiques est gérée par les paramètres du modèle. Il existe cependant une approche dite "flexible" qui consiste à adapter la structure du modèle aux processus hydrologiques majoritaires de chaque bassin versant (Fenicia *et al.*, 2011).

Différentes études appliquent cette approche flexible comme par exemple Crabit *et al.* (2010); Vannier (2013); Jankowsky *et al.* (2014); Adamovic *et al.* (2015). La comparaison entre les approches flexibles et les approches par modèle unique réalisée par van Esse *et al.* (2013) montre que : (i) l'approche flexible obtient de meilleures performances lorsque tout l'échantillon est étudié et (ii) les deux approches obtiennent des performances comparables sur les bassins dont les paramètres du modèle sont stables dans le temps. Le potentiel de l'approche flexible semble avéré, y compris pour les études de régionalisation. Cependant, ces résultats montrent que la différence de performance entre les deux approches n'est pas claire et que mieux identifier les paramètres du modèle pendant le calage est une solution compétitive pour garantir la performance d'une structure unique sur de nombreux bassins. De plus, l'approche flexible rajoute un degré de liberté dans la mesure où il faut choisir (caler) à la fois la structure et les paramètres. Autrement dit, on rajoute une dimension au problème de la régionalisation. Pour ces raisons, nous utiliserons une unique structure de modèle dans cette thèse.

### 1.1.3.3. Modélisation globale vs modélisation distribuée

Les modèles globaux et distribués sont définis de la manière suivante (Lobligeois, 2014) :

- Les modèles globaux ont des structures qui ne tiennent pas compte explicitement de la variabilité spatiale des forçages météorologiques et des caractéristiques du bassin versant.
- Les modèles distribués représentent les variabilités spatiales de manière explicite. Lorsque l'élément de calcul est un sous-bassin (le bassin versant est divisé selon la topologie en un ensemble de sous-bassins versants) on parle généralement de modèle semi-distribué.

De nombreuses études comparent modèles globaux et modèles distribués en termes de performances. Les résultats sont contrastés : si certains auteurs montrent que les modèles semi-distribués sont plus performants que les modèles globaux (Ajami, K. *et al.*, 2004; Saulnier & Le Lay, 2009; Trambly *et al.*, 2011; Yakir & Morin, 2011), d'autres montrent... que les modèles globaux sont aussi voire plus performants que les modèles distribués (Reed *et al.*, 2004; Khakbaz *et al.*, 2012; Vansteenkiste *et al.*, 2014; Lobligeois *et al.*, 2014) ! Ces résultats sont contre-intuitifs car on pourrait s'attendre à de meilleurs résultats avec une approche distribuée, représentant plus explicitement la variabilité des forçages et des caractéristiques des bassins. Plusieurs auteurs proposent des explications à cette contre-performance apparente des modèles distribués.

D'après Smith *et al.* (2004) une première barrière est l'identification des paramètres lors du calage du modèle. En effet dans le cas d'un modèle distribué, le nombre de degrés de liberté est plus important car un jeu de paramètres est obtenu pour chaque élément de calcul. On augmente donc le nombre de combinaisons de paramètres possibles par bassin et leur identification s'en trouve plus difficile (Ruelland *et al.*, 2008). Une autre limite est que le découpage même du bassin versant peut amplifier des erreurs, en particulier sur l'estimation des forçages (Smith *et al.*, 2004). De plus, les bassins versants semblent naturellement avoir un comportement de filtre vis-à-vis de la variabilité des précipitations (Oudin *et al.*, 2004). Sivapalan (2003) montre d'ailleurs que des processus complexes à l'échelle des versants se simplifient à l'échelle des bassins et pointe du doigt la difficulté de modélisation des processus sensibles aux changements d'échelle. Pour aller plus loin, Smith *et al.* (2004) montrent que l'étude de la sensibilité de la réponse des bassins à la variabilité des précipitations repose le plus souvent sur des simulations (modèles hydrologiques) et non des observations : il est donc possible que les modèles soient trop sensibles à cette variabilité, comportement que l'on n'observe pas sur les bassins. Lobligeois *et al.* (2014) concluent aussi que seuls les bassins où une forte variabilité spatiale observée des précipitations est présente bénéficient des approches de modélisation semi-distribuée.

### 1.1.4. Paramétrisation des modèles : l'étape de calage

Le calage des modèles hydrologiques est un préalable commun à une majorité d'approches de modélisation pluie-débit. C'est une étape d'optimisation du modèle où ses paramètres sont ajustés de sorte que la réponse du modèle approxime la réponse du bassin. Cet ajustement est réalisé à l'aide d'une fonction de coût, ou fonction objectif. Classiquement, la fonction objectif mesure l'écart entre le débit simulé par le modèle et le débit mesuré à l'exutoire du bassin. L'utilisation d'une telle fonction permet l'identification d'un jeu de paramètres optimal, c'est-à-dire qui fait coïncider au mieux les simulations aux données observées (Li *et al.*, 2015).

Le jeu de paramètres optimal obtenu sur un bassin est donc dépendant : (i) de la période sur laquelle le modèle a été calé et (ii) de la fonction objectif utilisée. Un tel jeu de paramètre est

optimal numériquement. Or ce que l'on recherche est plutôt un jeu optimal hydrologiquement, c'est-à-dire un jeu de paramètres qui représente le fonctionnement hydrologique du bassin versant. L'optimum hydrologique est alors un jeu de paramètre identifié par plusieurs fonctions objectifs sur des périodes de calage différentes (Andréassian *et al.*, 2012), son identification est un préalable à l'utilisation du modèle en extrapolation (changement climatique, bassins non jaugés, ...). Les principales sources d'incertitudes sur les valeurs de paramètres sont liées à :

1. la structure du modèle : Les modèles hydrologiques sont une représentation simplifiée dans l'espace et dans le temps des bassins versants. La représentation des différents processus hydrologiques est dans tous les cas non-exhaustive et plus ou moins proche de la réalité (qui n'est elle-même pas connue avec certitude). Par conséquent, les valeurs de paramètres peuvent compenser des failles dans la représentation du bassin par le modèle et donc s'éloigner de l'optimum hydrologique ;
2. la qualité des observations : Les modèles sont forcés à l'aide de l'estimation des conditions météorologiques (précipitations, température, ...) auxquelles est soumis le bassin. L'estimation de ces grandeurs étant complexe et incertaine, la valeur des paramètres peut compenser des erreurs sur les forçages et donc s'éloigner de l'optimum hydrologique ;
3. la quantité d'observations : Lorsque la longueur de la période de calage est faible, il est moins probable que celle-ci soit représentative des conditions présentes sur le bassin versant. Il est donc possible que l'image que l'on a du bassin soit très dépendante de la période considérée et donc fautive pour des périodes différentes.

Pour converger vers le jeu de paramètre hydrologiquement optimal, plusieurs voies de recherche sont ouvertes : (i) améliorer la structure des modèles (Clark *et al.*, 2011), (ii) améliorer les fonctions objectifs (Ewen, 2011), (iii) mieux contraindre les paramètres par des données annexes (Parajka & Blöschl, 2012). Une stratégie de calage des modèles unifiée n'a pas émergé de la littérature et l'impact des incertitudes sur les paramètres dans le cadre de la régionalisation des modèles sera discuté dans le paragraphe 1.4.3.

## 1.2. Particularités de la modélisation des bassins non jaugés

La décennie PUB (Predictions in ungauged Basins) a été lancée en 2003 par l'AISH (Association Internationale des Sciences Hydrologiques). Le but de ce thème de recherche est d'unifier la diversité des approches de modélisation en menant des études comparatives : c'est-à-dire de classer les modèles en termes de : performances, sensibilité aux échelles temporelles et spatiales, besoin en données, représentation des processus physiques. Dans ce cadre, le problème des bassins versants non jaugés est intéressant car il permet de créer et mettre en pratique des connaissances théoriques sur l'hydrologie des bassins versants. Les paragraphes suivants donnent plus d'informations sur les principales découvertes de la décennie PUB.

### 1.2.1. Problématique

Les écoulements en rivières sont très variables dans l'espace et dans le temps. Sur certains bassins versants une chronique de débit est disponible à l'exutoire du bassin (bassins versants jaugés). Ces mesures peuvent alors être utilisées pour analyser le fonctionnement du bassin, caler les paramètres d'un modèle hydrologique, ... En revanche pour les bassins versants non jaugés, les mesures de débit ne sont pas disponibles. Le fonctionnement du bassin doit alors être

envisagé de manière différente, c'est-à-dire sans se baser sur les mesures de débit ou un modèle hydrologique calé. Le principe des études de régionalisation est d'utiliser les bassins versants jaugés pour développer des méthodes applicables aux bassins non jaugés. De cette manière, la performance de ces méthodes peut être évaluée.

### 1.2.2. Travail sur de grands échantillons de bassins

Roche (1971) met en garde contre la généralisation trop rapide de résultats obtenus sur des zones géographiques réduites. Linsley (1982) reprend cette idée et souligne l'intérêt des études basées sur de grands échantillons de bassins versants, qui permettent de tester les approches de modélisation dans des conditions hydroclimatiques variées, et ainsi garantir une certaine généralité aux résultats obtenus. L'utilisation de nombreux bassins versants dans les études hydrologiques est adoptée par plusieurs auteurs (Schaake *et al.*, 2001; Andréassian *et al.*, 2006; Boughton & Chiew, 2007; Merz & Blöschl, 2009; Gupta *et al.*, 2014). Dans le cadre de la modélisation en conditions non jaugées, la décennie PUB a mis en évidence l'apport des grands échantillons de bassins. Blöschl *et al.* (2013) recommandent de travailler sur un nombre important de bassins situés dans des conditions hydroclimatiques variées pour développer des relations de régionalisation qui soient généralisables.

La plupart des méthodes de régionalisation reposant sur le transfert d'informations des bassins jaugés vers les bassins non jaugés, l'utilisation d'un large échantillon permet d'explorer une large gamme de caractéristiques physiques des bassins et donc (i) de développer des méthodes généralisables et (ii) de limiter le nombre d'horsins (bassins versants atypiques, où il est difficile de transférer de l'information). Cette exploration est un préalable à l'établissement de relations robustes entre les caractéristiques physiques des bassins et la variable hydrologique à régionaliser. Plusieurs études de régionalisation s'appuient sur de larges échantillons : cartographie de variables hydrologiques (Cipriani *et al.*, 2012), régionalisation de quantiles de crues (Aubert *et al.*, 2014; Kochanek *et al.*, 2014), régionalisation de quantiles d'étiages (Nicolle *et al.*, 2013)...

Cependant, l'utilisation d'un grand nombre de bassins versants rend plus difficile la vérification exhaustive de la qualité des données observées sur chaque bassin versant. Cela peut être un problème, en particulier dans les études de régionalisation. Pour tenir compte de cette limite, plusieurs auteurs préfèrent s'appuyer sur une critique des données observées (Mathevet *et al.*, 2006; Boldetti *et al.*, 2010) plutôt que de renoncer à une approche permettant de tester la généralité des résultats (Andréassian *et al.*, 2009). De plus, Blöschl *et al.* (2013) montrent que les études de régionalisation les plus performantes sont menées soit sur un petit nombre de bassins, soit sur un grand nombre, cette dernière option présentant l'avantage d'une certaine généralité des résultats. Dans cette thèse, nous favorisons la généralisation des résultats et baserons notre étude sur un large échantillon de bassins versants. Pour combler une limite de ce type d'approche (i.e. une moindre qualité des données), nous sélectionnerons les bassins versants sur la base d'une critique de données.

### 1.2.3. Besoin de données annexes

Les études de régionalisation utilisent des descripteurs des bassins versants pour estimer des variables hydrologiques d'intérêt aux sites non jaugés. Ces descripteurs proviennent de base de données comme par exemple : la base SRTM regroupant les données d'altitude, la base

Corine Land cover regroupant l'occupation des sols (EEA, 2007) la base ESDB regroupant les caractéristiques pédologiques (Finke *et al.*, 2001), la base SAFRAN regroupant les grandeurs climatiques (Vidal *et al.*, 2010) ... Si les mesures de débits sont ponctuelles, ce n'est pas le cas de ces données qui sont cartographiées et donc disponibles aussi bien sur les bassins jaugés que sur les bassins non jaugés.

À l'heure actuelle, il n'y a pas de consensus sur les caractéristiques à utiliser pour décrire les bassins versants. Olden & Poff (2003) s'appuient sur un échantillon de 420 bassins américains et 171 descripteurs pour développer une méthode permettant de trier les descripteurs en maximisant l'information et minimisant le nombre de descripteurs. Ils soulignent aussi l'importance de ne pas se limiter à une sélection purement numérique des descripteurs mais d'inclure dans les analyses des descripteurs déjà identifiés comme pertinents vis-à-vis de la problématique traitée. Le choix des descripteurs est donc une question centrale mais pas encore réglée. Wagener *et al.* (2007) soulignent que la diversité des descripteurs utilisés en régionalisation est le reflet de la diversité des applications. D'après Oudin *et al.* (2008b) le choix des descripteurs est important car certaines méthodes de régionalisation font deux hypothèses fortes : (i) l'existence d'une relation univoque entre la valeur des paramètres et les caractéristiques des bassins et (ii) les descripteurs choisis pour la régionalisation sont bien pertinents pour retranscrire le comportement hydrologique du bassin. Boldetti (2012) montre d'ailleurs que la performance de la régionalisation est directement liée à la qualité des descripteurs retenus.

## 1.3. Principales approches de régionalisation

### 1.3.1. Apport des bassins versants faiblement jaugés

La dénomination "non jaugé" regroupe des bassins où aucune mesure de débit n'est disponible mais également des situations intermédiaires où l'on dispose de quelques mesures de débit ponctuelles. Plusieurs études tirent profit de ces situations intermédiaires (bassins faiblement jaugés) et cherchent à combiner informations locales ponctuelles et informations régionales continues : Ribatet *et al.* (2007) adoptent une approche bayésienne combinant informations locales et régionales pour estimer des quantiles de crues sur 14 bassins versants français et Laaha & Blöschl (2007) développent une méthode d'estimation des quantiles d'étiages et les incertitudes associées en Autriche.

Des mesures ponctuelles de débit peuvent aussi servir à paramétrer les modèles hydrologiques. Plusieurs études se sont attachées à définir l'impact du nombre de mesures sur la performance des modèles et sur les jeux de paramètres (Sorooshian *et al.*, 1983; Allred & Haan, 1991; Xia, 2004; Perrin *et al.*, 2007) ainsi qu'à proposer des techniques de combinaison de l'information régionale et ponctuelle pour estimer les paramètres des modèles hydrologiques (Rojas-Serna *et al.*, 2006; Lebecherel, 2015). Cette approche ne sera pas approfondie dans ce document, où nous nous restreindrons aux bassins où aucune mesure de débit est disponible.

### 1.3.2. Régionalisation des signatures hydrologiques

Les signatures hydrologiques sont des attributs qui décrivent et synthétisent le fonctionnement des bassins sur le long terme et sont caractéristiques de chaque bassin versant.

**Courbe des débits classés** La courbe des débits classés (CDC) résume la distribution des débits à l'exutoire d'un bassin (Searcy, 1959). Elle représente graphiquement le pourcentage de temps pendant lequel le débit du cours d'eau sera probablement supérieur à une valeur donnée. Au-delà de leur valeur descriptive, ces courbes sont utilisées notamment pour caler les modèles hydrologiques (Westerberg *et al.*, 2011), estimer les quantiles de crues (Vapnik & Chervonenkis, 1971), définir des seuils pour des ouvrages hydroélectriques (Heitz & Khosrowpanah, 2010) ou classer les bassins versants (Ley *et al.*, 2011).

Pour un bassin versant jaugé une courbe des débits classés observée peut être calculée depuis les chroniques de débit mesuré, pour un bassin non jaugé cette courbe doit être estimée. Castellarin *et al.* (2013) proposent une synthèse exhaustive des techniques de régionalisation et les regroupent en trois classes :

1. **Régressions** : Ces méthodes estiment chaque quantile de débit séparément depuis des descripteurs et requièrent l'identification d'un grand nombre de paramètres. De fait, l'application des régressions sur des bassins non jaugés peut entraîner des problèmes numériques, typiquement des CDC pour lesquelles les débits n'augmentent pas forcément avec les quantiles (Castellarin *et al.*, 2013). Les études de Fennessey & Vogel (1990) et Hope & Bart (2012) sont deux exemples d'estimation de la CDC à l'aide de régressions ;
2. **Indices de débits** : Ces méthodes norment la courbe des débits classés, le plus souvent par le débit annuel moyen (Best *et al.*, 2003). Elles requièrent donc dans un premier temps la régionalisation de l'indice de débit utilisé pour normer la CDC, puis celle de la forme de la CDC. Les approches paramétriques font l'hypothèse que la forme de la CDC suit une loi statistique dont les paramètres peuvent être régionalisés. Les études de Hosking (1990) et Rianna *et al.* (2011) utilisent une approche paramétrique. Inversement, les approches non-paramétriques ne font pas l'hypothèse d'une loi statistique et reposent sur une classification des bassins, les bassins non jaugés recevant la CDC observée moyenne des bassins jaugés de sa classe. Les études de Burn (1990), Ouarda *et al.* (2001) et Ganora *et al.* (2009) sont des exemples d'estimation non paramétrique de la courbe des débits classés ;
3. **Géostatistiques** : Ces méthodes explorent les corrélations spatiales entre les quantiles observés sur des bassins jaugés. Elles calculent donc dans un premier temps la courbe des débits classés observée sur des bassins versants jaugés et la transfèrent à des bassins non jaugés en utilisant la distribution spatiale des quantiles. Les études de Skøien & Blöschl (2007) et Castiglioni *et al.* (2009) sont des exemples d'estimation de la CDC basée sur la géostatistique.

Plusieurs études réalisent une étude comparative de la performance des différentes approches (Merz & Blöschl, 2005; Sauquet & Catalogne, 2011; Booker & Snelder, 2012). Les auteurs montrent que les méthodes reposant sur des régressions et sur la géostatistique obtiennent les meilleures performances, surtout lorsque le réseau de mesure du débit est dense. Dans l'annexe 2 (article soumis au journal *Hydrological Sciences Journal*), nous présentons une tentative de régionalisation de la courbe des débits classés.

**Débit moyen de long terme** Le débit moyen est la signature hydrologique de référence qui permet de caractériser le bilan en eau des bassins versants. Il peut être utilisé pour caler des modèles hydrologiques, délivrer des autorisations de prélèvements en eau (Directive Cadre sur l'Eau), étudier les impacts de non-stationarités sur le bilan des bassins versants : changement climatique (Gardner, 2009), occupation du sol (Oudin *et al.*, 2008a)... Le débit de long terme peut être régionalisé de plusieurs manières, regroupées en deux catégories par Blöschl *et al.* (2013) :

1. **Méthodes statistiques** : Ces méthodes considèrent le débit moyen de long terme comme une variable aléatoire dont il faut caractériser la moyenne et la variance. Parmi elles on trouve les approches par régressions, par indices de débit et les méthodes géostatistiques. [Vogel et al. \(1999\)](#) proposent une approche de régression liant le débit moyen à des descripteurs climatiques et géomorphologiques pour 18 régions aux États-Unis. [Lebecherel et al. \(2013\)](#) proposent une approche par indices de débit où la forme est définie par la formule de Turc et où le paramètre d'échelle est ajusté géographiquement. [Sauquet \(2006\)](#) propose une approche couplant géostatistique et descripteurs des bassins versant pour proposer une cartographie du débit de long terme le long des principaux cours d'eau français ;
2. **Méthodes physiques** : Ces méthodes s'appuient sur la compréhension des processus hydrologiques. Parmi elles on trouve l'utilisation d'un modèle hydrologique régionalisé ([Folton & Lavabre, 2006](#)) ou l'utilisation de données issues de la télédétection ([Gao et al., 2010](#)).

L'étude comparative menée par [Blöschl et al. \(2013\)](#) montrent que les méthodes géostatistiques obtiennent les meilleures performances, suivie par les approches utilisant des régressions et des indices de débit.

## 1.4. Régionalisation des séries temporelles de débit

Nous l'avons vu, la modélisation de l'hydrogramme permet d'établir des relations continues entre les composantes du bilan hydrologique. Dans ce cadre, l'obtention de l'hydrogramme sur des bassins versants non jaugés est désirable car cela permet d'obtenir un modèle de fonctionnement du bassin (modèle hydrologique régionalisé) et de calculer toutes les signatures hydrologiques d'intérêt (voir article en annexe 2).

### 1.4.1. Quels modèles pour le non jaugé ?

#### 1.4.1.1. Modèles globaux ou distribués ?

Si les paramètres des modèles globaux sont plus faciles à identifier lors de l'étape de calage, négliger la variabilité des forçages et des propriétés physiques « bruite » leur valeur et peut donc diminuer leur corrélation avec des descripteurs des bassins, ce qui complique leur régionalisation ([Kling & Gupta, 2009](#)).

Plusieurs études ont réussi à régionaliser des paramètres de modèles distribués : [Engeland et al. \(2006\)](#) pour le modèle Ecomag distribué sur le bassin de la Saône, [Garambois \(2012\)](#) transfère les paramètres du modèle distribué MARINE et [Vannier et al. \(2014\)](#) montrent que les propriétés du sol et du sous-sol peuvent être estimées à partir des courbes de récession régionales et prévoient d'inclure ces propriétés régionalisées dans une modélisation distribuée.

La comparaison menée par [Blöschl et al. \(2013\)](#) sur la performance de la régionalisation des modèles globaux ou distribués ne montre pas de différence entre la performance de la régionalisation entre ces deux types de modèles. Dans ce manuscrit, nous adopterons une approche globale, plus simple, et discuterons les performances de notre régionalisation au vu de la variabilité des caractéristiques des bassins versants et de leurs forçages.

#### 1.4.1.2. Modèles parcimonieux ou non ?

Une vision des choses consiste à dire qu'une structure plus simple (avec moins de paramètres) est plus facile à régionaliser car les paramètres sont mieux identifiés lors de l'étape de calage. C'est dans cette optique que les modèles GR2M (Folton & Lavabre, 2006) et GR3H (Aubert, 2012), parcimonieux, ont été régionalisés. La vision complémentaire est qu'une structure plus complexe permet de mieux se rapprocher des processus hydrologiques qui sous-tendent la génération du débit, c'est-à-dire que les paramètres gagnent en signification physique et seraient plus faciles à régionaliser. Cette approche a par exemple été testée par Drogue *et al.* (2002) sur le bassin versant de l'Alzette.

Blöschl *et al.* (2013) ont comparé la performance de la régionalisation pour un grand nombre de modèles, avec un nombre variable de paramètres (de 3 paramètres à plus de 15 paramètres). Ils concluent que la régionalisation obtient des résultats comparables quel que soit le niveau de complexité des modèles. Dans notre approche nous avons choisi un modèle à 6 paramètres, ce qui est un compromis entre ces deux visions.

#### 1.4.2. Approches possibles

La régionalisation des modèles consiste le plus souvent à transférer de l'information (typiquement des jeux de paramètres) des bassins versants jaugés, donneurs d'informations, vers les bassins versants non jaugés, receveurs d'informations (Blöschl *et al.*, 2013). Les méthodes de régionalisation des modèles peuvent être regroupées en trois classes : (i) l'estimation *a priori* des paramètres, (ii) le transfert des paramètres des bassins jaugés vers les bassins non jaugés et (iii) le calage des paramètres sur des signatures préalablement régionalisées.

##### 1.4.2.1. L'estimation *a priori* des paramètres

Cette approche est plus spécifique aux modèles issus d'approches ascendantes, c'est-à-dire construits selon des principes physiques et dont certains paramètres sont optimisés. En effet pour ces modèles, les paramètres doivent se rapprocher de paramètres "physiques" qui sont directement mesurables. Des descripteurs de la texture des sols (porosité, capacité au champs et point de flétrissement permanent) ont été utilisés avec succès pour régionaliser 11 des 16 paramètres du modèle SACRAMENTO (Koren *et al.*, 2000). Cette régionalisation a été améliorée par Anderson *et al.* (2006) qui montrent que la performance de la régionalisation augmente lorsque (i) des données d'occupation des sols sont prises en compte et (ii) la résolution des données pédologiques est plus fine. Samaniego *et al.* (2010) proposent une nouvelle approche de régionalisation adaptée aux modèles distribués et prenant en compte les effets d'échelle des paramètres. Dans un premier temps, les auteurs dérivent les valeurs de paramètres à partir de descripteurs (caractéristiques du sol, ...). En contexte jaugé, des fonctions de transfert peuvent être calées pour convertir les paramètres calculés à l'échelle des prédicteurs en paramètres utilisables à l'échelle de modélisation. La calibration de ces fonctions de transfert permet aussi la prise en compte explicite de la variabilité à l'intérieur des éléments de calcul du modèle. En contexte non jaugé, des fonctions de transfert régionales peuvent être utilisées.

Une seconde approche plutôt applicable aux modèles descendants consiste à trouver une relation de régression entre la valeur des paramètres calés et des descripteurs physio-climatiques. Seibert



(1999) trouve une relation de régression pour un paramètre du modèle HBV et montre que les approches par régression peuvent être performantes à condition de trouver le descripteur adapté. De même, Drogue *et al.* (2002) testent avec succès la régionalisation de deux paramètres du modèle MHR à partir de la géologie.

Concernant la régionalisation des paramètres des modèles GR (GR4J dans ce cas), des descripteurs climatiques comme la pluie annuelle moyenne ou la pluie journalière décennale (Perrin, 2000), l'occupation du sol (Oudin *et al.*, 2006a), l'évaporation potentielle et la probabilité d'avoir une pluie supérieure à 0.1mm (Rojas-Serna *et al.*, 2006) ont été testées sans succès. Plus récemment Lobligeois (2014) a mis en évidence un lien entre le temps de base de l'hydrogramme unitaire et la surface des bassins versants.

### 1.4.2.2. Le transfert des jeux de paramètres

Contrairement aux méthodes d'estimation où chaque paramètre du modèle est estimé indépendamment des autres, les méthodes de transfert s'intéressent au jeu de paramètres dans son ensemble. Ces méthodes reposent sur l'identification de bassins versants jaugés "donneurs" de paramètres compatibles avec les bassins "receveurs" (non jaugés). L'identification des bassins donneurs repose sur une mesure de la distance entre les bassins versants : les bassins jaugés (donneurs) sont identifiés comme les voisins du bassin versant non jaugé, c'est-à-dire les bassins les plus proches au regard de la distance choisie (Oudin *et al.*, 2008b, 2010).

Une première approche consiste à identifier les bassins versants donneurs par leur proximité dans l'espace géographique (approche dite de « proximité géographique »). Zvloenski *et al.* (2008) proposent de définir le jeu de paramètres du bassin non jaugé comme égal à celui du bassin jaugé le plus proche. Parajka *et al.* (2005) testent avec succès une approche par krigeage des paramètres. Enfin, Kim & Kaluarachchi (2008) transfèrent le jeu de paramètres sous forme d'une moyenne (pondérée ou non) des jeux de paramètres des bassins jaugés voisins.

Une seconde approche consiste à identifier les bassins versants donneurs par la similarité attendue de leur comportement hydrologique (approche dite de « similarité physique »). Ces méthodes s'appuient le plus souvent sur une classification des bassins sur la base de leurs descripteurs physiques. On peut identifier les groupes de bassins similaires de nombreuses manières comme par exemple l'analyse des clusters (Arabie *et al.*, 1996) ou les statistiques multivariées (Cressie, 1991). Reste alors à déterminer quelles variables sont pertinentes pour sous-tendre la classification des bassins : caractéristiques physio-climatiques (Wolock *et al.*, 2004), propriétés hydro-dynamiques (Ali *et al.*, 2012) ou des jeux de paramètres eux-mêmes (Kokkonen *et al.*, 2003), et à définir des règles d'attribution d'un bassin non jaugé à une classe.

### 1.4.2.3. Le calage des paramètres sur des signatures préalablement régionalisées

Cette dernière classe de méthodes consiste à mettre en place une stratégie adaptée pour caler le modèle en bénéficiant d'un travail de régionalisation préalablement mené. Le plus souvent, cette stratégie consiste à optimiser les paramètres du modèle sur une ou plusieurs signatures hydrologiques préalablement régionalisée(s).

Yadav *et al.* (2007) ont développé une méthode d'estimation des paramètres en contexte non jaugé reposant sur la prévision d'ensemble. Leur méthode estime dans un premier temps une

plage de variation des signatures hydrologiques (rendement des bassins, courbe des débits classés) sur les bassins non jaugés. Dans un second temps, des jeux de paramètres sont générés pour le bassin non jaugé via une procédure de Monte Carlo. Enfin, ces jeux de paramètres sont analysés au regard des signatures hydrologiques et seuls les jeux de paramètres permettant de retrouver le fonctionnement du bassin sont retenus. Les auteurs montrent que leur approche permet d’obtenir des prévisions précises et fiables en contexte non jaugé.

[Boldetti \(2012\)](#) cherche à régionaliser les paramètres du modèle hydrologique GR4J en se basant sur la régionalisation de plusieurs signatures hydrologiques : débit moyen de long terme, quantiles de la courbe des débits classés et le temps de transfert. Une librairie de jeux de paramètres est construite à partir des jeux obtenus en calant le modèle sur les bassins de l’échantillon. Dans un second temps, le jeu de paramètres à associer à chaque bassin non jaugé est sélectionné comme celui qui reproduit le mieux les signatures préalablement régionalisées. L’auteur note que la librairie de jeux de paramètres peut-être adaptée à chaque bassin, en utilisant la proximité géographique par exemple. Finalement [Boldetti \(2012\)](#) montre que l’approche s’appuyant sur les signatures hydrologiques n’est pas meilleure que l’approche de transfert direct des jeux de paramètres.

[Winsemius et al. \(2008\)](#) ont utilisé l’évaporation mesurée par satellite pour estimer les paramètres de surface d’un modèle hydrologique semi-distribué. Les auteurs montrent qu’inclure les données d’évapotranspiration permet de contraindre efficacement ces paramètres et d’interpréter hydrologiquement leurs valeurs. D’autres données proxy ont été utilisées avec succès comme par exemple la couverture neigeuse ([Parajka & Blöschl, 2012](#)) ou des données d’humidité des sols ([Bronstert et al., 2012](#)).

### 1.4.3. Performance comparée des différentes approches

Plusieurs études comparatives ont été menées pour déterminer quelle méthode utiliser pour paramétrer les modèles en conditions non jaugées. [Oudin et al. \(2008b\)](#) réalise une étude comparative sur 913 bassins versants français, situation qui se rapproche le plus des conditions de notre étude. Il ressort de cette analyse qu’en France, la proximité spatiale donne les meilleurs résultats devant les méthodes basées sur la similarité physique et les méthodes d’estimation *a priori*. Ces résultats sont partagés par [Merz & Blöschl \(2004\)](#) qui montrent sur 308 bassins versants autrichiens que les descripteurs physio-climatiques permettent d’expliquer une partie de la variabilité des paramètres mais que la proximité géographique permet d’obtenir de meilleures performances.

Pourtant, les méthodes d’estimation *a priori* restent séduisantes pour paramétrer les modèles en conditions non jaugées car elles permettent de progresser du point de vue de la compréhension des processus et de leur représentation par le modèle. De plus, leurs performances ne dépendent pas de la densité du réseau de mesure. [Blöschl et al. \(2013\)](#) mettent en évidence que le manque de performance de ces méthodes est surtout observé pour les modèles issus d’approches descendantes car pour ces modèles, les processus physiques ne sont pas explicitement décrits. Le calage (et donc la valeur des paramètres) peut corriger les biais dans les forçages du modèle, les erreurs structurelles du modèle et les effets d’hétérogénéité du bassin. En conséquence, les paramètres sont plus difficilement interprétables par des caractéristiques mesurables du paysage. Le symptôme est que la relation entre caractéristiques physiques des bassins et paramètres du modèle est “diluée”, ce qui complique son identification. De plus, ces approches ne permettent pas de prendre en compte d’éventuelles compensation entre les paramètres des

modèles. C'est pourquoi peu d'études ont réussi avec succès à estimer *a priori* des valeurs de paramètres directement en fonction des descripteurs physiographiques.

[Boldetti \(2012\)](#) montre que la régionalisation des paramètres du modèle à partir de signatures préalablement régionalisées est possible. Cependant, la comparaison avec des méthodes de transfert réalisée par l'auteur montre que ces méthodes ne sont pas compétitives en termes de performance et l'explique par le fait que la performance de la régionalisation des signatures hydrologiques est trop faible pour permettre l'estimation précise des paramètres du modèle en contexte non jaugé.

Cependant, si les performances des méthodes basées sur les transferts de jeux de paramètres sont plus élevées, elles restent encore très en deçà des performances obtenues en calant les modèles. [Oudin \*et al.\* \(2010\)](#) étudient le recouvrement entre des classes "hydrologiques", c'est-à-dire construites sur la capacité des bassins à échanger leurs jeux de paramètres calés et des classifications construites sur la base de la proximité géographique et similarité physique. Ils montrent que les différentes classifications se recouvrent relativement peu et que 60% des bassins ont un donneur identifié correctement. Une autre limite est que les descripteurs des bassins retenus ne sont pas toujours suffisamment informatifs vis-à-vis du comportement hydrologique des bassins. Le potentiel de ces méthodes n'est donc pas encore pleinement atteint.

#### 1.4.4. Le calage régional

Il y a deux types de méthodes regroupées sous le terme de calage régional, à savoir les méthodes itératives et les méthodes spécifiques au contexte non jaugé ([Parajka \*et al.\*, 2007](#)). La figure 1.1 présente les principales étapes des procédures de calage régional.

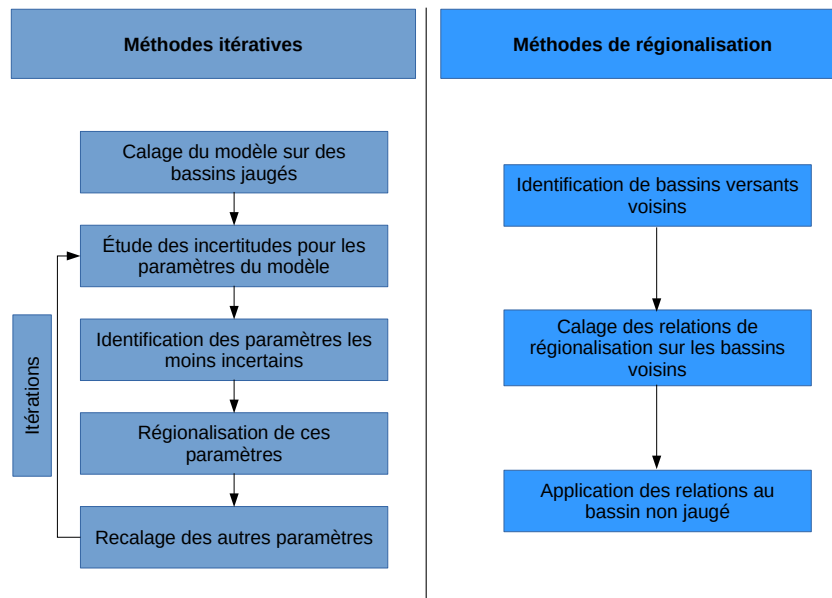


FIGURE 1.1. – Schéma des procédures de calage régional.

Les méthodes itératives ont pour but de réduire le nombre de dimension lors du calage des modèles, c'est-à-dire qu'elles sont applicables en premier lieu à des bassins versants jaugés. Ces

méthodes examinent les incertitudes sur les paramètres lors de l'étape de calage et identifient les paramètres les moins incertains. Ces paramètres sont ensuite exprimés comme fonction des caractéristiques physiques des bassins situés dans la région d'intérêt. Les relations trouvées sont alors fixées et les autres paramètres sont recalés. L'incertitude des paramètres recalés est étudiée et les moins incertains sont régionalisés et ainsi de suite jusqu'à ce que tous les paramètres du modèle soient traités. Ces méthodes ne sont donc pas spécifiques au contexte non jaugé mais présentent un potentiel pour ces applications dans la mesure où elles permettent la mise en place de relations de régionalisation.

#### 1.4.4.1. Méthodes itératives

Wagener & Wheater (2006) montrent dans un premier temps que les erreurs de structure des modèles rendent les paramètres moins identifiables par calage et que ces incertitudes perturbent leur régionalisation. Pour palier à cela ils reprennent la méthode de calage itératif des paramètres proposée par Lamb *et al.* (2000). Les auteurs montrent que si fixer les valeurs de paramètres itérativement limite efficacement les incertitudes sur les paramètres restants, la performance de la régionalisation de ces paramètres n'est, elle, pas améliorée. Ils interprètent cette observation par le fait que lors du recalage de chaque paramètre, la nouvelle valeur est bruitée par l'erreur faite lors de la régionalisation des autres paramètres, ce qui limite les chances de trouver une relation de régionalisation pour les paramètres suivants. Au delà de ces conclusions, les auteurs démontrent que la phase de calage du modèle en conditions jaugées, préalable à toute étude de régionalisation, doit être conduite avec précaution. Ils soulignent en particulier que le rôle fonctionnel des paramètres doit être conservé en conditions non jaugées pour trouver des relations de régionalisation utilisables. Comme ces méthodes ne permettent pas la conservation du rôle fonctionnel des paramètres, nous ne valoriserons pas cet axe de recherche dans le cadre de ce travail.

#### 1.4.4.2. Méthodes dédiées à la régionalisation

Les procédures classiques de régionalisation des paramètres se déroulent en deux temps : (i) calage local sur des bassins versants jaugés, puis (ii) adaptation des valeurs de paramètres aux bassins non jaugés. Le calage régional réalise ces deux étapes conjointement dans la mesure où ce ne sont pas les valeurs de paramètres que l'on optimise sur les bassins versants jaugés, mais le lien entre les caractéristiques physiques des bassins et leurs valeurs de paramètres. De cette manière, les relations obtenues sont directement applicables aux bassins non jaugés.

Fernandez *et al.* (2000) utilisent l'approche de calage régional dédiée à la régionalisation. Ils proposent une méthode de calage des paramètres d'un modèle hydrologique mensuel sur 33 bassins versants américains jaugés avec un double objectif : minimiser les incertitudes sur le débit et maximiser la corrélation avec des caractéristiques des bassins. Les auteurs montrent que (i) les performances sur les bassins jaugés en termes de simulation du débit sont bonnes, (ii) les corrélations entre descripteurs et valeurs de paramètres sont très élevées mais (iii) la bonne cohérence régionale des paramètres ne permet pas d'améliorer les estimations aux sites non jaugés. Les auteurs expliquent cette contre-performance par la difficulté de relier les paramètres des modèles conceptuels à des caractéristiques facilement mesurables du paysage.

Parajka *et al.* (2007) combinent les deux approches de calage régional pour proposer un "calage régional itératif" du modèle HBV semi-distribué. Pour cela, ils cherchent à inclure des

informations locales et régionales lors du calage du modèle sur les bassins. L'information locale correspond à la mesure du débit à l'exutoire et à des données de couverture neigeuse, l'information régionale consiste en la distribution *a priori* des paramètres utilisée pour caler le modèle. L'information régionale étant mise à jour à chaque itération pour maximiser la corrélation des paramètres dans l'espace géographique. Les auteurs montrent que l'approche permet de mieux identifier les paramètres lors du calage, en particulier les paramètres normalement mal contraints par cette étape. Pour le volet régionalisation, les auteurs montrent que l'approche permet d'obtenir des performances légèrement meilleures que des méthodes de régionalisation usuelles.

[Szolgay et al. \(2003\)](#) poussent ce type d'approche plus loin en recherchant des jeux de paramètres communs à plusieurs bassins versants. Les auteurs s'appuient sur 14 bassins versants situés en Slovaquie pour proposer dans un premier temps un classement de ces bassins au regard de leurs caractéristiques physiques et dans un second temps pour déterminer un jeu de paramètres par classe. Ils montrent que les paramètres obtenus par calage régional permettent de simuler les débits avec une performance plus faible mais néanmoins comparable à celle obtenue en calant le modèle sur chaque bassin de manière classique.

## 1.5. Synthèse et objectifs de la thèse

L'avantage du calage local est qu'un jeu de paramètres optimal, c'est-à-dire reflétant au mieux les données observées, peut-être obtenu pour chaque bassin jaugé. Cette approche est très performante et est largement utilisée en modélisation pluie-débit. Elle a cependant plusieurs limites, notamment lorsqu'il s'agit de modéliser des bassins versants non jaugés où le calage est impossible. Pour ces bassins, il faut alors trouver une paramétrisation du modèle qui soit indépendante des observations de débit. De nombreuses méthodes ont été développées pour résoudre ce problème et reposent en majorité sur la connaissance des jeux de paramètres sur des bassins jaugés, donneurs de paramètres, qu'il faut alors transmettre aux bassins versants non jaugés, receveurs de paramètres. Ces méthodes font donc deux hypothèses fortes : (i) les paramètres ont été correctement identifiés par le calage sur les bassins versants jaugés et (ii) nous sommes capables d'identifier des bassins versants jaugés et non jaugés similaires entre lesquels l'échange de paramètres est possible. Cependant, ces hypothèses ne sont pas toujours vérifiées : les paramètres issus d'un calage local sont entachés d'incertitudes et l'identification de bassins versants similaires indépendamment des observations de débit est délicate.

Dans ce cadre, la première étape nécessaire à l'exercice de régionalisation est de trouver une paramétrisation du modèle en conditions jaugées limitant au maximum les incertitudes sur les paramètres et leurs interactions. **Le premier objectif de cette thèse est donc de diagnostiquer le modèle en contexte jaugé.** Ce diagnostic a pour but de comprendre le rôle de chaque paramètre dans la simulation du débit (rôle fonctionnel) et de trouver une stratégie de calage limitant les incertitudes et garantissant des paramètres échangeables entre bassins.

Dans un second temps, nous avons vu que les méthodes de calage régional offrent des perspectives intéressantes, notamment en contexte non jaugé. En effet, ces méthodes recherchent des valeurs de paramètres communes à plusieurs bassins, ce qui permet de (i) mieux contraindre ces paramètres lors du calage et (ii) réaliser conjointement le calage et la régionalisation des paramètres. **Le deuxième objectif de cette thèse est donc d'évaluer le potentiel du**

**calage régional dans l'établissement de relations de régionalisation entre les paramètres du modèle et les descripteurs des bassins.** Pour cela, nous nous proposons de développer une nouvelle méthode sur la base du calage régional. Le développement devra combiner les avantages des méthodes existantes : estimation *a priori* et transfert. L'avantage des méthodes d'estimation *a priori* est de pouvoir interpréter les valeurs de paramètres et de manière physique (i.e. en les reliant à des processus hydrologiques). L'avantage des méthodes basées sur le transfert de jeu de paramètre est qu'elles font intervenir des jeux de paramètres entiers, c'est-à-dire qu'elle prennent en compte les effets de compensation/interaction entre les paramètres du modèle.

Enfin, nous avons vu qu'un certain nombre de méthodes de régionalisation existent déjà. **Le troisième objectif de cette thèse est donc de proposer un cadre conceptuel pour les méthodes de régionalisation.** Ce cadre conceptuel a pour but de classer les méthodes de régionalisation pour mieux mettre en évidence les hypothèses sur lesquelles elles reposent. Dans un second temps, nous souhaitons généraliser ces méthodes pour en réaliser une étude de sensibilité et une intercomparaison. Cette étude nous permettra de discuter des limites et des pistes d'amélioration pour de prochaines études de régionalisation.

# 2

## Matériel

### 2.1. Base de données hydroclimatique

#### 2.1.1. Critères de sélection des bassins versants

Le choix des bassins versants étudiés est une étape importante en modélisation hydrologique. Le chapitre 1 a permis de discuter le choix de travailler sur un large échantillon de bassins versants. De même, nous avons choisi de travailler uniquement avec des bassins versants français pour garantir une certaine homogénéité dans les données, utiliser des données disponibles à l'échelle nationale uniquement (descripteurs géologiques, ...) et valoriser la connaissance déjà acquise sur ce territoire, en particulier l'expertise sur les données et le comportement des bassins. Nous souhaitons ici exposer les critères de sélection des bassins sur lesquelles notre étude est basée. Ces bassins sont sélectionnés au regard de l'intérêt qu'ils représentent face à notre problématique, à savoir la régionalisation des paramètres des modèles hydrologiques. De ce fait, la première condition est que les paramètres du modèle reflètent le comportement hydrologique du bassin et ne compensent pas d'erreurs importantes dans les données observées. Par conséquent, nous avons sélectionné les bassins versants selon quatre critères.

**1. Bassins non influencés par une activité humaine.** Les bassins influencés sont identifiés par le code qualité fourni par la banque HYDRO et par une évaluation de l'impact des barrages-réservoirs (Bourgin *et al.*, 2010).

**2. Qualité des données climatiques.** Les forçages météorologiques (précipitations et température) sont issus de la base SAFRAN (décrite plus loin). Ces données sont utilisées dans de

très nombreuses études. De plus larges incertitudes (moindre qualité des données) sont attendues sur les massifs montagneux (Alpes et Pyrénées en particulier) où la densité du réseau de mesure est plus faible et la spatialisation des variables météorologiques plus délicate (Gottardi, 2009). D'autres bases de données des forçages climatiques sont disponibles, mais nous avons choisi SAFRAN car elle couvre une plus longue période et une plus grande emprise spatiale.

**2. Qualité des séries temporelles de débits.** Les mesures de débit aux exutoires des bassins proviennent de la banque HYDRO (décrite plus loin). À la différence des forçages météorologiques, les données de débit sont acquises par différents organismes puis intégrées à la base de données : celle-ci est donc intrinsèquement plus hétérogène que celle des forçages. Ces données sont déjà critiquées (code qualité de la Banque HYDRO), mais de par l'hétérogénéité de cette base, nous avons ajouté un contrôle supplémentaire dans la sélection des stations de jaugeage. Coron (2013) a mené ce travail par l'analyse des doubles cumuls débit-débit. Cette méthode repose sur la visualisation de courbes de doubles-cumuls de débits entre chaque bassin versant et ses plus proches voisins. Elle est basée sur le postulat que deux séries voisines de bonne qualité ont des cumuls liés par une relation moyenne de proportionnalité ne présentant pas de cassure. Cette critique des données permet de détecter : des modifications de la courbe de tarage, des interpolations linéaires ou la présence de données incorrectes (voir Coron (2013) pour plus de détails).

**3. Disponibilité des données hydroclimatiques.** La période d'étude s'étend sur 24 ans, du 01/10/1978 au 30/09/2002. Nous avons fixé un seuil arbitraire de trois années de données manquantes sur cette période : au-delà, les bassins versants sont écartés de la base.

Le critère de non-influence garantit que le débit observé à l'exutoire du bassin est bien dû aux forçages climatiques et aux caractéristiques du bassin. Les critères de qualité des données (forçages et débits) garantissent que les paramètres ne compensent pas de biais important dans les données. Enfin, le critère de disponibilité des données nous permet de pouvoir comparer plus facilement les bassins versants entre eux, i.e. sans avoir à discuter de l'alternance possible entre années chaudes/froides et sèches/humides à l'échelle française.

Nous obtenons finalement 580 bassins versants situés en France métropolitaine. Notons que nous n'avons pas fait de tri sur le régime hydrologique des bassins (conservation des bassins versants nivaux par exemple), sur leur bilan hydrologique observé ou sur la performance du modèle en simulation. Nous pensons que la sélection ou l'élimination de bassins versants au vu de ces critères est subjective et biaiserait l'analyse. Nous avons préféré adapter nos méthodes (utilisation d'un module neige) et discuter nos résultats sur ces bassins plus difficiles à modéliser. Nous avons fait ce choix pour garantir une large gamme de variabilité hydroclimatique au sein de l'échantillon.

Notons qu'un second échantillon composé de bassins européens comprenant les bassins français retenus ainsi que des bassins autrichiens et allemands a été constitué au cours de la thèse. Cet échantillon est utilisé pour vérifier que le modèle reproduit les débits de manière satisfaisante pour un grand nombre de comportements hydrologiques et pour mener une étude exploratoire visant à déterminer dans quelles conditions le modèle est performant ou peu performant. Nous n'avons pas valorisé cet échantillon étendu dans nos études de régionalisation, c'est pourquoi nous ne présenterons ici que la base de données française. Les bases de données autrichienne et allemande sont présentées en annexe 3 (article soumis au journal *Water Resources Research*).



## 2.1.2. Base de données hydroclimatique

L'étude s'appuie sur un jeu de 580 bassins versants répartis sur l'ensemble de la France métropolitaine (figure 2.1). La base de données ne contient pas de bassins corses et peu de bassins situés en région Poitou-Charente, le long de la Garonne et à la limite entre les régions Bourgogne et centre. À l'exception de ces zones, l'ensemble du territoire est bien couvert par notre échantillon : massifs montagneux (Alpes, Massif-Central et Pyrénées), bassins méditerranéens, bretons, en baie de Somme et dans l'Est de la France.

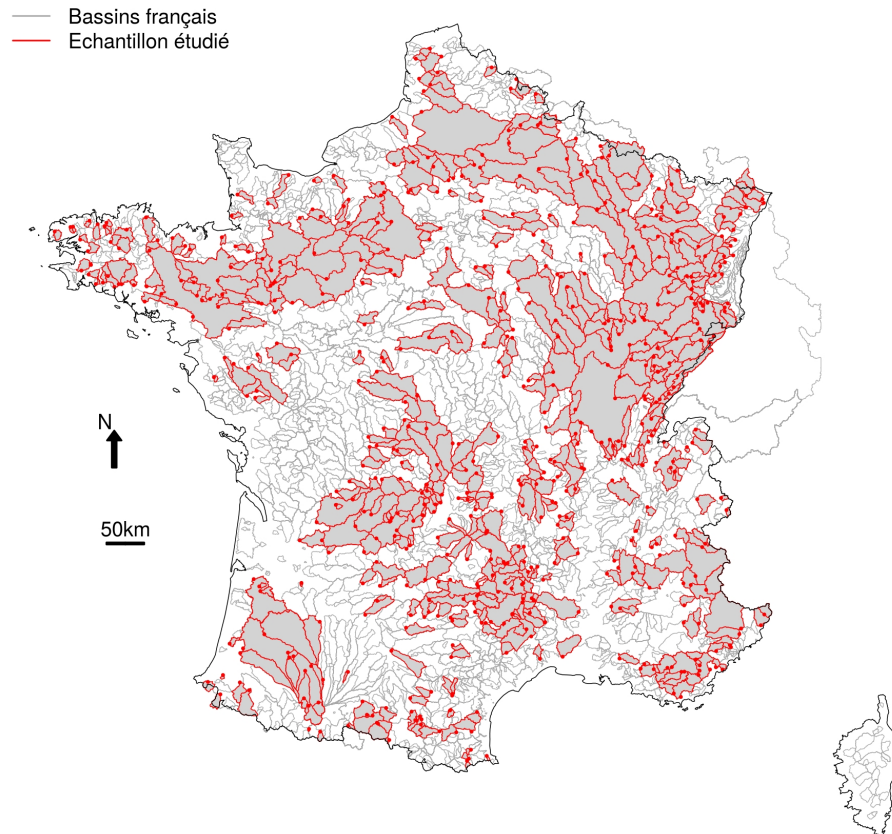


FIGURE 2.1. – Position des 580 bassins versants sélectionnés parmi les bassins versants dont l'exutoire est en France.

Au regard des quelques 4000 stations de jaugeage en France métropolitaine, un échantillon de 580 bassins versants peut paraître restreint, en particulier dans l'optique d'avoir des résultats généralisables. Le “peu” de bassins versants retenus s'explique par les exigences posées en termes de qualité des données et par la volonté de travailler sur une longue période qui soit commune à tous les bassins. Nous discuterons de la représentativité de l'échantillon par rapport aux conditions hydroclimatiques observées sur l'ensemble des bassins versants en France métropolitaine dans le paragraphe 2.6.

Les forçages météorologiques proviennent de SAFRAN (Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige), un système d'analyse atmosphérique méso-échelle développé par Météo-France (Quintana-Segui *et al.*, 2008; Vidal *et al.*, 2010). Originellement consacré à l'étude des zones montagneuses (Alpes françaises et Pyrénées), il devait améliorer

la prévention du risque d'avalanche sur les massifs. Il fonctionne sur des zones géographiques considérées comme homogènes du point de vue météorologique, c'est-à-dire que les variables atmosphériques de cette zone ne dépendent que de l'altitude. Zone par zone, les observations de terrain et les résultats du modèle global ARPEGE (Déqué *et al.*, 1994) sont interpolées pour fournir des forçages atmosphériques au pas de temps horaire : précipitations (pluie et neige), température, humidité, vitesse du vent, pression, rayonnements. Ces variables sont ensuite interpolées sur une grille régulière (8 x 8 km) couvrant l'ensemble de la France et agrégées au pas de temps journalier. La base de données SAFRAN fournit des données sous forme cartographique depuis le 01/08/1958. Dans cette étude, nous avons utilisé les données de précipitations et de température. À partir des chroniques de température, nous calculons une évapotranspiration potentielle (voir plus bas). Ces données permettent alors le forçage du modèle hydrologique et du module neige. Elles sont extraites par bassin versant depuis les cartes SAFRAN pour toute la période de données disponible.

Les débits mesurés à l'exutoire des bassins versants sont les données de référence des modèles hydrologiques pluie-débit. Ces données sont utilisées à la fois pour le calage des paramètres et l'évaluation des simulations pour la validation du modèle. Les données hydrométriques utilisées, mesurées au pas de temps journalier à l'exutoire des bassins, proviennent de la Banque HYDRO ([www.hydro.eaufrance.fr](http://www.hydro.eaufrance.fr)) (Leleu *et al.*, 2014). Celle-ci appartient au Ministère de l'Environnement, de l'Énergie et de la Mer (MEEM) et est gérée par le Service Central d'Hydrométéorologie et d'Appui à la Prévision des Inondations (SCHAPI).

## 2.2. Base de données des descripteurs

Une base de données des descripteurs existait déjà à Irstea avant le début de ce travail de thèse. La création de cette base de données est détaillée dans un document technique d'Irstea (Bourgin *et al.*, 2010) consultable en ligne : <http://webgr.irstea.fr/activites/base-de-donnees/>. Certains des descripteurs utilisés dans cette étude proviennent de cette base existante, d'autres ont été calculés spécifiquement.

### 2.2.1. Approche adoptée

Relier les paramètres des modèles hydrologiques et les caractéristiques physiques des bassins versants exige d'identifier des descripteurs physiques pertinents. Plusieurs descripteurs sont identifiés par Blöschl *et al.* (2013) comme prometteurs : caractéristiques climatiques (pluie, température, évaporation réelle et potentielle, couverture neigeuse, ...), topographie (pente, réseaux de drainage, altitude, surface, ...), occupation du sol, pédologie et géologie, ... Les descripteurs utilisés dans cette étude appartiennent à ces catégories et sont détaillés dans les paragraphes suivants.

Étant donné l'absence de consensus autour des descripteurs à utiliser en régionalisation, nous ne voulions pas mettre d'*a priori* dans le choix des descripteurs sur lesquels baser nos relations de régionalisation. Notre démarche était plutôt prospective, à savoir calculer un grand nombre de descripteurs et favoriser *a posteriori* ceux pour lesquels nous pouvons interpréter physiquement la relation de régionalisation.

## 2.2.2. Descripteurs morphologiques

### 2.2.2.1. L'altitude

L'altitude est calculée à partir d'un Modèle Numérique de Terrain (MNT). Le MNT utilisé provient de la mission SRTM de résolution 100m. Il a subi plusieurs traitements en vue de son utilisation pour l'hydrologie : (i) comblement des puits, (ii) traitement des zones plates, (iii) incrustation du réseau hydrologique observé (version simplifiée de la base de données CARTHAGE). La carte des altitudes ainsi obtenue sert de support au calcul de nombreux descripteurs morphologiques ainsi qu'à la définition du contour des bassins versants.

### 2.2.2.2. La surface

La surface utilisée dans cette étude correspond à la surface du bassin versant topographique, c'est-à-dire que le contour du bassin versant est défini à partir des coordonnées de son exutoire (la station de jaugeage) et de l'altimétrie de la région où se situe le bassin. Cependant, le bassin versant est le territoire qui draine les eaux superficielles mais aussi souterraines alimentant son exutoire. Par conséquent pour un nombre restreint de bassins où les flux d'eau souterrains sont importants, la surface calculée à partir du relief peut ne pas représenter fidèlement l'aire d'alimentation totale. La superficie (en km<sup>2</sup>) correspond à la somme des surfaces des pixels du MNT compris à l'intérieur du contour du bassin versant.

### 2.2.2.3. La pente

La pente est calculée à partir du MNT à l'aide de la formule de [Horn \(1981\)](#). Pour chaque pixel, on définit le plan qui minimise la distance moyenne entre l'altitude observée sur les huit pixels voisins et l'altitude du plan au niveau de ces pixels. La pente est alors définie comme la pente du plan. Il existe de nombreux moyens de calculer la pente, nous avons choisi cette méthode car elle permet d'avoir des valeurs plus lissées entre des pixels voisins. La pente a été calculée pour cette thèse.

### 2.2.2.4. L'indice topographique

L'indice topographique utilisé est celui de TOPMODEL ([Beven & Kirkby, 1979](#)) modifié par [Ducharne \(2009\)](#) pour être indépendant de la résolution du MNT. Il est calculé à l'échelle du pixel par la formule suivante :

$$IT_i = \log\left(\frac{n_i}{a_i}\right) \quad (2.1)$$

Avec  $n_i$  le nombre de pixels en amont du pixel  $i$  et  $a_i$  la pente du pixel  $i$ . Dans le cadre de TOPMODEL, cet indice a pour but de représenter conceptuellement la distribution spatiale de la profondeur du toit de la nappe, celle-ci contrôlant en particulier la proportion de ruissellement sur surface saturée. Cependant en dehors de ce cadre d'étude, l'indice topographique est corrélé

au premier ordre à la surface du bassin et au second ordre à sa pente, si bien qu'il est difficile dans notre étude de le relier directement aux zones saturables à l'intérieur du bassin. Pour ces raisons, nous considérons plutôt l'indice topographique comme un descripteur général de la forme du bassin, à savoir si le bassin est plutôt petit et pentu (faible indice topographique) ou grand et plat (fort indice topographique).

#### 2.2.2.5. La longueur hydraulique

La longueur hydraulique est la distance qui sépare le centre d'un pixel du bassin au centre du pixel correspondant à l'exutoire en suivant la grille de direction d'écoulement. Elle correspond à la longueur du chemin suivi par une goutte de pluie qui ne s'infiltré pas dans le sol.

#### 2.2.2.6. L'encaissement du réseau hydrographique (HAND)

L'encaissement du réseau de drainage est estimé par l'indice HAND (Height Above Nearest Drainage) (Nobre *et al.*, 2011). Ce descripteur normalise l'altitude de chaque pixel par l'altitude du plus proche pixel situé sur un cours d'eau. Un pixel situé sur un cours d'eau aura une valeur de HAND de 0. Son calcul fait donc intervenir le MNT et le réseau hydrologique observé. Nobre *et al.* (2011) montrent que ce descripteur est fortement corrélé à la hauteur du toit de la nappe, ce qui permet de compléter l'information apportée par l'indice topographique. Le HAND a été calculé pour cette thèse.

### 2.2.3. Descripteurs pédologiques et géologiques

Les descripteurs pédologiques sont issus de la base de données européenne des sols (European Soil Database, ESDB). Les données "brutes" fournies par l'ESDB consistent en une typologie (nomenclature) des sols européens et en la cartographie de ces sols en Europe. La typologie proposée est basée sur la classification de la FAO85 (Nachtergaele *et al.*, 2008) et adaptée aux spécificités des paysages européens (hydromorphie, lessivage, brunisation, ...).

La première étape de cette cartographie se fait au niveau national où les sols sont classés selon la nomenclature européenne et cartographiés. Dans un second temps, les données de chaque pays sont regroupées pour former la base de données à l'échelle européenne. La cartographie des types de sol est réalisée principalement sur la base de dires d'experts (synthèse et généralisation de cartes nationales ou régionales) et dans une moindre mesure d'après des informations ponctuelles (fosses pédologiques, forages, ...). De ce fait et comme la variabilité spatiale des sols est très importante, la précision de ces données est faible. Pour aider à l'utilisation de ces données et juger de leur qualité, des cartes de confiance sont fournies avec les données.

À partir de ces types de sol, des règles de pédotransfert (Daroussin *et al.*, 1994) sont appliquées et permettent l'estimation de caractéristiques "élaborées" des sols comme par exemple : la texture, la réserve utile, la profondeur, ... Dans cette étude, nous avons valorisé les caractéristiques élaborées dont nous avons préalablement vérifié la fiabilité.

L'ensemble des données fournies par l'ESDB sont dans le système de projection ETRS89 (projection lambert européenne). L'ESDB met à disposition des données sous format raster et

vecteur. Nous avons utilisé les données raster (1km\*1km) car elles sont plus légères et leur traitement plus facilement automatisable. Les paragraphes suivants donnent plus de détails sur les caractéristiques retenues dans le cadre de cette étude.

### 2.2.3.1. La profondeur du sol

La profondeur de sol est définie comme la frontière entre un matériel non-consolidé et un matériel dur, continu et cohérent. Cela correspond en fait à la séparation entre une zone où les plantes peuvent s'enraciner (sol) et une zone où elles ne le peuvent plus (roche). La profondeur de sol est estimée à l'aide de trois attributs : le nom du sol, son matériel parental et sa phase. La phase étant définie comme une subdivision d'une unité de sol, significative pour l'utilisation ou la gestion de la terre mais non-significative pour la définition des unités de sol elles-mêmes (Nachtergaele *et al.*, 2008).

Dans la base de données, la profondeur du sol est répartie en quatre classes : superficielle (<40cm), modérée (40-80cm), profonde (80-120cm) et très profonde (120cm<). Pour les besoins de l'étude, nous avons retenu la valeur moyenne de chaque classe, à savoir 20cm, 60cm, 100cm et 120cm. La profondeur du sol a été calculée pour cette thèse.

### 2.2.3.2. La réserve utile

La réserve utile est définie comme la différence d'humidité du sol entre la capacité au champ (sol saturé en eau) et le point de flétrissement permanent (lorsque la plante ne peut plus prélever l'eau du sol), elle s'exprime en mm d'eau par m de sol. Les valeurs d'humidité des sols de ces deux points sont déterminées au laboratoire par des courbes de forces de succion (en kPa) en fonction de l'humidité du sol (mm/m). Pour la réserve utile calculée par l'ESDB, la capacité au champ correspond à une force de 5kPa pour extraire l'eau des pores et le point de flétrissement permanent à une force de 1500kPa. La réserve utile correspondante a été déterminée en laboratoire pour chaque type de sol. Dans la base de données ESDB, deux couches d'information correspondent à la réserve utile : une réserve utile pour les horizons supérieurs du sol et une pour les horizons inférieurs.

La réserve utile des horizons de surface est répartie en quatre classes : faible (<100mm/m), moyenne (100-140mm/m), importante (140-190mm/m) et très importante (>190mm/m). La réserve utile des horizons profonds est répartie en cinq classes : très faible (0mm/m), faible (<100mm/m), moyenne (100-140mm/m), importante (140-190mm/m) et très importante (>190mm/m). Là encore, nous avons pris les valeurs moyennes pour chaque classe.

Dans cette étude, nous avons combiné les réserves utiles des horizons superficiels ( $RU_{sup}$ ) et profonds ( $RU_{prof}$ ) à la profondeur du sol ( $DR$ ) pour obtenir une réserve utile dépendant à la fois des capacités de stockage des sols et de la quantité de sol :

$$RU = (RU_{sup} + RU_{prof}) * DR \quad (2.2)$$

Cette nouvelle réserve utile (eq. 2.2), exprimée en mm, nous semblait plus adaptée à mesurer les quantités d'eau pouvant être retenues par les sols des bassins versants. Ce descripteur a été calculé pour cette thèse.

### 2.2.3.3. La capacité du substrat à accueillir des nappes

Ce descripteur est calculé à partir de caractéristiques des sols et de caractéristiques du matériel parental sous-jacent (roches). La caractéristique des sols utilisée est la perméabilité, elle permet de décrire les écoulements potentiels verticaux dans le sol. La perméabilité est issue du niveau 1 du référentiel hydrogéologique BDLISA (Base de Données des Limites des Systèmes Aquifères, version de 2012). Nous avons utilisé le champ “milieu” qui caractérise le type de porosité des entités hydrogéologiques. Dans la BDLISA, le type de porosité est réparti en 4 classes : poreux, fissuré, karstique et double porosité. Ces classes correspondent à nos quatre classes de drainage : sol non drainant (“poreux” dans la BDLISA) jusqu’à sol drainant (“double porosité” dans la BDLISA). La caractéristique géologique utilisée est le type de lithologie qui permet de décrire les écoulements potentiels horizontaux dans le sol. Le type de lithologie est issue des cartes lithologiques du BRGM. Nous avons regroupé les lithologies au regard de leur perméabilité : les granites sont des roches imperméables alors que les sables sont des roches perméables (voir tableau 2.1). On obtient finalement le tableau de correspondance ci-dessous.

Tableau 2.1. – Calcul de la capacité du substrat à accueillir des nappes. En ligne on retrouve les écoulements horizontaux, en colonne les écoulements verticaux.

	<b>Sol non drainant</b>	<b>Sol peu drainant</b>	<b>Sol assez drainant</b>	<b>Sol drainant</b>
<b>Pas d’aquifère ou lithologie imperméable (argile, granite)</b>	1;1	1;2	1;3	1;4
<b>Lithologie peu perméable (gneiss, rhyolite, ophiolite, basalte)</b>	2;1	2;2	2;3	2;4
<b>Lithologie assez perméable (grès, micaschistes)</b>	3;1	3;2	3;3	3;4
<b>Lithologie perméable (sable, craie, calcaire, marne, gypse)</b>	4;1	4;2	4;3	4;4

Le descripteur de la capacité du substrat à accueillir des nappes correspond à la somme des deux chiffres du tableau 2.1. Plus les valeurs prises par le descripteur sont importantes, plus le substrat est favorable au développement de nappes. Ce descripteur a été calculé pour cette thèse.

### 2.2.3.4. La densité de drainage

La densité de drainage a été calculée avec l’approche décrite par [Le Moine \(2008\)](#). Elle correspond à la surface des zones sources et s’exprime en km<sup>2</sup>. Il s’agit de la surface amont nécessaire pour observer un cours d’eau, ce dernier étant défini par convention sur la base des “lignes bleues” des cartes IGN. La figure 2.2 schématise la densité de drainage utilisée.

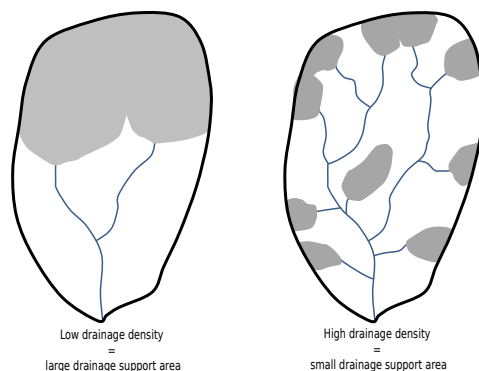


FIGURE 2.2. – Schéma de la densité de drainage (Drainage Support Area sur le schéma) utilisée.

La densité de drainage que nous utilisons est donc anticorrélée à celle couramment utilisée : une forte concentration de “lignes bleues” aboutit à une densité de drainage faible alors qu’une faible concentration de “lignes bleues” correspond à une densité de drainage forte. Une densité de drainage élevée est en France un bon proxy pour une géologie perméable, favorisant le développement de larges aquifères.

#### 2.2.4. Descripteurs de la couverture du sol

La base de données européenne Corine Land Cover regroupe les informations d’occupation biophysique des sols. Cette base de données se divise en 5 grandes classes (territoires artificialisés, territoires agricoles, forêts et milieu semi-naturel, zones humides, surface en eau) et 3 niveaux de détails. Pour cette étude, nous avons utilisé trois classes du niveau 1 de la nomenclature Corine Land Cover 2006 (EEA, 2007) : territoires artificialisés, agricoles et forêts et milieux semi-naturels. Les informations d’occupation des sols sont extraites pour chaque bassin versant et valorisées sous forme d’un pourcentage de surface du bassin occupée par chaque classe. Les pourcentages de territoires artificialisés sont faibles sur notre échantillon, nous n’avons donc pas retenu cette information. Dans la mesure où le pourcentage de territoires agricoles et de forêt sont très corrélés, nous n’avons retenu que le pourcentage de forêt pour notre étude.

#### 2.2.5. Descripteurs climatiques

Tous les descripteurs climatiques sont calculés sur la période de simulation du débit : du 01/10/1982 au 30/09/2002, soit vingt ans de données.

##### 2.2.5.1. Les précipitations

Les précipitations sont extraites de la base SAFRAN. Elles correspondent aux cumuls de pluie journaliers par bassin versant et sont exprimées en millimètres [mm].

### 2.2.5.2. La température

Les températures sont extraites de la base SAFRAN. Elles correspondent aux valeurs journalières moyennes de températures par bassin versant et sont exprimée en degrés [°C] :

$$T = \frac{T_{min} + T_{max}}{2} \quad (2.3)$$

Où  $T_{min}$  et  $T_{max}$  sont les minimum et maximum de température observés sur la journée.

### 2.2.5.3. L'évapotranspiration potentielle

L'évapotranspiration potentielle est calculée à partir des chroniques de température SAFRAN en utilisant la formule d'Oudin (Oudin, 2004) :

$$E0 = \frac{Re}{\lambda * \rho} * \frac{T + 5}{100} \quad (2.4)$$

Avec  $E0$  [mm.j<sup>-1</sup>] l'évapotranspiration potentielle,  $Re$  [MJ.m<sup>-2</sup>.j<sup>-1</sup>] le rayonnement extraterrestre,  $T$  [°C] la température de l'air,  $\lambda$  la chaleur latente de vaporisation (2.45MJ.kg<sup>-1</sup>) et  $\rho$  la masse volumique de l'air (1.2 kg.m<sup>-3</sup>). La formule d'Oudin est une recalibration de la formule de McGuinness (McGuinness & Bordne, 1972) et est considérée comme satisfaisante comme entrée des modèles hydrologiques.

### 2.2.5.4. L'indice d'humidité

L'indice d'humidité est l'inverse de l'indice d'aridité proposé par Oldekop (1911) :

$$HI = \frac{\bar{P}}{\bar{E0}} \quad (2.5)$$

Il est calculé depuis les variables de la base SAFRAN.

### 2.2.5.5. Le déphasage entre pluie et ETP

Ce descripteur mesure la différence de phase entre l'évapotranspiration potentielle et les précipitations, en se basant sur les régimes mensuels de ces deux grandeurs :

$$DEPH = \sum \left( \frac{P_m}{\bar{P}} - \frac{E0_m}{\bar{E0}} \right)^2 \quad (2.6)$$

Avec  $P_m$  et  $ETP_m$  respectivement la pluie et l'évapotranspiration potentielle interannuelle observée sur le mois  $m$  (régime mensuel),  $\bar{P}$  et  $\bar{E0}$  respectivement la pluie et l'évapotranspiration moyenne observées sur toute la période. Ce descripteur permet de savoir si l'évapotranspiration réelle des bassins est limitée par l'eau disponible ou l'énergie disponible. En effet pour des valeurs fortes le bassin est énergie-limité alors que pour des valeurs plus faibles, le bassin est plutôt eau-limité. Ce descripteur a été calculé pour cette thèse.



### 2.2.5.6. La rugosité de la pluie et de l'évapotranspiration

Cet indice est issu de [Holko et al. \(2011\)](#) et mesure la rugosité d'un signal, c'est-à-dire ses variations d'un jour à l'autre :

$$FX_a = \frac{\sum |X(t) - X(t-1)|}{\sum X(t)} \quad (2.7)$$

avec  $X(t)$  les précipitations ou l'évapotranspiration potentielle au temps  $t$  (dans notre cas,  $t$  est un jour de l'année  $a$ ) et  $FX$  la rugosité du signal pour l'année  $a$ . Tel que présenté dans [Holko et al. \(2011\)](#), cet indice servait initialement à mesurer les fluctuations du signal de débit. En particulier, [Holko et al. \(2011\)](#) étudient l'évolution des valeur de  $FX$  au cours du temps pour détecter des changements dans la réponse des bassins versants. Les auteurs ont interprété les changements au regard de changements dans la saisonnalité des pluies ou des effets des influences humaines. Ils montrent aussi que ce descripteur est adapté pour quantifier la réponse hydrologique des bassins en intégrant des effets lié à la surface, l'altitude, la géologie et la couverture des sols. Nous avons adapté ce descripteur aux grandeurs que nous connaissons en contexte non-jaugé : la pluie et l'évapotranspiration potentielle. Il nous renseigne sur la variabilité des forçages climatiques et a été calculé pour l'étude.

### 2.2.5.7. L'intensité des précipitations

Le centre Irstea d'Aix-en-Provence produit des cartes d'intensité des pluies à l'échelle de la France : l'intensité horaire décennale ( $p1h$ ) et l'intensité journalière décennale ( $p24h$ ). La procédure d'obtention de ces cartes est décrite par [Arnaud et al. \(2008\)](#). Nous avons combiné ces deux cartes pour obtenir une intensité de pluie plus indépendante du pas de temps :

$$IP = \frac{p1h}{p24h} \quad (2.8)$$

Les valeurs d'intensité de pluie normées ( $IP$ ) sont ensuite extraites par bassin. Ce descripteur a été calculé pour cette thèse.

### 2.2.5.8. La fraction solide des précipitations

La fraction solide des précipitations est calculée à chaque pas de temps via la formule tirée de [L'hôte et al. \(2005\)](#). Cette méthode est par exemple utilisée par le module CemaNeige, à la différence que pour calculer ce descripteur, nous n'avons pas divisé le bassin versant en bandes d'altitude :

$$\left\{ \begin{array}{ll} FS(t) = 0 & \text{si } T > 3^\circ\text{C} \\ FS(t) = 1 - \frac{T(t)-(-1)}{3-(-1)} & \text{si } -1 < T < 3^\circ\text{C} \\ FS = 1 & \text{si } T < -1^\circ\text{C} \end{array} \right. \quad (2.9)$$

Avec  $F_s$  la fraction solide des précipitations,  $t$  le jour considéré et  $T$  la température de l'air. On peut donc calculer à chaque pas de temps la quantité de précipitation tombée sous forme solide :

$$P_s(t) = \overline{FS} * P(t) \quad (2.10)$$

Avec  $P_s$  [mm] la quantité de pluie tombée sous forme solide,  $P$  la quantité de précipitation totale et  $t$  le jour considéré. On obtient finalement la fraction solide des précipitation moyenne sur la période :

$$FS = \frac{\sum P_s(t)}{\sum P(t)} \quad (2.11)$$

Ce descripteur nous renseigne sur le régime des bassins versants : nival pour les valeurs de  $F_s$  importantes ou pluvial pour les valeurs faibles. Il a été calculé pour cette thèse.

#### 2.2.5.9. L'évapotranspiration réelle climatique

L'évapotranspiration réelle utilisée n'est pas une sortie de modèle hydrologique mais est une évapotranspiration réelle climatique, calculée au pas de temps annuel à partir de la pluie ( $P$ ) et de l'évapotranspiration potentielle ( $E0$ ). Elle est calculée à partir des données SAFRAN à l'aide de la formule de Turc (Turc, 1954) :

$$ETR = \frac{P}{\left[1 + \left(\frac{P}{E0}\right)^2\right]^{\frac{1}{2}}} \quad (2.12)$$

L'évapotranspiration réelle est une composante du bilan hydrologique des bassins versants. Ce descripteur a été calculé pour l'étude.

#### 2.2.5.10. Le rendement

Le rendement représente la part des précipitations qui s'écoule à l'exutoire du bassins. En contexte jaugé, le rendement des bassins est obtenu directement à partir du débit :

$$R_{obs} = \frac{\overline{Q}}{\overline{P}} \quad (2.13)$$

En contexte non-jaugé, nous l'estimons au pas de temps interannuel à l'aide de la formule de Turc (Turc, 1954) :

$$R_T = 1 - \frac{1}{\left[1 + \left(\frac{P}{E0}\right)^2\right]^{\frac{1}{2}}} \quad (2.14)$$

Dans un second temps nous calculons le résidu entre le rendement observé ( $R_{obs}$ ) et le rendement estimé par la formule de Turc ( $R_T$ ) :

$$\varepsilon = \frac{R_{obs}}{R_T} \quad (2.15)$$

Enfin, nous transférons pour chaque bassin le résidu moyen observé sur les bassins voisins, selon la procédure de *leave-one-out* :

$$R = \overline{\varepsilon_{voisin} * R_T} \quad (2.16)$$

Avec  $R$  le rendement régionalisé, qui sera utilisé dans cette étude. Ce descripteur nous permet d'estimer le bilan en eau des bassins versants, il a été calculé pour cette étude.

## 2.3. Résumé

Le tableau [2.2](#) rassemble les variables utilisées dans l'étude.

Tableau 2.2. – Liste des variables explicatives utilisées dans cette étude.

Catégorie	Variable	Abbréviation et unités	Source
Climat	Précipitations	P [mm]	SAFRAN (Vidal <i>et al.</i> , 2010)
	Flashiness des précipitations	FP [-]	adapté de Holko <i>et al.</i> (2011)
	Intensité des pluies	IP [-]	
	Température	T [°C]	SAFRAN
	Fraction solide des précipitations	FS [-]	L'hôte <i>et al.</i> (2005) depuis SAFRAN
	Évapotranspiration potentielle	E0 [mm]	(Oudin, 2004) depuis SAFRAN
	Flashiness de l'évaporation	FE [-]	adapté de (Holko <i>et al.</i> , 2011)
	Indice d'humidité	HI [-]	Oldekop (1911) depuis SAFRAN
	Déphasage entre P et ETP	DEPH [-]	
	Évapotranspiration réelle	ETR [mm]	Turc (1954) depuis SAFRAN
	Rendement des bassins	R [-]	
Morphologie	Surface	S [km <sup>2</sup> ]	
	Altitude	Z [m]	SRTM 100m
	Indice topographique	IT [-]	(Ducharne, 2009)
	Pente	SL [%]	(Horn, 1981)
	Encaissement du réseau hydrographique	HAND [m]	(Nobre <i>et al.</i> , 2011)
	Longueur hydraulique	LHY [km]	
Occupation du sol	Pourcentage de forêt	pF [%]	CLC 2006 (EEA, 2007)
Pédologie	Profondeur du sol	DR [m]	ESDB (Finke <i>et al.</i> , 2001)
	Réserve utile potentielle	RU [mm]	Calcul d'après l'ESDB
Géologie	Capacité du substrat à accueillir des nappes	GEOL [-]	Calcul à partir de la BD LISA et de la carte lithologique du BRGM
	Densité de drainage	DD [km <sup>2</sup> ]	(Le Moine, 2008)

Le tableau 2.2 montre qu'un grand nombre de descripteurs climatiques (11) sont utilisés. Nous avons fait ce choix car le climat est la première source de variabilité des débits (Budyko, 1974). L'inconvénient est que ces descripteurs sont non-stationnaires, c'est-à-dire que leur valeur est dépendante de la période d'étude. Les descripteurs climatiques ont ici été calculés sur la période de disponibilité commune des données, soit sur 24 ans. C'est une période longue qui, si elle ne garantit pas la stationnarité de ces descripteurs, permet au moins d'être indépendant de la

variabilité interannuelle. Les descripteurs climatiques servent le plus souvent de données proxy pour caractériser le bilan en eau et le régime des bassins versants.

De nombreux descripteurs morphologiques (6) sont aussi utilisés. La surface et l'altitude sont souvent utilisées comme proxy du régime hydrologique et de la forme du bassin. Les descripteurs tels la pente, l'indice topographique ou la longueur hydrologique sont plutôt associées à la partition infiltration/ruissellement ainsi qu'aux temps de transfert vers l'exutoire. L'occupation des sols est souvent utilisée comme descripteur de l'évapotranspiration réelle (donc du bilan en eau des bassins) et du type de sol. Enfin, la géologie et la pédologie servent de proxy pour caractériser les transferts d'eau dans les sols et les composantes souterraines du débit (le Base Flow Index ne pouvant être obtenu directement en conditions non jaugées).

## 2.4. Aggrégation des descripteurs à l'échelle des bassins

La majorité des descripteurs présentés dans le tableau 2.2 présente une variabilité, soit temporelle (jour, année, ...), soit spatiale (échelle du pixel ou du polygone). Certains cependant ne sont pas concernés par cette aggrégation : la surface, l'indice d'humidité, la fraction solide des précipitations, le déphasage entre P et ETP et le rendement. D'autre part, nous ne pouvons juger de la performance de la régionalisation qu'en un seul point du bassin : son exutoire. Pour cette raison, nous avons besoin d'une unique valeur de descripteurs par bassin et la question de l'aggrégation des descripteurs de leur échelle de calcul vers l'échelle du bassin versant se pose. Pour la même raison que nous ne voulions pas éliminer *a priori* des descripteurs, nous testons plusieurs méthodes d'aggrégation. L'aggrégation se fait dans la dimension spatiale ou temporelle en fonction de la variabilité des descripteurs. Nous avons opté pour les aggrégations suivantes :

### 2.4.1. Mesure de la quantité

**Quantiles :** Les quantiles sont calculés à partir de la distribution des valeurs de descripteurs au sein du bassin. Nous avons retenus les quantiles suivants : minimum, médiane et maximum.

**Moyennes :** Nous avons calculé quatre moyennes différentes : arithmétique, géométrique, harmonique et quadratique :

$$ma = \frac{1}{n} * \sum_i^n X_i \quad (2.17)$$

$$mg = \exp\left(\frac{1}{n} * \sum_i^n \log(X_i)\right) \quad (2.18)$$

$$mh = \frac{n}{\sum_i^n \frac{1}{X_i}} \quad (2.19)$$

$$mq = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_i^n X_i^2} \quad (2.20)$$

Avec  $n$  le nombre d'observations d'une variable  $X$ . La moyenne harmonique donne plus de poids aux valeurs faibles, la moyenne géométrique est moins influencée par les valeurs hautes de  $X$  alors que la moyenne quadratique donne plus de poids aux valeurs fortes. Pour les descripteurs pouvant prendre des valeurs nulles ou négatives (par exemple la température), nous n'avons pas calculé les moyennes géométrique et harmonique.

### 2.4.2. Mesure de la variabilité

**Le coefficient de variation :** Ce coefficient permet de mesurer la dispersion des valeurs du descripteur  $X$  en comparaison à sa moyenne :

$$cv = \frac{sd(X)}{\bar{X}} \quad (2.21)$$

Ce coefficient est préféré à l'écart-type car, étant normé, il nous permet de comparer plus facilement les descripteurs et les bassins versants entre eux.

**L'irrégularité (Mouelhi, 2003) :**

$$ir = \frac{max(X_m) - min(X_m)}{\bar{X}_m} \quad (2.22)$$

Avec  $X_m$  la valeur mensuelle pluriannuelle d'une variable climatique (Pluie, ETP ou température). Cet indice renvoie à la saisonnalité des descripteurs climatiques. Plus sa valeur est importante, plus le descripteur présente une saisonnalité marquée.

### 2.4.3. Mesure de la localisation

Nous utilisons un coefficient qui décrit l'organisation spatiale d'un descripteur par rapport à la distribution des distances du réseau de drainage telle que définie par [Bell & Moore \(2000\)](#). Cet indice est inspiré de [Woods & Sivapalan \(1999\)](#); [Viglione et al. \(2010\)](#); [Zocatelli et al. \(2011\)](#) : c'est la première étape du calcul d'un indice permettant de caractériser la variabilité spatiale des événements de précipitation. Nous avons calculé le coefficient pour chaque descripteur  $X$  à partir du centre de masse du bassin  $C_{bsn}$  et du centre de masse du descripteur  $C_X$ . Le centre de masse du bassin est calculé comme suit :

$$C_{bsn} = \frac{\sum_i^n A_i * L_i}{\sum_i^n A_i} \quad (2.23)$$

Avec  $A_i$  la surface du pixel  $i$  et  $L_i$  la longueur hydraulique du pixel  $i$ . Le centre de masse du descripteur se calcule comme suit :

$$C_X = \frac{\sum_i^n X_i * A_i * L_i}{\sum_i^n X_i * A_i} \quad (2.24)$$

Avec  $X_i$  la valeur du descripteur  $X$  sur le pixel  $i$ . Finalement, on obtient l'indice de localisation du descripteur  $X$  :

$$I_X = \frac{C_X}{C_{bsn}} \quad (2.25)$$

Si  $I_X < 1$  alors les plus fortes valeurs de descripteur sont essentiellement concentrées dans une région proche de l'exutoire du bassin.  $I_X > 1$  indique que les plus fortes valeurs du descripteur sont loin de l'exutoire du bassin. Si  $I_X \simeq 1$ , le centre des précipitations est proche du centre du bassin : les valeurs du descripteur sont uniformes sur le bassin versant, concentrées autour de son centre de masse ou concentrées dans des régions distinctes à la fois proches et éloignées de l'exutoire.

#### 2.4.4. Tri des descripteurs

En comptant chaque descripteur et les différentes méthodes d'aggrégation, nous obtenons 131 descripteurs potentiellement valorisables par calage régional. Cependant, certains descripteurs présentent une variabilité trop faible pour rendre compte des différences entre les bassins de notre échantillon. Nous avons identifié ces descripteurs selon deux critères : (i) la distribution du descripteur ne doit pas présenter de palier important et (ii) les descripteurs peuvent être valorisés par la méthode développée (voir chapitre 5). En effet, notre méthode se base sur une répartition des bassins en 12 classes selon chaque descripteurs. le critère (ii) permet de s'assurer que la valeur moyenne du descripteur est bien différentes entre les classes, c'est-à-dire que les différences entre les classes sont suffisamment marquées. Suite à ce tri, nous obtenons 91 descripteurs que nous testons dans la procédure de calage régional. À partir de maintenant, le terme de « descripteur » prendra en compte à la fois la variable (par exemple la température) et son aggrégation (par exemple la médiane). Le terme "indicateur" pourra être utilisé ponctuellement comme un synonyme du terme "descripteur".

## 2.5. Corrélations entre les descripteurs

La corrélation entre les descripteurs est mesurée par le coefficient de Spearman ([Spearman, 1904](#)), basé sur les rangs (équation 2.26).

$$\rho_s = \frac{cov(R_X, R_Y)}{\sigma_{R_X} * \sigma_{R_Y}} \quad (2.26)$$

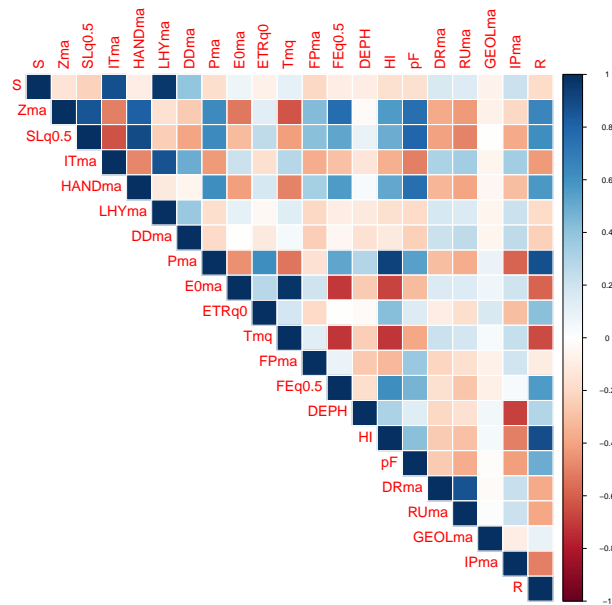


FIGURE 2.3. – Corrélations entre certains descripteurs.

La figure 2.3 montre que des corrélations existent entre les descripteurs. Malgré cela, et parce que la méthode de régionalisation développée est itérative (c'est-à-dire qu'elle permet la prise en compte des corrélations entre descripteurs) nous avons choisi de conserver l'ensemble des descripteurs car deux descripteurs corrélés peuvent avoir un rôle hydrologique différent.

## 2.6. Principales caractéristiques des bassins versants étudiés

La figure 2.4 présente les principales caractéristiques des bassins versants étudiée.



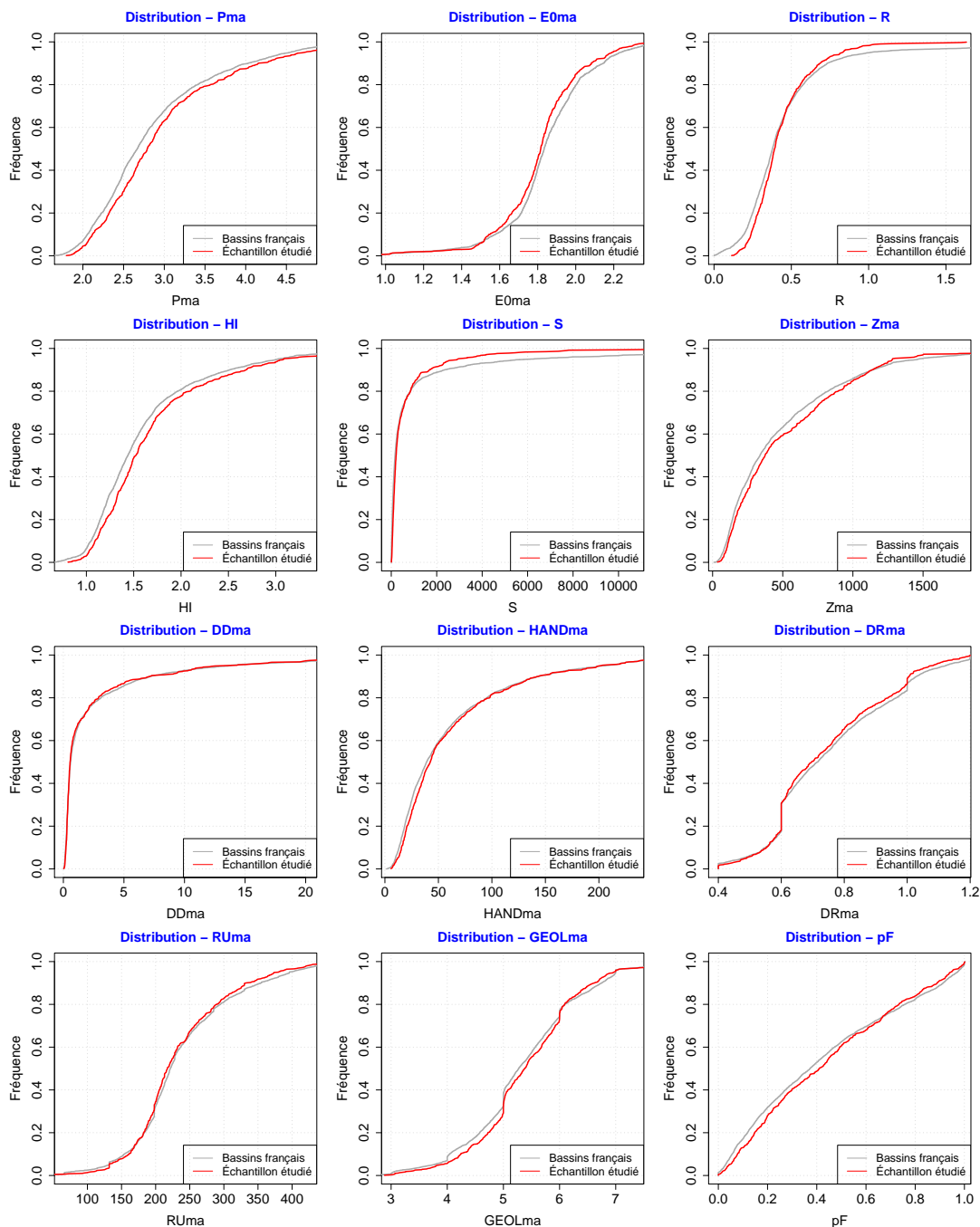


FIGURE 2.4. – Caractéristiques des bassins versants étudiés par rapport aux bassins versants disponibles en France métropolitaine.

La figure 2.4 montre que les distributions des caractéristiques des bassins étudiées sont proches de celles observées sur l'ensemble des 3700 bassins versants répertoriés dans la banque HYDRO. Les bassins étudiés représentent donc la variabilité des caractéristiques hydroclimatiques observées en France. Cela nous permettra de tirer parti des différences entre les bassins versants, c'est-à-dire d'exploiter cette variabilité pour identifier les contrôles régionaux (topographie, végétation, ...) des processus hydrologiques. En ce sens, le jeu de bassins versants construit est adapté à une étude en conditions non jaugées et nous permet d'espérer des résultats généralisables, du moins à l'échelle de la France métropolitaine.



# *II*

**D'où partons-nous ?**



# 3

## Paramétrisation du modèle en contexte jaugé

### 3.1. Objectifs

Le principe des études de régionalisation est d'utiliser des bassins versants jaugés pour développer des méthodes applicables aux bassins versants non jaugés. Dans le cadre de cette thèse, le choix du modèle et son calage sur des bassins versants jaugés est un préalable à la régionalisation des jeux de paramètres. Les objectifs de ce chapitre sont :

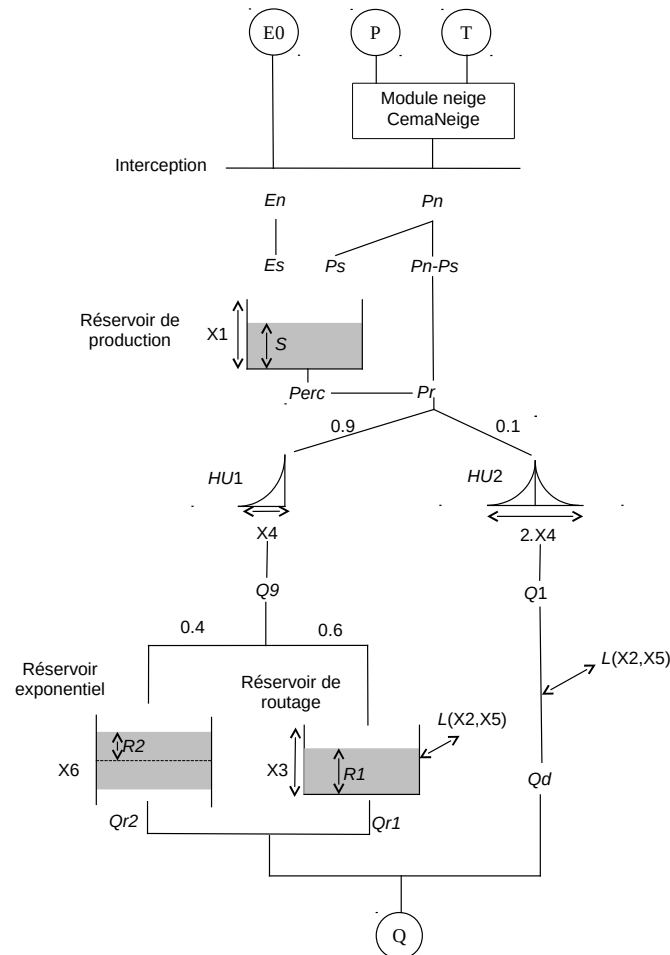
1. Présenter le modèle hydrologique utilisé (GR6J) et le cadre d'évaluation de ses performances ;
2. Définir le rôle fonctionnel de chaque paramètre et
3. Déterminer une stratégie de calage permettant d'identifier les jeux de paramètres hydrologiquement optimaux.

### 3.2. Le modèle hydrologique GR6J

#### 3.2.1. Description

Nous avons retenu le modèle hydrologique global GR6J ([Pushpalatha \*et al.\*, 2011](#)), issu de la famille de modèles hydrologiques du Génie Rural ([Michel, 1983](#)). GR6J fonctionne au pas de

temps journalier avec 6 paramètres libres. Comme certains bassins de notre échantillon sont situés en montagne, le modèle hydrologique est couplé au module neige Cemaneige (Valéry *et al.*, 2014). Le modèle CemaNeigeGR6J a été utilisé via le package *R* airGR (Coron *et al.*, 2016, 2017). La figure 3.1 montre la structure du modèle utilisé.



Paramètre	X1 [mm]	X2 [mm/j]	X3 [mm]	X4[j]	X5[-]	X6 [mm]
Signification	Capacité du réservoir de production	Coefficient d'échanges souterrains	Capacité du réservoir de routage	Temps de base de l'hydrogramme HU1	Seuil de changement de signe de l'échange	Contrôle de la pente de décrue

FIGURE 3.1. – Schéma de fonctionnement du modèle hydrologique GR6J, d'après Pushpalatha *et al.* (2011). E0 est l'évapotranspiration potentielle, P les précipitations, T la température et Q le débit. Xi est le paramètre *i* du modèle, les autres lettres font référence à des variables internes du modèle.

GR6J est un modèle hydrologique empirique, avec une structure apparentée à celle des modèles conceptuels, c'est-à-dire reposant sur l'association de fonctions de production et de routage représentées par des réservoirs interconnectés (voir figure 3.1). Il est forcé avec une pluie, une température et une évapotranspiration potentielle (Oudin, 2004) calculées au pas de temps

journalier comme des moyennes spatiales à l'échelle du bassin versant. Les variables météorologiques proviennent de la réanalyse SAFRAN (Vidal *et al.*, 2010). GR6J a été initialement conçu pour améliorer la simulation des débits en période de basses eaux. Cependant les modifications apportées ont aussi permis d'améliorer la simulation des crues, en particulier les récessions (Pushpalatha, 2013). L'annexe 4 présente la cartographie de quelques variables internes du modèle.

CemaNeige (Valéry *et al.*, 2014) est un module d'accumulation/fonte de neige basé sur le principe des degrés-jours : l'accumulation/fonte de la neige est exprimée en fonction de l'écart entre la température du jour et une température de base (0°C dans le cas de CemaNeige). Le module fonctionne à partir des données de précipitations et de températures moyennes à l'échelle du bassin versant. Ces forçages sont ensuite recalculés par bandes d'altitude pour mieux rendre compte de la distribution altitudinale des forçages météorologiques. Les bandes d'altitude sont définies à partir de la courbe hypsométrique des bassins et sont de surface égale. À partir de ces forçages distribués par bande d'altitude, CemaNeige calcule l'équivalent en eau du manteau neigeux à l'aide de deux paramètres : un paramètre d'inertie thermique du manteau ( $Ctg$  [mm/°C]) et un facteur de fonte degré-jours ( $Kf$  [-]). Plus  $Ctg$  est élevé, plus l'inertie du stock de neige est augmentée, ce qui retarde le démarrage de la fonte. Plus  $Kf$  est élevé, plus la fonte est importante. Dans notre étude, les paramètres de CemaNeige sont fixés à leurs valeurs par défaut :  $Ctg=0.25$  mm/°C et  $Kf=3.74$  et ne sont donc pas optimisés sur le débit.

### 3.2.2. Algorithme de calage

L'algorithme de calage utilisé, proposé par Mathevet (2005), est une stratégie alliant recherche globale et locale. L'étape de recherche globale consiste en un préfiltrage réalisé sur un ensemble de jeux de paramètres prédéfinis. Ceux-ci sont construits en utilisant les quantiles des distributions de valeurs de paramètres probables, obtenus sur un large échantillon de bassins versants situés en France et à l'étranger. Pour le paramètre d'échange X2, qui règle le bilan en eau des bassins, nous avons imposé la valeur initiale à 0, valeur pour laquelle le bilan n'est pas corrigé. La recherche globale permet d'identifier le meilleur point de départ pour la recherche locale.

La recherche locale utilise une méthode dite de “*steepest descent*” pour se déplacer pas-à-pas dans l'espace des paramètres et converger vers le jeu optimal. La période de calage du modèle s'étend d'octobre 1982 à septembre 1992 et est précédée de quatre années de mise en route pour initialiser le contenu des réservoirs.

### 3.2.3. Rôle fonctionnel des paramètres

Nous entendons ici par “rôle fonctionnel” d'un paramètre son impact propre sur le calcul du débit par le modèle. Ce rôle est déterminé par une étude de sensibilité du modèle à ses paramètres. Dans un premier temps, le modèle hydrologique est calé pour obtenir un jeu de paramètres par bassin. Pour X1 par exemple, la sensibilité du modèle est étudiée en simulant le débit avec le jeu de paramètres calé sur ce bassin et X1 imposé à différentes valeurs. Ces valeurs sont déterminées en utilisant les quantiles 0.03 et 0.96 de la distribution de X1 calé sur les bassins versants de l'échantillon. Les valeurs intermédiaires sont calculées de sorte que l'on teste 10 valeurs de paramètres qui soient à égale distance les unes des autres. Le tableau 3.1 regroupe les valeurs de paramètres utilisées pour l'étude de sensibilité :

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<b>X1 [mm]</b>	35	164	294	424	553	683	813	942	1072	1202
<b>X2 [mm/j]</b>	-1.85	-1.46	-1.07	-0.68	-0.29	0.10	0.49	0.88	1.27	1.66
<b>X3 [mm]</b>	9	41	74	107	140	173	206	239	272	305
<b>X4 [j]</b>	1.30	1.64	1.97	2.30	2.64	2.97	3.31	3.64	3.98	4.31
<b>X5 [-]</b>	0.00	0.09	0.18	0.27	0.36	0.45	0.54	0.63	0.72	0.81
<b>X6 [mm]</b>	1	18	36	54	72	89	107	125	143	161

Tableau 3.1. – Valeurs de paramètres utilisées pour l'étude de sensibilité visant à définir le rôle fonctionnel des paramètres.

Nous avons choisi cette analyse de sensibilité pour appréhender le lien entre les valeurs de paramètres, l'hydrogramme et les flux d'eau calculés par le modèle. Cela nous permet d'isoler l'impact uniquement lié à chaque paramètre et donc d'interpréter physiquement leur rôle.

### 3.2.3.1. Paramètre X1

Le paramètre X1 est la capacité du réservoir de production, il est exprimé en mm.

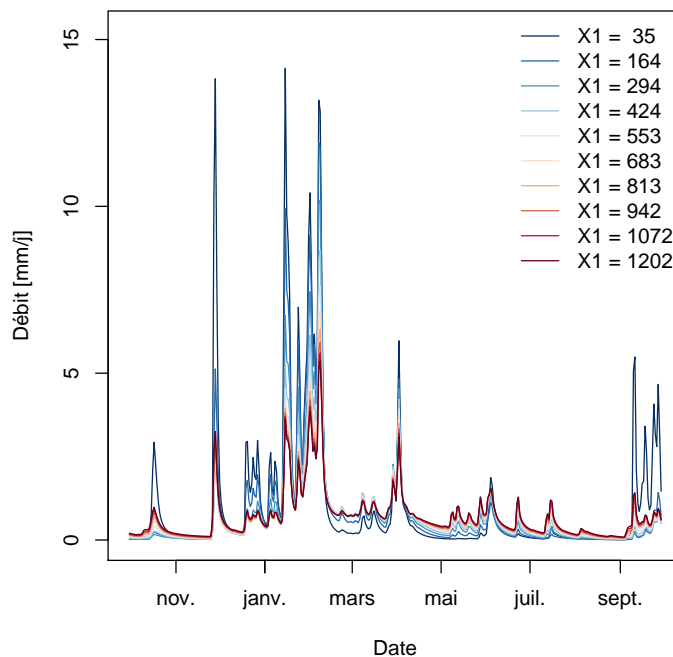


FIGURE 3.2. – Impact de la valeur du paramètre X1 pour une année de simulation (du 01/10/1983 au 30/09/1984) sur le débit simulé par GR6J pour le bassin versant de la Meuse à Goucourt (B0220010). L'impact de X1 est mesuré en testant plusieurs valeurs pour X1, les autres paramètres du modèle étant conservés constants.

La figure 3.2 montre que plus la valeur de X1 est importante, plus les crues sont écrêtées et plus les étiages sont soutenus. X1 a donc un effet tampon : plus sa valeur est élevée, plus la réponse du bassin devient stable. Cela s'explique par le fait que X1 joue un rôle dans les quantités d'eau disponibles pour l'écoulement. En effet, X1 intervient dans le calcul de quatre flux :



l'évapotranspiration réelle ( $AE$ , Eq 3.2 et 3.3), la pluie qui alimente le réservoir de production ( $Ps$ , Eq 3.1), la vidange du réservoir de production ( $Perc$ , Eq 3.4) et le flux résultant : la quantité de pluie qui atteint le réservoir de routage ( $Pr$ , Eq 3.5).

$$Ps = \frac{X1 * (1 - (\frac{Sk}{X1})^2) * \tanh(\frac{Pn}{X1})}{1 + \frac{Sk}{X1} * \tanh(\frac{Pn}{X1})} \quad (3.1)$$

$$Es = \frac{Sk * (2 - \frac{Sk}{X1}) * \tanh(\frac{En}{X1})}{1 + (1 - \frac{Sk}{X1}) * \tanh(\frac{En}{X1})} \quad (3.2)$$

$$\left\{ \begin{array}{ll} AE = Es + P & \text{si } P < E0 \\ AE = E0 & \text{si } P > E0 \end{array} \right\} \quad (3.3)$$

$$Perc = S' \left\{ 1 - \left[ 1 + \left( \frac{4}{9} * \frac{S'}{X1} \right)^4 \right]^{\frac{-1}{4}} \right\} \quad (3.4)$$

$$Pr = Pn - Ps + Perc \quad (3.5)$$

Avec  $Sk$ , le niveau du réservoir de production au jour  $k$ ,  $Pn$  la pluie nette,  $En$  l'évapotranspiration nette et  $S' = Sk + Ps - Es$  le contenu actualisé du réservoir de production. La figure 3.3 présente l'impact du paramètre  $X1$  sur ces flux.

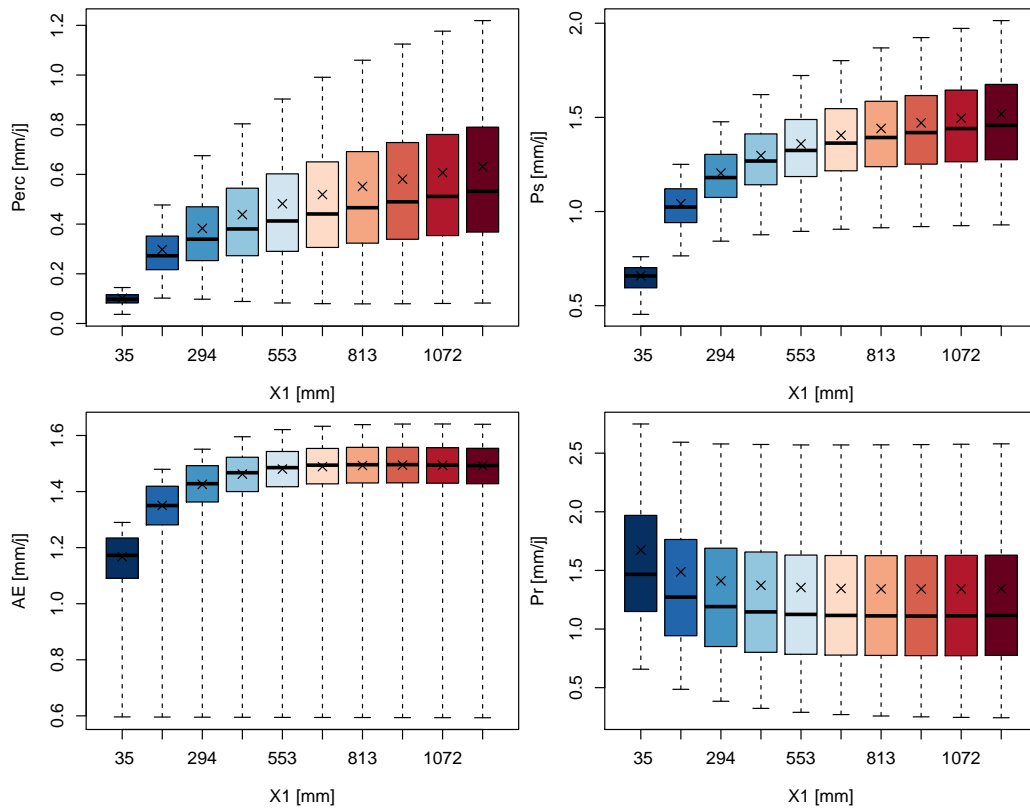


FIGURE 3.3. – Sensibilité des moyennes des flux  $Perc$  [mm/j],  $Ps$  [mm/j],  $AE$  [mm/j] et  $Pr$  [mm/j] au paramètre  $X1$ . Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s'étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile. Les distributions sont obtenues sur les 580 bassins versants étudiés.

La figure 3.3 montre que plus la valeur de  $X1$  est importante plus les flux  $Perc$ ,  $Ps$  et  $AE$  sont importants. L'augmentation de l'évaporation réelle  $AE$  avec le paramètre  $X1$  correspond à un stockage d'une plus grande quantité d'eau disponible pour l'évapotranspiration. L'augmentation des pertes par évapotranspiration avec le paramètre  $X1$  se traduit par des quantités d'eau atteignant le réservoir de routage ( $Pr$ ) plus faibles. Ces deux flux plafonnent lorsque  $X1$  prend des valeurs plus importantes, ce qui explique que le rendement des bassins devient constant.

### 3.2.3.2. Paramètre X2

Le paramètre  $X2$  est le coefficient d'échanges souterrains, il est exprimé en mm/j.

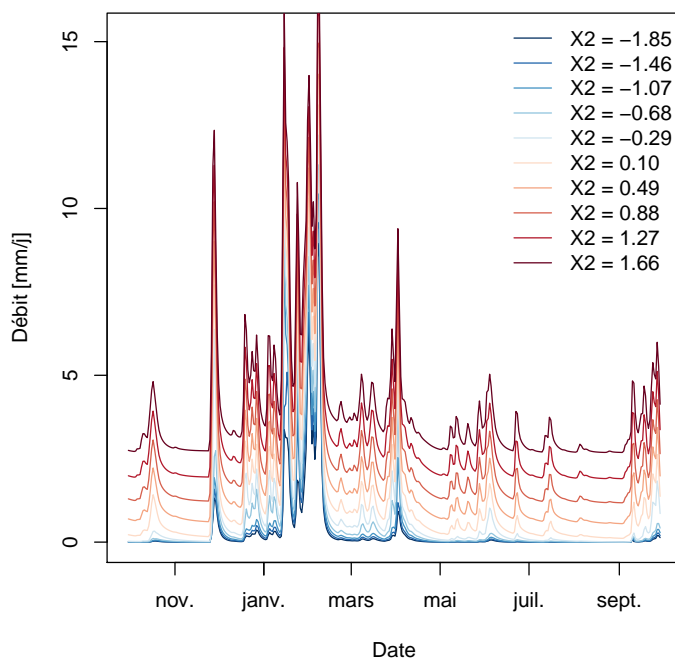


FIGURE 3.4. – Impact de la valeur du paramètre  $X2$  pour une année de simulation (du 01/10/1983 au 30/09/1984) sur le débit simulé par GR6J pour le bassin versant de la Meuse à Gouncourt (B0220010). L'impact de  $X2$  est mesuré en testant plusieurs valeurs pour  $X2$ , les autres paramètres du modèle étant conservés constants.

La figure 3.4 montre que l'impact de  $X2$  dépend de son signe. Lorsque  $X2$  est négatif, les débits simulés en crue et en étiage sont faibles. Lorsque  $X2$  est positif, les volumes d'eau transitant en crue et en étiage sont importants.  $X2$  a donc pour rôle de régler l'ordre de grandeur des débits et donc le bilan en eau des bassins en complément du rôle du paramètre  $X1$ . Ce paramètre multiplicatif est un facteur d'échelle intervenant dans le calcul des échanges non atmosphériques ( $L$  [mm/j], Eq 3.6). Ces échanges représentent les quantités d'eau supposément perdues/gagnées dans les aquifères régionaux et qui sont drainées en-dehors des limites du bassin.

$$L = X2 * \left( \frac{R1(k)}{X3} - X5 \right) \quad (3.6)$$

avec  $R1(k)$  le niveau dans le réservoir de routage au jour  $k$  et  $L$  l'échange entre bassins, ainsi que dans le calcul du taux de remplissage du réservoir de routage ( $R1/X3$ , Eq. 3.9) et dans

la vidange de celui-ci ( $Qr1$ , Eq. 3.8). La figure 3.5 montre l'impact de X2 sur l'échange entre bassin et la vidange du réservoir de routage.

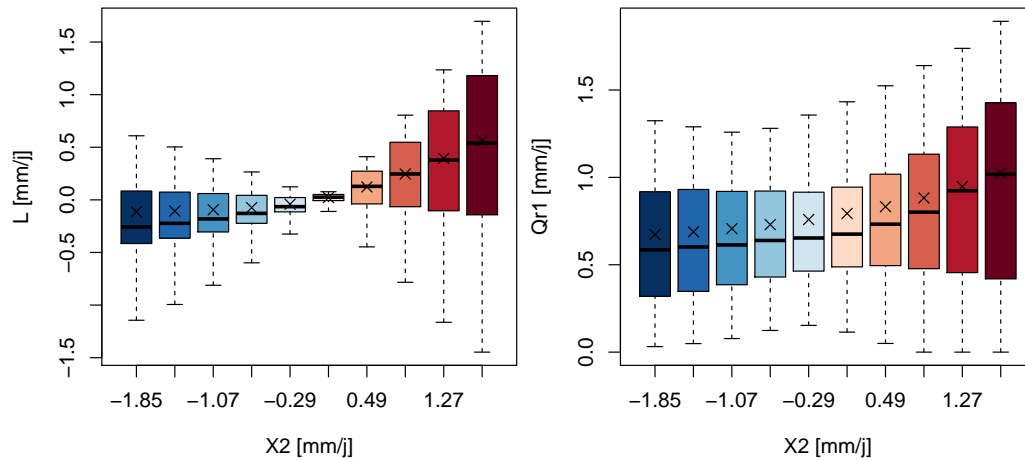


FIGURE 3.5. – Sensibilité des échanges entre bassins ( $L$  [mm/j]) et de la vidange du réservoir de routage ( $Qr1$ , Eq. 3.8) au paramètre X2. Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s'étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile. Les distributions sont obtenues sur les 580 bassins versants étudiés.

La figure 3.5 montre que le paramètre X2 règle l'amplitude de l'échange : plus X2 s'éloigne de 0 plus les échanges entre bassins sont importants. En moyenne le signe de l'échange est le même que le signe de X2 : les bassins gagnent de l'eau lorsque X2 positif et en perdent lorsque X2 est négatif. En conséquence, le débit sortant du réservoir de routage augmente avec X2. Notons que la fonction d'échange souterrain diffère de celle de GR4J, également exprimée en [mm/j] :

$$L_{GRAJ} = X2 * \left( \frac{R1(k)}{X3} \right)^{\frac{7}{2}} \quad (3.7)$$

À la différence de GR4J,  $L$  n'est pas directement liée au signe de X2 : pour GR4J, X2 impose le signe de l'échange alors qu'il le suggère pour GR6J où le signe peut s'inverser par rapport à X2 au cours de l'année ou en permanence en fonction de la valeur prise par X5, comme on le constate à la figure 3.5.

### 3.2.3.3. Paramètre X3

Il s'agit de la capacité à un jour du réservoir de routage, exprimée en mm. La capacité à un jour correspond au contenu maximal possible présent dans le réservoir après vidange sur le pas de temps.

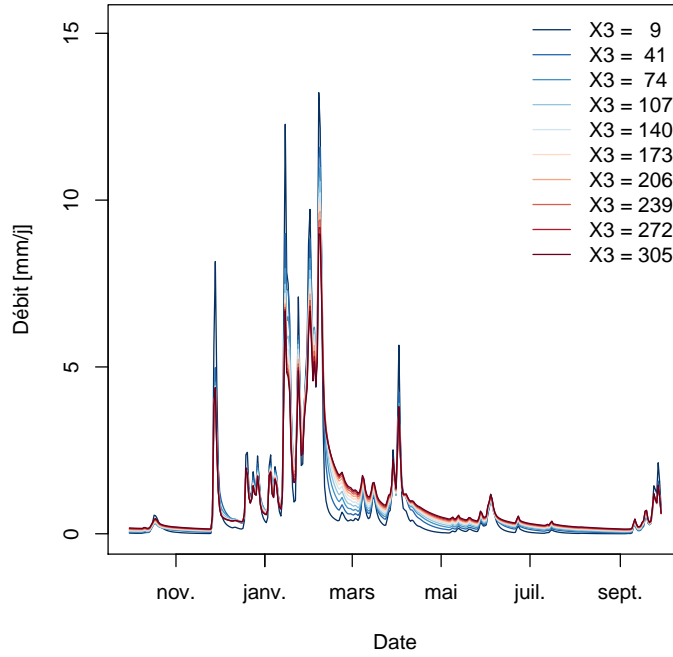


FIGURE 3.6. – Impact de la valeur du paramètre  $X3$  pour une année de simulation (du 01/10/1983 au 30/09/1984) sur le débit simulé par GR6J pour le bassin versant de la Meuse à Gouncourt (B0220010). L'impact de  $X3$  est mesuré en testant plusieurs valeurs pour  $X3$ , les autres paramètres du modèle étant conservés constants.

La figure 3.6 montre que plus la valeur de  $X3$  est grande, plus le pic de crue est atténué et plus la décrue est lente, c'est-à-dire que les crues sont plus étalées dans le temps.  $X3$  a donc un rôle de lissage du signal généré par le réservoir de production et permet au modèle de reproduire la variabilité du débit observé. Ce paramètre intervient dans l'équation de vidange du réservoir de routage ( $Qr1$ , Eq. 3.8) :

$$Qr1 = R' \left\{ 1 - \left[ 1 + \left( \frac{R'}{X3} \right)^4 \right]^{-\frac{1}{4}} \right\} \quad (3.8)$$

$$R' = \max(0, R_k + 0.6 * Q9(k) + F) \quad (3.9)$$

Avec  $Q9(k)$  le débit sortant de l'hydrogramme  $HU1$  (débits retardés) au jour  $k$  et  $R'$  le contenu actualisé du réservoir de routage.

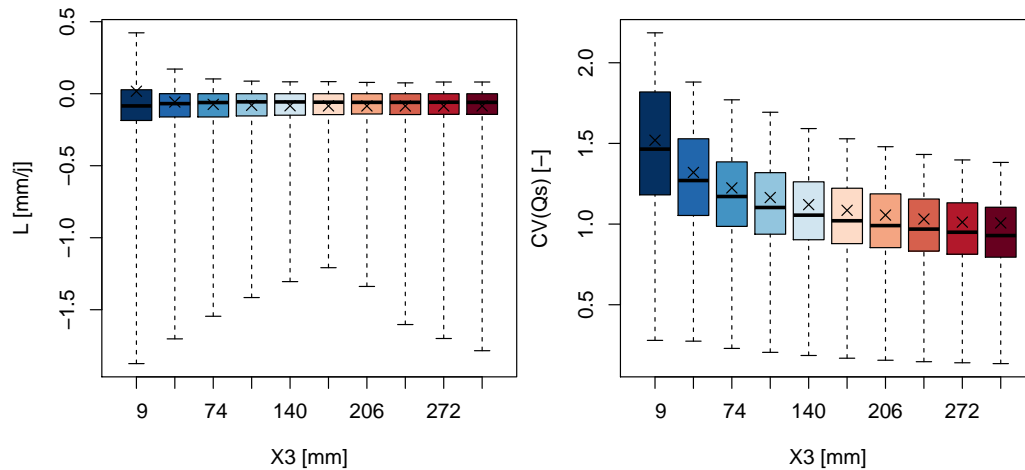


FIGURE 3.7. – Sensibilité du coefficient de variation des débits simulés par le modèle ( $CV(Q_s)$ ) et de l'échange ( $L$ , Eq. 3.6) au paramètre  $X3$ . Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s'étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile. Les distributions sont obtenues sur les 580 bassins versants étudiés.

D'après la figure 3.7 le paramètre  $X3$ , n'a pas d'impact en moyenne sur les quantités d'eau moyennes gagnées/perdues par les échanges souterrains ( $L$ ). Par contre, le coefficient de variation du débit sortant du réservoir de routage ( $CV-Qr1$ ) augmente lorsque  $X3$  diminue. Les bassins versants pour lesquels  $X3$  est faible ont donc un débit plus variable. Ce résultat confirme que  $X3$  est uniquement un paramètre de routage et n'a en moyenne pas d'impact sur le bilan en eau des bassins versants.

#### 3.2.3.4. Paramètre $X4$

Le paramètre  $X4$  est le temps de base de l'hydrogramme unitaire  $HU1$ , exprimé en jours. Ce paramètre reproduit le temps de réaction du bassin, exprimé sous la forme de deux hydrogrammes unitaires ( $HU1$  pour les écoulements lents et  $HU2$  pour les écoulements directs, voir figure 3.1) :

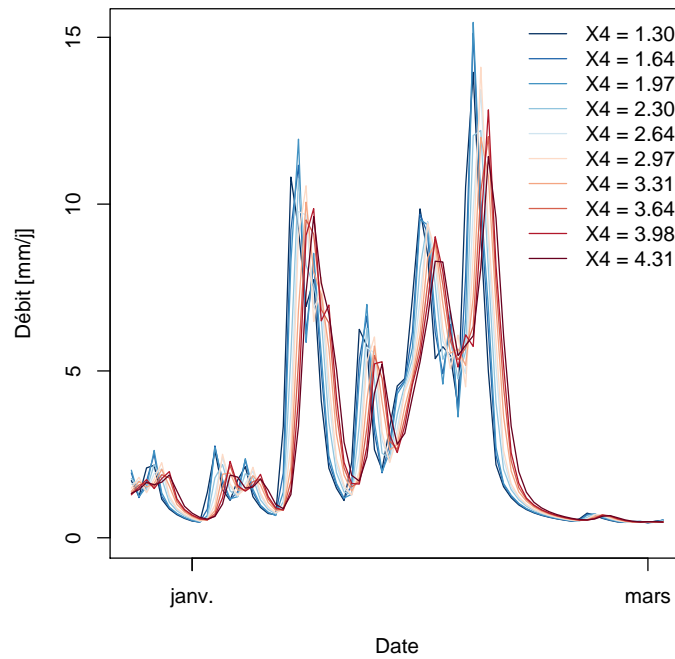


FIGURE 3.8. – Impact de la valeur du paramètre  $X4$  pour deux mois de simulation (du 01/01/1983 au 28/02/1984) sur le débit simulé par GR6J pour le bassin versant de la Meuse à Gouncourt (B0220010). L'impact de  $X4$  est mesuré en testant plusieurs valeurs pour  $X4$ , les autres paramètres du modèle étant conservés constants.

La figure 3.8 montre que plus  $X4$  est grand et plus le pic de crue est décalé dans le temps. Ce paramètre reproduit donc le temps de réaction du bassin lui-même modélisé par deux hydrogrammes unitaires ( $HU1$  pour l'écoulement lent,  $HU2$  pour l'écoulement rapide). L'augmentation de  $X4$  a aussi pour effet d'atténuer le pic de crue dû au fait que les volumes sont répartis sur un plus grand nombre de jours.  $X4$  n'a pas d'impact sur le bilan en eau des bassins. La figure 3.9 montre l'effet de  $X4$  sur la variabilité des débits simulés par le modèle.

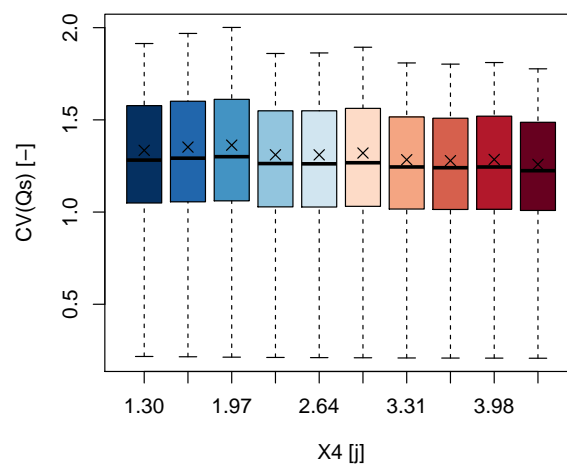


FIGURE 3.9. – Sensibilité du coefficient de variation des débits simulés par le modèle ( $CV(Q_s)$ ) au paramètre  $X4$ . Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s'étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile. Les distributions sont obtenues sur les 580 bassins versants étudiés.

La figure 3.9 montre que plus  $X_4$  augmente, plus la variabilité des débits diminue, mais cet impact est de second ordre face à l'impact de  $X_3$ .

### 3.2.3.5. Paramètre $X_5$

Il s'agit du seuil de changement de signe de la fonction d'échanges souterrains, qui est adimensionnel. Ce paramètre additif au taux de remplissage du réservoir de routage est compris entre 0 et 1 et intervient dans le calcul des échanges non-atmosphériques ( $L$ , Eq. 3.6). Il permet le changement de signe de  $L$  en fonction du taux de remplissage du réservoir de routage.  $X_5$  n'a pas d'effet sur le débit calculé par le modèle dans le cas où  $X_2$  est nul.

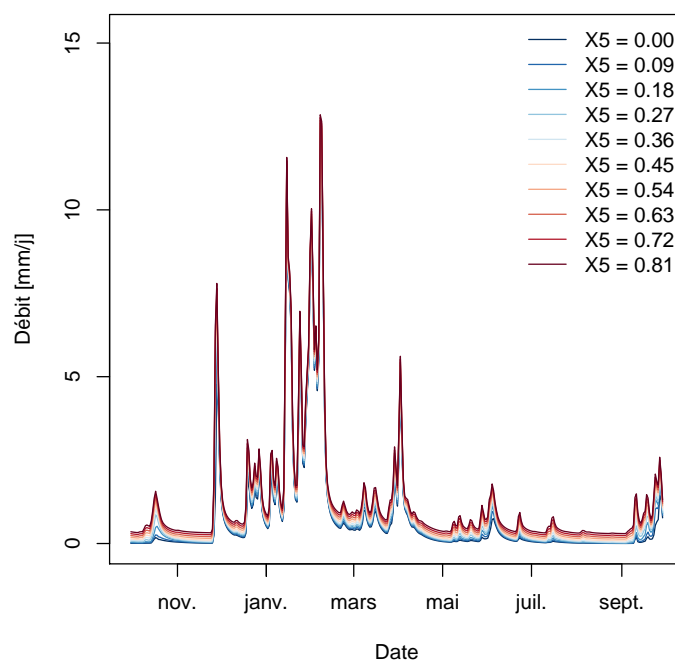


FIGURE 3.10. – Impact de la valeur du paramètre  $X_5$  pour une année de simulation (du 01/10/1983 au 30/09/1984) sur le débit simulé par GR6J pour le bassin versant de la Meuse à Gouncourt (B0220010). L'impact de  $X_5$  est mesuré en testant plusieurs valeurs pour  $X_5$ , les autres paramètres du modèle étant conservés constants.

Ce paramètre traduit le fait qu'en fonction du niveau de saturation du bassin versant, la rivière peut alimenter la nappe ou l'inverse. La figure 3.11 montre l'impact de  $X_5$  sur les échanges.

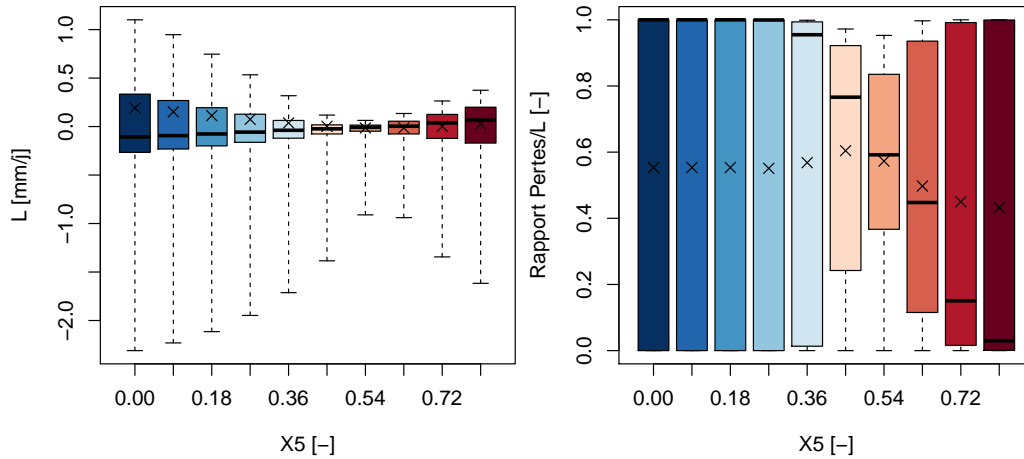


FIGURE 3.11. – Sensibilité de l'échange ( $L$ , Eq. 3.6) et du rapport entre les quantités d'eau perdues et échangées au paramètre  $X5$ . Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s'étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile. Les distributions sont obtenues sur les 580 bassins versants étudiés.

La figure 3.11 montre que  $X5$  règle aussi l'amplitude de l'échange mais que son impact est de second ordre face à  $X2$ . Lorsque  $X5$  est proche de ses bornes (0 ou 1) les quantités d'eau échangées ( $L$ ) augmentent en valeur absolue. En effet, le rapport médian entre les quantités d'eau perdues et échangées se rapproche de 1 (toute l'eau échangée est une perte) lorsque  $X5$  est proche de 0 et ce rapport se rapproche de 0 (toute l'eau échangée est un gain) lorsque  $X5$  se rapproche de 1. Par conséquent, lorsque  $X5$  est proche de ses bornes l'échange garde un signe constant et les volumes moyens impliqués sont plus importants. À l'inverse, lorsque  $X5$  se rapproche de 0.5, les fluctuations du taux de remplissage autour de cette valeur sont plus fréquentes, le bassin gagne/perd alternativement de l'eau et les cumuls sont plus faibles.

### 3.2.3.6. Paramètre $X6$

$X6$  est le paramètre de contrôle de la pente de la courbe de décrue, il s'exprime en mm. Ce paramètre est un niveau de base du réservoir exponentiel qui permet de reproduire le débit de base et de contrôler la dynamique des récessions de crues :

$$Qr2 = X6 * \log \left[ 1 + \exp \left( \frac{R2}{X6} \right) \right] \quad (3.10)$$

Avec,  $Qr2$  le débit sortant du réservoir exponentiel et  $R2$  le niveau dans le réservoir.



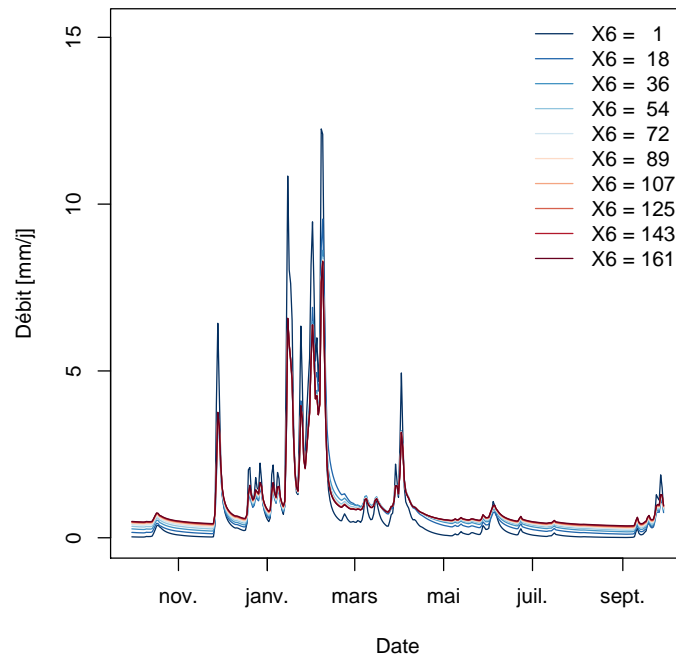


FIGURE 3.12. – Impact de la valeur du paramètre  $X6$  [mm] pour une année de simulation (du 01/10/1983 au 30/09/1984) sur le débit simulé par GR6J pour le bassin versant de la Meuse à Gouncourt (B0220010). L'impact de  $X6$  est mesuré en testant plusieurs valeurs pour  $X6$ , les autres paramètres du modèle étant conservés constants.

La figure 3.12 montre que plus  $X6$  est grand, plus les crues sont écrêtées et plus les étiages sont soutenus. Le rôle de  $X6$  rappelle donc celui de  $X1$ , à savoir que le rendement des bassins devient constant lorsque  $X6$  augmente. Par ailleurs un second effet de  $X6$  est que la décrue est plus lente lorsque  $X6$  augmente, ce qui rappelle le rôle de  $X3$ . La figure 3.12 montre l'impact de  $X6$  sur les débits simulés.

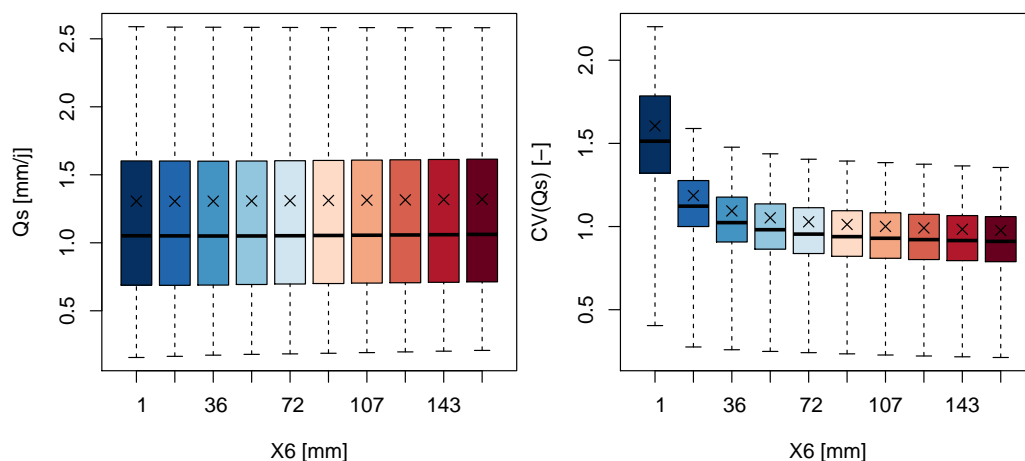


FIGURE 3.13. – Sensibilité des débits moyens ( $Q_s$ , Eq. 3.6) et du coefficient de variation des débits ( $CV(Q_s)$ ) au paramètre  $X6$ . Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s'étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile. Les distributions sont obtenues sur les 580 bassins versants étudiés.

La figure 3.12 montre qu'à la différence de X1, X6 n'a pas d'impact sur le bilan en eau des bassins. Concernant les étiages, l'impact de X1 sur les débits de base s'atténue au fil du temps : si l'on regarde le débit en septembre sur la figure 3.2, on voit que les différences entre les hydrogrammes simulés avec différentes valeurs de X1 sont très faibles, sur la figure 3.12 en revanche, les différences de débits entre les valeurs de X6 sont conservées. Le premier rôle de X6 est donc de régler le débit de base du bassin, son rôle sur les récessions est secondaire. Cependant, X6 a un impact important sur le coefficient de variation des débits : plus X6 est grand, plus la variabilité diminue, son effet est donc similaire à X3. Là-encore la différence entre X3 et X6 se voit sur les débits de base : l'impact de X3 diminue avec le temps alors que celui de X6 reste constant. Le fait que ces deux paramètres aient un impact similaire sur le débit simulé par le modèle est probablement amplifiée par la répartition des quantités d'eau sortant de *HU1* (voir schéma du modèle, figure 3.1) : 60% est envoyé dans le réservoir de routage contre 40% dans le réservoir exponentiel. Ces coefficients sont optimaux pour la simulation des étiages mais pourraient être modifiés pour une simulation généralisée à l'ensemble des gammes de débit.

### 3.2.4. Analyse multi-dimensionnelle

Le but de ce paragraphe est de montrer comment le rôle fonctionnel des paramètres du modèle peut être dilué lorsque l'on abandonne l'approche consistant à étudier l'impact d'un paramètre à la fois, les autres étant conservés à leur valeurs calées. Il s'agit de montrer que lorsque tous les paramètres sont laissés libres, il n'est plus possible d'imputer les variations du débit simulé à un paramètre en particulier. Pour cela, nous étudierons l'impact des paramètres sur les cumuls de débits (pour X1, X2 et X5) et sur la variabilité des débits (pour X3, X4 et X6). Pour chaque étude (cumul et variabilité) nous considérerons deux cas : (i) un cas directement tiré de l'étude de sensibilité (un seul paramètre bouge, les autres sont conservés égaux à leurs valeurs calées) et (ii) un cas où tous les paramètres sont libres. Par construction le mode de représentation sera différent entre les deux cas. Pour le premier issu de l'étude de sensibilité, nous conserverons la représentation par boxplot car plusieurs valeurs sont envisageables par bassin, pour le second nous utiliserons une représentation ponctuelle où un point représente un bassin de l'échantillon, la valeur du paramètre étant prise égale à la valeur calée sur le bassin.

#### 3.2.4.1. Étude des cumuls de débits

La figure 3.14 montre la sensibilité des cumuls de débits simulés aux paramètres X1, X2 et X5.

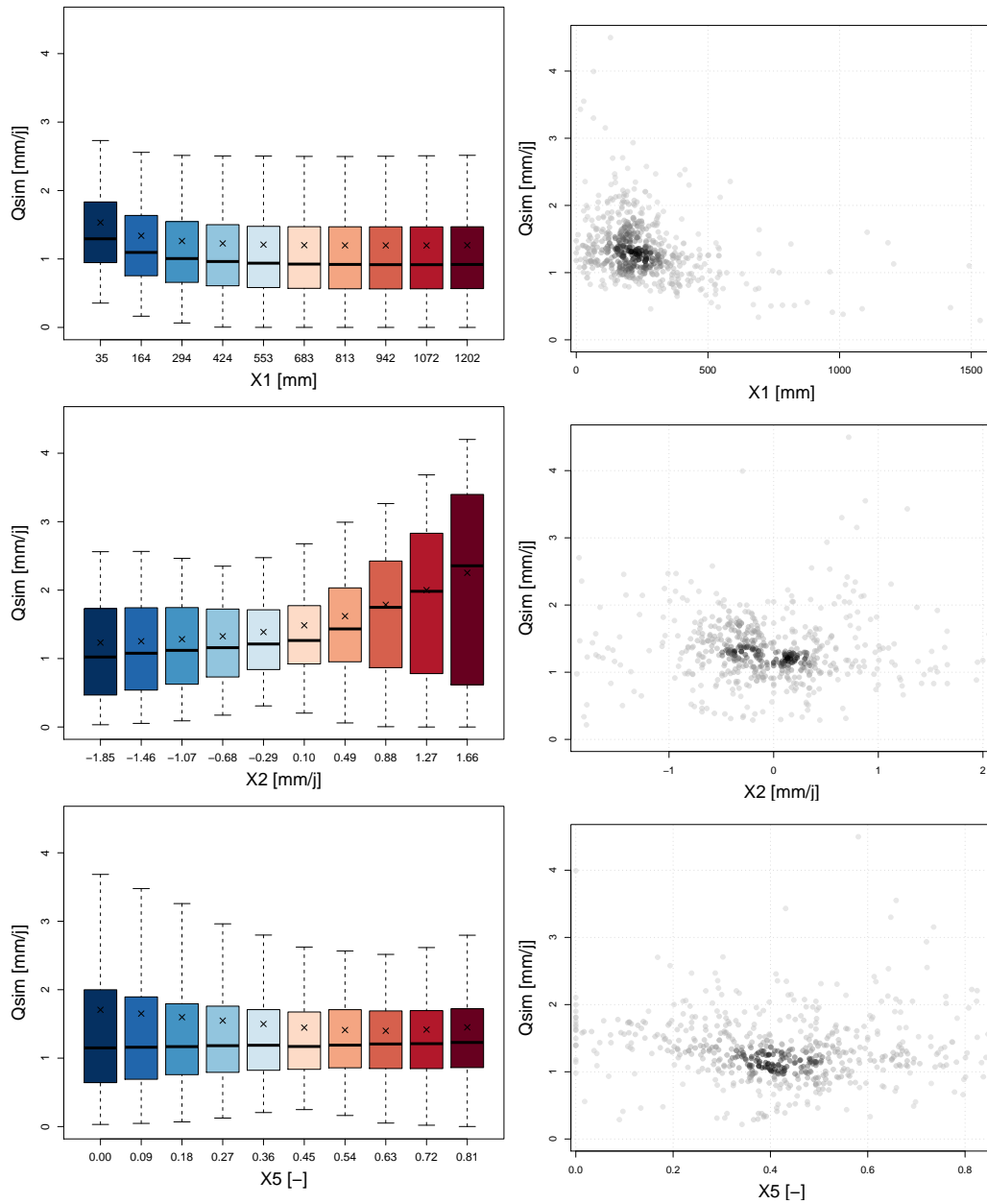


FIGURE 3.14. – Impact de X1, X2 et X5 sur les débits moyens ( $Q_{sim}$  [mm/j]). À gauche l'impact uniquement lié au paramètre (résultats issus de l'étude de sensibilité), à droite l'impact lorsque tous les paramètres sont libres (un point correspond à un bassin versant). Les zones de fortes densités de points sont représentées en noir, les zones de faibles densités en gris

La figure 3.14 montre que X1 a bien un impact sur les cumuls de débits, cet impact se retrouve dans une certaine mesure lorsque tous les paramètres du modèle sont laissés libres. Pour X2 et X5 en revanche, il n'y a plus de tendance claire entre les valeurs de paramètres et les cumuls de débit lorsque les autres paramètres sont libres : en raison des interactions entre paramètres le rôle fonctionnel de ces paramètres n'est pas clairement identifiable en dehors d'une analyse de sensibilité.

### 3.2.4.2. Étude de la variabilité des débits

La figure 3.15 montre la sensibilité de la variabilité des débits simulés aux paramètres X3, X4 et X6.

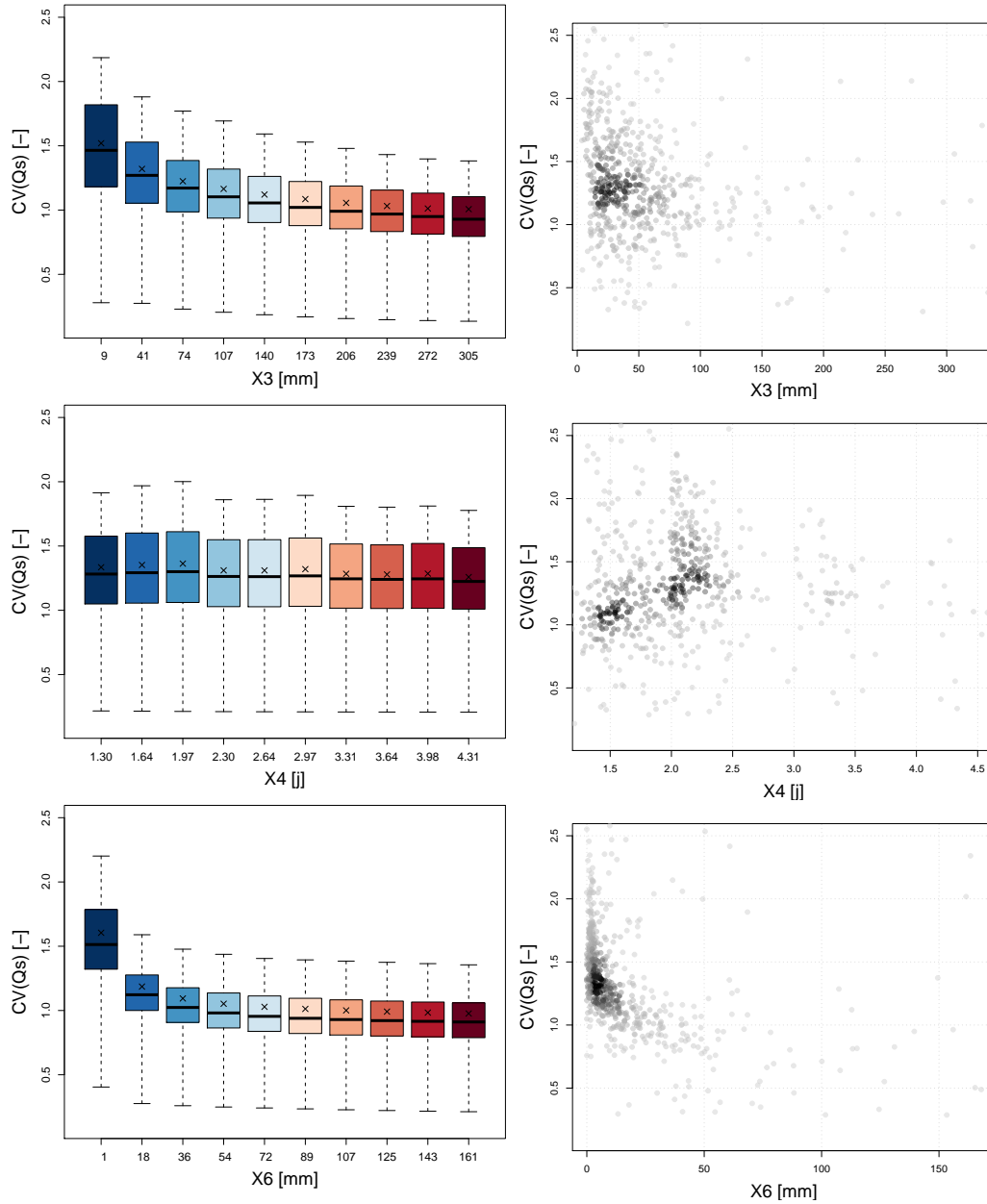


FIGURE 3.15. – Impact de X3, X4 et X6 la variabilité du débit simulé,  $CV(Q_s)$  lorsque les paramètres sont pris égaux à leurs valeurs calées. Un point du graphique correspond à un bassin versant. Les zones de fortes densités de points sont représentées en noir, les zones de faibles densités en gris

La figure 3.15 montre qu'en dehors d'une analyse monodimensionnelle, il n'y a pas de tendance claire entre les valeurs des paramètres X3, X4 et X6 et la variabilité des débits. L'étude des cumuls et de la variabilité des débits suggère que pour identifier le rôle fonctionnel du paramètre, il faut étudier son effet, les autres paramètres étant fixés, c'est-à-dire étudier chaque paramètre sachant les autres. En effet, lorsque tous les paramètres sont laissés libres, il est plus difficile d'étudier les relations entre paramètres et débit, le rôle fonctionnel du paramètre étant "bruité".

### 3.3. Comment évaluer la performance d'un modèle ?

#### 3.3.1. Présentation des critères numériques

La performance des modèles hydrologiques est le plus souvent évaluée par des critères numériques qui sont une mesure de distance entre la variable observée (débit mesuré à l'exutoire du bassin) et la variable modélisée (débit simulé par le modèle). De nombreux critères de performance existent et identifier une "bonne simulation" est souvent dépendant du critère. Autrement dit, une simulation performante selon un critère donné peut s'avérer médiocre selon un autre critère. Dans ce cadre, [Crochemore et al. \(2015\)](#) suggèrent de prendre en compte toute la dynamique de l'hydrogramme en basant son évaluation sur plusieurs critères de performance. Nous sommes repartis de ce constat et avons envisagé les critères de performance regroupés dans le tableau 3.2 pour notre étude.

Tableau 3.2. – Critères de performance envisagés. Le débit observé est noté  $Q_o$ , le débit simulé est noté  $Q_s$ . La colonne focus précise quelle gamme de débit a le plus de poids dans le calcul du critère. La colonne "transformation" explicite si la valeur du critère est valorisée telle quelle ou transformée par la fonction  $C2M$  ([Mathevet et al., 2006](#)). Pour les critères qui n'acceptent pas de valeur de débit nulle ( $E99$ ,  $Ki$ ,  $Kl$  et  $E1$ ) nous avons ajouté  $\varepsilon = 0.01 * \overline{Q_o}$  aux débits observés et simulés par le modèle ([Pushpalatha, 2013](#)).

Nom	Formule	Focus	Transformation	Notation	Valeur optimale
Erreur relative - débits non-transformés	$E99 = \frac{Q_{o99} - Q_{sim99}}{Q_{o99} + \varepsilon}$ où $Q_{99}$ est le quantile de débit non-dépassé 99 fois sur 100	Hautes eaux	-	$E99$	0
Kling-Gupta efficiency - débits non-transformés	$K = 1 - [(1 - R_Q)^2 + (1 - Bm_Q)^2 + (1 - Bd_Q)^2]^{0.5}$	Hautes eaux	$K^* = \frac{K}{2-K}$	$K^*$	1
Nash-Sutcliffe efficiency - débits non-transformés	$N = 1 - \frac{\sum (Q_s - Q_o)^2}{\sum (Q_s - \overline{Q_o})^2}$	Hautes eaux	$N^* = \frac{N}{2-N}$	$N^*$	1
Nash-Sutcliffe visuel - débits non-transformés	$VN = 1 - \frac{\sum (Q_o(t) - Q_s(t'))^2}{\sum (Q_s - \overline{Q_o})^2 + \sum b^2 * (t - t')^2}$ Avec $t' = T - t$ , où $T$ est l'erreur de timing et $b$ l'erreur de timing maximale. $T$ et $b$ sont fixés.	Hautes eaux	$VN^* = \frac{VN}{2-VN}$	$VN^*$	1

Nom	Formule	Focus	Transformation	Notation	Valeur optimale
Correlation - débits non-transformés	$R_Q = \frac{cov(Q_s, Q_o)}{\sigma_{Q_s} \sigma_{Q_o}}$	Hautes eaux	-	$R$	1
Nash-Sutcliffe efficiency - racine des débits	$N_s = 1 - \frac{\sum(\sqrt{Q_s} - \sqrt{Q_o})^2}{\sum(\sqrt{Q_s} + \sqrt{Q_o})^2}$	Débits moyens élevés	$N_{s*} = \frac{N_s}{2 - N_s}$	$N_{s*}$	1
Kling-Gupta efficiency - logarithme des débits	$K_l = 1 - [(1 - R_{ln(Q+\varepsilon)})^2 + (1 - Bm_{ln(Q+\varepsilon)})^2 + (1 - Bd_{ln(Q+\varepsilon)})^2]^{0.5}$	Débits moyens faibles	$K_{l*} = \frac{K_l}{2 - K_l}$	$K_{l*}$	1
Kling-Gupta efficiency - inverse des débits	$K_i = 1 - [(1 - R_{\frac{1}{Q+\varepsilon}})^2 + (1 - Bm_{\frac{1}{Q+\varepsilon}})^2 + (1 - Bd_{\frac{1}{Q+\varepsilon}})^2]^{0.5}$	Basses-eaux	$K_{i*} = \frac{K_i}{2 - K_i}$	$K_{i*}$	1
Erreur relative - débits non-transformés	$E1 = \frac{Q_{o1} - Q_{s1}}{Q_{o1} + \varepsilon}$ où $Q_1$ est le quantile de débit non-dépassé 1 fois sur 100	Basses-eaux	-	$E1$	0
Biais de variance - débits non-transformés	$Bd_Q = \frac{\sigma_{Q_s}}{\sigma_{Q_o}}$	Variabilité	-	$Bd$	1
Biais de moyenne - débits non-transformés	$Bm_Q = \frac{\overline{Q_s}}{\overline{Q_o}}$	Bilan en eau	-	$Bm$	1

Pour faciliter l'étude de la distribution des critères sur de grands échantillons de bassins, les valeurs de certains critères sont transformés suivant la formule proposée par [Mathevet et al. \(2006\)](#). Cette transformation est appliquée aux critères de performance qui n'ont pas de borne inférieure : le critère de Nash-Sutcliffe ([Nash & Sutcliffe, 1970](#)), le critère de Kling et Gupta ([Gupta et al., 2009](#)) et le critère visuel ([Ewen, 2011](#)). Les avantages de cette transformation sont : (i) valeurs normées entre -1 et 1 de sorte que de mauvaises simulations sur un petit nombre de bassins ne biaisent pas le calcul de la moyenne et (ii) conservation du rang entre les valeurs transformées et non-transformées, ce qui permet de comparer les performances entre deux bassins (la fonction  $x* = \frac{x}{2-x}$  étant monotone).

### 3.3.2. Stratégie d'évaluation de la performance

Les critères présentés dans le tableau 3.2 présentent l'avantage de quantifier la performance du modèle dans différentes conditions : en crues, en étiage, ... La figure 3.16 présente les corrélations

entre les critères. Chaque point du graphique représente la performance du modèle durant la période de calage pour un bassin versant dont les paramètres sont calés en utilisant une fonction objectif. Nous avons utilisé quatre fonctions objectif (voir paragraphe 3.4) pour caler les paramètres : chaque graphique est donc constitué de  $580 \times 4$ , soit 2320 points.

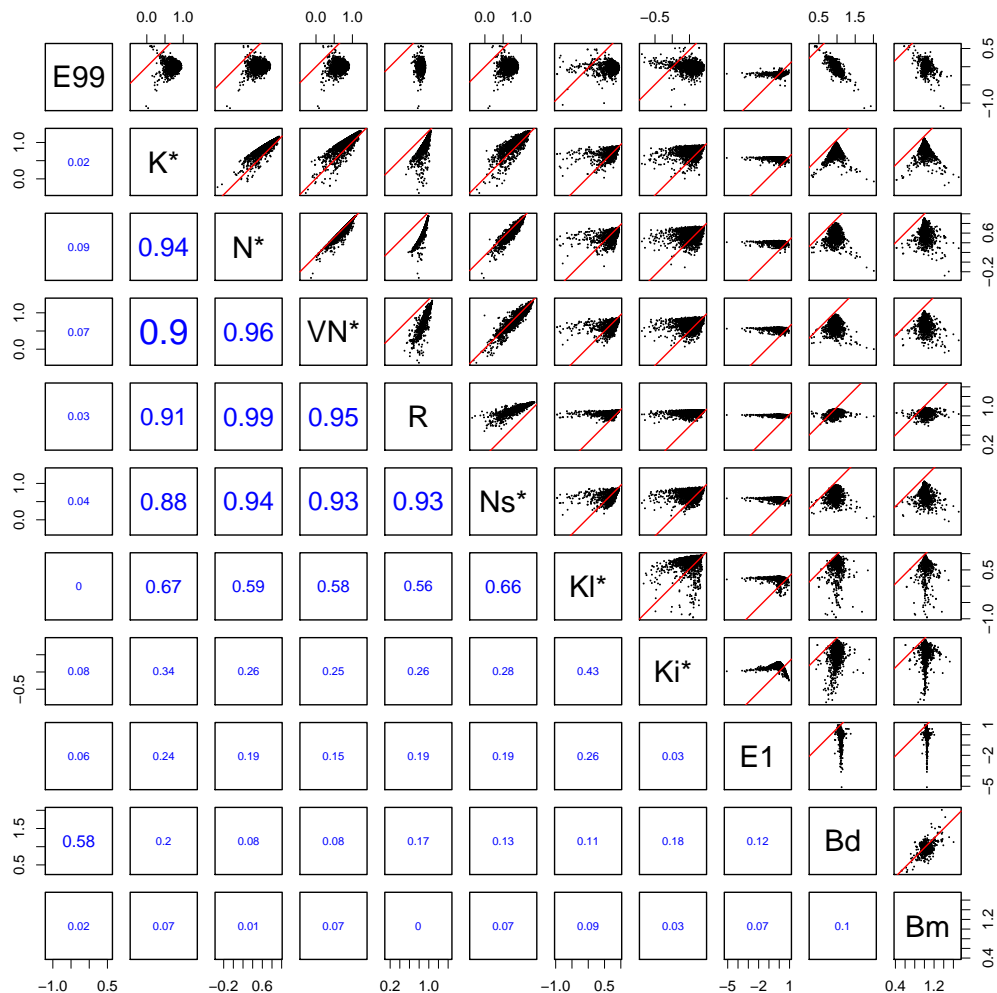


FIGURE 3.16. – Corrélation entre les 11 critères de performance envisagés pour l'étude (voir tableau 3.2). La moitié haute de la figure présente le nuage de point et la partie basse la corrélation entre les critères (la taille du texte augmente lorsque la corrélation est élevée). La ligne rouge des graphiques représente la bissectrice. Chaque point dans les graphiques de la partie haute représente la performance de GR6J sur un bassin versant. La corrélation est mesurée par le coefficient de Spearman basé sur les rangs.

La figure 3.16 montre une certaine redondance entre les critères de performance. Les corrélations les plus importantes sont entre les critères quadratiques de crues ( $K^*$ ,  $N^*$ ,  $VN^*$ ) et la corrélation ( $R$ ). Dans la mesure où ces critères prennent en compte la même partie de l'hydrogramme (hautes eaux), ce résultat est attendu. Pour éviter de conserver des critères corrélés, nous choisissons d'évaluer les performances du modèle en hautes eaux par le critère de Nash-Sutcliffe sur les débits ( $N^*$ ).  $N^*$  et  $Ns^*$  étant corrélés nous utiliserons le critère de Kling-Gupta sur le logarithme des débits ( $KI^*$ ) pour évaluer la performance du modèle sur les débits moyens et

faibles. Le biais de variance est corrélé à l'erreur relative sur le quantile de crue ( $E99$ ), ce qui montre que le biais de variance est surtout influencé par les hautes eaux. Nous ne conserverons donc que  $E99$  pour évaluer le modèle sur les hautes eaux.  $Ki^*$  (critère de Kling-Gupta sur les inverses des débits),  $E1$  (erreur relative sur le quantile d'étiage), et  $Bm$  (biais de moyenne) sont peu corrélés entre eux et avec les autres critères ce qui en fait de bons compléments.

### 3.4. Quelle stratégie de paramétrisation ?

Ce paragraphe compare différentes paramétrisations du modèle pour trouver un compromis entre des performances élevées et des incertitudes limitées sur les valeurs de paramètres, l'identification précise des paramètres étant un préalable à leur transfert vers des bassins non jaugés. Nous n'avons pas remis en question l'algorithme de calage du modèle et nous sommes concentrés sur l'essai de quatre fonctions objectif et deux structures de modèle pour étudier leur impact en termes de performance du modèle et d'identification des paramètres.

#### 3.4.1. Modalités envisagées

Les fonctions objectif testées sont toutes basées sur le critère de Kling-Gupta ( $K$ ) :

$$FO1 = \frac{K + Ki}{2} \quad (3.11)$$

$$FO2 = \frac{K + Ks + Ki}{3} \quad (3.12)$$

$$FO3 = \frac{K + Ks + Kl}{3} \quad (3.13)$$

$$FO4 = Ks \quad (3.14)$$

Avec les notations regroupées dans le tableau 3.2 et avec  $Ks$  le critère de Kling et Gupta appliqué sur la racine des débits.  $FO1$  donne plus de poids aux débits de basses-eaux,  $FO4$  donne plus de poids aux débits de moyennes et hautes eaux.

Nous avons aussi envisagé deux structures de modèles : la structure de GR6J ( $M1$ , voir figure 3.1) et une seconde structure où le paramètre  $X5$  (seuil de changement de signe de la fonction d'échanges souterrains) est fixé à sa valeur médiane ( $X5 = 0.46$ ) et où les autres paramètres sont recalés, cette structure sera notée  $M2b$  dans la suite de ce document. Nous avons envisagé cette deuxième structure pour deux raisons : (i) nous ne disposons pas *a priori* de descripteur adapté pour décrire le rôle fonctionnel de  $X5$  (niveau seuil dans la rivière entre les moments où la rivière recharge les nappes et inversement) et (ii) des travaux récents ont montré une difficulté d'identification des paramètres de la fonction d'échanges souterrains (de Lavenne *et al.*, 2016). Fixer un paramètre de la fonction d'échange pourrait réduire les incertitudes sur les deux paramètres restants.



## 3.4.2. Impact sur les paramètres du modèle

### 3.4.2.1. Identification des paramètres

La figure 3.17 montre la dépendance des valeurs de paramètres aux fonctions objectif utilisées pour la structure de modèle  $M1$  (6 paramètres libres).

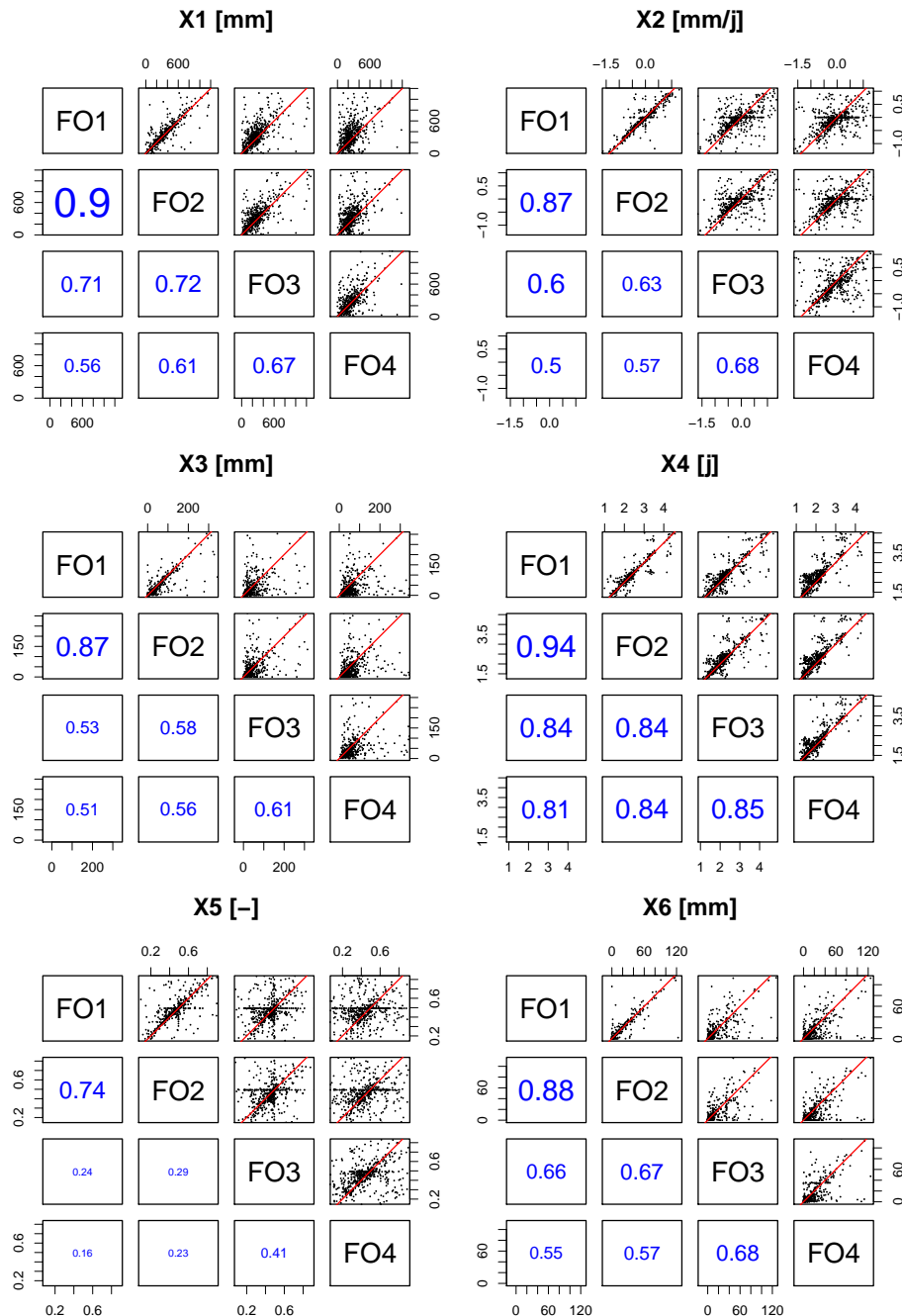


FIGURE 3.17. – Scatterplot des paramètres du modèle GR6J en fonction des différentes fonctions objectif ( $FO$ ) utilisées pour caler le modèle. La moitié haute de la figure présente le nuage de points et la partie basse la corrélation (Spearman) entre les critères (la taille du texte augmente lorsque la corrélation est élevée). La ligne rouge des graphiques représente la bissectrice. Chaque point dans les graphiques de la partie haute représente un bassin versant.

La figure 3.17 montre que l'impact de la fonction objectif est différent selon les paramètres. Par exemple, les corrélations entre les paramètres X4 sont élevées, ce qui montre une certaine facilité d'identification de ce paramètre. À l'inverse le paramètre X5 est très différent selon la fonction objectif, ce qui suggère : (i) une difficulté d'identification de ce paramètre ou (ii) une (trop ?) grande sensibilité à la fonction objectif. Dans le cadre de la régionalisation, on souhaite plutôt avoir des paramètres stables car on fait l'hypothèse que si le paramètre est indépendant de la stratégie de calage, on a réussi à identifier le rôle fonctionnel du paramètre et donc que les valeurs de paramètres se rapprochent de caractéristiques mesurables du paysage. Ce résultat justifie aussi le test d'une structure de modèle pour laquelle X5 est fixé pour une utilisation du modèle en contexte non jaugé.

Les corrélations les plus fortes sont toujours observées pour les fonctions objectif *FO1* et *FO2*. Ces deux fonctions ont une composante sur l'inverse des débits. Cette composante est souvent limitante pour augmenter la performance, elle a donc une grande influence sur les paramètres, ce qui explique la plus grande stabilité des paramètres entre ces deux fonctions. Les corrélations les plus faibles sont toujours observées entre *FO1* et *FO4*. Ces deux fonctions objectifs sont les plus différentes car *FO1* se concentre sur les débits de basses eaux alors que *FO4* se concentre sur les débits de moyennes et hautes eaux. Les paramètres s'ajustent donc pour optimiser le débit en priorité sur les gammes concernées par la fonction objectif.

Enfin pour les fonctions *FO1* et *FO2* principalement, on peut observer des valeurs d'accumulation dans les nuages de valeurs des paramètres X2 et X5 et dans une moindre mesure pour X4.

- Le palier observé sur le paramètre X4 (à  $X4=2$ ) ne correspond pas à une valeur initiale et est lié à la structure du modèle. Pour GR5J, ce problème a été résolu en utilisant un unique hydrogramme unitaire au lieu des deux initialement prévu dans la structure du modèle. Ces modifications n'ont pas encore été testées pour GR6J.
- Pour les paramètres X2 et X5 en revanche, les paliers correspondent aux valeurs initiales utilisées pour le préfiltrage :  $X2=0$  et  $X5=0.49$ . Le nombre de bassins où ces paramètres restent bloqués à leurs valeurs initiales augmentent pour les fonctions objectif donnant du poids aux basses eaux. X2 est le paramètre qui permet d'ajuster le bilan en eaux des bassins versants, c'est-à-dire les volumes d'eaux qui transitent à l'exutoire. La majorité des volumes passent durant les crues, c'est-à-dire en dehors du domaine des basses eaux, d'où une difficulté pour le modèle d'identifier son paramètre de bilan avec ces fonctions objectif. Le palier sur X5 est lié au fait que lorsque  $X2=0$ , X5 n'a plus d'influence sur le débit simulé par le modèle.

La figure 3.18 montre la dépendance des valeurs de paramètres aux fonctions objectif utilisées pour la structure de modèle *M2b* (5 paramètres libres).

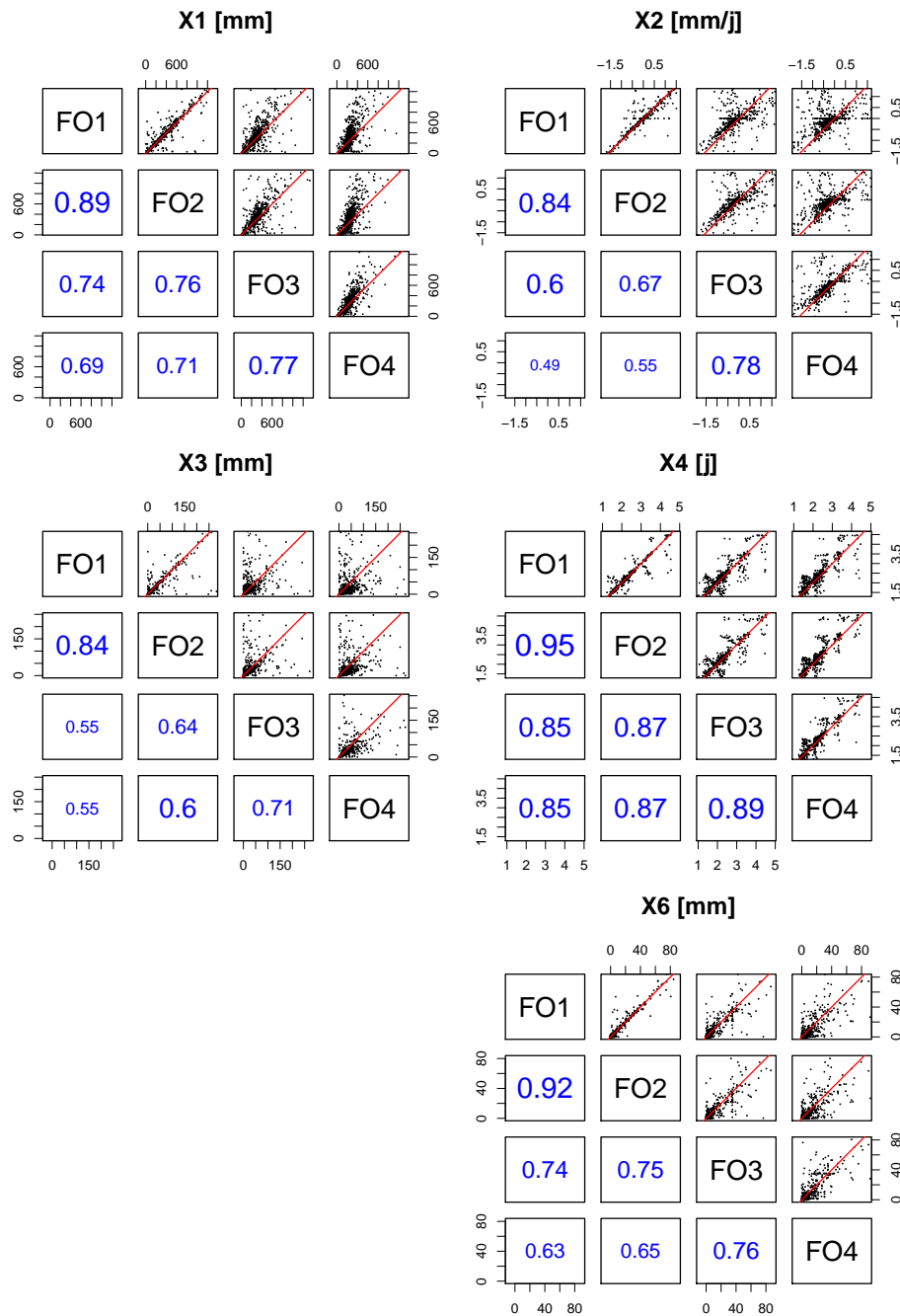


FIGURE 3.18. – Scatterplot des paramètres du modèle GR6J modifié (*M2b*) en fonction des différentes fonctions objectif (*FO*) utilisées pour caler le modèle. La moitié haute de la figure présente le nuage de points et la partie basse la corrélation (Spearman) entre les critères (la taille du texte augmente lorsque la corrélation est élevée). La ligne rouge des graphiques représente la bissectrice. Chaque point dans les graphiques de la partie haute représente un bassin versant.

La figure 3.18 confirme les résultats de la figure 3.17, à savoir que : (i) l'impact de la fonction objectif relativement aux paramètres est le même (X4 est toujours le paramètre présentant les corrélations les plus fortes entre les fonctions objectif et X3 le paramètre présentant les corrélations les plus faibles) et (ii) les corrélations les plus fortes sont toujours observées pour les fonctions objectif *FO1* et *FO2*. Concernant les valeurs d'accumulation dans les nuages de valeurs du paramètre X2, l'impact de la structure du modèle est différent. Pour les fonctions objectif

concentrées sur les basses-eaux ( $FO1$  et  $FO2$ ), la suppression d'un degré de liberté permet de diminuer légèrement le nombre de bassins où le calage échoue, c'est-à-dire où le paramètre reste bloqué à sa valeur initiale. Pour les fonctions objectif concentrées sur les moyennes et hautes eaux, l'utilisation de la structure à 5 paramètres augmente légèrement le nombre de bassins où  $X2$  reste bloqué à sa valeur initiale. Les différences entre les deux structures restent cependant faibles, ce qui suggère que ce n'est pas le nombre de paramètres impliqués dans le calcul de l'échange qui est bloquant pour leur identification. Les problèmes d'identification des paramètres seraient plutôt liés aux valeurs initiales utilisées pour le préfiltrage, à la formulation de l'échange ou à l'utilisation de fonctions objectif ne permettant pas suffisamment d'identifier ces paramètres. Les figures 3.17 et 3.18 montrent que la perte d'un degré de liberté ne change pas l'impact de la fonction objectif sur les valeurs des paramètres.

#### 3.4.2.2. Valeur des paramètres

La figure 3.19 montre les valeurs prises par les paramètres en fonction de la fonction objectif et de la structure.

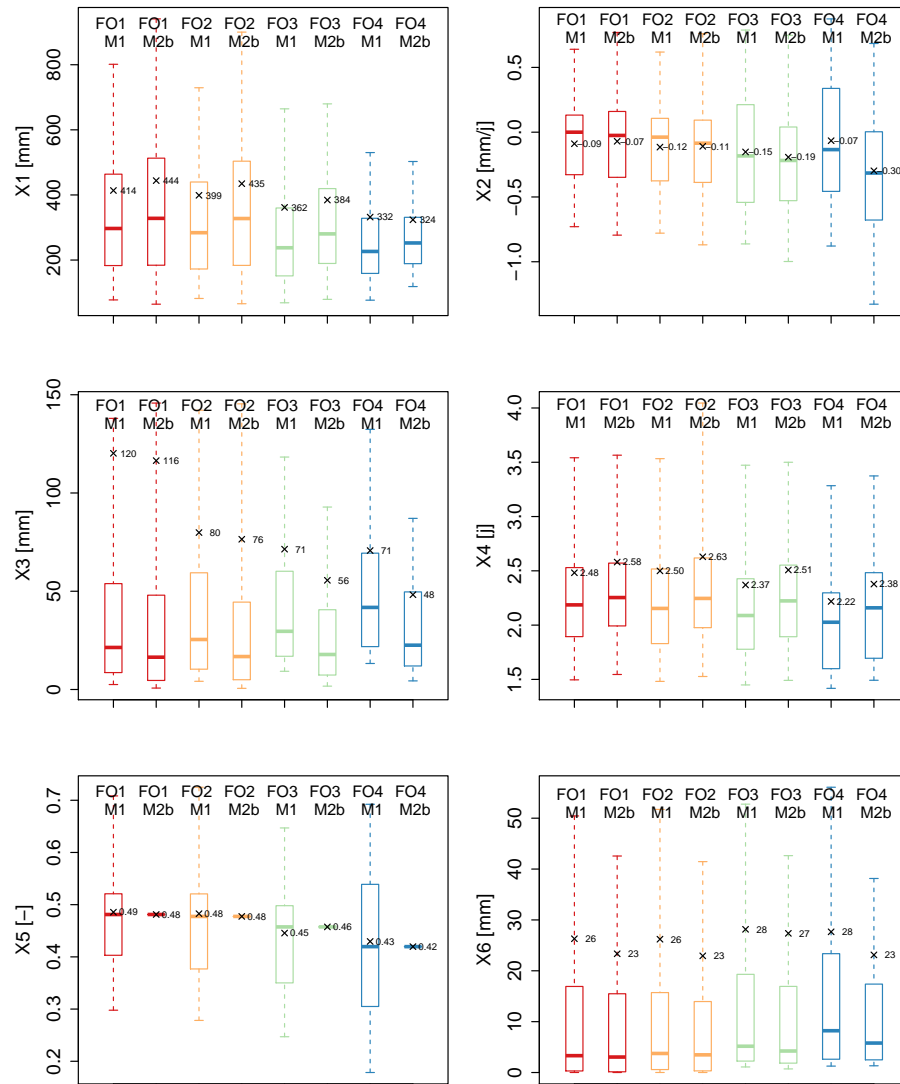


FIGURE 3.19. – Impact de la stratégie de calage (structure et fonction objectif) sur les valeurs de paramètres. Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s’étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 3.19 montre que les plages de variation des paramètres dépendent à la fois de la structure et de la fonction objectif utilisée. Cependant, les deux structures semblent être impactées de la même manière par le changement de fonction objectif. Par exemple, plus la fonction objectif se concentre sur les hautes-eaux, plus le paramètre X1 (capacité du réservoir de production) prend des valeurs faibles. L’impact de la fonction objectif sur les valeurs de paramètres est directement lié aux rôles fonctionnels des paramètres et aux gammes de débits sur lesquelles le modèle est optimisé. Dans le cas de X1, nous avons montré figure 3.2 le rôle tampon joué par X1 qui atténue les pics de crue.

L’impact de la structure du modèle à fonction objectif fixée représente plutôt les compensations entre X5 et les autres paramètres du modèle ainsi que les incertitudes liées à la structure du modèle. La figure 3.19 montre que l’ensemble du jeu de paramètres s’ajuste pour compenser la perte d’un degré de liberté. Ce résultat montre que les compensations entre les paramètres du modèle sont faibles, dans la mesure où il n’y a pas un paramètre plus impacté que les autres.

### 3.4.2.3. Stabilité temporelle des paramètres

Pour étudier la stabilité temporelle des paramètres, nous avons mis en place un calage glissant (Coron, 2013). La stabilité temporelle des paramètres est intéressante à étudier dans la mesure où l'on cherche à identifier par calage le jeu de paramètres hydrologiquement optimal qui est indépendant de la stratégie de calage et en particulier de la période d'étude. Dans ce cadre, la maximisation de la stabilité des paramètres au cours du temps est souhaitable pour utiliser le modèle en contexte non jaugé. Nous avons calé le modèle sur 11 périodes consécutives d'une durée de dix ans :

- . Période 1 : 1982-1992
- . Période 2 : 1983-1993
- . ...
- . Période 11 : 1992-2002

Chaque période est précédée de quatre années de mise en route pour initialiser le contenu des réservoirs. Le modèle est calé sur ces 11 périodes à l'aide des quatre fonctions objectif et pour les deux structures envisagées. La stabilité temporelle des paramètres est quantifiée pour chaque bassin versant par le coefficient de variation :

$$CV(X_i) = \frac{sd(X_i)}{|\overline{X_i}|} \quad (3.15)$$

Avec  $X$  un paramètre du modèle,  $i$  un bassin versant et  $CV$  le coefficient de variation absolu. Les analyses basées sur le coefficient de variation ont plusieurs limites. Par exemple, elles ne reflètent pas le fait que le modèle présente des niveaux de sensibilité différents selon ses paramètres. De plus, le coefficient de variation dépend de la valeur initiale du paramètre, une variation de 50% peut être très impactante pour certaines gammes de valeur et négligeable pour d'autres. Si l'on prend l'exemple du paramètre  $X_1$  (figure 3.3), une telle variation a un impact important si  $X_1$  est inférieur à 300 mm et négligeable si  $X_1$  est supérieur à 2000mm. L'interprétation du coefficient de variation nécessite une bonne connaissance du modèle. Les résultats présentés sont donc préliminaires et permettent seulement de décrire quelques tendances générales. La figure 3.20 représente la distribution des coefficients de variation sur les bassins versants pour les fonctions objectif testées.

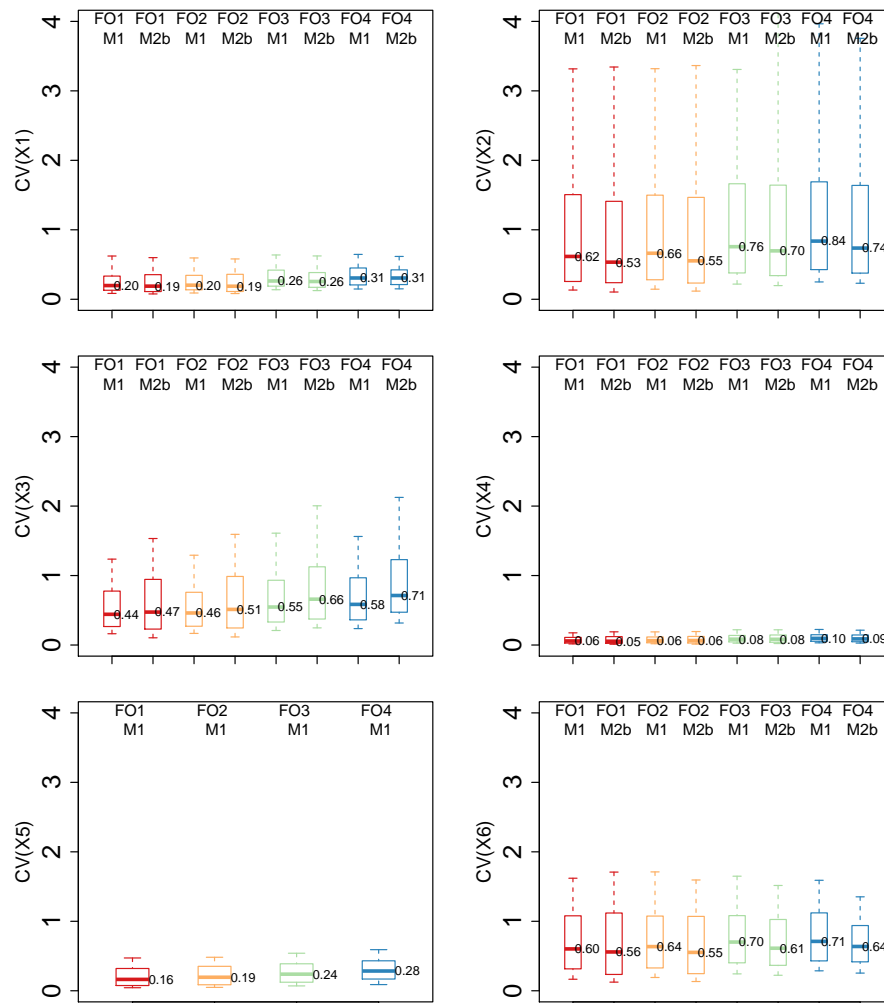


FIGURE 3.20. – Stabilité temporelle des paramètres du modèle quantifiée par la distribution des coefficients de variation ( $CV$ ). Les boxplots sont définis par les premier, deuxième et troisième quartiles, les moustaches s’étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile.

La figure 3.20 montre que le paramètre X2 est le paramètre le moins stable, suivi par les paramètres X6 et X3. Les paramètres X1, X4 et X5 semblent très stables au cours du temps. Le fait que X2 et X3 soient peu stables est peut-être liés à l’interdépendance de ces paramètres au sein de la fonction d’échanges souterrains (de Lavenne *et al.*, 2016). Cependant, d’après le paragraphe 3.2, le paramètre X2 a un impact fort sur les volumes et est de fait sensible aux variations interannuelles de rendement du bassin.

Pour tous les paramètres à l’exception de X3, la structure *M2b* présente des paramètres plus stables au cours du temps. Ce résultat est peut-être lié au fait qu’il y a moins d’équifinalité entre les jeux de paramètres lorsque la structure est plus parcimonieuse : les paramètres sont déterminés avec moins d’incertitude et donc plus stables dans le temps. Pour X3 cependant, fixer X5 a pour conséquence une diminution de la stabilité temporelle du paramètre. Le paramètre X5 aide à ajuster les variations interannuelles de rendement du bassin. Lorsqu’il est fixé ce rôle est reporté sur X3 qui devient plus variable dans le temps.

Enfin, on voit que l’impact de la fonction objectif sur la stabilité des paramètres est de second ordre face au paramètre considéré mais du même ordre de grandeur que le changement de

structure. Cependant, les fonctions objectifs concentrées sur les basses-eaux ( $FO1$  et  $FO2$ ) semblent apporter plus de stabilité aux paramètres. Cela peut refléter le fait que les basses eaux dépendent de caractéristiques propres du bassin, tandis que les hautes eaux sont plus sensibles à la variabilité du climat.

### 3.4.3. Impact sur les performances du modèle

La figure 3.21 montre l'impact de la fonction objectif sur les performances du modèle sur la période de calage du modèle.

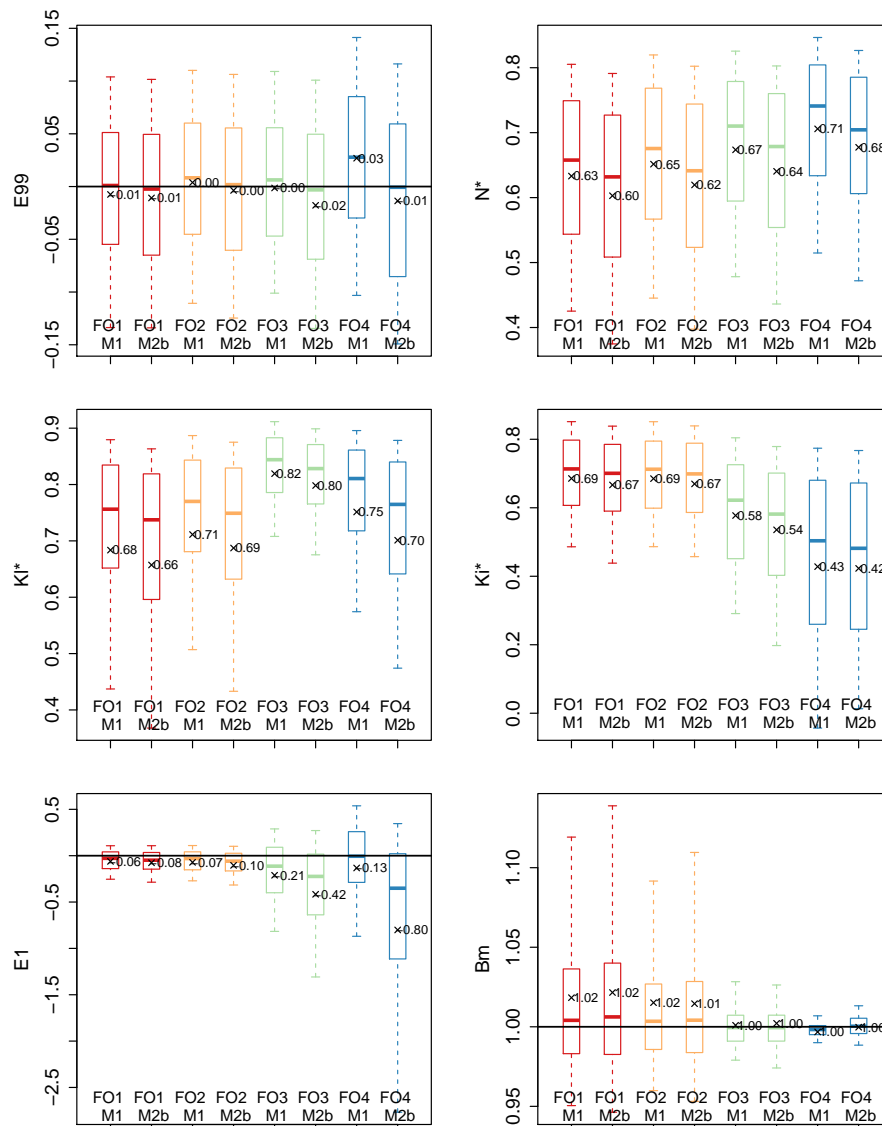


FIGURE 3.21. – Impact de la fonction objectif utilisée en calage sur les performances du modèle GR6J. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10<sup>ème</sup> au 90<sup>ème</sup> quantile. Les performances moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 3.21 montre que les performances des modèles en crues ( $N^*$ ) sont meilleures lorsque la fonction objectif concerne plutôt les quantiles de hautes eaux ( $FO4$ ). Il en est de même pour les



basses-eaux ( $Ki^*$  et  $E1$ ) où les performances sont améliorées lorsque la fonction objectif contient une composante sur l'inverse des débits, de même pour les débits moyens ( $Kl^*$ ). Ce résultat est attendu dans la mesure où les performances du modèle sont évaluées sur des gammes de débits proches de celles utilisées pour caler le modèle. Les fonctions objectif concentrées sur les basses-eaux ( $FO1$  et  $FO2$ ) ne permettent pas de reproduire de manière satisfaisante le bilan en eau des bassins ( $Bm^*$ ). Ce résultat est attendu dans la mesure où les volumes passent majoritairement durant les crues, c'est-à-dire en dehors du domaine des basses eaux sur lequel le modèle est calé. En revanche pour les débits de crues plus extrêmes ( $E99$ ) ce n'est pas  $FO4$  qui obtient les meilleurs résultats alors qu'on aurait pu s'attendre à ce que des modèles calés sur les étiages donnent de mauvais résultats sur des quantiles de crues élevés. Cet effet est probablement dû au paramètre X6. En effet, plus les fonctions objectifs donnent de poids aux étiages, plus X6 prend des valeurs faibles (figure 3.17). Or une valeur faible de X6 a aussi pour effet d'augmenter les pics de crue (voir figure 3.12). Il semble donc qu'en améliorant la simulation sur les étiages, on étire la plage de variabilité des débits et on règle les problèmes de sous-estimation des débits élevés (Pushpalatha, 2013).

La perte de performance est systématique lorsque l'on passe d'une structure à 6 paramètres libres ( $M1$ ) vers une structure à 5 paramètres libres ( $M2b$ ) et que les tests sont réalisés sur la période de calage du modèle. Les performances du modèle en crue ( $N^*$ ) et sur les débits moyens ( $Kl^*$ ) sont particulièrement impactées par la fixation du paramètre X5. Ce résultat est attendu dans la mesure où le modèle perd en flexibilité (perte d'un degré de liberté) et que les analyses ici se sont focalisées sur le contexte jaugé où la contrainte efficace des paramètres est possible en calant le modèle.

## 3.5. Conclusions

Les objectifs de ce chapitre étaient de :

1. Déterminer le modèle hydrologique utilisé (GR6J) et le cadre d'évaluation de ses performances ;
2. Définir le rôle fonctionnel de chaque paramètre et
3. Déterminer une stratégie de calage permettant d'identifier les jeux de paramètres hydrologiquement optimaux.

**Rôle fonctionnel des paramètres** L'étude de sensibilité (paragraphe 3.2.3) a montré que l'étude de chaque paramètre, les autres paramètres étant fixés à leur valeur calée, permet de comprendre leur rôle dans la simulation du débit. Dans la mesure où le rôle de chacun des paramètres n'apparaît plus aussi clairement lorsque tous les paramètres sont variables, des compensations entre paramètres existent. En particulier X2 et X5 qui apparaissent dans la fonction d'échanges souterrains, X1 et X6 qui ont un rôle sur l'amplitude du débit et X3 et X6 qui reproduisent la variabilité du débit. Cependant, si certains paramètres jouent sur le bilan en eau des bassins (X1, X2, X5) les autres jouent uniquement sur la dynamique du débit simulé par l'hydrogramme. Fixer le paramètre X5 (structure  $M2b$ ) semble modifier légèrement le rôle du paramètre X3 : en plus du routage, ce paramètre joue aussi un rôle d'ajustement de la variabilité interannuelle du rendement des bassins.

**Impact de la fonction objectif et de la structure choisie** Dans le paragraphe 3.4 nous avons étudié l'impact du choix de la fonction objectif et de la structure sur : (i) l'identification des paramètres, (ii) la stabilité temporelle des paramètres et (iii) la performance du modèle. Le but étant de trouver un couple (fonction objectif-structure) permettant d'identifier le jeu de paramètres optimal pour chaque bassin de l'échantillon (absence de palier dans les distributions de paramètres), de maximiser la stabilité des paramètres dans le temps (coefficient de variation faible lorsque l'on réalise un calage glissant) et d'obtenir des performances élevées sur un ensemble de critères de performance. Les fonctions donnant un poids plus important aux étiages ( $FO1$  et  $FO2$ ) permettent d'augmenter la stabilité des paramètres dans le temps. Cependant, pour un grand nombre de bassins, elles conduisent à des valeurs de paramètres égales aux valeurs initiales du préfiltrage (en particulier les paramètres de bilan), indiquant une faible sensibilité. De plus, les performances du modèle sur les bilans et les moyennes et hautes eaux sont dégradées. Les fonctions objectif plutôt centrées sur les moyennes et hautes eaux ( $FO3$  et  $FO4$ ) trouvent des valeurs de paramètres moins stables dans le temps. L'avantage est que les valeurs de paramètres sont mieux identifiées et les performances du modèle sont meilleures sur les critères étudiés. Les deux structures de modèles sont impactées de la même manière par le choix de la fonction objectif. Si la structure  $M2b$ , plus parcimonieuse, semble augmenter la stabilité des paramètres dans le temps, les performances du modèle sont légèrement mais systématiquement dégradées et plus particulièrement en crues. En somme aucune des modalités envisagées n'aboutit systématiquement à la meilleure paramétrisation du modèle, la fonction objectif  $FO3$ , associée à la structure de modèle  $M1$  à 6 paramètres libres semble cependant un bon compromis entre des performances élevées et l'identification d'un jeu de paramètre stable en contexte jaugé.

**Implications pour la régionalisation** L'étude de sensibilité du modèle a permis de montrer que les compensations entre paramètres peuvent être prises en compte lorsque chaque paramètre est étudié sachant les autres. L'avantage de cette approche est aussi de pouvoir interpréter le rôle de chaque paramètre et donc, en contexte non jaugé, de relier paramètres et descripteurs des bassins. Dans la mesure où aucune stratégie de calage (fonction objectif et nombre de paramètres libres) testée n'aboutit systématiquement à la meilleure paramétrisation du modèle, nous étudierons dans le chapitre suivant l'impact de ces modalités sur des méthodes de régionalisation de référence en contexte non jaugé.

# 4

## Méthodes de référence en contexte non-jaugé

### 4.1. Objectifs

Le principe des études de régionalisation est d'utiliser des bassins versants jaugés pour développer des méthodes applicables aux bassins versants non jaugés. La plupart de ces méthodes reposent sur le transfert d'information des bassins versants jaugés (qui ont un rôle de donneurs d'information) vers les bassins non jaugés (qui sont receveurs d'information). Les objectifs de ce chapitre sont de :

1. Présenter les méthodes de référence utilisées pour apprécier la performance de la méthode développée ;
2. Réaliser des choix méthodologiques pour le développement à venir : paramétrisation du modèle, définition des bassins donneurs ...

### 4.2. Présentation des méthodes de référence

#### 4.2.1. Définition des extrêmes de performance

**Performance minimale :** La régionalisation la plus simple correspond au cas où tous les bassins versants partagent le même jeu de paramètres ([Oudin \*et al.\*, 2008b](#)). Celui-ci est construit en calculant la valeur médiane de chaque paramètre sur notre échantillon de bassins :

Tableau 4.1. – Valeurs médianes des paramètres calés sur les bassins de l'échantillon.

X1 [mm]	X2 [mm/jr]	X3 [mm]	X4 [jr]	X5 [-]	X6 [mm]
243	-0.19	28.8	2.09	0.46	5.14

La distribution des performances lorsque le débit est simulé avec le même jeu de paramètres sur tous les bassins de l'échantillon matérialise la performance minimale acceptable.

**Performance maximale :** La performance maximale est obtenue lorsque tous les bassins sont considérés comme jaugés. Dans ce cas, le jeu de paramètres peut être optimisé sur chaque bassin. La distribution des performances obtenues avec le jeu de paramètres calés matérialise la performance maximale.

#### 4.2.2. Définition des références en régionalisation

Les méthodes de référence compétitives sont tirées de [Oudin \*et al.\* \(2008b\)](#). Elles reposent sur la méthode de validation croisée dite du “*leave-one-out*” qui considère alternativement chaque bassin de l'échantillon comme non jaugé, les autres étant considérés jaugés. Les jeux de paramètres sont alors transférés des bassins versants jaugés vers le bassin non jaugé, l'opération étant répétée pour chaque bassin de l'échantillon. Le principe des méthodes de transfert est : (i) d'identifier des bassins versants jaugés voisins du bassin non jaugé puis (ii) de transférer les jeux de paramètres calés sur les bassins jaugés au bassin non jaugé.

##### 4.2.2.1. Identification des voisins

L'identification des bassins donneurs repose sur une mesure de la distance entre les bassins versants : les bassins jaugés (donneurs) sont identifiés comme les voisins du bassin versant non jaugé, c'est-à-dire les bassins les plus proches au regard de la distance choisie. Nous utiliserons ici deux mesures de distances : une distance géographique et une distance physique.

De nombreuses mesures de distance géographique existent : distances euclidiennes (entre les centroïdes des bassins ou entre leurs exutoires), distance de Ghosh ([Ghosh, 1951](#); [Gottschalk \*et al.\*, 2011](#))... [Lebecherel \(2015\)](#) compare différentes distances et leur impact sur la modélisation des bassins versants non jaugés. Elle montre que (i) les bassins versants voisins sont différents selon la distance géographique choisie et (ii) les performances de la régionalisation dépendent peu de la distance utilisée. [Lebecherel \(2015\)](#) montre que la distance suivante présente le meilleur compromis :

$$D_{geo}(A; B) = 0.2 * \sqrt{(XE_A - XE_B)^2 + (YE_A - YE_B)^2} + 0.8 * \sqrt{(XC_A - XC_B)^2 + (YC_A - YC_B)^2} \quad (4.1)$$

Avec  $D_{geo}$  la distance géographique entre le bassin  $A$  et le bassin  $B$ ,  $(XE_A; YE_A)$  et  $(XE_B; YE_B)$  les coordonnées des exutoires des bassins  $A$  et  $B$  respectivement,  $(XC_A; YC_A)$  et  $(XC_B; YC_B)$  les coordonnées des centroïdes des bassins  $A$  et  $B$  respectivement. L'avantage de cette

distance est aussi de prendre en compte implicitement la surface du bassin et de sélectionner préférentiellement des voisins de taille comparable au bassin cible (non jaugé). Cette distance nous permet d'identifier les bassins versants proches géographiquement. Les méthodes de référence pour lesquelles les voisins sont identifiés dans l'espace géographique portent le nom de proximité géographique (*ProxGeo*).

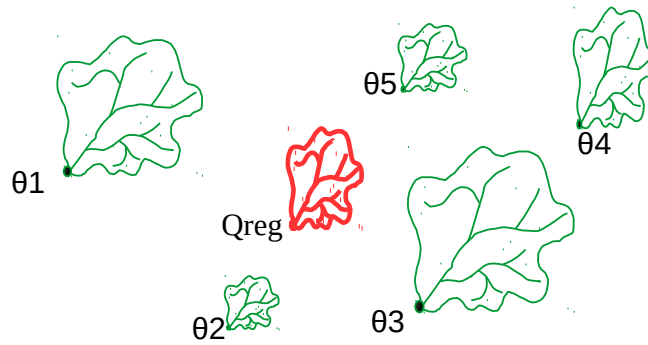
De même, de nombreuses distances existent pour mesurer la similarité physique : distances euclidiennes, distance modales telle la distance de Kolmogorov ou de Manhattan (Dehotin & Braud, 2008) ... Travailler dans l'espace des descripteurs requiert dans un premier temps la normalisation des valeurs de descripteurs pour éviter qu'un descripteur obtienne mathématiquement un poids plus important dans la distance si son ordre de grandeur est supérieur. La normalisation peut-être paramétrique (ils sont normés par une loi de probabilité) ou non-paramétrique (rang, ...). Les méthodes paramétriques reposent sur l'hypothèse d'une distribution connue pour les descripteurs, ce qui n'est pas toujours le cas de nos données. Ces méthodes sont donc à éviter dans les conditions de notre étude. Nous n'avons pas testé différentes distances physiques et étudié leur impact sur la performance de la régionalisation. Par soucis de simplicité, nous avons choisi une distance euclidienne entre les descripteurs normalisés par leur rang :

$$D_{phy}(A; B) = \sqrt{(I1_A - I1_B)^2 + \dots + (I91_A - I91_B)^2} \quad (4.2)$$

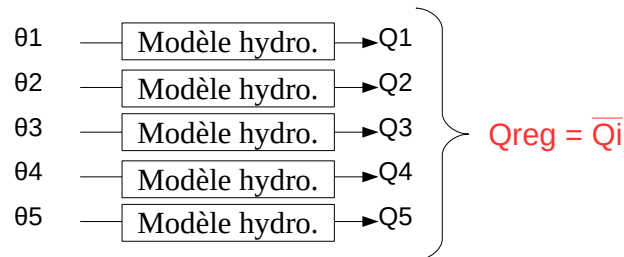
Avec  $D_{phy}$  la distance physique entre le bassins  $A$  et le bassin  $B$ ,  $I1_A$ , le rang du bassin  $A$  pour le descripteur  $I1$ , ... et  $I91_B$  le rang du bassin  $B$  pour le descripteur  $I91$ . De même, nous aurions pu sélectionner un certain nombre de descripteurs parmi ceux étudiés. Nous n'étions pas en mesure de justifier le choix ou l'abandon de certains indicateurs *a priori*. De plus, les résultats de Oudin *et al.* (2008b) suggèrent que la performance de la similarité physique augmente avec le nombre de descripteurs pris en compte. Pour ces deux raisons, nous avons conservé l'ensemble des descripteurs dans le calcul de la distance physique entre les bassins. Les méthodes de référence où les voisins sont identifiés dans l'espace des descripteurs portent le nom de similarité physique (*SimPhy*).

#### 4.2.2.2. Transfert des jeux de paramètres

La figure 4.1 présente les deux modalités de transfert des jeux de paramètres des bassins versants jaugés vers les bassins non jaugés. Par analogie avec le travail d'Oudin *et al.* (2008b), nous identifierons 5 voisins jaugés depuis lesquels les jeux de paramètres seront transférés pour la proximité géographique comme pour la similarité physique.



### OPTION 1: Output Averaging (*OutAv*)



### OPTION 2: Parameter Averaging (*ParAv*)

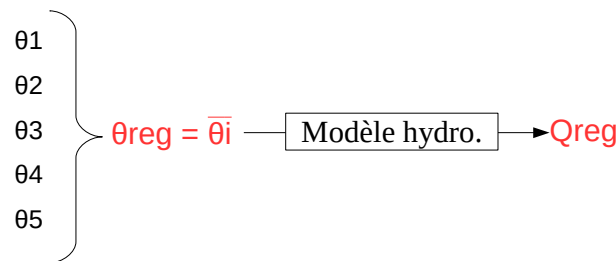


FIGURE 4.1. – Schéma de la régionalisation du débit (estimation de  $Q_{reg}$ ) basée sur les méthodes de transfert.  $\theta_1$ ,  $\theta_2$ ,  $\theta_3$ ,  $\theta_4$  et  $\theta_5$  sont les jeux de paramètres calés sur les cinq bassins voisins (géographiques ou physiques) jaugés.

La figure 4.1 montre que les jeux de paramètres observés sur les bassins versants voisins peuvent être valorisés de deux manières. Dans le premier cas (*Output Averaging*, *OutAv*) les jeux de paramètres sont directement appliqués au bassin versant non jaugé. Le modèle hydrologique est forcé avec les variables climatiques de celui-ci et simule le débit avec les jeux de paramètres calés sur ses voisins. Le débit régionalisé est la moyenne des simulations obtenues. Dans le second cas (*Parameter Averaging*, *ParAv*) les jeux de paramètres des voisins sont moyennés. Le débit régionalisé est calculé en simulant le débit sur le bassin non jaugé avec ses variables climatiques et le jeu de paramètres moyen.

L'avantage de l'*output averaging* est qu'un jeu de paramètres non-modifié est appliqué au bassin non jaugé. Cela signifie d'une part que la totalité de l'information locale est utilisée et d'autre part que les compensations entre paramètres au sein du jeu sont prises en compte. L'inconvénient est que le signal de débit apparaît plus lisse car il correspond à la moyennes de plusieurs simulations. Les critères de performance quadratiques ont tendance à favoriser un signal de débit à dynamique molle, cependant si l'on est plutôt intéressé par la valeur des pics de crues par exemple, ce comportement peut être pénalisant.

Nous retenons finalement quatre méthodes de transfert de référence qui correspondent aux combinaisons possibles entre l'identification des voisins et le transfert : proximité géographique - *parameter averaging* (*ProxGeo-ParAv*), proximité géographique - *output averaging* (*ProxGeo-OutAv*), similarité physique - *parameter averaging* (*SimPhy-ParAv*) et similarité physique - *output averaging* (*SimPhy-OutAv*).

## 4.3. Impact de la paramétrisation du modèle

### 4.3.1. Méthode

Au chapitre précédent, nous avons étudié l'impact de la paramétrisation (nombre de paramètres libres et fonction objectif utilisée pour définir le jeu de paramètres) sur les performances du modèle en contexte jaugé. Quatre fonctions objectifs ont été testées, basées sur le critère de Kling-Gupta ( $K$ ) :

$$FO1 = \frac{K + Ki}{2} \quad (4.3)$$

$$FO2 = \frac{K + Ks + Ki}{3} \quad (4.4)$$

$$FO3 = \frac{K + Ks + Kl}{3} \quad (4.5)$$

$$FO4 = Ks \quad (4.6)$$

avec  $K$  le critère de Kling-Gupta sur les débits non transformés,  $Ki$  le critère de Kling-Gupta sur l'inverse des débits,  $Ks$  le critère de Kling-Gupta sur la racine carrée des débits et  $Kl$  le critère de Kling-Gupta sur le logarithme des débits. De même, deux structures de modèles ont été proposées :

- $M1$  (6 paramètres libres) qui correspond au modèle GR6J et
- $M2b$  (5 paramètres libres) qui correspond au modèle GR6J au sein duquel le paramètre  $X5$  est fixé.

La combinaison des quatre fonctions objectif et des deux structures de modèle aboutit à huit paramétrisations possibles pour chaque bassin. Dans ce paragraphe, nous allons conserver ces huit possibilités et étudier comment la performance du transfert de paramètres évolue.

Pour réduire le nombre de dimensions, nous n'étudierons la performance que selon quatre critères :  $N^*$ ,  $Kl^*$  et  $Ki^*$  et  $Bm$ . De même, nous étudierons dans ce paragraphe uniquement le transfert de paramètres basé sur la similarité physique (*parameter averaging*). En effet, cette méthode de transfert est celle qui se rapproche le plus des conditions de la méthode de régionalisation proposée dans le chapitre 5, ce qui nous permettra de faire des choix méthodologiques appropriés aux développements ultérieurs. Nous utiliserons le test de Wilcoxon pour juger de la différence entre les distributions de performances obtenues sur l'ensemble des 580 bassins considérés comme non jaugés.

### 4.3.2. Résultats

La figure 4.2 présente les performances du transfert basé sur la similarité physique (*parameter averaging*) :

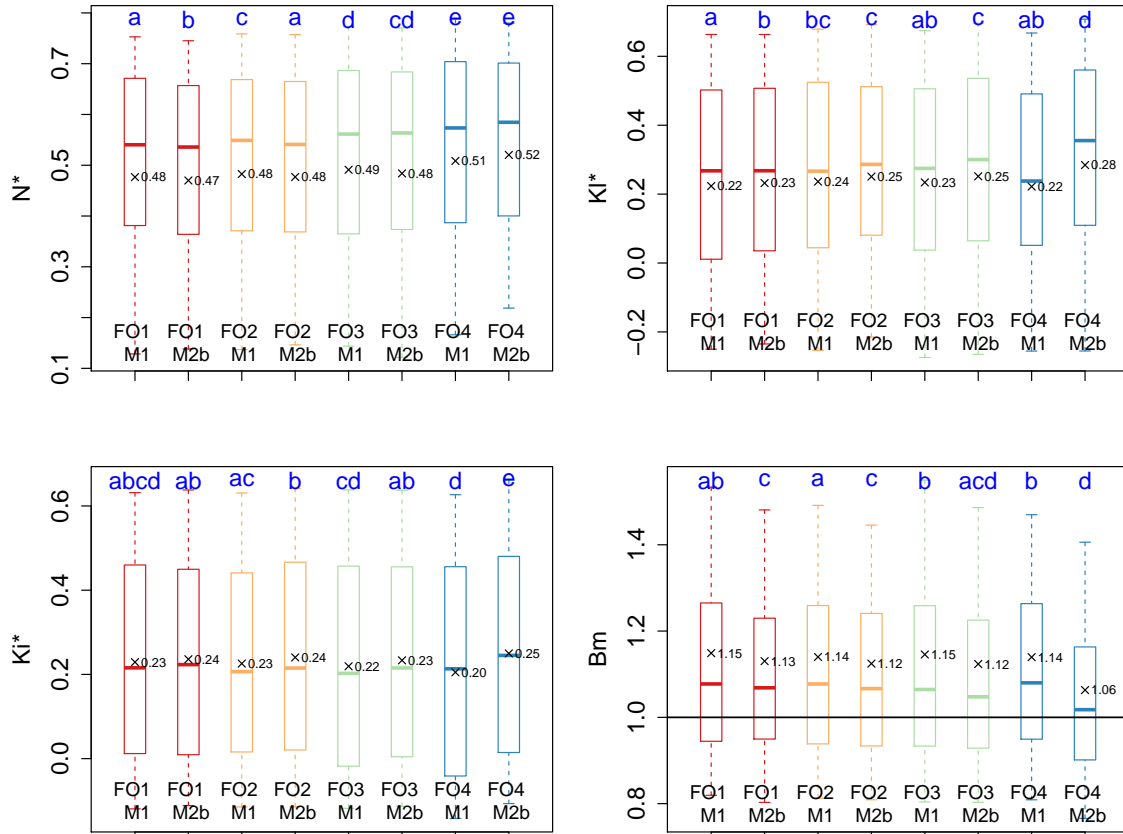


FIGURE 4.2. – Performance du transfert des jeux de paramètres selon la fonction objectif utilisée en calage et la structure de modèle choisie. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s’étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 4.2 montre que la structure à 5 paramètres optimisés (*M2b*) présente systématiquement des performances légèrement supérieures sauf pour  $N^*$  où la structure à 6 paramètres est plus performante. Probablement car un paramètre de la fonction d’échanges étant fixé les deux paramètres restants sont mieux identifiés par le calage et le jeu de paramètres peut être plus facilement transféré entre les bassins.

En comparant les performances du modèle entre les contextes jaugé (figure 3.21) et non jaugé (figure 4.2), on voit que les différences de performance entre les différentes options de paramétrisation sont beaucoup plus faibles en contexte non jaugé qu’en contexte jaugé. Ce résultat suggère qu’en contexte non jaugé, ce n’est plus les jeux de paramètres obtenus par calage qui sont limitants dans la performance de la régionalisation.



Le transfert du jeu de paramètres obtenu par la fonction objectif  $FO_4$  et la structure  $M2b$  obtient les meilleures performances pour l'ensemble des critères étudiés. Le test de Wilcoxon montre que  $FO_4-M2b$  est différent des autres distributions pour tous les critères, sauf pour  $N^*$  où les performances sont équivalentes à  $FO_4-M1$ . À la différence du calage où les performances sont toujours meilleures sur la gamme de débit sur laquelle le modèle est calé, le couple  $M2b-FO_4$  obtient aussi les meilleures performances pour les critères sur les débits moyens et les basses-eaux. Ce résultat est peut-être dû au fait que la variabilité des basses eaux est expliquée en majorité par les caractéristiques physiques du bassin alors que les hautes-eaux sont plutôt expliquées par la variabilité des forçages entre les bassins. Dans ce cadre, le jeu de paramètres obtenu en calant le modèle sur les hautes-eaux dépendrait moins du bassin et serait donc plus facilement transférable vers des bassins non jaugés. Les résultats ont été présentés pour le transfert basé sur la similarité physique (*parameter averaging*) mais les résultats sont similaires pour les autres méthodes de transfert.

### 4.3.3. Conclusion

En contexte jaugé, la fonction objectif la plus performante semblait être  $FO_3$  et la structure à privilégier  $M1$ . En revanche en contexte non jaugé, il semble que la fonction objectif  $FO_4$  et la structure de modèle  $M2b$  soient à utiliser. De même, si les performances de  $M2b$  sont systématiquement plus faibles en contexte jaugé, cette structure offre globalement des performances plus élevées en contexte non jaugé. Si une étude du modèle en contexte jaugé est un préalable indispensable à la modélisation des bassins non jaugés, les résultats entre les deux contextes ne sont donc pas équivalents.

Les fonctions objectif qui donnent plus de poids aux hautes-eaux semblent donner des jeux de paramètres plus facilement transférables entre les bassins. Pour la suite de l'étude qui se déroule en contexte non jaugé, nous opterons donc pour la structure de modèle  $M2b$  (à 5 paramètres) et le jeu de paramètres défini par la fonction objectif  $FO_4$ .

## 4.4. Sensibilité à l'échantillon de bassins donateurs

Il est utile d'étudier la sensibilité de la régionalisation à l'échantillon de bassins versants donateurs car cela donne une idée de la sensibilité des calculs à la densité du réseau hydrométrique. Dans la mesure où tous les bassins de l'échantillon ne sont pas utilisés pour construire les relations de régionalisation, étudier la sensibilité à l'échantillon de bassins donateurs permet aussi de savoir si les résultats sont facilement généralisables à d'autres échantillons de bassins versants.

### 4.4.1. Méthode

Nous avons testé quatre définitions pour l'échantillon de bassins versants donateurs :

1. **D1** : Tous les bassins sont donateurs (580 donateurs) ;
2. **D2** : 465 bassins où  $FO_4 > 0.89$  en calage (valeur pour laquelle 465 bassins sont donateurs) ;

3. **D3** : 465 bassins versants pour lesquels le coefficient de variation temporel est inférieur à 0.8 pour tous les paramètres et
4. **D4** : 290 bassins versants où  $FO_4 > 0.93$  en calage (50% des bassins versants sont donneurs)

Nous avons envisagé d'enlever les bassins versants mal modélisés en calage ( $D2$  et  $D4$ ) car c'est une pratique courante dans les études de régionalisation, voir par exemple [Oudin \*et al.\* \(2008b\)](#); [Boldetti \*et al.\* \(2010\)](#). La motivation pour ce type de tri est que si le modèle échoue à représenter correctement le fonctionnement du bassin, son jeu de paramètres ne sera pas informatif sur les caractéristiques du bassin. Par ailleurs, l'incertitude sur les valeurs de paramètres est souvent avancées comme un facteur explicatif de la performance des régionalisations. Un moyen d'estimer cette incertitude est d'étudier la stabilité des paramètres dans le temps, voir par exemple [Merz & Blöschl \(2004\)](#). L'hypothèse sous-jacente est que si les jeux de paramètres ne sont pas stables, ceux-ci sont incertains et donc peu fiables.

La comparaison entre  $D1$  et les autres expériences mesure l'impact d'une sélection des bassins sur la performance de la régionalisation. La comparaison entre  $D2$  et  $D3$  nous permet de discuter des critères de sélection de l'échantillon de bassins donneurs. La comparaison entre  $D2$  et  $D4$  nous permet de discuter l'impact de la densité du réseau de jaugeage. Pour chacune des définitions, la performance sera calculée sur l'ensemble de l'échantillon. Nous utiliserons le test de Wilcoxon pour savoir si la performance de la régionalisation varie significativement entre les différentes définitions.

#### 4.4.2. Résultats pour la fonction objectif

La figure [4.3](#) présente l'impact de la définition de l'échantillon de donneurs sur la performance des méthodes de transfert, mesurée par la fonction objectif utilisée en calage ( $FO_4^*$ ).

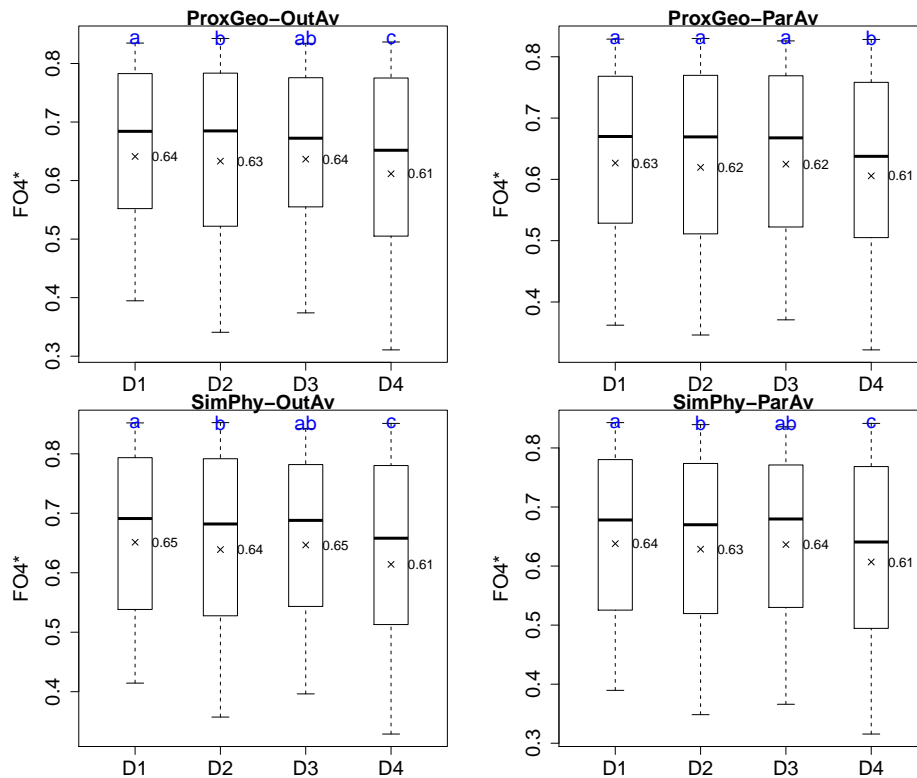


FIGURE 4.3. – Impact de la définition de l'échantillon de donateurs sur la performance de la régionalisation. La lecture du graphique en ligne permet de comparer les différences entre *output averaging* (*OutAv*) et *parameter averaging* (*ParAv*). La lecture en colonne permet de comparer les différences entre proximité géographique (*ProxGeo*) et similarité physique (*SimPhy*). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 4.3 montre que les performances de la régionalisation sont comparables entre les différentes définitions de l'échantillon de bassins donateurs, à l'exception de  $D_4$ , qui obtient systématiquement de moins bonnes performances.

En comparant  $D_4$  avec les autres expériences, on voit que les performances diminuent si l'on divise le nombre de bassins versants donateurs de moitié. Cet effet est probablement lié au fait que la variabilité dans les jeux de paramètres transférés est moindre lorsque le nombre de bassins donateurs est réduit. En effet dans ce cas, les chances pour le bassin receveur de trouver un bassin donneur ayant un comportement hydrologique similaire sont diminuées. Si le nombre de bassins dans l'échantillon de donateurs est proche de celui dans l'échantillon total ( $D_2$  et  $D_3$ ), le nombre de bassins versants donateurs n'a que peu d'impact.

Pour les méthodes basées sur la proximité géographique, l'impact du nombre de donateurs est légèrement amplifié lorsque l'on utilise la technique de l'*output averaging*, alors que l'échantillon de donateurs n'a pas d'impact sur les méthodes utilisant le *parameter averaging*. Dans le cas de l'*output averaging*, les jeux de paramètres calés sur les voisins sont directement valorisés. La diminution de la variabilité parmi les jeux de paramètres au voisinage des receveurs est alors directement répercutée sur la simulation du débit. Dans le cas du *parameter averaging*,

les jeux de paramètres transférés sont par définition moins variables car ce sont des moyennes. La variabilité des jeux de paramètres transférés est donc moins diminuée lorsque le nombre de bassins donneurs est plus faible. Pour les méthodes basées sur la similarité physique, cet effet est atténué : les différences étant les mêmes pour les méthodes basées sur l'*output averaging* que pour le *parameter averaging*. Il est possible que la distance physique utilisée identifie un plus grand nombre de voisins “pertinents”, c’est-à-dire des voisins pour lesquels le transfert de paramètres vers le bassin non jaugé est efficace. Dans ce cas, la variabilité des jeux de paramètres n’est pas impactée par la sélection des bassins versants donneurs et on n’augmente pas le nombre de bassins versants atypiques.

La comparaison entre D2 et D3 nous renseigne sur la manière de définir de “bons” bassins versants donneurs. D’après la figure 4.3, sélectionner les bassins sur la base de la stabilité temporelle de leur jeu de paramètres semble être l’option à privilégier. Il est possible qu’en sélectionnant les bassins sur la base de la performance en calage, on augmente le nombre de bassins atypiques, pour lesquels il est difficile de trouver un jeu de paramètres à transférer.

#### **4.4.3. Certaines gammes de débits sont-elles plus impactées ?**

Dans la mesure où l’impact de la définition de l’échantillon de bassins donneurs est supérieur à celui des modalités du transfert, nous étudierons l’impact de la définition de l’échantillon de calage toutes méthodes de régionalisation confondues. Les boxplots de la figure 4.4 sont donc tous constitués de 2320 valeurs (580 bassins et 4 méthodes de régionalisation).

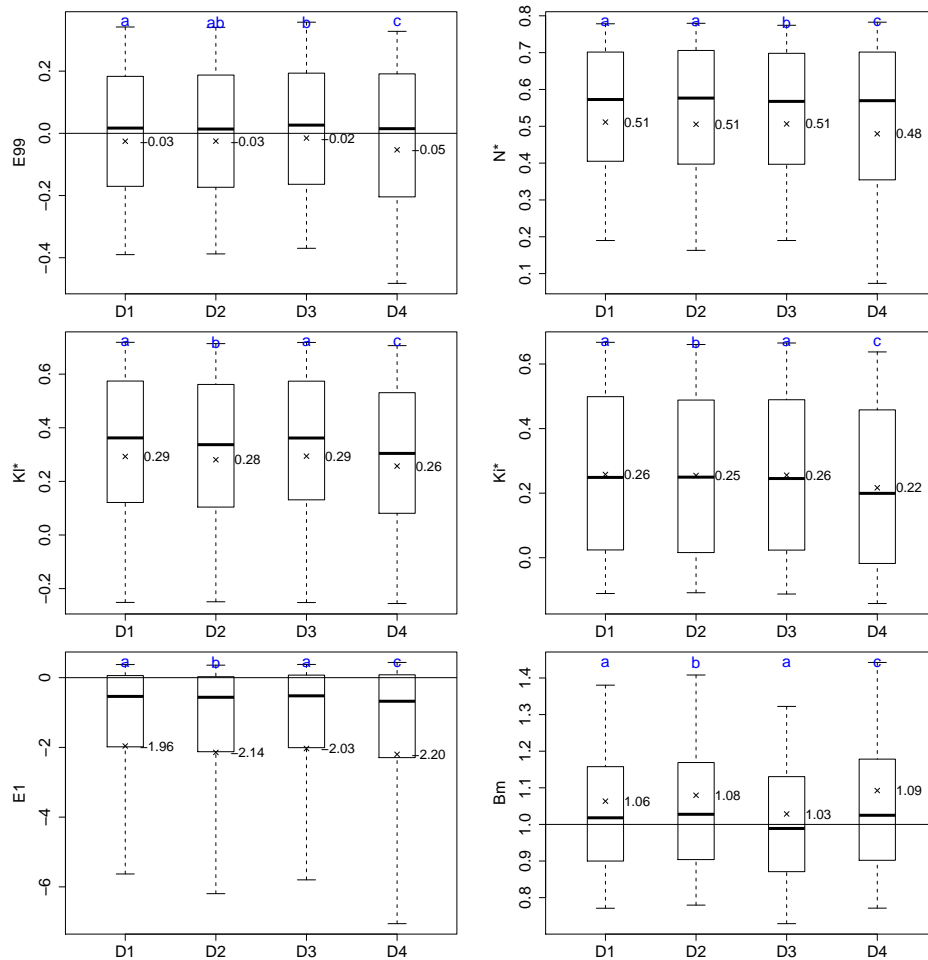


FIGURE 4.4. – Impact de la définition de l'échantillon de bassins versants donateurs sur la régionalisation du débit. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 4.4 montre que l'utilisation de l'ensemble des bassins versants comme donateurs ( $D1$ ) obtient globalement de meilleures performances alors qu'une diminution de 50% du nombre de bassins donateurs ( $D4$ ) obtient systématiquement les performances les plus faibles. De manière générale sur les critères étudiés, le modèle obtient de meilleures performances lorsqu'un grand nombre de bassins versants donateurs sont utilisés ( $D1$ ,  $D2$  ou  $D3$ ), ce qui confirme les résultats précédents. Cela est dû à deux effets : (i) la densité des voisins autour de chaque bassin receveur est plus forte et (ii) la variabilité des jeux de paramètres est plus élevée parmi les donateurs ce qui limite le nombre de bassins versants atypiques.

Les gammes de débits sont donc pareillement impactées par la définition de l'échantillon de donateurs. Pour la suite de l'étude, nous choisissons de garder l'ensemble des bassins versants comme donateurs ( $D1$ ).

## 4.5. Performances comparées des méthodes de référence

La figure 4.5 montre la distribution des performances du modèle pour les méthodes de régionalisation basées sur le transfert des jeux de paramètres.

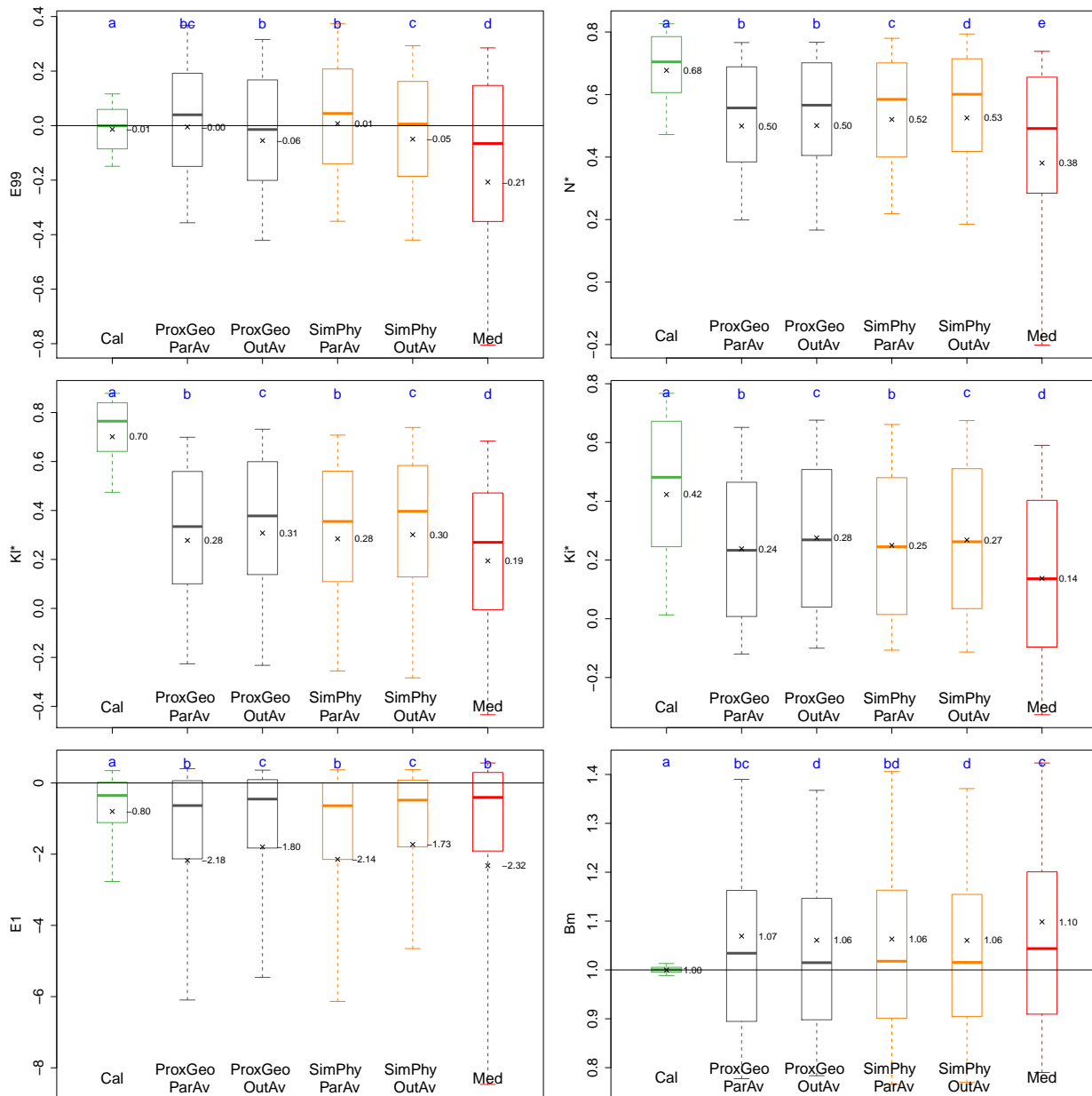


FIGURE 4.5. – Performances des méthodes de référence pour la régionalisation au regard des critères de performance retenus (voir chapitre 3). Les performances sont évaluées pour différentes expériences : calage (*Cal*), régionalisation naïve (*Med*) et les méthodes basées sur le transfert des paramètres : voisins géographiques (*ProxGeo*) ou physiques (*SimPhy*) dont la paramètres sont valorisés par output averaging (*OutAv*) ou parameter averaging (*ParAv*). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s’étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 4.5 montre que les performances des méthodes de régionalisation sont bien en deçà des performances obtenues en calant le modèle. La régionalisation du débit dégrade les performances moyennes du modèle et augmentant la variabilité entre les bassins. Parmi les méthodes de régionalisation, la régionalisation naïve (*Med*) obtient systématiquement les moins bonnes performances. Ce résultat est attendu dans la mesure où l'on n'autorise pas le modèle à s'adapter aux spécificités de chaque bassin.

Pour le critère *E99*, les méthodes utilisant l'*output averaging* semblent légèrement moins performantes car elles sous-estiment les forts débits. Cette sous-estimation est probablement liée à l'effet de lissage de la moyenne, moins adaptée à représenter les extrêmes de crues. Pour le critère  $N^*$ , les performances des transferts basés sur la similarité physique sont légèrement supérieures.

Concernant la modélisation des débits moyens ( $Kl^*$ ), les performances sont équivalentes entre les méthodes avec un léger avantage pour la proximité géographique (*OutAv*). Pour ce critère, les méthodes basées sur l'*output averaging* semblent plus performantes probablement car l'effet moyenne est plus efficace pour ces gammes de débits.

Concernant la modélisation des étiages ( $Ki^*$  et *E1*) la proximité géographique (*OutAv*) semble être la méthode la plus performante. Ce résultat est étonnant car les étiages sont reliés à des caractéristiques des bassins. On aurait donc attendu que la similarité physique soit plus performante pour ces gammes de débits. L'apparente contre-performance de la similarité physique est peut-être liée aux descripteurs utilisés pour mesurer la similarité entre les bassins. Parmi eux, peu se rapportent à la géologie et aux processus d'évaporation qui sont les principaux déterminants des basses-eaux. Contrairement à ce que l'on avait pu constater sur les crues, les méthodes utilisant l'*output averaging* semblent plus performantes pour les étiages (*E1*). Dans ce cas, les erreurs sont en majorité négatives, y compris pour le calage, ce qui signifie que les débits d'étiages sont toujours sur-estimés par le modèle. Ce résultat est attendu dans la mesure où les paramètres du modèle ne sont pas optimisés sur ces gammes de débit. La raison pour laquelle le *parameter averaging* est moins efficace pour les extrêmes d'étiages est peut-être lié au fait que la moyenne des jeux de paramètres tire le modèle vers la simulation des crues ce qui entraîne une dégradation des performances en étiage.

Concernant la régionalisation des bilans en eau, les méthodes basées sur l'*output averaging* sont plus performantes, en particulier la proximité géographique. En moyennant les simulations, l'hydrogramme résultant est plus lisse, ce qui minimise les erreurs de volumes sur la majorité des pas de temps. Par conséquent, le bilan des bassins est mieux modélisé.

## 4.6. Conclusion

La régionalisation naïve (jeu unique pour tous les bassins) obtient systématiquement les moins bonnes performances. Ce résultat est attendu dans la mesure où la variabilité des caractéristiques physiques entre les bassins n'est pas prise en compte par la paramétrisation du modèle : la totalité de la variabilité des débits simulés étant alors expliquée par les forçages météorologiques. Aucune des méthodes de transfert testées ne se démarque de manière systématique pour les critères de performance étudiés. Pour les crues, les méthodes basées sur le *parameter averaging* semblent plus performantes, probablement car ces méthodes ont moins tendance à lisser le débit simulé par le modèle, ce qui permet de mieux reproduire les crues. En revanche, pour les

étiages les débits moyens et les bilans, les méthodes basées sur l'*output averaging* semblent plus performantes, probablement car le modèle se trompe moins en moyenne sur les pas de temps, et permet une meilleure estimation des volumes d'eau.

Ces résultats sont légèrement différents des résultats obtenus par Oudin *et al.* (2008b), où la proximité physique (*output averaging*) obtenait systématiquement les meilleures performances. Les conditions de notre étude sont probablement moins favorables à la proximité géographique et plus favorables à la similarité physique que celles décrites dans l'article. En effet, les méthodes basées sur la proximité géographique sont plus performantes lorsque la densité du réseau augmente (Oudin *et al.*, 2008b) et la performance de la similarité physique augmente avec le nombre de descripteurs pris en compte (Oudin *et al.*, 2008b). Dans notre étude, 580 bassins versants donateurs sont utilisés (contre 913 dans l'article) et 91 descripteurs servent à la mesure la similarité physique (contre 6 dans l'article), ce qui explique que les performances des deux méthodes soient plus proches. De manière générale, les performances des méthodes de transfert entre les deux études sont équivalentes : la performance médiane ( $N^*$ ) sur notre échantillon est de 0.55 contre un  $N$  de 0.75 (soit  $N^* \simeq 0.60$ ) pour l'étude d'Oudin *et al.* (2008b). Ce résultat confirme ceux de Blöschl *et al.* (2013) qui ne trouvent pas de relation entre la complexité des modèles et leurs performances en contexte non-jaugé. Pour la suite du travail, qui se déroule en contexte non jaugé, nous travaillerons avec la structure *M2b* (5 paramètres libres) et la fonction objectif *FO4*, qui semblent être les meilleures options de paramétrisation du modèle pour une utilisation sur des bassins non jaugés.



# *III*

**Le calage régional peut-il nous aider à innover dans la recherche de relations de régionalisation ?**



# 5

## Développement de la méthode TRUCAGE

### 5.1. Objectifs

L'objectif de ce chapitre est de présenter la méthode de régionalisation développée durant cette thèse et intitulée TRUCAGE : Transfert pour la Régionalisation Unifiée par CALage GroupÉ. L'enjeu du développement est de combiner les avantages des méthodes de régionalisation existantes : calage régional, régression et transfert.

- calage régional : réalise simultanément le calage du modèle et sa régionalisation
- régression : permet d'interpréter les paramètres de manière physique (i.e. en les reliant à des processus hydrologiques)
- transfert : utilise des jeux de paramètres entiers, ce qui permet la prise en compte des compensations entre les paramètres du modèle et présente des performances élevées.

Autrement dit, les approches par régressions se basent sur la compréhension des processus physiques et tentent de la convertir en une information utilisable par le modèle (i.e. un jeu de paramètres), tandis que les méthodes de calage régional et de transfert se basent directement sur la manière dont le modèle perçoit le fonctionnement du bassin. Dans ce chapitre, nous décrivons la méthode développée sans remettre en cause les hypothèses sur lesquelles elle repose. Nous réaliserons une étude de sensibilité de la méthode dans le chapitre 7, ce qui nous permettra d'en éclairer la philosophie.

## 5.2. Prérequis : le calage groupé

### 5.2.1. Motivation

Le développement du calage groupé est motivé par deux enjeux inhérents aux études de régionalisation identifiés au chapitre 1 :

1. **Conserver le rôle fonctionnel des paramètres lors de leur régionalisation.** Il est difficile de relier les paramètres des modèles conceptuels/empiriques aux caractéristiques mesurables du paysage car la structure même du modèle fait que les paramètres ne sont pas des paramètres physiques mais bien des paramètres fonctionnels, représentant le fonctionnement simplifié du bassin et sans lien direct et explicite avec la physique des écoulements. La nouveauté présentée ici est de ne pas séparer le paramètre du jeu de paramètres et de caler les relations de régionalisation.
2. **Prendre en compte les compensations.** Dans le chapitre 3, nous avons montré que chaque paramètre pouvait être interprété physiquement (i.e. au regard du comportement hydrologique du bassin versant) à condition d'étudier chaque paramètre *sachant* les autres : un seul paramètre varie, les autres étant conservés égaux à leurs valeurs calées. Comme nous l'avons montré au chapitre 3, cela permet aussi de prendre en compte les compensations entre les paramètres du modèle dans la mesure où l'on isole l'impact directement imputable au paramètre considéré.

De plus, un objectif de la thèse est de pouvoir interpréter les relations de régionalisation au regard de la physique. Les approches par régression sont particulièrement adaptées à cet objectif car elles permettent d'exprimer les paramètres des modèles directement en fonction des descripteurs des bassins. Dans ce cadre, il nous paraît intéressant de repartir des approches basées sur les régressions et de proposer des améliorations pour les rendre plus performantes.

Une première limite de ce type d'approche est que les relations entre les paramètres du modèle et les descripteurs sont faibles. Comme le montre la figure 5.1, une manière d'augmenter la force des relations de régionalisation consiste à moyenniser les valeurs de paramètres par classe de valeurs de descripteurs.

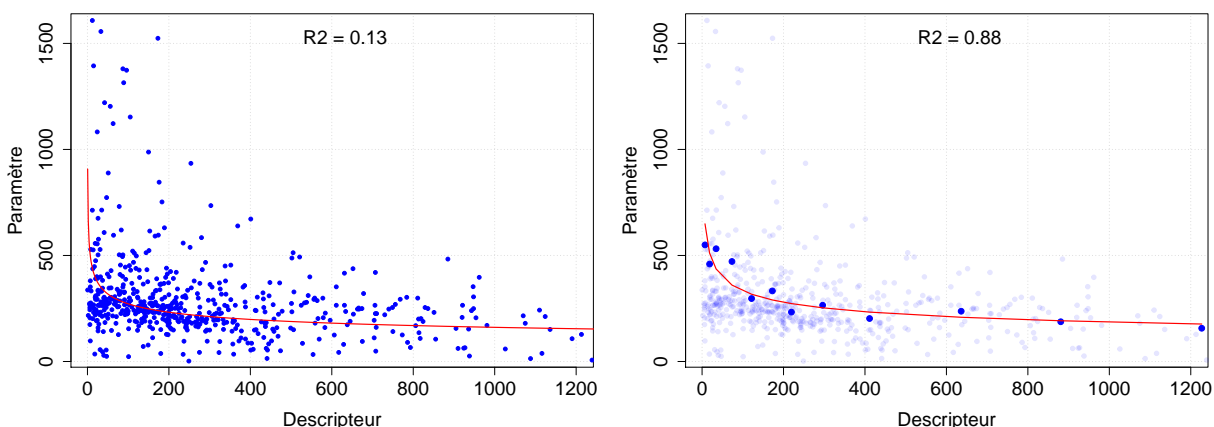


FIGURE 5.1. – Raison d'être du calage groupé : à gauche les valeurs observées, à droite les valeurs moyennées.

Autrement dit, un classement des bassins en fonction de leur valeur de descripteur permet de synthétiser l'information et de faire apparaître des relations de régionalisation plus nettes.

La deuxième limite des approches basées sur les régressions est qu'elles ne permettent pas la prise en compte des compensations entre paramètres car elles régionalisent chaque paramètre de manière indépendante des autres. La seconde spécificité du calage groupé est donc de ne pas séparer le paramètre à régionaliser de l'ensemble du jeu de paramètre. Pour cela, un jeu de paramètres entier est construit pour chaque bassin avec : un paramètre à régionaliser, les autres étant conservés égaux à leurs valeurs calées. Disposer d'un jeu de paramètres entier permet alors d'utiliser le modèle pour optimiser la relation de régionalisation (figure 5.2), de manière comparable à un calage régional "classique".

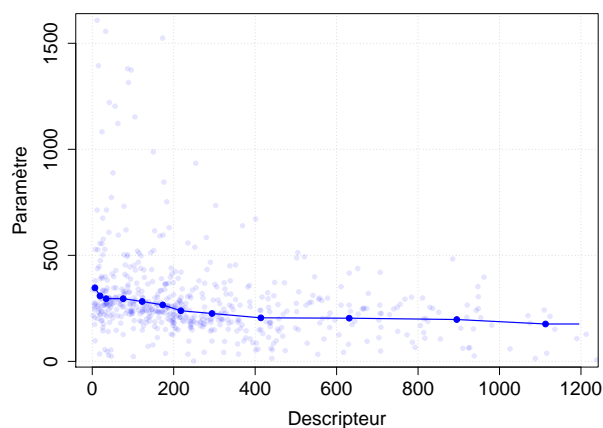


FIGURE 5.2. – Calage de la relation de régionalisation.

Le calage groupé a donc été développé dans le double objectif de caler les relations de régionalisation et de prendre en compte les compensations entre les paramètres. Ces deux modifications nous permettent d'espérer des performances supérieures à celles des approches par régression, tout en conservant la possibilité d'interpréter physiquement les relations de régionalisation. Le paragraphe suivant explicite les choix méthodologiques réalisés dans le cadre de cette thèse pour déterminer les relations de régionalisation par calage groupé.

## 5.2.2. Principe du calage groupé

### 5.2.2.1. Classement des bassins versants

L'hypothèse faite par les méthodes de calage régional est que des bassins versants voisins (dans l'espace géographique ou physique) partagent des valeurs de paramètres communes. Dans le cas du calage groupé, la similarité entre les bassins est mesurée à l'aide d'un descripteur, qui sert alors de base à un classement des bassins.

De nombreux algorithmes de classification existent : classification experte, intervalles égaux, classification ascendante hiérarchique... Étant donné le grand nombre de descripteurs testés, nous avons favorisé les méthodes de classification automatique. Par souci de simplicité, nous avons opté pour une classification sur la base du rang et réparti les bassins en 12 classes (4 classes extrêmes et 8 classes centrales), ce qui est apparu comme un compromis entre décrire la variabilité des descripteurs et assurer une certaine robustesse au calage groupé. Une classification sur la base du rang présente aussi l'avantage de reproduire le fait que les valeurs de descripteurs ne sont pas réparties linéairement entre les valeurs extrêmes.

Pour assurer l'homogénéité des valeurs de descripteurs au sein de chaque classe, nous avons fait varier le nombre de bassins par classe : pour les classes extrêmes (valeurs de descripteurs très faibles ou très fortes), l'effectif est de 20 bassins contre environ 60 pour les classes centrales.

#### 5.2.2.2. Calage de la relation de régionalisation

L'étape de classement des bassins nous permet de regrouper les bassins versants similaires au sein d'une même classe. En suivant l'hypothèse de travail du calage régional, on peut alors trouver une valeur de paramètre commune aux bassins d'une même classe. Un calage régional "classique" cherche à maximiser la performance au sein de chaque classe. Nous avons cependant décidé d'introduire une contrainte supplémentaire : les fonctions de conversion des descripteurs en paramètres doivent être monotones (croissante ou décroissante). L'étape de calage groupé n'a donc pas vocation à maximiser la performance au sein de chaque classe mais à maximiser la performance moyenne sur toutes les classes, sous contrainte de monotonie. De cette manière, nous disposons d'une relation simple entre descripteur et paramètre, que nous pouvons interpréter physiquement. Cette hypothèse de monotonie sera discutée au cours de l'étude de sensibilité (chapitre 7).

La contrainte de monotonie nous a amené à travailler avec une bibliothèque de relations de régionalisation. Chaque relation de régionalisation est un vecteur de 12 valeurs de paramètres (car les bassins sont répartis en 12 classes) ordonnées dans le sens croissant ou décroissant. Le calage de la relation de régionalisation consiste donc à identifier, parmi la bibliothèque, la relation de régionalisation qui maximise une fonction objectif (le critère de KGE sur la racine carrée des débits dans notre cas). Le paragraphe suivant explicite la construction de la bibliothèque de relations de régionalisation.

#### 5.2.2.3. Construction d'une bibliothèque de relations de régionalisation

Rappelons que chaque élément de la bibliothèque consiste en un vecteur de 12 valeurs de paramètres ordonnées dans le sens croissant ou décroissant. Les valeurs utilisées pour construire ces vecteurs sont les quantiles de la distribution des paramètres, normés par la valeur médiane, sur l'échantillon de bassins versants utilisés pour cette thèse. L'utilisation des quantiles permet de sur-échantillonner les valeurs probables et donc de maximiser la performance des relations de régionalisation de la bibliothèque. En ce sens, la construction de la bibliothèque est donc similaire à la construction des jeux de paramètres de préfiltrage utilisés pour caler le modèle en conditions jaugées (voir chapitre 3). Parmi les quantiles, 12 valeurs sont tirées aléatoirement puis ordonnées dans le sens croissant et décroissant. Le tirage aléatoire est répété  $10^5$  fois, ce qui permet de garantir une grande variabilité à l'intérieur de la bibliothèque. Par construction, nous disposons donc d'une bibliothèque de  $2 \cdot 10^5$  relations de régionalisation monotones pour chaque paramètre du modèle.

### 5.3. Principe de la méthode TRUCAGE

Le principe de la méthode développée au cours de cette thèse (TRUCAGE) est d'exprimer chacun des paramètres du modèle comme la combinaison de plusieurs informations :

1. Une information centrale (ébauche), commune à tous les bassins ;
2. Une information physique (voir paragraphe 5.4) et
3. Une information résiduelle (voir paragraphe 5.5).

Chaque paramètre du modèle peut donc s'exprimer sous la forme :

$$X_{reg} = f(\bar{X}, \varphi_X, \varepsilon) \quad (5.1)$$

où  $X_{reg}$  est le paramètre régionalisé,  $\bar{X}$  est l'information centrale,  $\varphi_X$  est l'information physique,  $\varepsilon$  est l'information résiduelle et  $f$  est la relation de régionalisation finale.  $f$  est de forme multiplicative pour les paramètres ne changeant pas de signe et additive pour les paramètres changeant de signe :

$$\begin{cases} X_{reg} = \bar{X} * \varphi_X * \varepsilon & \text{si } X \in \{X1; X3; X4; X6\} \\ X_{reg} = \bar{X} + \varphi_X + \varepsilon & \text{si } X \in \{X2\} \end{cases} \quad (5.2)$$

Choisir une forme différente pour les paramètres changeant de signe permet de pouvoir continuer à interpréter physiquement la relation de régionalisation.

L'ébauche est exprimée par la valeur médiane des paramètres sur notre échantillon de bassins versants et représente la première source d'information sur le comportement hydrologique des bassins de notre échantillon. La figure 5.3 présente les principales étapes de la méthode TRUCAGE sous forme de schéma.

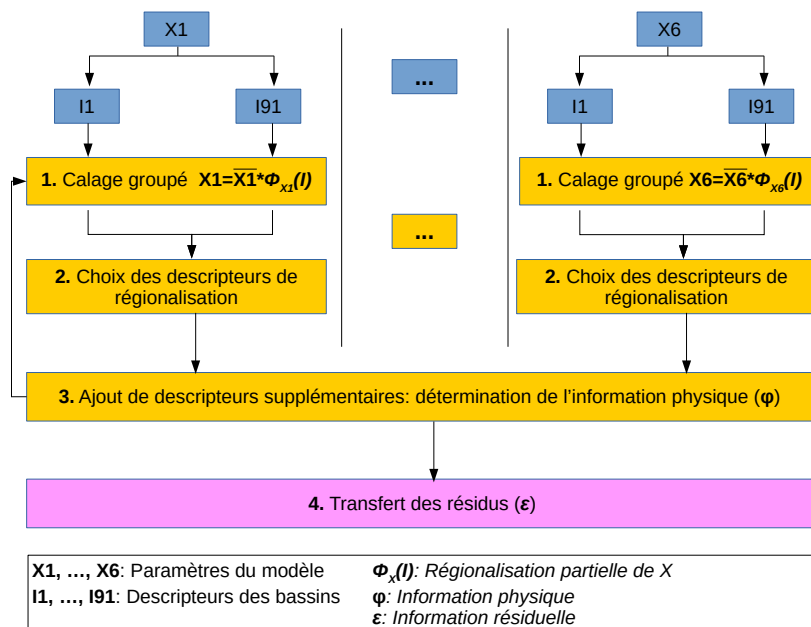


FIGURE 5.3. – Principales étapes de la méthode TRUCAGE. Les étapes représentées en bleu montrent que chaque descripteur est testé systématiquement. Les étapes représentées en jaune sur le schéma sont les étapes de détermination de l'information physique. L'étape représentée en rose consiste en la détermination de l'information résiduelle.

Comme le montre la figure 5.3, la méthode consiste à déformer l'ébauche exprimée par la valeur médiane de chaque paramètre pour s'adapter aux spécificités de chaque bassin : c'est l'étape de prise en compte de l'information physique. Cette étape, explicité au paragraphe 4, se fait en trois temps :

1. Une étape de calage groupé, qui permet de caler les relations de régionalisation pour chaque paramètre à partir des 91 descripteurs utilisés dans cette étude
2. Une étape de choix d'un descripteur par paramètre, qui permet de régionaliser partiellement chaque paramètre
3. Une étape d'ajout de descripteurs supplémentaires, qui permet de régionaliser complètement chaque paramètre.

La dernière étape consiste à transférer une information résiduelle qui correspond à ce qui n'a pas été expliqué avant. Elle est basée sur la méthode du *leave-one-out*, qui considère alternativement chaque bassin de l'échantillon comme non jaugé, les autres étant considérés jaugés. Le principe est le même que les méthodes de transfert des paramètres (voir chapitre 4), à savoir qu'une information est transférée des bassins versants jaugés vers les bassins versants non jaugés. Dans notre cas cependant, l'information transférée n'est pas un jeu de paramètres mais un jeu de résidus (voir paragraphe 5.5).

## 5.4. Détermination de l'information physique

### 5.4.1. Calage des relations de régionalisation par calage groupé

La figure 5.4 présente les étapes de détermination des relations de régionalisation par calage groupé.

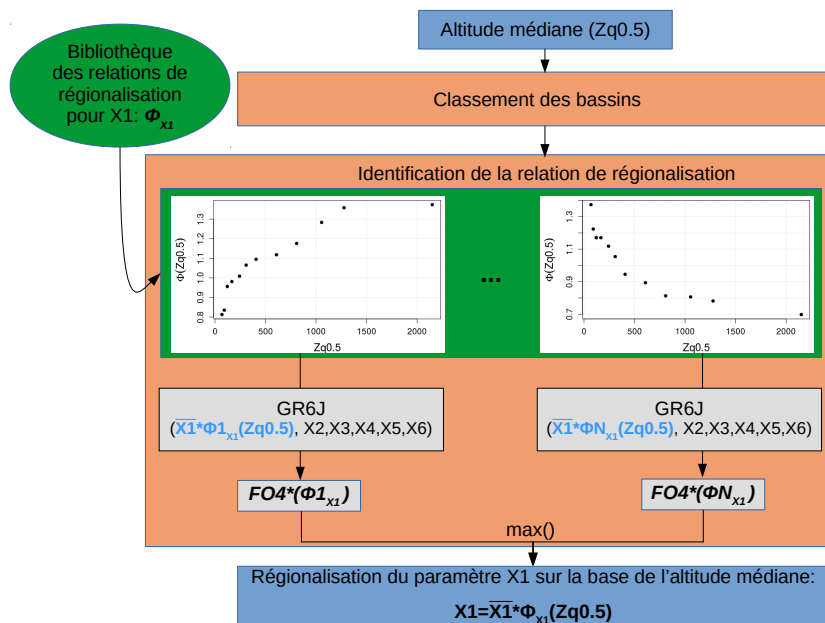


FIGURE 5.4. – Schéma explicatif de la détermination des relations de régionalisation ( $\phi_X(I)$ ) par calage groupé, exemple du paramètre X1 et de l'altitude médiane ( $Zq0.5$ ).  $FO4$  est la fonction objectif utilisée précédemment (critère de Kling-Gupta sur la racine des débits).



La première étape du calage groupé est un classement des bassins versants sur la base de leur valeur de descripteurs. Dans ce travail, nous avons fait le choix de répartir les bassins versant en 12 classes sur la base de leur rang. Le tableau 5.1 présente le classement des bassins (exemple de l'altitude médiane).

Tableau 5.1. – Classement des bassins versants selon leur altitude médiane ( $Zq0.5$ ).

Classe	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Intervalle des valeurs de $Zq0.5$ (m)	[35 - 79]	[80 - 99]	[100 - 147]	[148 - 202]	[203 - 273]	[274 - 350]	[351 - 512]	[515 - 705]	[710 - 918]	[929 - 1228]	[1229 - 1436]	[1446 - 2913]
Effectif	20	20	62	63	62	63	62	63	62	63	20	20

Le fait que les classes ne soient pas forcément conjointes est normal dans la mesure où les bassins versants sont classés selon leur rang. Nous expliquerons comment cette limite a été dépassée à la fin de ce paragraphe. Le tableau 5.1 présente l'exemple de l'altitude médiane, cependant le classement des bassins versants a été répété de manière systématique pour chaque descripteur. Il y a donc autant de classements possibles que de descripteurs testés, soit 91 possibilités. Ces 91 classifications ont été valorisées de manière systématique par calage groupé pour chacun des paramètres du modèle.

La seconde étape du calage groupé est d'identifier la relation de régionalisation,  $\phi_{X1}(Zq0.5)$ , parmi une bibliothèque de relations de régionalisation possibles. La bibliothèque est construite selon la procédure explicitée paragraphe 5.2.2.3 et consiste en  $2 \cdot 10^5$  relations monotones pour chaque paramètre du modèle.  $\phi_{X1}(Zq0.5)$  est définie comme la relation de régionalisation qui permet de maximiser la performance du modèle lorsque :  $X1$  est régionalisé et les autres paramètres sont conservés égaux à leurs valeurs calées. La performance du modèle est mesurée par la valeur moyenne de  $FO4^*$  sur tous les bassins de l'échantillon. Ce travail est conduit systématiquement pour tous les couples descripteur/paramètre. Le résultat est pour chacun une relation de régionalisation discrète entre valeur de descripteur et valeur de paramètre.

Le fait que la courbe soit discrète est normal dans la mesure où les bassins sont regroupés en classes sur la base de leur rang. Cependant, ce résultat peut être gênant pour appliquer la relation de régionalisation à des bassins versants non compris dans notre échantillon car il faut définir les règles d'attribution des bassins versants aux classes, et en particulier les bornes des classes. Nous réalisons donc une interpolation linéaire entre les valeurs centrales de chaque classe : le résultat est une régression linéaire par parties (non paramétrique) entre les valeurs de descripteurs et les valeurs de paramètres. Un autre avantage est de diminuer l'impact du choix de l'algorithme de classification sur la relation de régionalisation, du moins au voisinage des limites entre les classes. La relation de régionalisation étant continue, deux bassins versants dont les valeurs de descripteurs sont proches ont des valeurs de paramètres proches, ce qui n'était pas le cas au voisinage des limites entre les classes.

À l'issue de cette étape, nous disposons pour chaque couple descripteur/paramètre d'une courbe continue  $\phi_X(I)$  décrivant la relation de régionalisation entre le descripteur  $I$  et le paramètre  $X$ . La prochaine étape est de choisir pour chaque paramètre un descripteur parmi les 91 disponibles, c'est ce que présente le paragraphe 5.4.2.

### 5.4.2. Régionalisation partielle des paramètres

Les étapes précédentes, basées sur le calage groupé, nous permettent de quantifier :

- les relations de régionalisation pour chaque couple descripteur/paramètre et
- la performance de chaque relation de régionalisation en termes de simulation de l'hydrogramme ( $FO4^*$ , voir chapitre 3).

L'étape de choix des descripteurs est une étape de transition entre les régionalisations individuelles (régionalisation d'un paramètre sachant les autres) et la régionalisation du jeu de paramètres dans son ensemble. Cette étape se fait en deux temps : un choix *a priori* des descripteurs et un choix *a posteriori*. La figure 5.5 en présente les étapes.

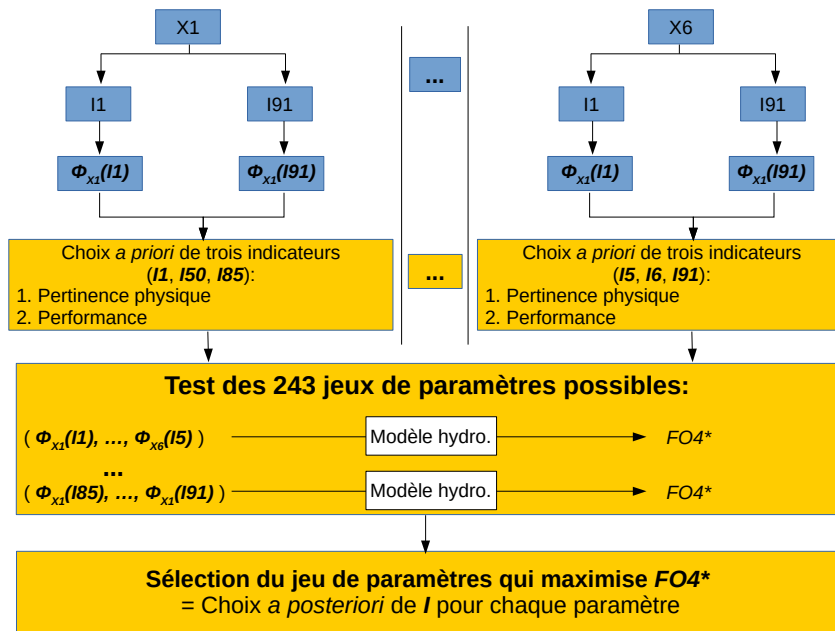


FIGURE 5.5. – Schéma explicatif du choix des descripteurs de régionalisation.  $FO4^*$  est la fonction objectif utilisées précédemment (critère de Kling-Gupta sur la racine des débits).

La figure 5.5 montre que cette étape est réalisée suite au calage groupé, qui permet de déterminer les relations de régionalisation pour tous les couples descripteur/paramètre. Dans un premier temps, un choix *a priori* est réalisé pour chaque paramètre individuellement. Cette étape consiste à choisir trois descripteurs par paramètre parmi les 91 testés. Les descripteurs sont choisis en fonction des résultats des régionalisations individuelles uniquement selon deux critères (par ordre de priorité) :

1. possibilité d'interpréter physiquement la relation de régionalisation (reposant sur la connaissance du modèle)
2. performance de la régionalisation individuelle (reposant sur la valeur moyenne de  $FO4^*$ )

Le premier critère, l'interprétation physique, est un critère est subjectif et repose sur la connaissance du modèle et du rôle de ses paramètres (chapitre 3). Nous avons choisi d'identifier trois descripteurs suite au calage groupé car les différences en termes de performances sont très faibles et les interprétations physiques sont satisfaisantes pour plusieurs descripteurs. Cette étape de choix *a priori* nous permet donc de diminuer la part de subjectivité inhérente à la méthode et de refléter le fait que les paramètres ont un effet complexe dans le calcul du débit. Le nombre de

descripteurs retenus (trois descripteurs par paramètre) est un compromis entre tester plusieurs descripteurs et conserver des temps de calculs raisonnables.

Cette sélection *a priori* de trois descripteurs pour cinq paramètres débouche sur  $3^5 = 243$  jeux de paramètres qui correspondent aux combinaisons possibles. Ces combinaisons sont testées systématiquement : pour chacune, le modèle tourne sur tous les bassins de l'échantillon avec (i) les forçages spécifiques à chaque bassin et (ii) le jeu de paramètres régionalisés depuis les descripteurs de la combinaison. Finalement la combinaison de 5 descripteurs (1 par paramètre) qui permet de maximiser la fonction objectif sur l'ensemble de l'échantillon est retenue pour construire le jeu de paramètres régionalisé. À l'issue de cette étape, nous avons donc identifiés les relations de régionalisation des cinq paramètres sur la base d'un descripteur. Pour reprendre le formalisme mathématique du paragraphe 5.3 :

$$\begin{cases} X_{reg} = \bar{X} * \varphi_X & si \quad X \in \{X1; X3; X4; X6\} \\ X_{reg} = \bar{X} + \varphi_X & si \quad X \in \{X2\} \end{cases} \quad (5.3)$$

avec  $\varphi_X$ , l'information physique exprimée pour l'instant sur la base d'un seul descripteur par paramètre :  $\varphi_X = \phi_X(I_a)$ . Le paragraphe suivant explique comment l'information physique est exprimée sur la base de trois descripteurs.

### 5.4.3. Régionalisation complète des paramètres

#### 5.4.3.1. Motivation

Les étapes précédentes permettent la régionalisation de chaque paramètre depuis un descripteur, c'est ce que nous avons appelé la régionalisation partielle. Cependant, la régionalisation d'un paramètre peut être enrichie si l'on prend en compte plusieurs descripteurs. Combiner différents descripteurs nécessite cependant la prise en compte des corrélations et compensations entre les descripteurs. En effet, 91 descripteurs physiques ont été calculés pour cette étude et certains sont redondants car les corrélations entre descripteurs peuvent être élevées. Nous avons choisi de conserver l'ensemble des descripteurs car (i) nous n'étions pas en mesure de justifier le choix d'un descripteur plutôt qu'un autre, (ii) deux descripteurs corrélés peuvent avoir un rôle hydrologique différent et (iii) deux descripteurs non corrélés peuvent avoir un rôle hydrologique similaire. Par exemple, l'effet de la pente et celui de la surface sur le temps de transfert des bassins se compensent : des bassins plutôt grands et pentus auront des temps de transfert comparables à des bassins de taille plus modeste mais plats. La compensation entre ces deux descripteurs est souhaitable car elle se rapporte à des processus hydrologiques bien identifiés. En revanche, la corrélation est plus gênante car on ne peut plus différencier l'impact lié à la surface de celui lié à la pente.

Cette observation justifie le choix d'une approche itérative et systématique. Par itérative, nous entendons le fait de combiner des descripteurs en travaillant sur les résidus i.e. la part de variabilité qui n'a pas été expliquée par les descripteurs déjà utilisés. Cela permet de laisser s'exprimer les compensations tout en prenant en compte les corrélations. Par systématique, nous entendons que chaque descripteur sera testé de la même manière. Cela permet de ne pas mettre d'*a priori* dans la régionalisation des paramètres et de laisser le modèle quantifier le pouvoir explicatif des descripteurs vis-à-vis de ses paramètres.

### 5.4.3.2. Mise en oeuvre

Rappelons l'équation 5.2,

$$\begin{cases} X_{reg} = \bar{X} * \varphi_X * \varepsilon & si \ X \in \{X1; X3; X4; X6\} \\ X_{reg} = \bar{X} + \varphi_X + \varepsilon & si \ X \in \{X2\} \end{cases}$$

Le paragraphe 5.4.2 nous a permis d'exprimer  $\varphi_X$  sous la forme  $\varphi_X = \phi_X(I_a)$ . Avec  $\phi_X(I_a)$  la relation de régionalisation partielle entre le descripteur  $I_a$  et le paramètre  $X$ . Ce paragraphe a pour objet d'exprimer  $\varphi_X$  de la manière suivante :

$$\begin{cases} \varphi_X = \phi_X(I_a) * \phi_X(I_b) * \phi_X(I_c) & si \ X \in \{X1; X3; X4; X6\} \\ \varphi_X = \phi_X(I_a) + \phi_X(I_b) + \phi_X(I_c) & si \ X \in \{X2\} \end{cases} \quad (5.4)$$

avec  $\varphi_X$  l'information issue de la physique des bassins et  $\phi_X(I_a)$  la relation de régionalisation partielle identifiée au paragraphe 5.4.2, entre le paramètre  $X$  et le descripteur  $I_a$ .  $\phi_X(I_b)$  et  $\phi_X(I_c)$  sont les relations de régionalisation qui permettent la régionalisation complète du paramètre, c'est-à-dire d'exprimer  $\varphi_X$  sur la base de trois descripteurs. Les descripteurs sont combinés de manière additive si le paramètre du modèle peut changer de signe. En effet, dans la mesure où  $\phi_X(I_a)$  peut prendre des valeurs négatives ou positive, il ne serait pas possible d'interpréter physiquement le rôle d'un descripteur sur un paramètre changeant de signe avec un modèle de régionalisation multiplicatif. Il aurait aussi été possible de choisir un modèle additif pour l'ensemble des paramètres. Dans la mesure où les relations de régionalisation sont obtenues par calage groupé, les résultats seraient probablement identiques à la forme de la fonction de conversion près.

$\phi_X(I_b)$  et  $\phi_X(I_c)$  sont déterminées en itérant les étapes précédentes : calage groupé systématique pour les 91 descripteurs (paragraphe 5.4.1) et choix du descripteur de régionalisation (paragraphe 5.4.2). Si l'on reprend les notations de la figure 5.5, on voit que trois descripteurs sont considérés pour la régionalisation partielle du paramètre  $X1$  :  $I1$ ,  $I5$  et  $I95$ . Considérons que le descripteur  $I5$  soit sélectionné pour la régionalisation sur la base d'un descripteur :  $I_a = I5$ . Pour déterminer  $I_b$  puis  $I_c$ , les 91 descripteurs sont une nouvelle fois testés de manière systématique et pas simplement les descripteurs  $I1$  et  $I95$ . Le fait qu'il y ait le même nombre de descripteurs utilisés pour la régionalisation partielle et pour exprimer l'information physique est un hasard et **les deux descripteurs ( $I_b$  et  $I_c$ ) sont complètement indépendants des descripteurs utilisés pour la régionalisation partielle**. Pour déterminer  $\phi_X(I_b)$  et  $\phi_X(I_c)$ , le point de départ du calage groupé n'est plus la valeur médiane du paramètre, commune à tous les bassins, mais la valeur régionalisée à partir du descripteur de l'itération précédente. Par exemple, pour identifier  $\phi_X(I_b)$ , les relations de régionalisation de la bibliothèque sont appliquées à  $\bar{X} * \phi_X(I_a)$  ou  $\bar{X} + \phi_X(I_a)$  si le paramètre change de signe. De cette manière, nous travaillons sur la part de variabilité qui n'a pas été expliquée par le descripteur précédent et prenons en compte les corrélations et compensations entre descripteurs.

Notons que lors de l'établissement de ces relations,  $\phi_X(I_b)$  dépend de  $\phi_X(I_a)$  et  $\phi_X(I_c)$  dépend de la combinaison de  $\phi_X(I_a)$  et  $\phi_X(I_b)$ . Une fois les relations de régionalisation établies, il est possible de permuter les termes de l'équation 5.4. Au vu des résultats obtenus (voir chapitre 6), nous avons fait le choix de ne pas aller au-delà de trois descripteurs pour régionaliser les

paramètres du modèle. En effet, la loi des rendements décroissants s'applique et le gain de performance apporté par les deuxième et troisième descripteurs est faible au regard de celui apporté par le premier descripteur. À l'issue de cette étape nous considérons avoir exploité toute l'information contenue dans la description physique des bassins versants de l'échantillon.

## 5.5. Transfert de l'information résiduelle

Cette étape repose sur le *leave-one-out* qui considère alternativement chaque bassin de l'échantillon comme non jaugé, les autres étant considérés jaugés. Son principe est le même que les méthodes de référence présentées au chapitre 4 : (i) identification des bassins versants jaugés voisins du bassin cible (non jaugé) puis (ii) transfert de l'information des bassins jaugés vers les bassins non jaugés.

Dans le chapitre 4, l'information transférée était un jeu de paramètres obtenu par calage. Ici, l'information transférée est un jeu de résidus ( $\varepsilon_{X1}, \varepsilon_{X2}, \varepsilon_{X3}, \varepsilon_{X4}, \varepsilon_{X6}$ ). Cette information résiduelle est équivalente à la différence observée sur les bassins jaugés entre le paramètre calé et le paramètre régionalisé à partir de la physique des bassins :

$$\begin{cases} \varepsilon_X = \frac{X_{cal}}{X^*\varphi} & \text{si } X \in \{X1; X3; X4; X6\} \\ \varepsilon_X = X_{cal} - (\bar{X} + \varphi) & \text{si } X \in \{X2\} \end{cases} \quad (5.5)$$

avec  $\varepsilon_X$  la part de  $X$  qui n'est pas expliquée par la physique (son résidu),  $X_{cal}$  la valeur de paramètre obtenue par calage,  $\bar{X}$  l'information centrale,  $\varphi$  l'information physique.

Par analogie avec les méthodes de référence, nous avons choisi d'identifier 5 bassins versants donneurs et de valoriser l'information résiduelle par la technique de l'*output averaging* (voir chapitre 6). Le modèle hydrologique est forcé avec les variables climatiques du bassin cible et tourne avec les jeux de paramètres régionalisés. Le débit régionalisé est la moyenne des cinq simulations.

## 5.6. Synthèse

La méthode TRUCAGE consiste en la détermination d'une relation de régionalisation entre les paramètres du modèle et les descripteurs des bassins. Notre méthode s'apparente donc aux approches basées sur les régressions. Cependant, dans le cas de notre méthode, ce n'est pas directement la valeur de paramètre qui est déduite des descripteurs mais une pondération qui quantifie la déformation de l'ébauche nécessaire à une modélisation performante de chaque bassin. Autrement dit, la méthode permet d'identifier une relation de régionalisation qui quantifie de combien la valeur de paramètre doit être éloignée de la valeur médiane pour être représentative du fonctionnement hydrologique du bassin.

La seconde différence est que nous utilisons le modèle hydrologique via une procédure dite de *calage groupé*, inspirée du calage régional, pour déterminer des relations de régionalisation. Cette approche innovante a deux avantages : d'une part les compensations entre les paramètres

du modèle sont prises en compte et d'autre part nous réalisons conjointement la compréhension du fonctionnement hydrologique et sa régionalisation. La dernière étape consiste à valoriser les résidus par une procédure inspirée des approches basées sur le transfert. La spécificité de la méthode développée est donc de combiner explicitement les approches existantes pour dépasser leurs limites et combiner leurs avantages. Nous obtenons en particulier des relations de régionalisation :

1. interprétables physiquement de manière simple (car monotones) ;
2. informatives du point de vue du modèle (par l'utilisation du modèle pour déterminer et sélectionner les relations de régionalisation) et
3. aboutissant à la construction de jeux de paramètres où les compensations sont traitées (en ne séparant pas le paramètre à régionaliser de l'ensemble du jeu de paramètres).

Cette méthode permet aussi de sélectionner les descripteurs des bassins sur la base de leur pertinence vis-à-vis de la régionalisation.

# 6

## Évaluation de la méthode développée

### 6.1. Objectifs

L'objectif de ce chapitre est de présenter les résultats obtenus par la méthode de régionalisation proposée. Dans un premier temps, nous nous attacherons à interpréter physiquement les relations de régionalisation trouvées. Dans un deuxième temps, nous présenterons et discuterons des performances obtenues en termes de régionalisation de l'hydrogramme. Enfin, nous proposerons des ponts entre la modélisation en contexte non jaugé et en contexte jaugé.

### 6.2. Pertinence physique des relations de régionalisation

Dans ce paragraphe, nous ne proposerons une interprétation physique des relations de régionalisation que pour les descripteurs les plus pertinents, c'est-à-dire ceux finalement retenus dans l'approche. L'ensemble des relations de régionalisation déterminées par la méthode développée sont regroupées dans l'annexe 1.

#### 6.2.1. Paramètre X1

D'après le chapitre 3, le paramètre X1 [mm] a un double rôle hydrologique : (i) un effet tampon : le rendement du bassin est lissé lorsque X1 prend des valeurs élevées et (ii) un rôle de calcul de

l'évapotranspiration réelle ( $ETR$ ) : les quantités d'eau évapotranspirées sont plus importantes lorsque  $X1$  est grand. La figure 6.1 présente l'impact des caractéristiques des bassins retenues pour régionaliser  $X1$ , dans l'ordre dans lequel elles ont été trouvées : l'information physique est exprimée sous la forme d'un premier, puis d'un deuxième et enfin d'un troisième descripteur.

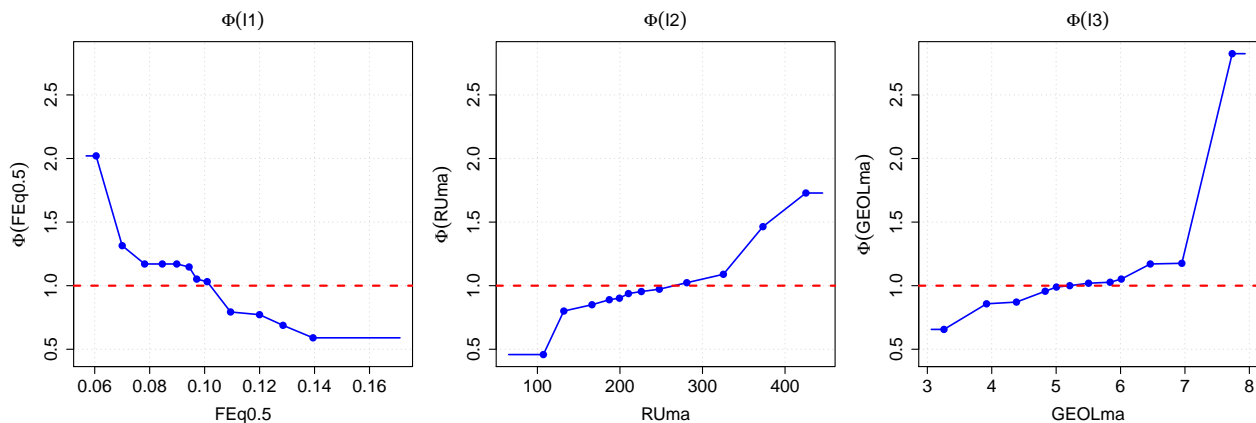


FIGURE 6.1. – Conversion des descripteurs (voir chapitre 2) retenus pour la régionalisation du paramètre  $X1$ . Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l'interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l'échantillon.

La figure 6.1 montre que le paramètre  $X1$  est relié à des caractéristiques de l'évapotranspiration potentielle ( $FEq0.5$ ), du sol ( $RUma$ ) et du sous-sol ( $GEOLma$ ).  $FEq0.5$  mesure la rugosité du signal d'évapotranspiration potentielle ( $E0$ ), c'est-à-dire ses variations d'un jour à l'autre (voir l'équation 2.7).  $RUma$  mesure la réserve utile des sols et est calculée comme la combinaison des réserves utiles des horizons superficiels et profonds ainsi que de la profondeur du sol (voir l'équation 2.2).  $GEOLma$  est calculée comme la combinaison de la perméabilité des sols et de la porosité des roches du bassin et mesure la capacité du substrat à accueillir des nappes.

Selon le formalisme de la FAO (Allen *et al.*, 1998), l' $ETR$  est exprimée comme la combinaison de (i) la demande atmosphérique en évaporation (mesurée par  $E0$ ), (ii) un coefficient cultural (qui mesure la capacité des plantes à transpirer) et (iii) un coefficient de stress (qui mesure principalement la disponibilité en eau). La demande atmosphérique et la capacité des plantes à transpirer ont un effet positif sur les cumuls d' $ETR$  alors que la disponibilité en eau a un effet négatif.

$FEq0.5$  décrit la variabilité à court terme de l'évapotranspiration potentielle ( $E0$ ) : plus les valeurs prises par  $FEq0.5$  sont élevées, plus les cumuls journaliers d' $E0$  varient sur le court terme et plus leur somme est faible. Les bassins où  $FEq0.5$  est important perdent moins d'eau par évapotranspiration car leur demande atmosphérique est moins importante, d'où un paramètre  $X1$  plus faible.

$RUma$  décrit la réserve utile des sols, c'est-à-dire les quantités d'eau pouvant être retenues par les sols des bassins versants. Lorsque cette réserve utile est forte, l' $ETR$  n'est pas limitée par la disponibilité en eau des bassins. Les bassins à forte réserve utile ont donc une  $ETR$  plus élevée, c'est à dire des paramètres  $X1$  grands.

$GEOLma$  décrit la capacité du substrat à accueillir des nappes : plus les valeurs de  $GEOLma$  sont importantes, plus le substrat est favorable au développement de nappes. La corrélation



entre *GEOLma* et *RUma* est de 1%, il est donc peu probable que *GEOLma* joue sur la disponibilité en eau des bassins et donc sur les cumuls d'*ETR* calculés par le modèle. Nous interprétons le rôle de ce descripteur comme l'expression du fait que les bassins versants où le débit est contrôlé par les apports souterrains (*GEOLma* important) ont souvent un rendement plus constant (X1 grand).

### 6.2.2. Paramètre X2

D'après le chapitre 3, le paramètre X2 [mm/j] règle l'amplitude de l'échange entre le bassin et les aquifères régionaux : plus X2 est important en valeur absolue plus les échanges entre bassins sont importants. Généralement, le signe de l'échange est le même que le signe de X2 : les bassins gagnent de l'eau lorsque X2 positif et en perdent lorsque X2 est négatif. La majorité des bassins versants ont un paramètre X2 négatif (voir chapitre 3) et le paramètre médian est égal à -0,30. La figure 6.2 présente l'impact des caractéristiques des bassins retenues pour régionaliser X2.

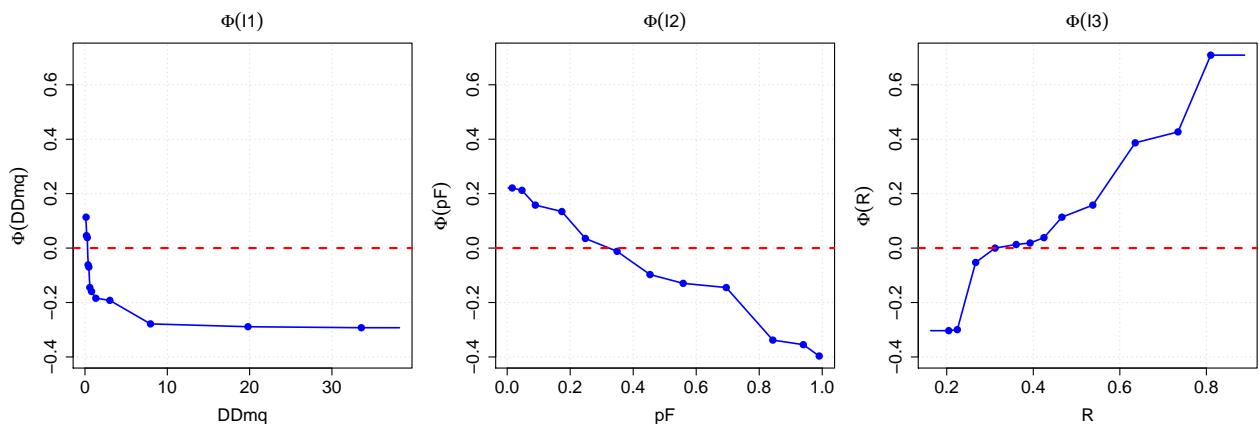


FIGURE 6.2. – Conversion des descripteurs (voir chapitre 2) retenus pour la régionalisation du paramètre X2. Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l'interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l'échantillon.

La figure 6.2 montre que le paramètre X2 est relié à des caractéristiques géologiques (*DDmq*), de la couverture du sol (*pF*) et du bilan en eau des bassins (*R*).

La densité de drainage (*DDmq*) utilisée correspond à la surface amont nécessaire pour observer un cours d'eau. En France, une densité de drainage élevée décrit une géologie perméable, favorisant le développement d'aquifères régionaux importants. Les bassins versants où la densité de drainage est importante sont donc caractérisés par des échanges entre bassins plus importants où le paramètre X2 est plus fortement négatif.

La couverture du sol est mesurée par le pourcentage de surface forestière (*pF*). La forêt joue un rôle sur le bilan en eau des bassins versants car une large surface forestière correspond à une large surface transpirante et à une augmentation de la profondeur de sol explorée par les racines des arbres (Gao, 2015), c'est-à-dire une végétation qui favorise des *ETR* élevées. Il est donc probable que l'*ETR* calculée par le modèle à l'aide du paramètre X1 sous-estime les volumes d'*ETR* effectifs. La fonction d'échange doit donc compenser ces pertes non comptabilisées, ce

qui explique que les bassins forestiers aient un paramètre  $X2$  plus négatifs (les pertes sont plus importantes).

Le rendement ( $R$ ) est calculé sur la base de la formule de Turc, dont les résidus sont transférés (voir chapitre 2), ce descripteur mesure la part des précipitations qui s'écoulent à l'exutoire du bassin et permet d'estimer le bilan en eau des bassins versants. Les bassins qui ont un rendement élevé ( $R$  important) ont tendance à moins perdre d'eau ( $X2$  devient faible en valeur absolue voire positif).

### 6.2.3. Paramètre $X3$

D'après le chapitre 3, le paramètre  $X3$  [mm] a un rôle de lissage du signal généré par le réservoir de production et permet au modèle de reproduire la variabilité du débit observé : le débit est d'autant plus variable que la valeur de  $X3$  est faible. Dans la structure native de GR6J, le paramètre  $X3$  n'a pas de rôle sur le bilan en eau des bassins, dans la structure utilisée au cours de la thèse,  $X3$  a aussi un rôle secondaire d'ajustement des variations interannuelles de rendement du bassin, lié au fait que le paramètre qui gère ces fluctuations (paramètre  $X5$ ) a été fixé. La figure 6.3 présente l'impact des caractéristiques des bassins retenues pour régionaliser  $X3$ .

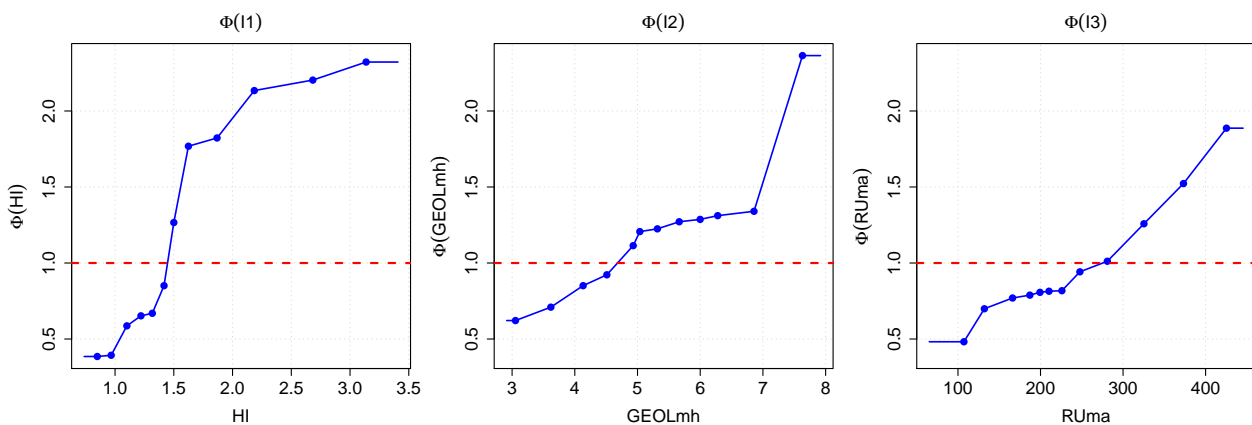


FIGURE 6.3. – Conversion des descripteurs (voir chapitre 2) retenus pour la régionalisation du paramètre  $X3$ . Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l'interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l'échantillon.

La figure 6.3 montre que le paramètre  $X3$  est relié à des caractéristiques du climat ( $HI$ ), des caractéristiques du sous-sol ( $GEOLma$ ) et du sol ( $RUma$ ).

L'indice d'humidité ( $HI$ ) correspond au ratio entre les précipitations et l'évapotranspiration potentielle, c'est un descripteur du climat des bassins versants. Les bassins versants secs ( $HI$  faible) ont des réponses non-linéaires, c'est-à-dire que la corrélation entre la pluie et le débit est faible. En annexe 3, nous relierons ce comportement à une plus grande importance de l'évapotranspiration et du taux de saturation des sols dans la genèse du ruissellement, qui est souvent mal estimé par les modèles. Ces bassins présentent donc souvent des débits plus variables ( $X3$  est faible). Le lien entre  $X3$  et  $HI$  peut aussi être expliqué par le rôle secondaire que joue  $X3$  dans les conditions de notre étude, à savoir gérer les variations interannuelles de bilan en eau des

bassins. D'après le chapitre 3, la structure de modèle utilisée produit des valeurs de paramètre X3 plus faibles et plus variables dans le temps. Il est possible que les bassins plus humides aient des bilans plus stables dans le temps et donc des valeurs de paramètres X3 plus importantes.

Des valeurs de  $GEOLmh$  importantes correspondent à des bassins versants favorables au développement de nappes. La géologie a un rôle atténuateur sur les crues : les bassins versants dont les cours d'eaux sont alimentés par des nappes ont des crues plus longues et écrêtées (X3 fort).

La réserve utile ( $RUma$ ) joue probablement sur la linéarité de la réponse du bassin à la pluie (corrélation importante entre la pluie et le débit). Les bassins dont les sols sont humides ( $RUma$  importante) ont des réponses plus linéaires (X3 important).

#### 6.2.4. Paramètre X4

D'après le chapitre 3, le paramètre X4 [j] reproduit le temps de réaction du bassin : celui-ci est d'autant plus long que X4 est important.

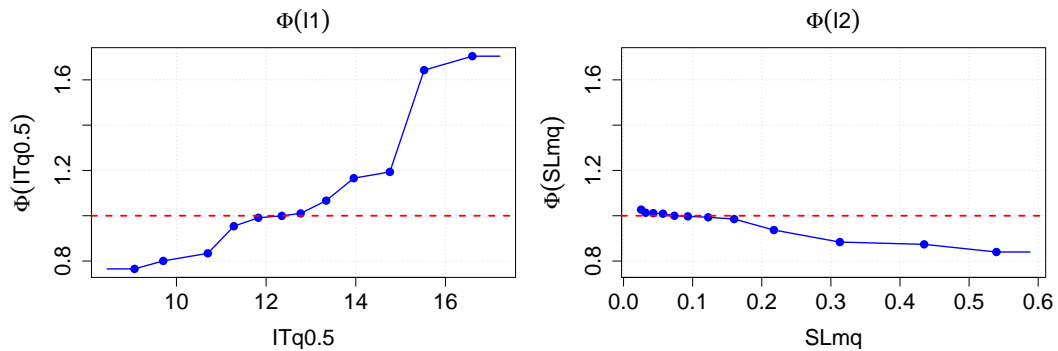


FIGURE 6.4. – Conversion des descripteurs (voir chapitre 2) retenus pour la régionalisation du paramètre X4. Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l'interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l'échantillon.

La figure 6.4 montre que le paramètre X4 est relié à des caractéristiques morphologiques : l'indice topographique ( $ITq0.5$ ) et la pente ( $SLmq$ ).

L'indice topographique est un descripteur général de la forme des bassins : des bassins petits et pentus ont un faible indice topographique alors que des bassins grands et plats ont un fort indice topographique. La relation de la figure 6.4 traduit le fait que des bassins versants petits et pentus ont des temps de transfert plus courts. Le rôle de la pente est d'amplifier l'impact de l'indice topographique. Pour ce paramètre, la performance de la régionalisation individuelle plafonne dès le deuxième descripteur : l'ajout d'un troisième descripteur pour exprimer l'information physique est donc superflue (voir paragraphe 6.3).

#### 6.2.5. Paramètre X6

D'après le chapitre 3, le premier rôle du paramètre X6 [mm] est de régler le débit de base des bassins versants (plus X6 est important, plus le débit de base est important), son second rôle étant de moduler la variabilité des débits (plus X6 est grand, plus la variabilité diminue).

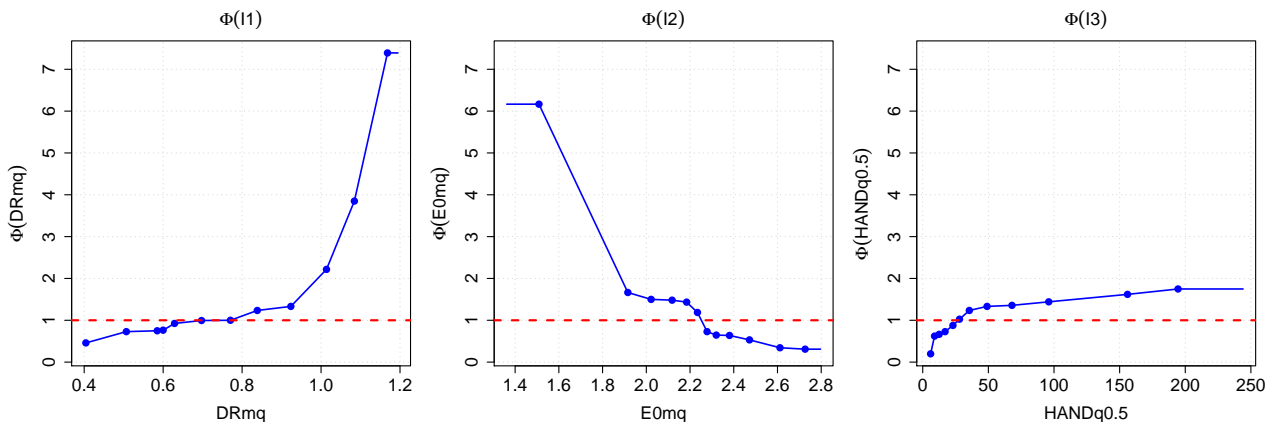


FIGURE 6.5. – Conversion des descripteurs (voir chapitre 2) retenus pour la régionalisation du paramètre X6. Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l’interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l’échantillon.

La figure 6.5 montre que le paramètre X6 est relié à des caractéristiques du sol ( $DRmq$ ), du climat ( $E0mq$ ) et morphologiques ( $HANDq0.5$ ).

La profondeur du sol ( $DRmq$ ) utilisée dans cette étude est définie comme la quantité de sol présente entre la surface et un matériel imperméable, on peut donc relier ce descripteur à l’importance des processus souterrains vis-à-vis du débit observé. En particulier, des sols profonds ( $DRmq$  fort) sont plus propices au développement de nappes qui peuvent soutenir les étiages (X6 fort).

L’évapotranspiration potentielle ( $E0mq$ ) caractérise la demande atmosphérique en évapotranspiration, c’est-à-dire les pertes maximales vers l’atmosphère. Les bassins versants secs ( $E0mq$  fort) ont donc des étiages plus marqués (X6 faible).

Le  $HANDq0.5$  mesure le degré d’encaissement du réseau de drainage et est fortement corrélé à la hauteur du toit de la nappe (Nobre *et al.*, 2011). Les bassins à  $HANDq0.5$  important ont des nappes dont le toit est élevé, c’est-à-dire qui peuvent plus facilement recharger les rivières et soutenir les étiages (X6 fort).

## 6.3. Performance de la méthode

### 6.3.1. Performance des régionalisations individuelles

La figure 6.6 présente la performance des régionalisations individuelles, c’est-à-dire lorsque qu’un seul paramètre est régionalisé par la méthode décrite dans le chapitre précédent, les autres étant conservés égaux à leur valeur calée. Dans ce paragraphe, nous nous intéressons donc à la régionalisation de chaque paramètre sachant les autres. La performance lorsque le paramètre est régionalisé naïvement (pris égal à la valeur médiane) est aussi représentée car ce paramètre est le point de départ de notre méthode.

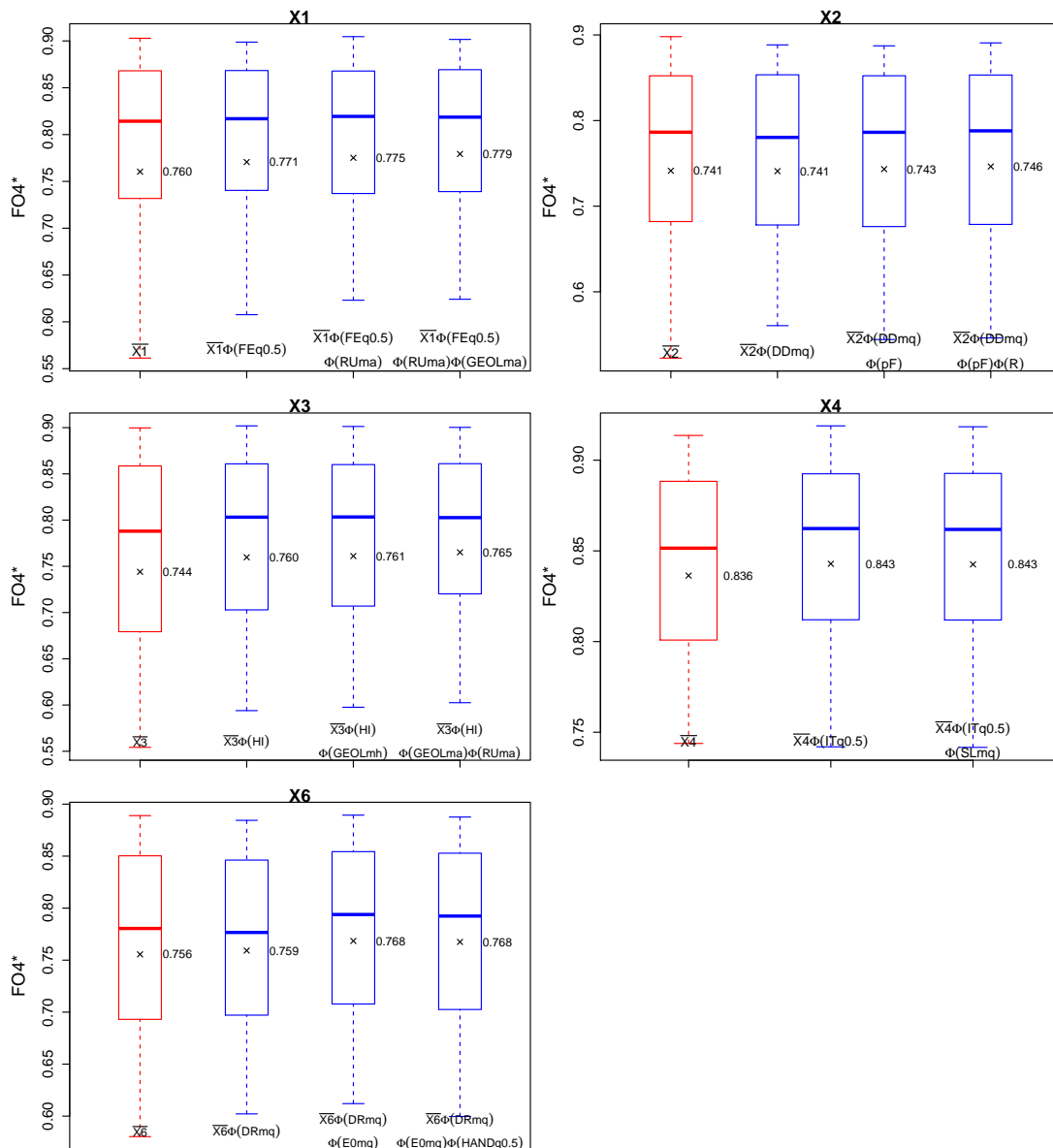


FIGURE 6.6. – Performance des régionalisations individuelles mesurée par la fonction objectif ( $FO_4^*$ ) à chaque ajout de descripteur, c'est-à-dire lorsque le paramètre est régionalisé à partir d'un, deux puis trois descripteurs. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moutaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

Les performances obtenues par la régionalisation médiane permettent de mesurer la difficulté de régionaliser chacun des paramètres. En effet, les performances du modèle sont impactées différemment par la perte d'un degré de liberté. Par exemple, la régionalisation (par la valeur médiane) de X4 obtient une performance de 0.84 alors que la régionalisation (médiane) de X2 mène à une performance de 0.74 : la régionalisation de X2 par calage groupé sera probablement moins performante que celle de X4. Cet effet est accentué par une sensibilité plus grande de X2 au couple modèle/fonction objectif (voir chapitre 3).

La figure 6.6 montre que l'ajout d'un descripteur supplémentaire aboutit à un gain de performance pour l'ensemble des paramètres. Ce résultat justifie le fait d'exprimer l'information issue de la physique des bassins sur la base de plusieurs descripteurs. L'écart entre chaque itération

(médiane, régionalisation sur la base d'un, deux puis trois descripteurs) nous permet de mesurer le pouvoir informatif de chaque descripteur. Plus le gain de performance est important, plus le pouvoir informatif du descripteur est grand et plus le lien entre le paramètre et l'information physique est solide. Le paramètre qui bénéficie le plus de l'information physique contenue dans les descripteurs est X3 suivi de X1, X2, X6 puis X4.

Il faut noter que les performances sont élevées et proches de la performance obtenue en calage (0.85), même lorsque le paramètre est régionalisé par sa valeur médiane. Ce résultat peut sembler surprenant mais est normal dans la mesure où un seul paramètre est régionalisé à la fois, les autres étant spécifiques à chaque bassin versant car conservés à leur valeur calée. Cependant, c'est une limite de notre méthode dans la mesure où les gains de performance amenés par l'ajout d'un descripteur sont très faibles lorsque l'on considère les régionalisations individuelles, i.e. lorsqu'on choisit les descripteurs de régionalisation. Le choix de ces descripteurs nécessite donc un arbitrage.

## 6.3.2. Performance de la régionalisation du jeu de paramètres

### 6.3.2.1. Résultats pour la fonction objectif

La figure 6.7 montre les résultats obtenus lorsque l'ensemble du jeu de paramètres est régionalisé, c'est-à-dire lorsque les régionalisations individuelles sont juxtaposées. Les performances lorsqu'un jeu unique est utilisé pour l'ensemble des bassins et lorsque le jeu de paramètre est calé sur chaque bassin sont représentées car ce sont les limites inférieure et supérieure attendues en régionalisation.

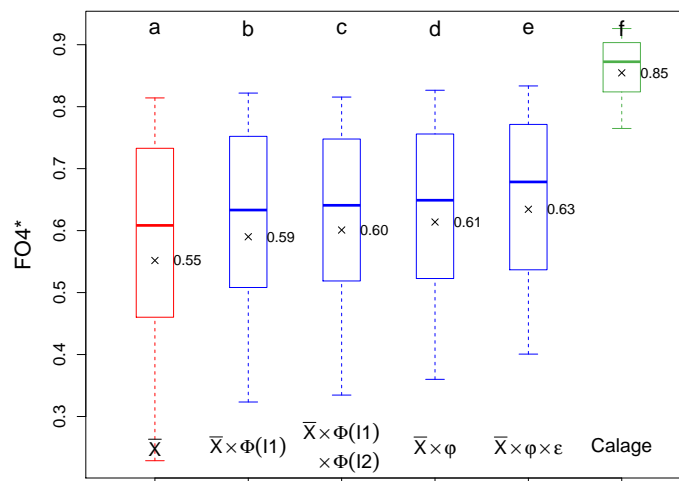


FIGURE 6.7. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres mesurée par la fonction objectif ( $FO_4^*$ ) à chaque ajout de descripteur (le jeu de paramètres est régionalisé à partir d'un, deux puis trois descripteurs) et après le transfert des résidus sur la base du *leave-one-out*. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut du graphique présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 6.7 montre que la performance de la méthode augmente à chaque étape et que les résultats obtenus se situent bien entre les performances du jeu unique et du jeu calé. Le fait que la régionalisation unique obtienne des performances inférieures montre que la méthode proposée permet effectivement de prendre en compte les compensations entre les paramètres (Oudin *et al.*, 2008a). Les performances restent cependant bien en-deçà des performances obtenues en calage, ce qui est un résultat attendu en contexte non jaugé.

La prise en compte de l'information physique permet d'augmenter la performance de 11% par rapport à la régionalisation par jeu unique. Le transfert des résidus augmente de 3% la performance par rapport à la prise en compte de l'information physique. Ce gain est principalement attribuable à l'*output averaging* qui limite les erreurs importantes sur la simulation du débit. Le gain total de la méthode est de 15% par rapport à la régionalisation sur la base du jeu unique. Ce résultat confirme l'intérêt de régionaliser les paramètres du modèle sur la base des caractéristiques physiques des bassins versants.

La figure 6.7 montre que la performance moyenne de la méthode est principalement obtenue en limitant les mauvaises simulations à chaque étape de la méthode (la limite inférieure des moustaches et des boxplots remonte). Ce résultat est intéressant dans la mesure où la régionalisation est de plus en plus robuste, ce qui tendrait à faciliter l'application des relations de régionalisation à des bassins extérieurs à l'échantillon étudié, ces dernières étant plus généralisables.

#### 6.3.2.2. Le gain de performance concerne-t-il l'ensemble de l'hydrogramme ?

La figure 6.8 montre la distribution des performances lorsque l'ensemble du jeu de paramètres est régionalisé par la méthode proposée. Les différents cadres correspondent aux critères de performance présentés au chapitre 3.

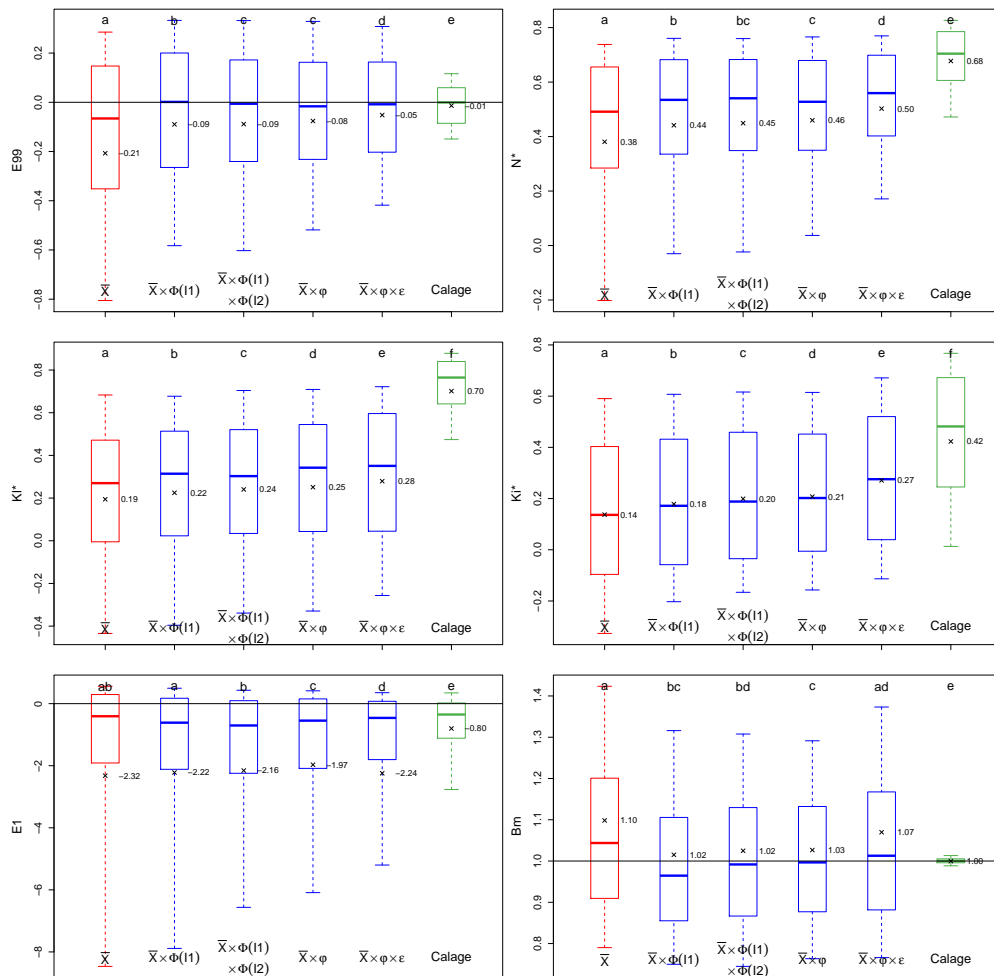


FIGURE 6.8. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres à chaque ajout de descripteur (le jeu de paramètres est régionalisé à partir d’un, deux puis trois descripteurs) et après le transfert des résidus sur la base du *leave-one-out*. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s’étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 6.8 montre que la méthode proposée obtient systématiquement des performances supérieures à la régionalisation naïve. Ce résultat montre que l’amélioration de la performance concerne l’ensemble de l’hydrogramme simulé par le modèle. De même, chaque étape de la méthode se traduit par une augmentation de la performance sur tous les critères étudiés, ce qui confirme l’intérêt de relier les paramètres aux caractéristiques physiques des bassins puis de transférer les résidus sur la base du *leave-one-out*.

Dans le cas de deux critères cependant, le transfert des résidus semble moins efficace : *E1* et *Bm*. Dans le cas de *E1*, la performance moyenne sur l’échantillon est dégradée lorsque les résidus sont transférés. Cependant, cette perte n’est pas visible sur les quantiles de la distribution, qui eux sont augmentés par cette étape. Comme ce critère n’est pas borné, la moyenne est en fait fortement influencée par une très mauvaise simulation, le minimum de ce critère sur l’échantillon étant de -110 contre -27 à l’étape précédente. Pour le biais cependant, l’ensemble des bassins



voient leur performance diminuer suite au transfert des résidus. Ce résultat est étonnant dans la mesure où pour les méthodes de référence (chapitre 4), les méthodes basées sur l'*output averaging* étaient avantagées. Pour ce critère, la régionalisation du jeu de paramètres sur base physique est très performante, il est possible que le transfert des résidus ne soit pas informatif vis-à-vis du bilan de long terme et mène donc à une dégradation des performances.

La figure 6.8 confirme les résultats observés pour la fonction objectif, à savoir que la performance moyenne de la méthode est améliorée en limitant les mauvaises simulations (dans une moindre mesure pour  $E1$ ). Ce résultat confirme la robustesse des relations de régionalisation obtenues.

### 6.3.3. Comparaison par rapport aux méthodes existantes

La figure 6.9 compare les performances obtenues aux méthodes de référence décrites dans le chapitre 4 pour différents critères d'évaluation de la performance.

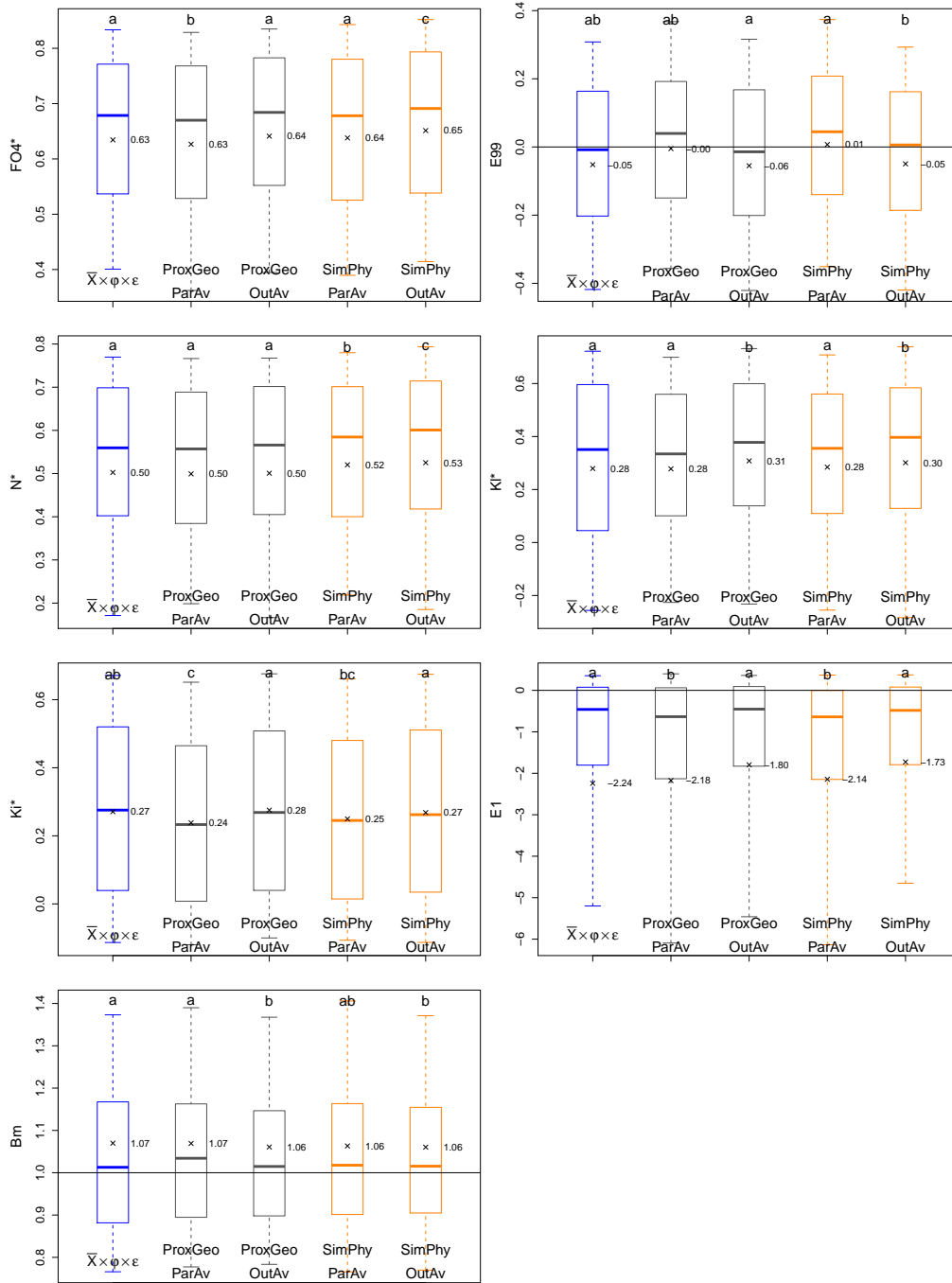


FIGURE 6.9. – Performance des méthodes de régionalisation pour les différents critères étudiés. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s’étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 6.9 montre que les performances de la méthode développée et des méthodes de référence sont comparables, et ce pour l’ensemble des critères de performance étudiés. En particulier, au regard de la fonction objectif ( $FO_4^*$ ), la méthode développée limite le nombre de mauvaises simulations par rapport aux méthodes basées sur le *parameter averaging*, où le débit régionalisé est aussi obtenu sur la base d’un seul jeu de paramètres. Ce résultat est intéressant

car il confirme la robustesse de la régionalisation à base physique des paramètres, du moins au regard du critère de choix des descripteurs. Lorsque l'on s'intéresse aux autres critères, non utilisés par la méthode, on voit que ce gain de performance est transférable. En particulier, pour le critère d'étiage  $Ki^*$  et dans une moindre mesure  $E1$ , où la méthode apparaît compétitive par rapport aux méthodes basées sur le transfert. Pour les débits moyens ( $Kl^*$ ), la méthode apparaît légèrement moins performante avec en particulier une large dispersion autour de la performance moyenne. Pour les crues ( $E99$  et dans une moindre mesure  $N^*$ ), la méthode apparaît performante. La figure 6.9 montre donc la compétitivité de la méthode par rapport aux méthodes existantes, et ce pour tous les critères de performance étudiés.

## 6.4. Quels bassins savons-nous modéliser en contexte non jaugé ?

### 6.4.1. Dépendance aux résultats du calage

La figure 6.10 montre le lien entre la performance du modèle en contexte jaugé et la performance pour deux méthodes de régionalisation : la méthode proposée reposant sur le calage groupé et la méthode de transfert reposant sur la similarité physique (*parameter averaging*), qui lui ressemble le plus. La performance en contexte jaugé est évaluée par la fonction objectif ( $FO4^*$ ) et la stabilité temporelle du jeu de paramètres  $CV(\theta)$ .

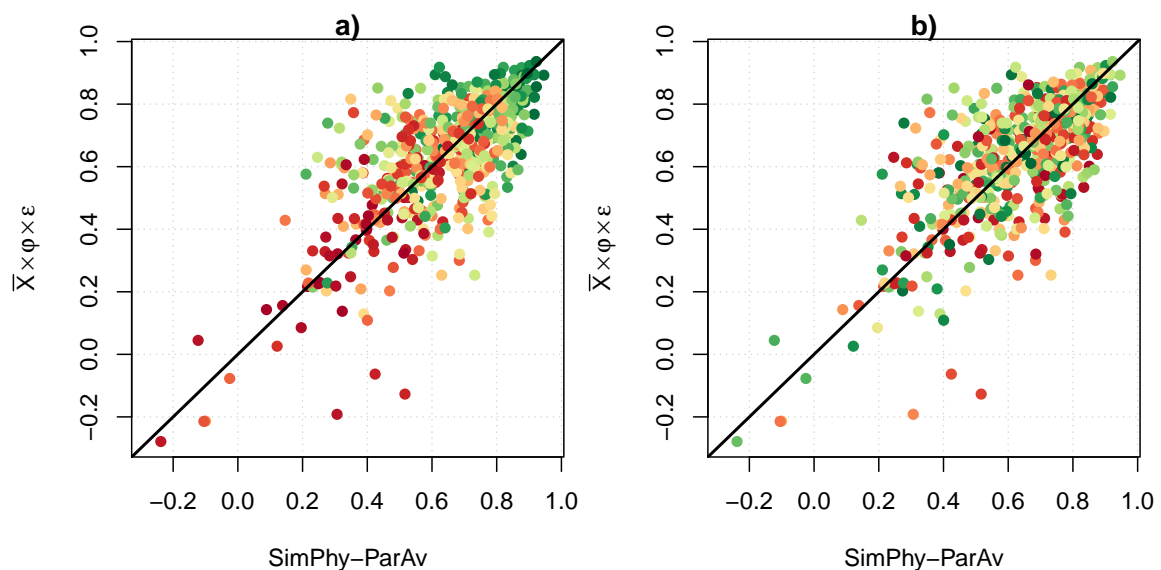


FIGURE 6.10. – Relation entre la performance de la régionalisation et la performance en calage. Chaque point du graphique représente un bassin versant et la couleur est une fonction pour a) de la performance du modèle en contexte jaugé ( $FO4^*$ ) et pour b) du coefficient de variation moyen des paramètres du modèle. Une couleur rouge représente de mauvaises performances (fonction objectif faible et coefficient de variation élevé) et une couleur verte représente de bonnes performances (fonction objectif élevée et coefficient de variation faible).

La figure 6.10 montre qu'un certain lien existe entre la performance du modèle en contexte jaugé : la corrélation entre les performances est de 52% pour le calage groupé et de 54% pour

la similarité physique. En effet, les bassins versants où la régionalisation est performante sont tous des bassins où le modèle est performant en contexte jaugé. Cependant, l'inverse n'est pas vrai dans la mesure où la régionalisation peut échouer sur un petit nombre de bassins bien modélisés en calage. Il est possible que la bonne performance de ces bassins en contexte jaugé soit obtenue en déformant le jeu de paramètre, qui est alors plus difficile à régionaliser. En effet, le tableau 6.1 regroupe les valeurs de paramètres pour les quatre bassins obtenant des performances élevées en calage et faibles en régionalisation.

Tableau 6.1. – Performance et jeu de paramètres calés des bassins atypiques de la figure 6.10 a).

Code du bassin	Rivière	Exutoire	$FO_4^*$ (cal.)	$FO_4^*$ (rég.)	X1	X2	X3	X4	X6
V1774010	La Bourbre	Tignieu-Jamezyieu	0.92	0.22	359	-1.55	68	2.05	20.5
Q8032510	La Bidouze	Aïcirits-Camou-Suhast [Saint-Palais]	0.91	0.34	361	-1.69	17	1.97	1.84
H8012010	L'Epte	Gournay-en-Bray	0.90	0.21	306	-1.38	15	2.38	3.98
U0104010	Le Coney	Xertigny	0.89	0.32	308	-0.26	67	1.43	118

Le tableau 6.1 montre que pour les bassins V1774010, Q8032510 et H8012010 les valeurs de X2 sont inférieures à -1.36 qui représente le quantile 15% de la distribution de X2 sur l'échantillon. De plus, pour les bassins V1774010 et U0104010 les valeurs de X3 et X6 sont très élevées :  $X_3 = 67$ ,  $X_6 = 20.5$  et  $X_6 = 118$  représentent respectivement les quantiles 84%, 80% et 98% de la distribution des valeurs de paramètres X3 et X6 calées sur l'échantillon. Les jeux de paramètres calés sur ces bassins sont donc bien atypiques, ce qui explique que leur régionalisation soit difficile.

Le lien entre la stabilité temporelle des paramètres et la performance en régionalisation est plus faible : la corrélation étant de -10% pour le calage groupé et de -4% pour la similarité physique. Les bassins versants où les paramètres du modèle sont stables dans le temps obtiennent des performances légèrement supérieures, probablement car les paramètres se rapprochent de paramètres hydrologiquement optimaux.

Les deux méthodes de régionalisation sont pareillement impactées par les performances du modèle lors du calage. Ce résultat suggère que la performance du modèle en contexte non jaugé dépend peu de la méthode utilisée pour régionaliser les paramètres du modèle. Cette constatation sera approfondie dans le chapitre 8. Le paragraphe suivant s'intéresse au pouvoir explicatif des descripteurs des bassins versants pour expliquer les performances du modèle.

#### 6.4.2. Dépendance aux descripteurs des bassins versants

Pour étudier dans quelle mesure les descripteurs expliquent les performances du modèle (en contexte jaugé et non jaugé), nous avons utilisé des arbres de régression. C'est une approche

par étapes (“*step-wise*”), ce qui permet de prendre en compte les corrélations entre descripteurs et de les classer en fonction de leur pouvoir explicatif. Les arbres de régressions sont le plus souvent utilisés pour prédire des variables à partir d’un ensemble de facteurs. Ils réalisent la séparation binaire d’une variable (la performance) selon des facteurs prédictifs (les descripteurs). L’algorithme identifie les meilleurs prédicteurs possibles en commençant par le plus discriminant et en finissant par le moins important. Les choix optimaux de prédicteurs sont déterminés en augmentant récursivement l’homogénéité dans les deux groupes résultant de la séparation binaire. Les prédicteurs sont choisis automatiquement par l’algorithme, la seule contrainte que nous avons imposée est d’obtenir un minimum de 70 bassins dans chaque groupe afin d’identifier des tendances suffisamment générales.

Pour faciliter l’identification des descripteurs nous avons conservé seulement 31 des 91 descripteurs testés en éliminant les descripteurs trop fortement corrélés. Les arbres de régressions obtenus sont complètement indépendants du choix des descripteurs identifiés par la méthode présentée ci-avant. Dans notre étude, ils sont moins utilisés pour prédire la performance attendue en fonction des caractéristiques des bassins que pour comprendre quelle combinaison de descripteurs amène à une forte ou faible performance. Ce travail s’inspire de l’annexe 3, qui donne plus de détails sur les liens entre performance du modèle et les caractéristiques des bassins (en contexte jaugé). La figure 6.11 présente les résultats obtenus.

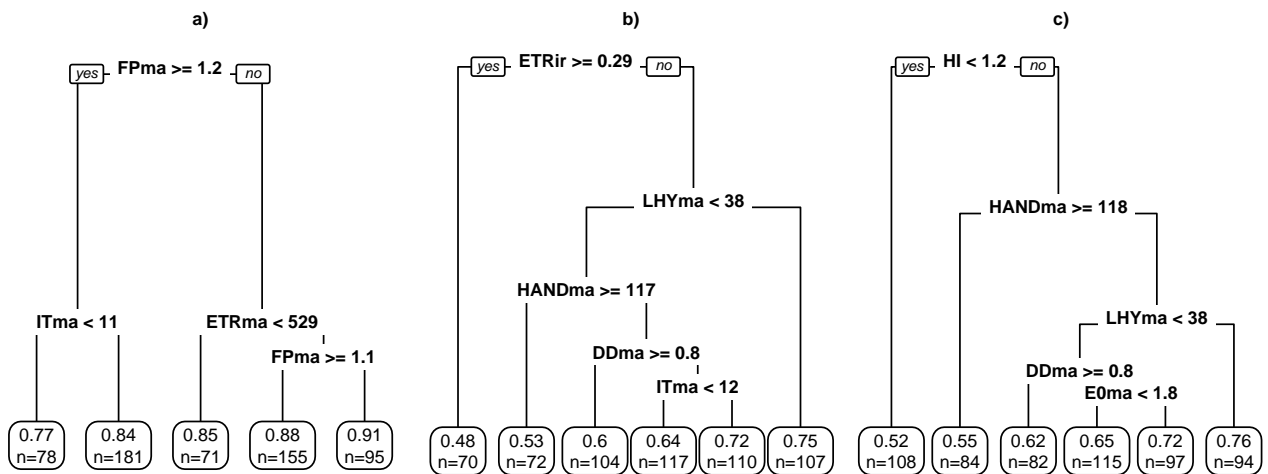


FIGURE 6.11. – Dépendance de la performance aux caractéristiques des bassins versants a) en contexte jaugé, b) en contexte non jaugé (méthode basée sur le calage groupé) et c) en contexte non jaugé (méthode de transfert reposant sur la similarité physique - *parameter averaging*).

La figure 6.11 montre des différences entre les contextes jaugé et non jaugé : la performance du modèle en contexte jaugé est principalement liée à des caractéristiques du climat alors que la performance du modèle en contexte non jaugé est plutôt liée à des caractéristiques morphologiques.

En contexte jaugé, la performance est dégradée par la variabilité des précipitations ( $FP$ ), ce qui est probablement lié au fait que les bassins aux précipitations variables ont un comportement non-linéaire qui est plus difficile à reproduire pour le modèle. Cet effet est : (i) atténué par l’indice topographique ( $IT$ ), probablement car les bassins où l’indice topographique est fort sont des bassins versants de grandes dimensions qui intègrent la variabilité des précipitations et

du débit et lissent la réponse du bassin rendant la modélisation plus facile et (ii) atténué par une évapotranspiration réelle importante (*ETR*), probablement car lorsque l'*ETR* est importante, moins d'eau est disponible pour l'écoulement, ce qui réduit le lien entre précipitations et débit. Plus le débit est loin de la variable d'entrée principale (les précipitations), plus le modèle a une tâche difficile).

En contexte non jaugé, la performance est liée à la saisonnalité de l'*ETR*, les bassins versants à l'*ETR* saisonnière ont des performances plus faibles. L'évaporation réelle est souvent mal connue à l'échelle des bassins versant et son calcul par le modèle est simple, ce qui peut expliquer que la simulation des quantités d'eau efficaces pour l'écoulement soient plus mauvaises lorsque l'évaporation présente une forte saisonnalité. Cet effet est probablement accentué par le critère utilisé pour mesurer la performance (le *KGE*) dont une composante se rapporte au bilan en eau des bassins versants, le bilan étant plus difficile à reproduire lorsqu'il est variable. Les descripteurs morphologiques (*LHY*, *IT* et *HAND*) ont un effet similaire en contexte jaugé et non jaugé : plus les bassins ont une forme pouvant lisser le signal de débit, plus les performances sont élevées.

Le critère de *MSE* (Mean Square Error) peut être utilisé pour mesurer la qualité de l'arbre de regression : plus la *MSE* est faible, meilleur est l'arbre. Les arbres de la figure 6.11 ont respectivement des performances de 0.004, 0.031 et 0.028, c'est-à-dire que les descripteurs sont plus discriminants vis-à-vis de la performance du modèle hydrologique en contexte jaugé. Ce résultat est intéressant car on aurait attendu plus de sensibilité aux descripteurs en contexte non jaugé dans la mesure où le jeu de paramètres est explicitement relié aux caractéristiques des bassins. Ce résultat suggère donc que les premiers déterminants de la performance du modèle sont les incertitudes sur les forçages et les incertitudes liées à la structure du modèle, qui sont compensées par l'étape de calage. Une fois ces problèmes "résolus" par le calage des paramètres, les caractéristiques des bassins deviennent des facteurs explicatifs de la performance. En conditions non jaugées où le calage n'est plus possible, les incertitudes liées à la régionalisation des paramètres s'ajoutent aux incertitudes existantes (forçages et structure du modèle), ce qui a pour conséquence que les caractéristiques des bassins deviennent moins informatives vis-à-vis de la performance du modèle.

## 6.5. Peut-on valoriser ces résultats en contexte jaugé ?

### 6.5.1. Initialisation du calage des paramètres

Comme présenté au chapitre 3, l'algorithme de calage du modèle consiste en deux étapes successives : (i) une recherche globale réalisée par préfiltrage et (ii) une recherche locale à partir du jeu identifié par préfiltrage. Les jeux de paramètres utilisés pour le préfiltrage sont contruits à partir de valeurs de paramètres probables : trois quantiles de la distribution des valeurs de paramètres. Il y a donc  $3^N$  jeux de paramètres utilisés pour le préfiltrage, avec  $N$  le nombre de paramètres du modèle, soit 243 jeux de paramètres dans les conditions de notre étude. Le préfiltrage consiste donc en 243 simulations, le jeu de paramètres qui obtient la meilleure performance étant utilisé comme point de départ de la recherche locale. Dans ce paragraphe nous souhaitons tester si le préfiltrage peut être supprimé, le point de départ pour la recherche locale étant le jeu de paramètres régionalisé à partir des caractéristiques physiques des bassins :  $X = \bar{X} * \varphi$ . La figure 6.12 présente les résultats obtenus.

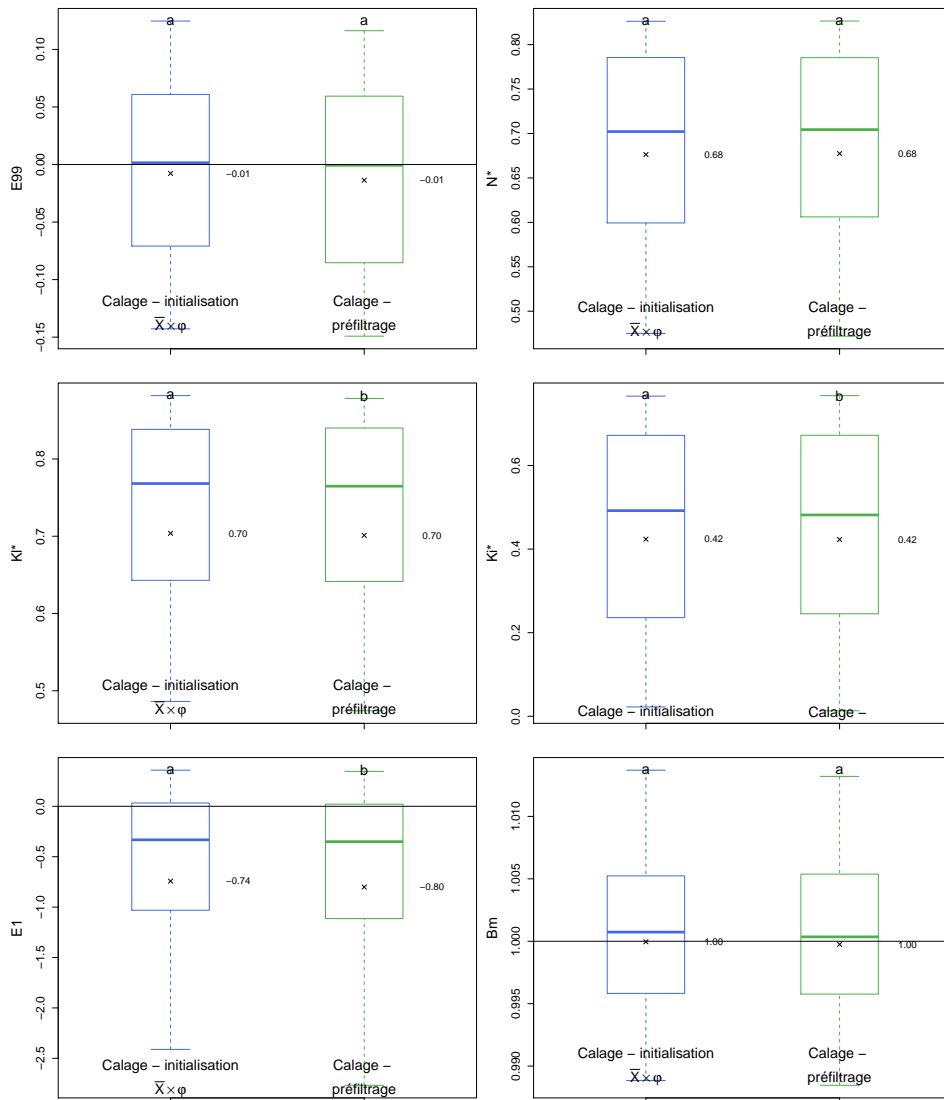


FIGURE 6.12. – Performance du modèle lorsque le préfiltrage est remplacé par une initialisation aux valeurs de paramètres issues de la physique du bassin. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s’étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 6.12 montre que les performances de l’étape de calage ne sont pas affectées par la suppression du préfiltrage. En effet, pour l’ensemble des critères étudiés, les performances sont équivalentes. Par ailleurs, les jeux de paramètres obtenus par calage sont différents selon le point de départ de la recherche locale. Dans la mesure où les performances du modèles ne sont pas affectées, il existe donc une certaine équifinalité dans les jeux de paramètres du modèle. Ce résultat confirme la difficulté d’identifier sans équivoque le jeu de paramètres hydrologiquement optimal. Il illustre aussi qu’une étude du modèle en contexte non jaugé peut améliorer (*a minima* simplifier) la stratégie de calage du modèle.

### 6.5.2. Robustesse temporelle des jeux de paramètres

Dans ce paragraphe, nous nous intéressons à la robustesse temporelle des jeux de paramètres. Pour cela, nous tirons profit d'une stratégie de calage-validation (Klemeš, 1986) : le modèle est paramétré sur une période de calage et simule le débit sur une période indépendante (période de validation). La période de calage du modèle s'étend d'octobre 1982 à septembre 1992 et est précédée de quatre années de mise en route pour initialiser le contenu des réservoirs. La période de validation du modèle s'étend d'octobre 1992 à septembre 2002 et est aussi précédée de quatre années de mise en route. Nous étudions la performances du modèle sur chacune des périodes pour trois paramétrisations : (i) tous les bassins partagent le même jeu de paramètres (*Med.*), (ii) le jeu de paramètres est une fonction des caractéristiques des bassins  $X = \bar{X} * \varphi$  et (iii) le modèle est calé individuellement sur chaque bassin (*Cal.*). La figure 6.13 présente les résultats obtenus.



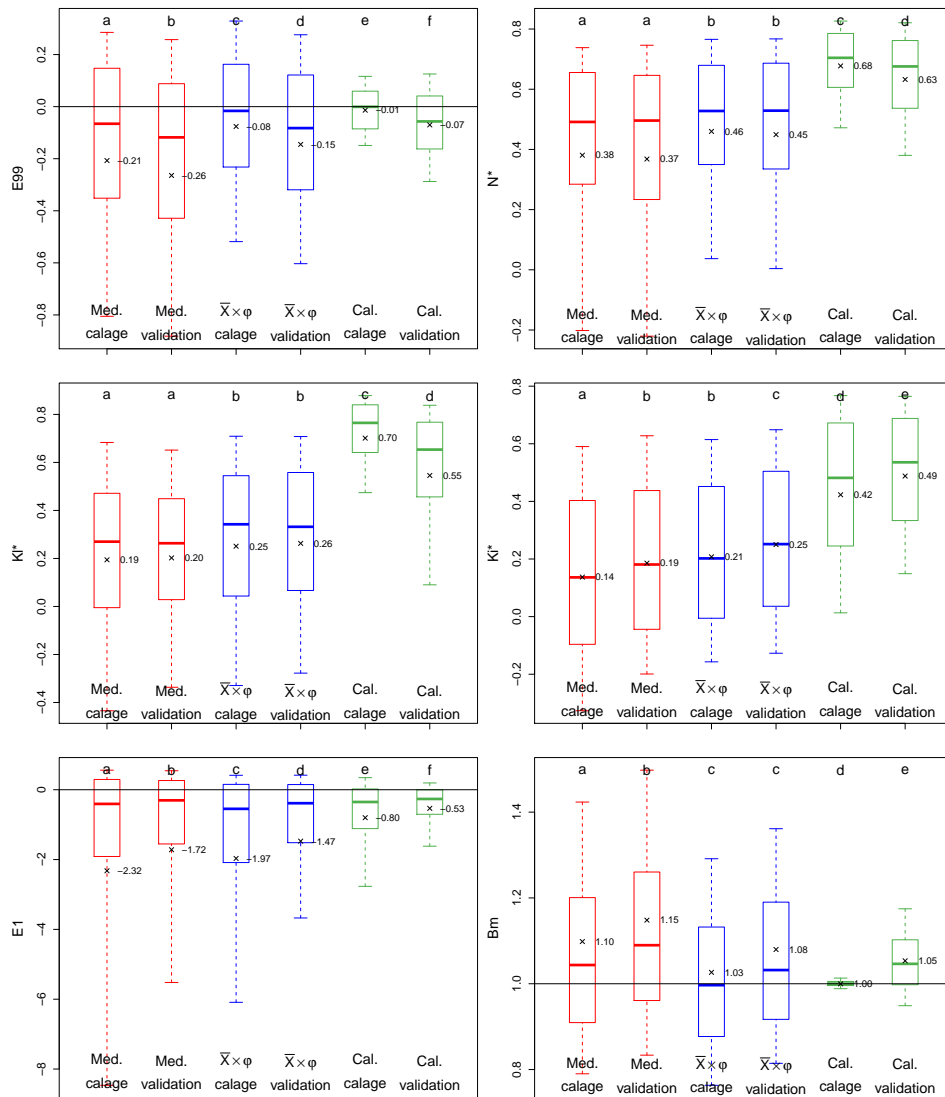


FIGURE 6.13. – Performance du modèle en calage et en validation pour différentes paramétrisations. Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s’étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leurs lettres sont différentes.

La figure 6.13 montre dans un premier temps que la période étudiée (calage ou validation) ne change pas le rang des paramétrisations vis-à-vis de la performance : le calage des paramètres est toujours plus performant, suivi de la régionalisation à base physique et de la régionalisation par le jeu médian.

Par ailleurs, les différents critères ne sont pas impactés de la même manière par le changement de période. Tous les critères sont dégradés par le passage à la période de validation, à l’exception des critères d’étiages ( $Ki^*$  et  $E1$ ). Ce résultat est lié au fait que la période de validation est plus humide que la période de calage : les étiages sont donc plus soutenus. Or, le jeu de paramètres obtenu en calage a pour conséquence une sur-estimation des débits d’étiage : en période de validation où les débits d’étiage augmentent, ceux-ci sont alors moins surestimés par le modèle.

En comparant la performance de chaque paramétrisation en calage et en validation, il apparaît que les pertes ne sont pas les mêmes suivant les paramétrisations. En effet, le calage des paramètres est caractérisé par la perte la plus importante. Ce résultat confirme les résultats de [Coron \(2013\)](#) qui montre que le calage individuel des bassins peut être source de faible transposabilité temporelle. La perte de performance entre calage et validation est plus faible pour les paramétrisations basées sur le non jaugé, qui semblent donc montrer plus de robustesse temporelle. Ce résultat peut indiquer que l'utilisation de jeux de paramètres moins variables est une piste prometteuse pour améliorer la robustesse temporelle. Une étude plus spécifique reste nécessaire pour juger du lien entre transposabilité spatiale (régionalisation) et transposabilité temporelle.

## 6.6. Conclusion

**Principe de la méthode** Le principe de la méthode développée au cours de cette thèse est d'exprimer chacun des paramètres du modèle comme la combinaison de plusieurs informations : (i) une information moyenne, (ii) une information issue des caractéristiques physiques et (iii) une information résiduelle. L'information issue des caractéristiques physiques est déterminée par calage groupé et consiste à convertir les descripteurs des bassins en paramètres du modèle. Chaque paramètre est régionalisé individuellement à l'aide du modèle, les autres paramètres étant conservés à leur valeur calée.

Ce procédé permet d'une part d'interpréter physiquement les paramètres du modèle et d'autre part de prendre en compte les compensations entre les paramètres. L'inconvénient est que le choix des descripteurs pour les régionalisations individuelles (régionalisation d'un paramètre sachant les autres) est subjectif. En effet, les performances obtenues en régionalisant chaque paramètre à partir des descripteurs sont très proches. Il faut donc un arbitrage au moment de sélectionner *a priori* trois descripteurs, ce qui donne beaucoup de poids au critère de pertinence physique et nécessite une bonne connaissance du modèle. La méthode développée est donc aussi un outil de diagnostic de la structure du modèle car elle permet de connaître quels paramètres se rattachent à quels processus/descripteurs et fait apparaître les compensations entre les paramètres.

**Pertinence physique** Les relations de régionalisation obtenues permettent d'interpréter physiquement le rôle des paramètres, c'est-à-dire de relier les valeurs de paramètres à des processus physiques. De plus, le rôle fonctionnel des paramètres est bien capturé par les relations de régionalisation. En effet, le paramètre X3 a un rôle de lissage du débit et d'ajustement des variations du bilan. Ce paramètre est régionalisé au premier ordre sur la base de l'indice d'humidité, dont le rôle englobe ces deux fonctions. De plus, les compensations entre les paramètres sont bien prises en compte : nous avons montré au chapitre 3 une compensation entre les paramètres X1 et X6 qui jouent tous deux sur l'amplitude de l'hydrogramme simulé. La régionalisation de ces deux paramètres est réalisée avec deux descripteurs communs : la réserve utile des sols et la capacité du substrat à accueillir des nappes.

Enfin, la méthode permet de valoriser des descripteurs que l'on n'arrivait pas à valoriser avec les méthodes existantes. Par exemple, [Merz & Blöschl \(2004\)](#); [Oudin \*et al.\* \(2006a\)](#) ont tenté de régionaliser les paramètres des modèles à partir du pourcentage de surface forestière. Les relations de régionalisation trouvées n'étaient pas satisfaisantes du point de vue de la détermination

des paramètres car les corrélations avec les paramètres calés étaient trop faibles. La méthode présentée ici permet de faire apparaître les corrélations plus nettement en calant directement la relation de régionalisation.

**Performance** Les performances de la méthode sont robustes car (i) elles sont systématiques sur un nombre important de critères de performance et (ii) elles sont relativement stables dans le temps. Les performances obtenues avec la méthode développée sont comparables aux méthodes déjà existantes, basées sur le transfert des paramètres. Les performances de toutes les méthodes de régionalisations sont encore bien en-deçà des performances obtenues en calant les paramètres, probablement car les incertitudes liées à l'estimation des forçages et à la structure du modèle ne sont pas prises en compte dans la régionalisation. Les bassins versants bien modélisés en contexte jaugé comme en contexte non jaugé sont des bassins dont les caractéristiques ont tendance à lisser le signal de débit.

**Gain pour la modélisation en contexte jaugé** Nous avons réalisé une étude préliminaire pour juger des apports possibles du contexte non jaugé pour la modélisation hydrologique en contexte jaugé. Nous avons envisagé deux apports : (i) l'initialisation du calage des modèle et (ii) la robustesse temporelle des paramétrisations. Les résultats montrent que le préfiltrage peut être remplacé par une régionalisation du jeu de paramètres sans perte de performance. De même, le jeu de paramètre obtenu par régionalisation semble plus adapté à simuler le débit sur des périodes différentes. Ces résultats sont préliminaires mais confirment l'apport de l'étude en contexte non jaugé pour améliorer les modèles hydrologiques.



# 7

## Étude de sensibilité de la méthode de régionalisation

### 7.1. Objectifs

L'objectif de ce chapitre est d'étudier la sensibilité de la méthode de régionalisation proposée relativement à ses hypothèses de développement. Cette méthode, décrite dans le chapitre 5, consiste à exprimer chacun des paramètres du modèle comme la combinaison de plusieurs informations : (i) une information moyenne, (ii) une information issue des caractéristiques physiques et (iii) une information résiduelle. En particulier, l'étape (ii) est inspirée du calage régional et recherche des valeurs de paramètres communes à plusieurs bassins versants. Cette étape s'appuie donc sur un classement des bassins versants et consiste à sélectionner une fonction de conversion des descripteurs des bassins en paramètres du modèle parmi une librairie de  $2.10^5$  fonctions monotones. Enfin, une interpolation linéaire est réalisée pour faciliter l'application des relations de régionalisation, i.e. entre les descripteurs des bassins et les paramètres du modèle, à des bassins versants extérieurs à l'échantillon. Nous étudierons la sensibilité de la méthode aux choix méthodologiques suivants :

1. Hypothèses amont, préalables à l'utilisation de la méthode et concernant l'élaboration et l'utilisation des jeux de paramètres des bassins jaugé
  - a) Choix de l'échantillon de bassins versants donneurs
  - b) Choix de la fonction objectif
2. Classement des bassins versants selon les valeurs de descripteur en douze classes

3. Conversion des descripteurs en paramètres par calage groupé
  - a) Identification de la fonction de conversion des descripteurs en paramètres
  - b) Monotonie des fonctions de conversion
  - c) Ajout de l'interpolation linéaire pour généraliser les relations obtenues
4. Choix des descripteurs de régionalisation

Pour chaque choix méthodologique, nous examinerons deux hypothèses : (i) une hypothèse (notée  $H0$ ) qui correspond au choix méthodologique présenté au chapitre 5 et (ii) une hypothèse (notée  $H1$ ) qui correspond à une alternative possible. Cette formulation reprend abusivement le formalisme statistique pour différencier clairement les choix méthodologiques finaux ( $H0$ ) de choix méthodologiques possibles ( $H1$ ). Ces hypothèses seront systématiquement explicitées dans les paragraphes suivants. Dans le chapitre 5, nous avons vu que l'information physique est calculée à partir de la combinaison de trois descripteurs par paramètre. Dans cette étude de sensibilité, nous nous limiterons à l'impact des hypothèses de développement sur la détermination de  $\phi_X(I1)$ , c'est-à-dire l'information issue du descripteur  $I1$ , et considérerons que les résultats sont transposables à la détermination de  $\phi_X(I2)$  et  $\phi_X(I3)$ .

Pour déterminer  $\phi_X(I1)$  le choix de  $I1$  se fait en deux temps : (i) présélection de trois descripteurs par paramètre selon leur performance et leur pertinence physique puis (ii) test des combinaisons possibles et choix final des descripteurs. Les descripteurs choisis *a priori* (étape *i*) sont valorisés en créant  $3^5 = 243$  jeux de paramètres correspondants aux combinaisons possibles. Ces jeux de paramètres sont utilisés pour obtenir 243 simulations du modèle : la simulation la plus performante au regard de la fonction objectif permet de sélectionner *a posteriori* les descripteurs finaux.

## 7.2. Sensibilité aux hypothèses amont

### 7.2.1. Échantillon de bassins versants donneurs

Suite à l'étude de la performance du transfert de paramètres en contexte non jaugé (chapitre 4), nous avons établi que deux manières de définir l'échantillon de bassins versants donneurs permettaient une régionalisation performante des jeux de paramètres : (i) les 580 bassins versants de l'échantillon sont donneurs et (ii) 465 bassins versants dont les paramètres sont les plus stables dans le temps sont donneurs. L'échantillon de bassins versants receveurs reste le même (les 580 bassins), sans quoi toute comparaison serait biaisée. Dans ce paragraphe, nous voulons vérifier que la définition de l'échantillon de bassins versants n'a pas d'impact sur les relations de régionalisation et ne dégrade pas les performances. Nous étudierons donc deux échantillons de bassins donneurs :

- **H0** : tous les bassins versants sont donneurs
- **H1** : seuls les bassins dont les paramètres sont stables dans le temps sont donneurs

Suite à l'étude des méthodes de référence (chapitre 4), nous avons choisi de conserver un nombre important de bassins sous l'hypothèse  $H1$  pour ne pas pénaliser artificiellement cette hypothèse en obtenant des relations de régionalisation peu transférables. La définition de l'échantillon de donneurs peut impacter la performance de la méthode à deux niveaux : (i) la conversion des descripteurs en paramètres et (ii) la performance de la régionalisation de l'hydrogramme sur différentes gammes de débits. Les paragraphes suivants présentent les résultats obtenus.

### 7.2.1.1. Relations de régionalisation

Le tableau 7.1 regroupe l'impact de l'échantillon de donneurs sur les descripteurs utilisés pour régionaliser le jeu de paramètres. Nous rappelons que pour cette étude de sensibilité, nous nous intéressons à l'expression de l'information physique sur la base du premier descripteur uniquement (détermination de  $\phi_X(I1)$ ). Pour déterminer  $\phi_X(I1)$  le choix de  $I1$  se fait en deux temps : (i) présélection de trois descripteurs par paramètre selon leur performance et leur pertinence physique puis (ii) test des combinaisons possibles et choix final des descripteurs. Les descripteurs choisis *a priori* (étape *i*) sont valorisés en créant  $3^5 = 243$  jeux de paramètres correspondants aux combinaisons possibles. Ces jeux de paramètres sont utilisés pour obtenir 243 simulations du modèle : la simulation la plus performante au regard de la fonction objectif permet de sélectionner *a posteriori* les descripteurs finaux.

Tableau 7.1. – Descripteurs sélectionnés *a priori* pour régionaliser les paramètres du modèle. Les descripteurs en gras sont ceux sélectionnés *a posteriori* pour régionaliser le jeu de paramètres.

	Tous les bassins sont donneurs (H0)	Les bassins dont les paramètres sont stables sont donneurs (H1)
Paramètre X1 [mm]	<i>FEq0.5</i> (décroissante); <i>RUma</i> (croissante); <i>R</i> (croissante)	<b><i>FEq0.5</i></b> (décroissante); <i>RUma</i> (croissante); <i>R</i> (croissante)
Paramètre X2 [mm/j]	<i>DRma</i> (décroissante); <b><i>DDmq</i></b> (décroissante); <i>pF</i> (décroissante)	<i>DRma</i> (croissante); <b><i>DDmq</i></b> (décroissante); <i>pF</i> (décroissante)
Paramètre X3 [mm]	<b><i>HI</i></b> (croissante); <i>IPmh</i> (décroissante); <i>GEOLmh</i> (croissante)	<b><i>HI</i></b> (croissante); <i>R</i> (croissante); <i>GEOLmh</i> (croissante)
Paramètre X4 [j]	<b><i>ITq0.5</i></b> (croissante); <i>LHYmq</i> (croissante); <i>S</i> (croissante)	<b><i>ITq0.5</i></b> (croissante); <i>LHYmq</i> (croissante); <i>S</i> (croissante)
Paramètre X6 [mm]	<i>E0mq</i> (décroissante); <i>FPq0.5</i> (croissante); <b><i>DRmq</i></b> (croissante)	<i>E0mq</i> (décroissante); <i>FPq0.5</i> (croissante); <b><i>DRmq</i></b> (croissante)

Le tableau 7.1 montre que l'échantillon de bassins donneurs n'a pas d'impact : (i) sur le choix des descripteurs *a priori* (pertinence physique et performance des régionalisations individuelles) et (ii) sur les descripteurs finaux, choisis suite au test des combinaisons possibles. Les relations de la régionalisation obtenues sont représentées sur la figure 7.1.

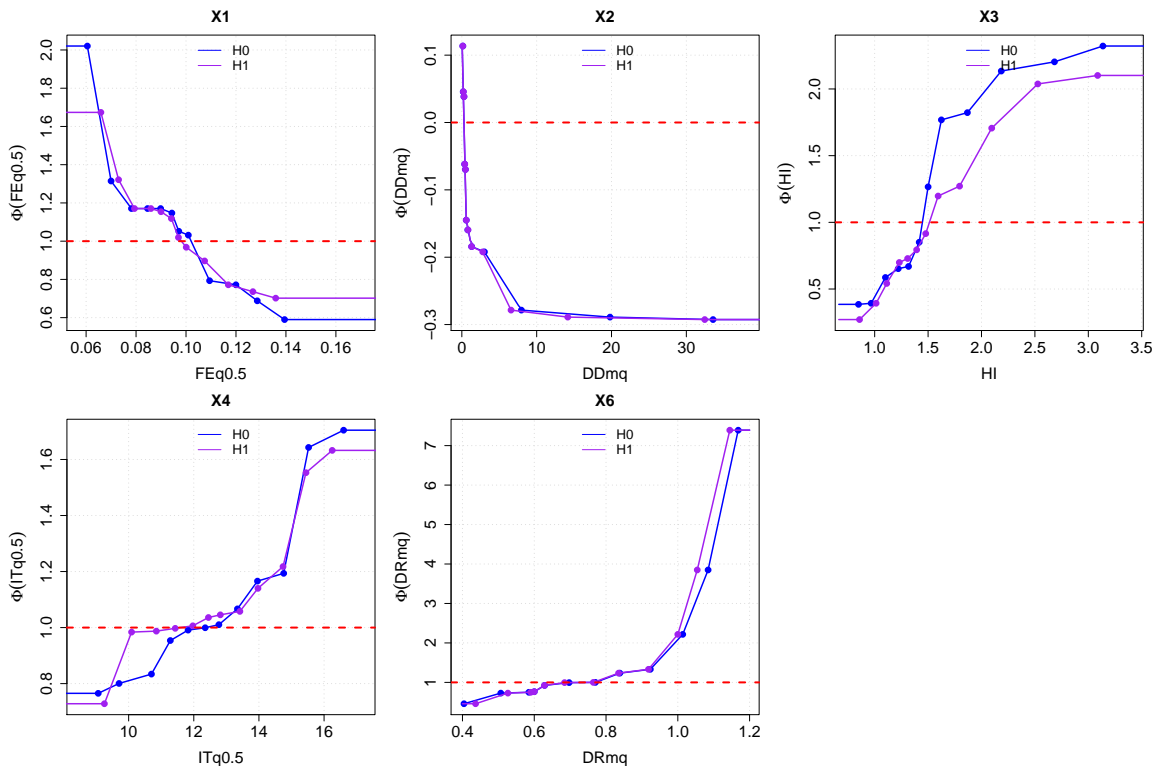


FIGURE 7.1. – Impact de l'échantillon de bassins donateurs sur la conversion des descripteurs choisis *a posteriori* en paramètre. Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l'interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l'échantillon.

La figure 7.1 montre que le choix des bassins versants donateurs a peu d'impact sur les relations de régionalisation. En particulier, pour X2 et X6, la fonction de conversion identifiée par calage groupé est la même pour les deux hypothèses. La différence entre les deux courbes est uniquement liée aux valeurs centrales des descripteurs par classe (axe des abscisses), dans la mesure où ces valeurs sont définies par des bassins différents. Seule la régionalisation du paramètre de routage X3 semble être légèrement affectée. Les relations de régionalisation présentent donc une certaine robustesse, ce qui est encourageant pour l'utilisation de ces relations en dehors de l'échantillon de bassins étudié.

### 7.2.1.2. Performance de la méthode

La figure 7.2 montre les performances obtenues suivant la définition de l'échantillon de bassins donateurs. Les boxplots sont calculés sur tous les bassins de l'échantillon pour les deux hypothèses. Les différents cadres correspondent aux critères de performance explicités au chapitre 3.



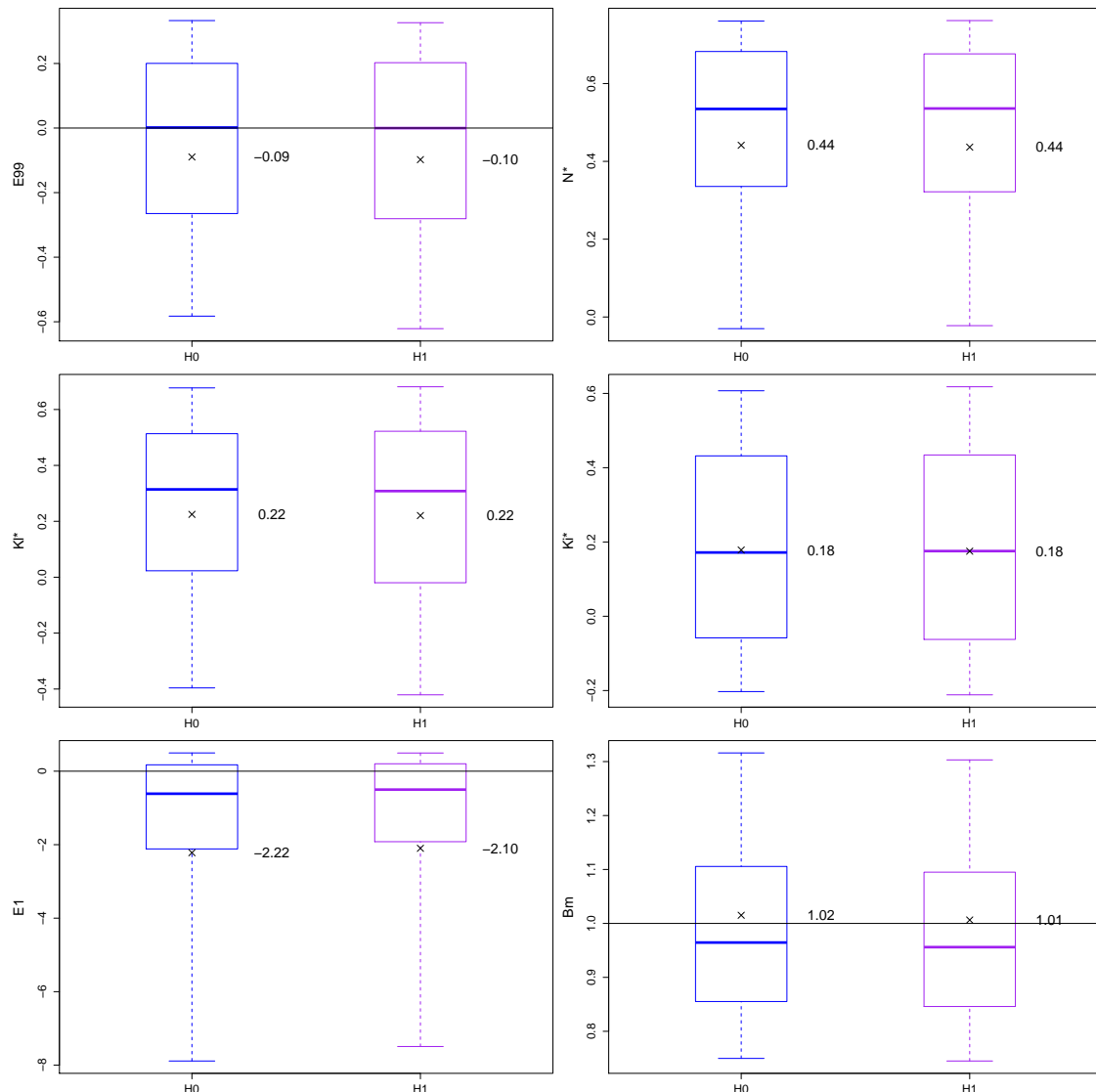


FIGURE 7.2. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres pour les hypothèses  $H_0$  (tous les bassins sont donneurs) et  $H_1$  (les bassins dont les paramètres sont stables sont donneurs). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 7.2 montre que les performances sont équivalentes entre les deux hypothèses. Ce résultat est en accord avec le chapitre 4, où l'échantillon de bassins versants donneurs n'a pas d'impact tant que le nombre de bassins reste comparable.

## 7.2.2. Fonction objectif

Suite à l'étude du modèle en contexte jaugé (chapitre 3) et en contexte non jaugé (chapitre 4), nous avons vu que la paramétrisation du modèle (résultant du choix de la fonction objectif) impacte ses performances. En contexte non jaugé, les fonctions objectif donnant plus de poids aux crues sont à privilégier car elles permettent d'obtenir des jeux de paramètres plus facilement transférables entre les bassins. Dans ce paragraphe, nous voulons vérifier que la fonction objectif

utilisée pour convertir les descripteurs en paramètres du modèle est adaptée à régionaliser l'hydrogramme pour toutes les gammes de débit.

- **H0** : la fonction objectif utilisée est  $FO4$  (KGE sur la racine des débits)
- **H1** : la fonction objectif utilisée est  $FO3$  (moyenne des KGE sur les débits, la racine des débits et le logarithme des débits)

Nous avons choisi la fonction  $FO3$ , qui garantit des jeux de paramètres transférables entre bassins, sous l'hypothèse  $H1$  pour ne pas pénaliser artificiellement cette hypothèse. La fonction objectif peut impacter la performance de la méthode à deux niveaux : (i) la conversion des descripteurs en paramètres et (ii) la performance de la régionalisation de l'hydrogramme sur différentes gammes de débits. Les paragraphes suivants présentent les résultats obtenus.

### 7.2.2.1. Relations de régionalisation

Le tableau 7.2 regroupe l'impact de la fonction objectif sur les descripteurs utilisés pour régionaliser le jeu de paramètres. Là encore, nous distinguons les descripteurs choisis *a priori*, valorisés en créant  $3^5 = 243$  jeux de paramètres correspondant aux combinaisons possibles, des descripteurs finaux sélectionnés *a posteriori* comme ceux maximisant la fonction objectif parmi les 243 combinaisons.

Tableau 7.2. – Descripteurs sélectionnés *a priori* pour régionaliser les paramètres du modèle. Les descripteurs en gras sont ceux sélectionnés *a posteriori* pour régionaliser le jeu de paramètres.

	Choix de la fonction $FO4$ (H0)	Choix de la fonction $FO3$ (H1)
Paramètre X1 [mm]	<b><math>FEq0.5</math></b> (décroissante); $RUma$ (croissante); $R$ (croissante)	<b><math>FEq0.5</math></b> (décroissante); $GEOLmq$ (croissante); $R$ (croissante)
Paramètre X2 [mm/j]	$DRma$ (décroissante); <b><math>DDmq</math></b> (décroissante); $pF$ (décroissante)	$DRma$ (décroissante); <b><math>DDmq</math></b> (décroissante); $GEOLmh$ (décroissante)
Paramètre X3 [mm]	<b><math>HI</math></b> (croissante); $IPmh$ (décroissante); $GEOLmh$ (croissante)	<b><math>pF</math></b> (décroissante); $IPmh$ (décroissante); $GEOLmh$ (croissante)
Paramètre X4 [j]	<b><math>ITq0.5</math></b> (croissante); $LHYmq$ (croissante); $S$ (croissante)	<b><math>ITq0.5</math></b> (croissante); $LHYmq$ (croissante); $S$ (croissante)
Paramètre X6 [mm]	$E0mq$ (décroissante); $FPq0.5$ (croissante); <b><math>DRmq</math></b> (croissante)	$E0mq$ (décroissante); <b><math>R</math></b> (croissante); $GEOLmh$ (croissante)

Le tableau 7.2 montre que les paramètres impactés par le choix de la fonction objectif sont les paramètres de routage (X3 et X6). Les paramètres de bilan (X1 et X2) ainsi que le paramètre X4 sont indépendants de la fonction objectif choisie. Pour X3, le pourcentage de surface forestière ( $pF$ ) prend bien en compte le double rôle fonctionnel de X3 : régler les variations interannuelles du bilan et reproduire la variabilité du débit. La fonction  $FO3$  donne plus de poids aux basses eaux, c'est-à-dire lorsque les processus d'évaporation sont plus impactants sur le débit. Cela

explique peut-être le choix par le modèle d'un descripteur plus directement en lien avec ces processus que l'indice d'humidité sélectionné par la fonction  $FO4$ . Le paramètre X6 a aussi un double rôle : reproduire le débit de base des bassins et reproduire la variabilité des débits. Avec  $FO3$ , il semble que le rôle de X6 sur la variabilité ait plus de poids que celui sur le débit de base : le rôle de X6 se rapproche alors de celui de X1. Ce résultat semble justifier le choix de  $FO4$  dans la mesure où  $FO3$  aboutit à une confusion entre les rôles fonctionnels des paramètres en contexte non jaugé. La figure 7.3 présente les relations de régionalisation obtenues avec  $FO4$  ( $H0$ ) et  $FO3$  ( $H1$ ) pour les paramètres communs (X1, X2 et X4).

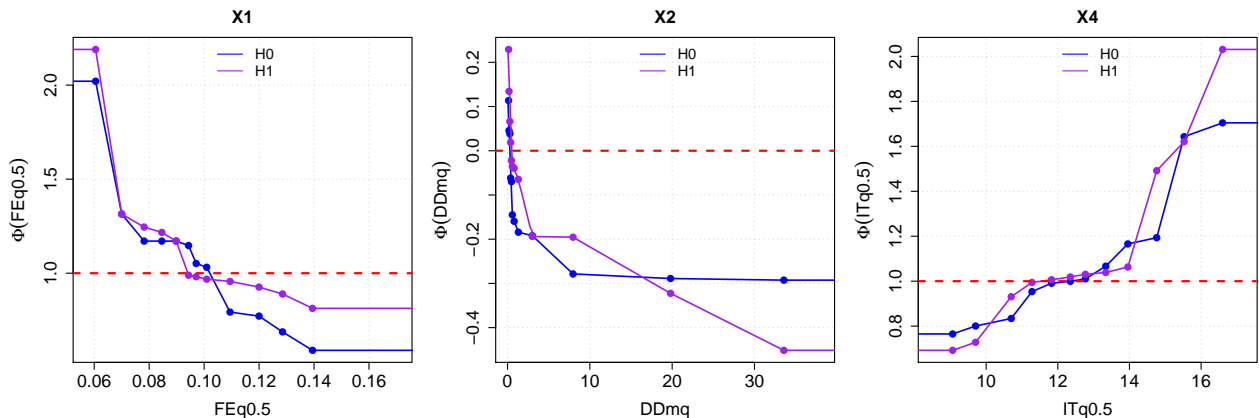


FIGURE 7.3. – Conversion des descripteurs retenus pour la régionalisation en paramètre suivant la fonction objectif choisie. Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l'interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l'échantillon.

La figure 7.3 montre que la fonction objectif change peu la forme générale des relations de régionalisation. Cependant, les descripteurs ne sont pas convertis de la même manière en paramètres. Ce résultat confirme que les paramètres du modèle sont bien des paramètres fonctionnels, c'est-à-dire qu'il n'est pas possible de les relier sans équivoque à des descripteurs physiques. La relation de régionalisation s'adapte pour reproduire le débit préférentiellement sur les gammes de débits couvertes par la fonction objectif.

### 7.2.2.2. Performance de la méthode

La figure 7.4 montre la performance de la régionalisation pour les critères autres que la fonction objectif.

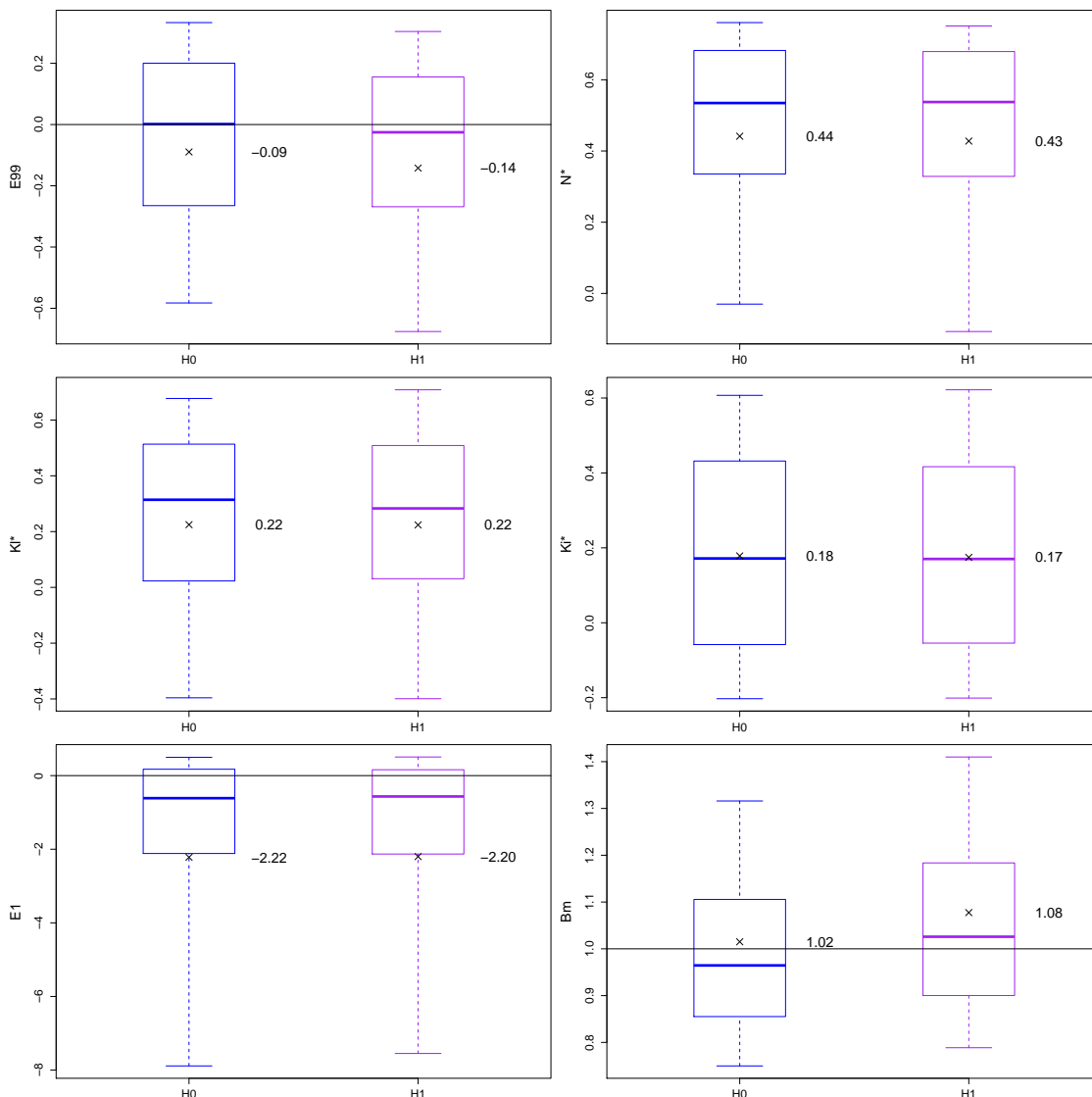


FIGURE 7.4. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres pour les hypothèses  $H0$  ( $FO4$ ) et  $H1$  ( $FO3$ ). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 7.4 montre que les performances obtenues par les deux fonctions objectifs sont proches. L'hypothèse  $H0$  obtient des performances légèrement supérieures en crues ( $E99$  et  $N^*$ ) et sur la simulation du bilan de long terme ( $Bm$ ). Ce résultat semble confirmer la pertinence du choix de la fonction objectif  $FO4$  pour régionaliser les paramètres du modèle. En effet pour étudier la sensibilité de la performance à la fonction objectif, nous nous sommes limités à exprimer l'information issue de la physique des bassins sur la base d'un seul descripteur (au lieu de trois dans la méthode finale). Les différences de performance entre  $H0$  et  $H1$  seront probablement plus marquées après l'ajout de deux descripteurs supplémentaires, et du même ordre de grandeur que ce que l'on observe pour les méthodes de références (chapitre 4).

De façon générale, ces résultats montrent que les relations de régionalisations sont relativement constantes lorsque seulement une partie des bassins servent à leur détermination. On montre donc que d'une part, elles ne dépendent pas des bassins versants utilisés pour leur identification et d'autre part elles sont transférables à des bassins versants extérieurs sans dégradation des

performances. Une étude des performances sur un échantillon de bassins versants complètement indépendant reste nécessaire pour juger de la transférabilité des relations mais les résultats préliminaires sont encourageants.

## 7.3. Sensibilité au classement des bassins

L'utilisation du calage groupé requiert le regroupement de bassins versants similaires et donc la définition de règles d'attribution d'un bassin à une classe. La méthode présentée dans le chapitre 5 se propose de convertir les descripteurs en paramètres via une procédure basée sur le calage régional : le classement des bassins doit donc se faire sur la base de chaque descripteur. Cependant, plusieurs modalités de classement seraient envisageables : algorithme, nombre de classes, nombre de bassins par classe, ... Nous n'avons pas testé d'autre algorithme de classification des bassins versants. Dans ce paragraphe, nous voulons tester si les relations de régionalisation et la performance de la méthode sont impactées par le nombre de classes et l'effectif des classes. Pour cela, nous avons considéré deux hypothèses de travail :

- . **H0** : 12 classes (8 classes de 62 bassins et 4 classes extrêmes de 20 bassins)
- . **H1** : 20 classes (14 classes de 33 bassins et 6 classes extrêmes de 20 bassins)

L'impact de ces hypothèses sera discuté selon deux axes : (i) conversion des descripteurs en paramètres et (ii) performance de la régionalisation du jeu de paramètres.

### 7.3.1. Relations de régionalisation

Le tableau 7.3 regroupe l'impact du classement des bassins sur le choix des descripteurs utilisés pour régionaliser le jeu de paramètres. Nous rappelons que les descripteurs choisis *a priori*, valorisés en créant  $3^5 = 243$  jeux de paramètres correspondants aux combinaisons possibles, diffèrent des descripteurs finaux sélectionnés *a posteriori* comme ceux maximisant la fonction objectif parmi les 243 combinaisons.

Tableau 7.3. – Descripteurs sélectionnés *a priori* pour régionaliser les paramètres du modèle. Les descripteurs en gras sont ceux sélectionnés *a posteriori* pour régionaliser le jeu de paramètres.

	<b>Bassins répartis en 12 classes (H0)</b>	<b>Bassins répartis en 20 classes (H1)</b>
<b>Paramètre X1 [mm]</b>	<b><i>FEq0.5</i></b> (décroissante); <i>RUma</i> (croissante); <i>R</i> (croissante)	<b><i>FEq0.5</i></b> (décroissante); <i>RUma</i> (croissante); <i>R</i> (croissante)
<b>Paramètre X2 [mm/j]</b>	<i>DRma</i> (décroissante); <b><i>DDmq</i></b> (décroissante); <i>pF</i> (décroissante)	<i>R</i> (croissante); <b><i>DDmq</i></b> (décroissante); <i>pF</i> (décroissante)
<b>Paramètre X3 [mm]</b>	<b><i>HI</i></b> (croissante); <i>IPmh</i> (décroissante); <i>GEOLmh</i> (croissante)	<i>HI</i> (croissante); <b><i>R</i></b> (croissante); <i>GEOLmh</i> (croissante)
<b>Paramètre X4 [j]</b>	<b><i>ITq0.5</i></b> (croissante); <i>LHYmq</i> (croissante); <i>S</i> (croissante)	<b><i>ITq0.5</i></b> (croissante); <i>LHYmq</i> (croissante); <i>S</i> (croissante)
<b>Paramètre X6 [mm]</b>	<i>E0mq</i> (décroissante); <i>FPq0.5</i> (croissante); <b><i>DRmq</i></b> (croissante)	<b><i>E0mq</i></b> (décroissante); <i>FPq0.5</i> (croissante); <i>RUmq</i> (croissante)

Le tableau 7.3 montre que le choix des descripteurs n'est pas impacté par le classement des bassins versants, à l'exception des paramètres de routage (X3 et X6) où *R* remplace *HI* et *DRmq* est remplacé par *E0mq* respectivement. Pour l'étude de sensibilité, nous nous sommes limités à exprimer l'information issue de la physique des bassins sur la base d'un descripteur. Dans la méthode complète elle est exprimée à l'aide de trois descripteurs. Concernant le paramètre X6, *E0mq* est le descripteur utilisé en deuxième pour régionaliser X6, il n'est donc pas étonnant qu'il soit le plus performant dans les conditions de *H1* (*DRmq* ne fait pas partie des descripteurs testés). Pour X3 cependant, le descripteur utilisé dans le chapitre 5 (*HI*) est disponible. Il est donc probable que la contrainte de la relation de régionalisation soit insuffisante. En particulier, il y a probablement confusion entre l'effet de X3 sur l'hydrogramme (le rendement devient constant lorsque X3 augmente) et son rôle fonctionnel (reproduire la variabilité des débits). La figure 7.5 montre les relations de régionalisation obtenues, pour les paramètres communs aux deux hypothèses (X1, X2 et X4).

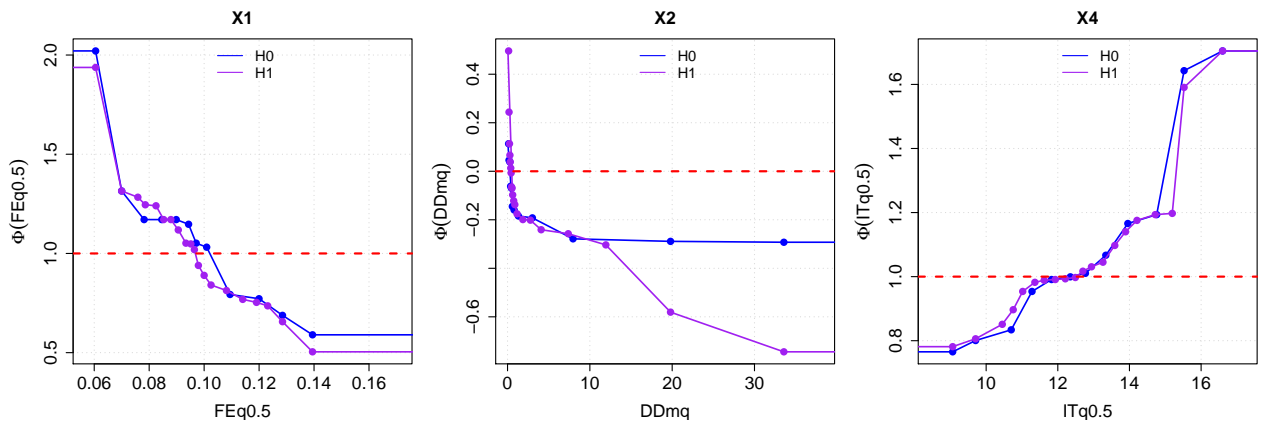


FIGURE 7.5. – Conversion des descripteurs retenus pour la régionalisation en paramètre. Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l'interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l'échantillon.

La figure 7.5 montre que les relations de régionalisation sont peu impactées par le classement des bassins versants. Pour X2 cependant, l'augmentation du nombre de classes donne plus de liberté à la relation de régionalisation pour les classes extrêmes, ce qui étire la plage de variabilité du paramètre régionalisé.

### 7.3.2. Performance de la méthode

La figure 7.6 présente les résultats obtenus en termes de performance de la méthode.

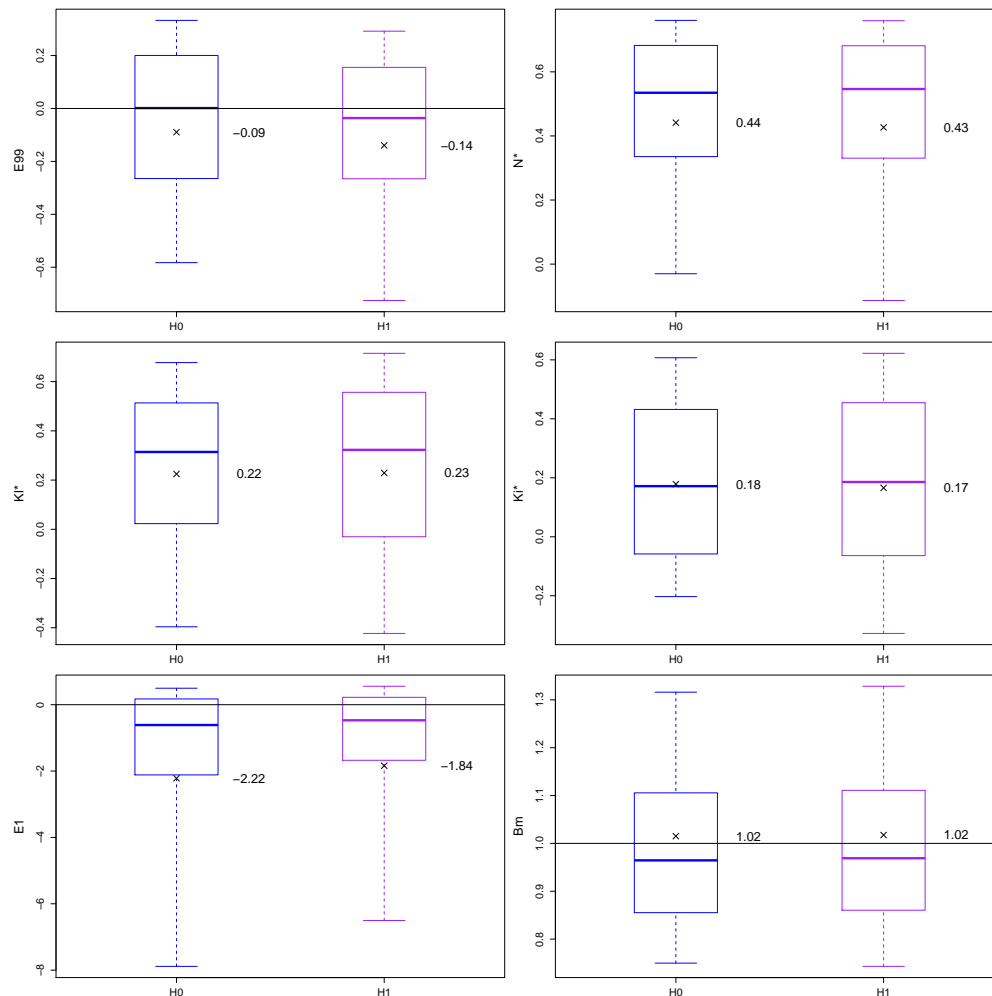


FIGURE 7.6. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres pour les hypothèses  $H0$  (bassins répartis en 12 classes) et  $H1$  (bassins répartis en 20 classes). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 7.6 montre que les performances sont équivalentes entre les hypothèses  $H0$  et  $H1$ . En crue ( $E99$  et  $N^*$ ) et en étiage ( $Ki^*$ ), la régionalisation des paramètres sous  $H0$  semble plus robuste, le nombre de mauvaises simulations étant limité. Ce résultat est probablement lié à une mauvaise régionalisation de X3 (dégradation des crues) et de X6 (dégradation des étiages). L'augmentation du nombre de classes se traduit par une diminution du nombre de bassins versants dans les classes centrales.

Il est possible qu'en augmentant le nombre de classes, on donne trop de liberté aux relations de régionalisation, qu'il est alors plus difficile de contraindre par calage groupé. Le classement des bassins préalablement au calage groupé doit donc être un compromis entre représenter la variabilité des caractéristiques physiques entre les bassins et être suffisamment générique pour éviter de transférer une information bruitée.

Les résultats montrent que les relations de régionalisation sont impactées par le choix de la fonction objectif et le classement des bassins. Pour ces deux points cependant, la paramétrisation obtenue sous hypothèse H1 (i.e. le choix d'autres descripteurs) est imputable à une mauvaise



contrainte des relations de régionalisation, voire à une confusion entre les rôles fonctionnels des paramètres (en particulier X3 et X6). Ce résultat montre que l'étude du modèle en contexte non jaugé et la régionalisation de ces paramètres est un bon outil de diagnostic de la structure du modèle. En effet, la régionalisation moins stable de X3 est probablement liée à la décision de fixer X5 à une valeur commune à tous les bassins. Ce choix est pertinent pour améliorer le transfert des paramètres entre les bassins mais ajoute des incertitudes structurales qui rendent la régionalisation de X3 plus difficile. Pour le paramètre X6 cependant, les difficultés de régionalisation sont plutôt liées au fait que son rôle fonctionnel peut compenser une mauvaise régionalisation du paramètre X1 (rendement du bassin) ou du paramètre X3 (variabilité du débit). Une voie d'amélioration pourrait être de modifier la structure du modèle pour forcer X6 à jouer uniquement sur le débit de base des bassins. On pourrait par exemple faire varier les coefficients qui définissent les quantités d'eau atteignant le réservoir de routage (géré par X3) et le réservoir exponentiel (géré par X6), ou encore activer le réservoir exponentiel uniquement lorsque le taux du réservoir de routage est bas (en étiage donc).

## 7.4. Sensibilité de la régionalisation en paramètres

### 7.4.1. Efficacité du calage groupé pour définir les relations de régionalisation

Dans le chapitre 5, nous avons fait l'hypothèse que les descripteurs pouvaient être convertis en paramètres en utilisant le calage groupé. L'étape de calage groupé vise à identifier une fonction de conversion parmi une librairie de fonctions monotones. Les descripteurs de régionalisation sont choisis selon deux critères : (i) leur pertinence physique et (ii) leur performance pour régionaliser le jeu de paramètres. Le calage groupé nous permet donc d'identifier deux modalités : les descripteurs à utiliser et le sens de la relation de régionalisation (croissante ou décroissante). Dans ce paragraphe, nous voulons tester si cette étape est efficace, c'est-à-dire si le calage groupé nous aide effectivement à extraire de l'information des descripteurs. Pour cela, nous allons considérer deux hypothèses de travail :

- **H0** : la fonction de conversion est déterminée par calage groupé
- **H1** : la fonction de conversion est tirée aléatoirement parmi les fonctions de la librairie dont le sens est le même que H0

Nous avons conservé les descripteurs et le sens des relations de régionalisation obtenus sous H0 pour ne faire varier que la forme de la fonction entre les deux hypothèses et ainsi isoler l'impact uniquement imputable au calage groupé. La figure 7.7 présente les résultats obtenus.

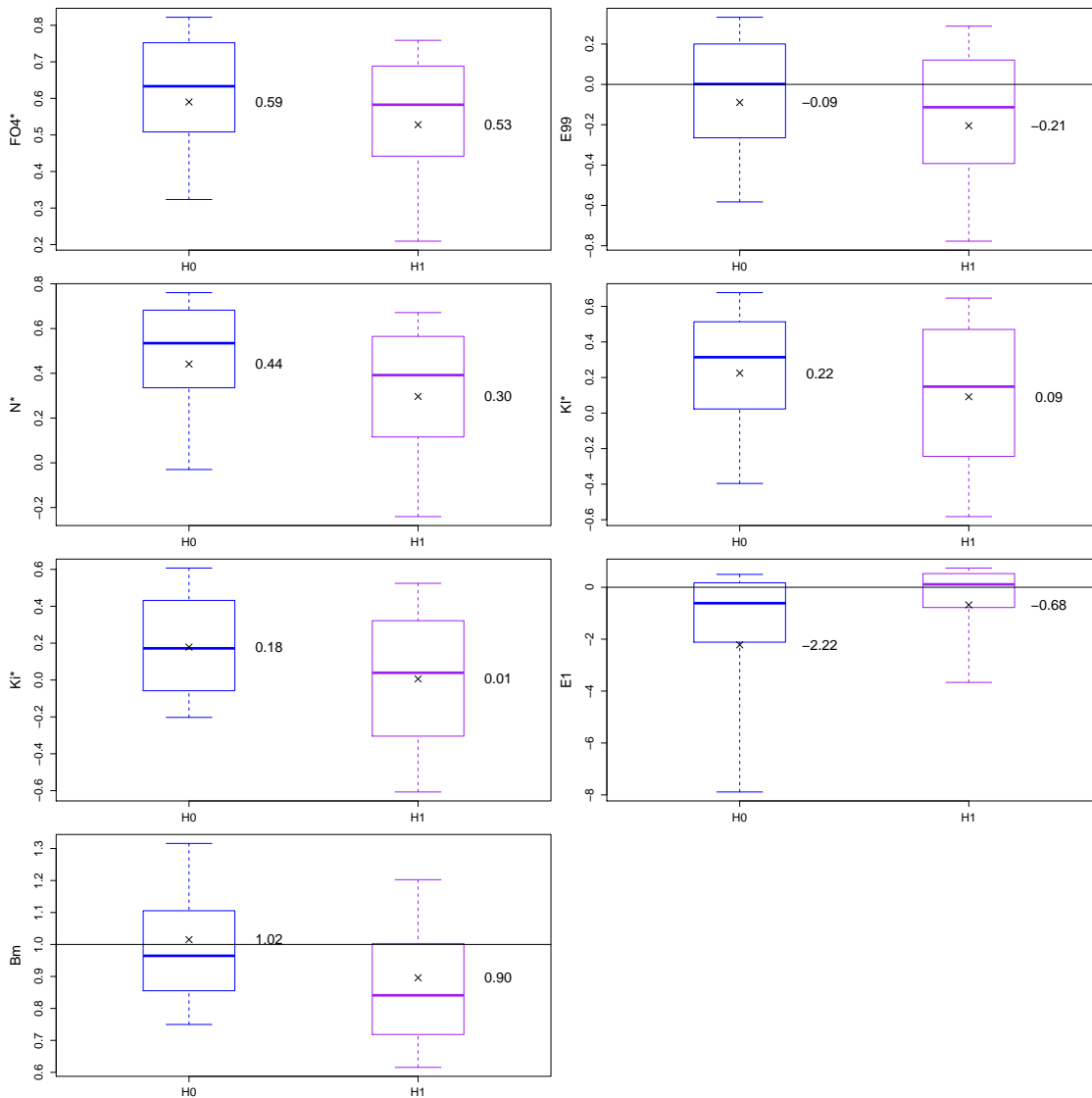


FIGURE 7.7. – Performance de la régionalisation pour les hypothèses  $H0$  (définition de la fonction de conversion par calage groupé) et  $H1$  (définition de la fonction de conversion par tirage aléatoire). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 7.7 montre que les performances sous hypothèse  $H0$  sont systématiquement supérieures (sauf  $E1$ ), avec des simulations plus robustes (le nombre de bassins mal modélisés est limité) et plus performantes (le nombre de bassins bien modélisés est augmenté). Ce résultat montre que l'étape basée sur le calage régional permet d'extraire efficacement de l'information des descripteurs.

Seul le critère  $E1$  est amélioré par le tirage aléatoire. En comparant avec le critère de bilan ( $Bm$ ), on s'aperçoit que le modèle sous-estime les cumuls de débits observés sous hypothèse  $H1$ . Le modèle a tendance à surestimer les très faibles débits ( $E1$  négatif) sous les deux hypothèses. Comme les débits sont globalement sous-estimés sous hypothèse  $H1$ , les très faibles débits le sont moins et le modèle apparaît plus performant sur ce critère. Par ailleurs, on n'observe pas le même comportement sur l'autre critère d'étiage ( $Ki^*$ ), ce qui confirme que le gain sur  $E1$  se fait au détriment de tous les autres critères, y compris ceux se focalisant sur la même gamme

de débit.

## 7.4.2. Impact de la contrainte de monotonie

Dans le chapitre 5, nous avons fait l'hypothèse que les relations de régionalisation sont monotones. L'objectif de cette hypothèse est de pouvoir interpréter physiquement et simplement les relations de régionalisation obtenues. Cependant, comme une contrainte supplémentaire est ajoutée, la performance en terme de prédiction de l'hydrogramme peut être affectée. C'est ce que nous nous proposons de tester dans ce paragraphe en examinant deux hypothèses de travail :

- . **H0** : calage groupé sous contrainte de monotonie
- . **H1** : calage groupé

L'impact de ces hypothèses sera discuté selon trois axes : (i) performance des régionalisations individuelles, (ii) pertinence du réalisme physique des relations de régionalisation et (iii) performance de la régionalisation du jeu de paramètres.

### 7.4.2.1. Performance des régionalisations individuelles

La figure 7.8 montre la performance des régionalisations individuelles (1 paramètre est régionalisé les autres étant conservés égaux) sous les deux hypothèses.

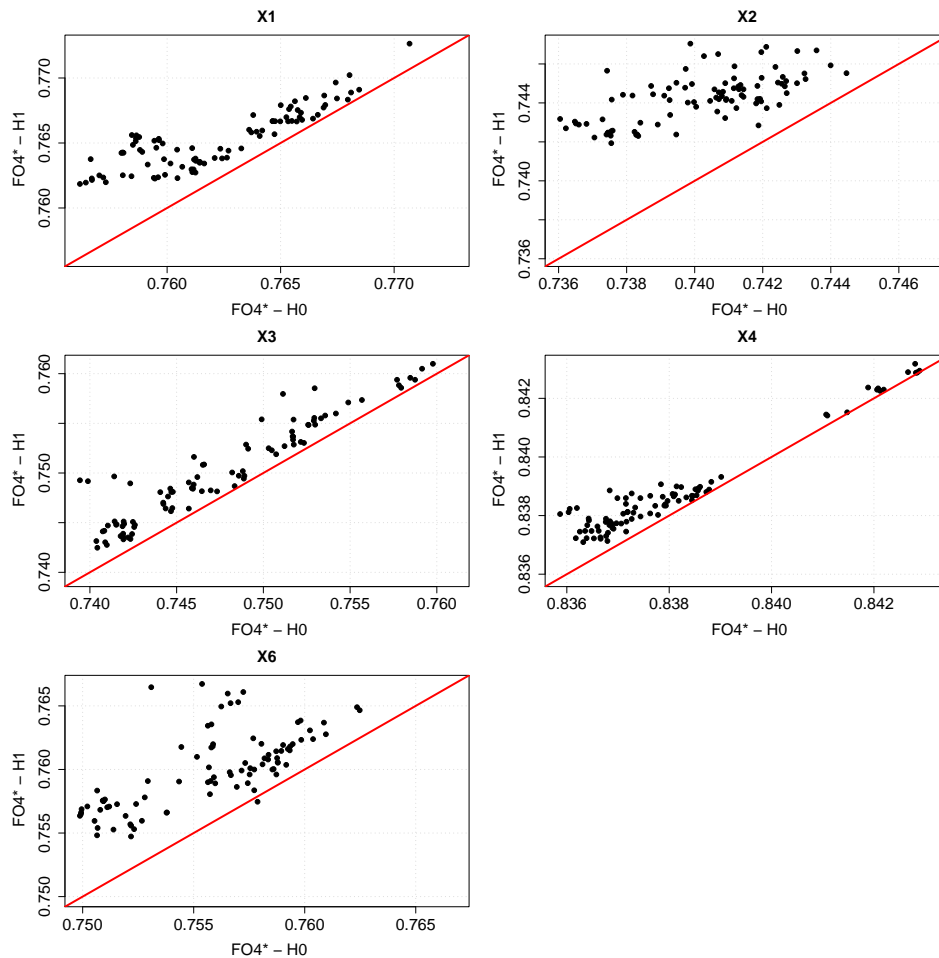


FIGURE 7.8. – Impact de la contrainte de monotonie sur la performance des régionalisations individuelles (1 paramètre est régionalisé les autres étant conservés égaux). Chaque point du graphique correspond à la performance obtenue en régionalisant un paramètre sur la base d'un descripteur. La ligne rouge représente la bissectrice, c'est-à-dire lorsque les performances sous  $H0$  et  $H1$  sont égales.

La figure 7.8 montre que la performance obtenue sous hypothèse  $H0$  est systématiquement inférieure, ce qui signifie que la contrainte de monotonie dégrade la performance des régionalisations individuelles. Pour les descripteurs où  $H0$  est peu performante, la suppression de la contrainte de monotonie permet d'augmenter la performance. Ce résultat est normal dans la mesure où l'on donne plus de liberté à la fonction de conversion des descripteurs en paramètres. En revanche, pour les descripteurs performants sous hypothèse  $H0$ , la perte de performance est plus faible, de l'ordre de  $10^{-3}$ . Les points du graphique se situent à proximité de la bissectrice, ce qui signifie que la contrainte de monotonie n'a pas d'impact sur le rang des descripteurs : les descripteurs les plus performants sous  $H0$  le sont aussi sous  $H1$ , et inversement. Ce résultat nous amène à considérer les mêmes descripteurs *a priori* (choix de trois descripteurs par paramètre) pour régionaliser les paramètres. Les descripteurs choisis *a posteriori* pour la régionalisation du jeu de paramètres sont aussi les mêmes entre les hypothèses  $H0$  et  $H1$ .

### 7.4.2.2. Impact sur les relations de régionalisation

La figure 7.9 présente les relations de régionalisation obtenues sous hypothèse de monotonie ( $H0$ ) et sans hypothèse de monotonie ( $H1$ ).

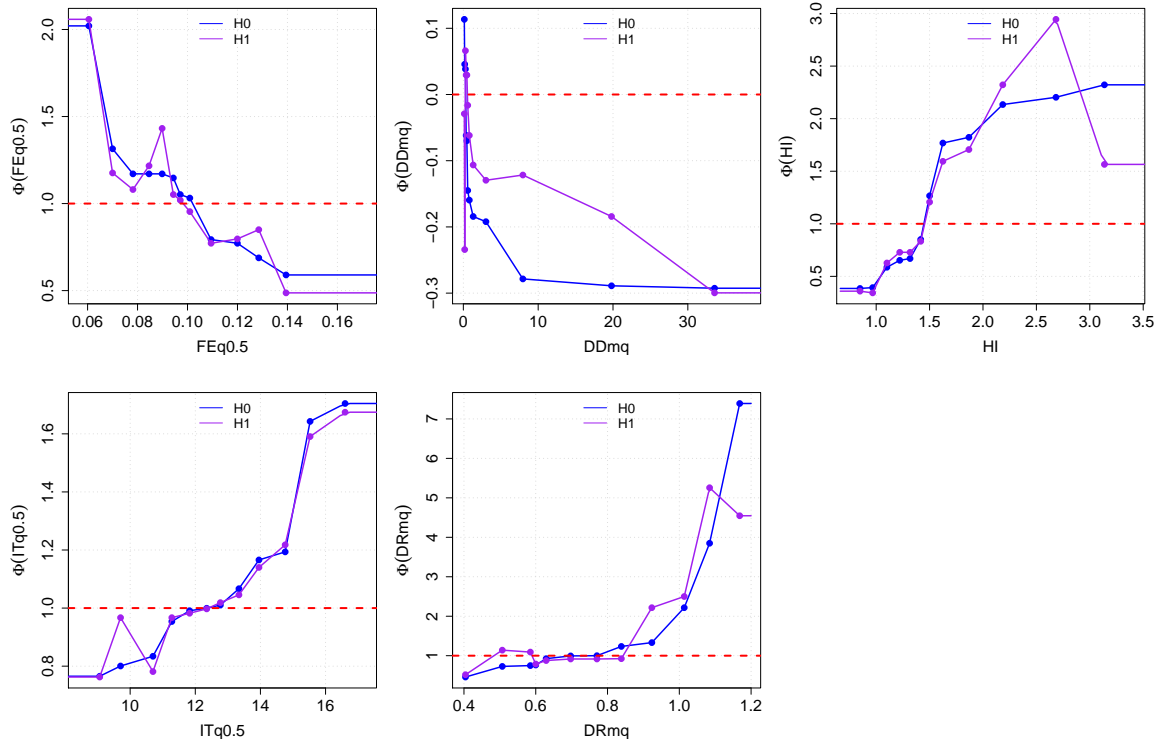


FIGURE 7.9. – Conversion des descripteurs retenus pour la régionalisation en paramètre. Les points représentent les valeurs obtenues par calage groupé. La courbe représente l’interpolation linéaire obtenue, applicable à des bassins non-inclus dans l’échantillon.

La figure 7.9 montre que que les relations de régionalisation semblent “naturellement” monotones. En effet, sous hypothèse  $H1$  où la monotonie n’est pas une contrainte, la conversion des descripteurs en paramètres est globalement monotone, avec des sauts pour certaines classes. Cependant, d’après la performance des régionalisations individuelles (figure 7.8) ces sauts correspondent à des optimisations locales et permettent une amélioration limitée de la performance qui promet d’être peu robuste en transposition sur un autre échantillon.

### 7.4.2.3. Performance de la régionalisation du jeu de paramètre

La figure 7.10 présente les performances des relations de régionalisation sous hypothèse de monotonie ( $H0$ ) et sans hypothèse de monotonie ( $H1$ ).

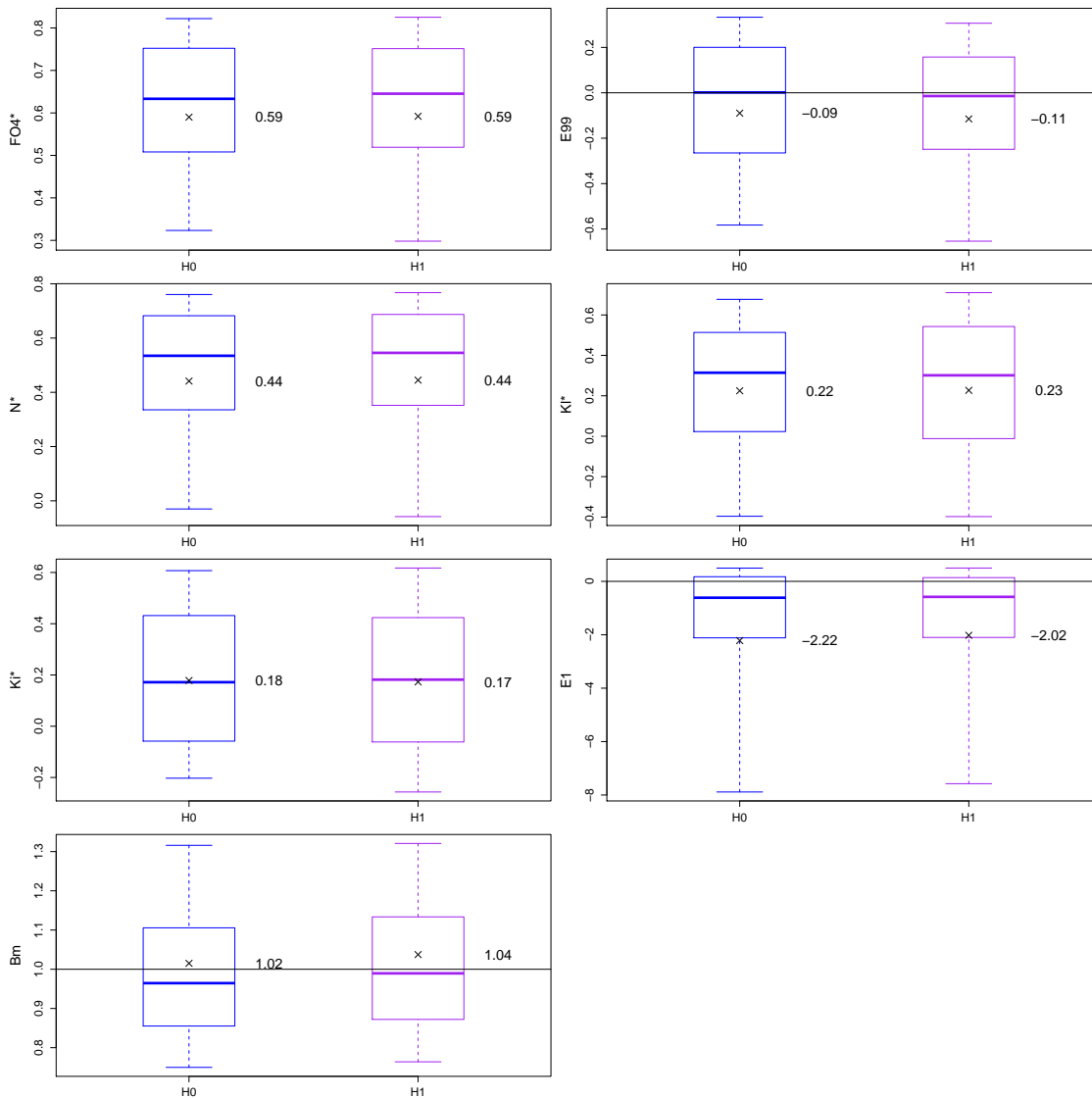


FIGURE 7.10. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres pour les hypothèses  $H_0$  et  $H_1$ . Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 7.10 montre que les performances des deux hypothèses sont équivalentes pour l'ensemble des critères étudiés. Par conséquent, la contrainte de monotonie ne perturbe pas la régionalisation du jeu de paramètres dans son ensemble. Ce résultat peut s'expliquer par le fait que pour les descripteurs choisis, les régionalisations individuelles sont performantes pour les deux hypothèses : les différences sont donc très faibles.

Ce résultat peut montrer une certaine équifinalité entre les jeux de paramètres du modèle : des jeux de paramètres différents obtiennent des performances semblables. Cet effet est probablement augmenté par le travail en contexte non jaugé : sans les mesures de débit, la contrainte des paramètres du modèle n'est pas suffisante pour garantir l'identification d'un unique jeu de paramètres par bassin.

### 7.4.3. Impact de l'interpolation linéaire

L'objectif de ce paragraphe est de déterminer si l'ajout de l'interpolation linéaire suite au calage groupé dégrade (ou augmente) les performances de la méthode. L'ajout de cette interpolation a pour but de faciliter l'application des relations de régionalisation à des bassins versants extérieurs à l'échantillon. Pour tester l'impact de cet ajout nous allons travailler sous deux hypothèses :

1. **H0** : on réalise une interpolation linéaire
2. **H1** : on ne réalise pas d'interpolation linéaire

L'impact de ces hypothèses sera discuté selon deux axes :(i) performance des régionalisations individuelles et (ii) performance de la régionalisation du jeu de paramètres.

#### 7.4.3.1. Performance des régionalisations individuelles

La figure 7.11 montre la performance des régionalisations individuelles (1 paramètre est régionalisé les autres étant conservés égaux) sous les deux hypothèses.

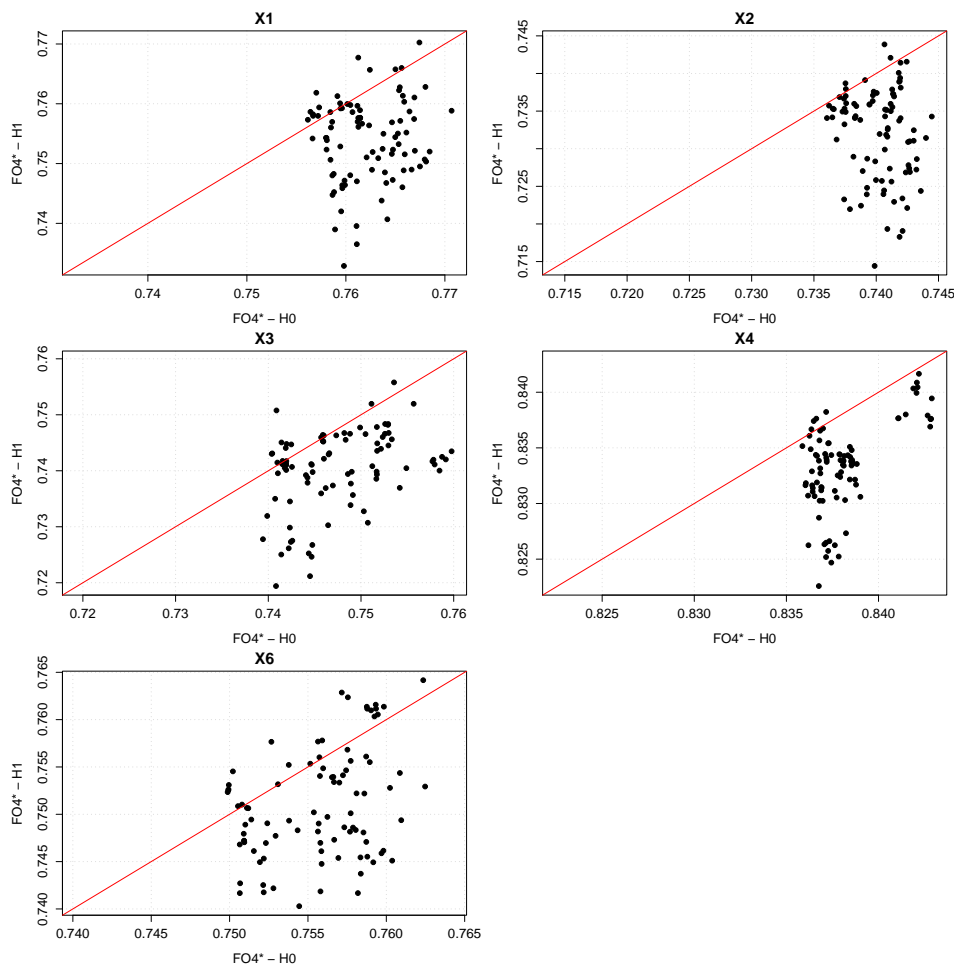


FIGURE 7.11. – Performance des régionalisations individuelles (1 paramètre est régionalisé les autres étant conservés égaux) sous  $H0$  (interpolation linéaire) et  $H1$  (interpolation linéaire). Chaque point du graphique correspond à la performance obtenue en régionalisant un paramètre sur la base d'un descripteur. La ligne rouge représente la bissectrice, c'est-à-dire lorsque les performances sous  $H0$  et  $H1$  sont égales.

La figure 7.11 montre que la performance obtenue sous hypothèse  $H0$  est globalement supérieure, ce qui montre qu'ajouter l'interpolation linéaire permet d'augmenter la performance des régionalisations individuelles. Par ailleurs, on voit que les points du graphique sont en général assez éloignés de la bissectrice. Cela signifie que l'impact de l'interpolation linéaire est différent selon les descripteurs. Ce constat nous amène à considérer des descripteurs différents pour la régionalisation *a priori* du jeu de paramètres.

Les descripteurs retenus sous les deux hypothèses ainsi que le sens de la relation de régionalisation sont regroupés dans le tableau 7.4. Nous rappelons que les descripteurs choisis *a priori*, valorisés en créant  $3^5 = 243$  jeux de paramètres correspondants aux combinaisons possibles, diffèrent des descripteurs finaux sélectionnés *a posteriori* comme ceux maximisant la fonction objectif parmi les 243 combinaisons.

Tableau 7.4. – Descripteurs sélectionnés *a priori* pour régionaliser les paramètres du modèle. Les descripteurs en gras sont ceux sélectionnés *a posteriori* pour régionaliser le jeu de paramètres.

	Ajout de l'interpolation linéaire (H0)	Pas d'interpolation linéaire (H1)
Paramètre X1 [mm]	<b>FEq0.5</b> (décroissante); <i>RUma</i> (croissante); <i>R</i> (croissante)	<i>Tir</i> (décroissante); <b>RUma</b> (croissante); <i>GEOLmg</i> (croissante)
Paramètre X2 [mm/j]	<i>DRma</i> (décroissante); <b>DDmq</b> (décroissante); <i>pF</i> (décroissante)	<i>FPq0.5</i> (décroissante); <b>DDmq</b> (décroissante); <i>pF</i> (décroissante)
Paramètre X3 [mm]	<b>HI</b> (croissante); <i>IPmh</i> (décroissante); <i>GEOLmh</i> (croissante)	<b>HI</b> (croissante); <i>IPmh</i> (décroissante); <i>GEOLmh</i> (croissante)
Paramètre X4 [j]	<b>ITq0.5</b> (croissante); <i>LHYmq</i> (croissante); <i>S</i> (croissante)	<b>ITq0.5</b> (croissante); <i>LHYmq</i> (croissante); <i>S</i> (croissante)
Paramètre X6 [mm]	<i>E0mq</i> (décroissante); <i>FPq0.5</i> (croissante); <b>DRmq</b> (croissante)	<b>E0mq</b> (décroissante); <i>FPq0.5</i> (croissante); <i>IPq0</i> (décroissante)

Le tableau 7.4 montre que les indicateurs de régionalisation choisis *a posteriori* sous hypothèse  $H1$  sont les mêmes que sous hypothèse  $H0$ , sauf pour X1 où *FEq0.5* est remplacé par *RUma* et X6 où *E0mq* remplace *DRmq*. Pour l'étude de sensibilité, nous nous sommes limités à l'étude de la régionalisation des paramètres sur la base d'un unique descripteur. Dans la méthode complète, *RUma* et *E0mq* sont les deuxièmes descripteurs utilisés pour régionaliser X1 et X6, il n'est donc pas étonnant qu'ils soient les plus performants dans les conditions de  $H1$ , dans la mesure où ni *FEq0.5* ni *DRmq* ne font partie des descripteurs sélectionnés *a priori*. Le fait d'ajouter l'interpolation linéaire change donc peu les descripteurs utilisés pour la régionalisation du jeu de paramètres.

#### 7.4.3.2. Performance de la régionalisation du jeu de paramètre

La figure 7.12 montre les performances obtenues par la régionalisation du jeu de paramètres sous les deux hypothèses.



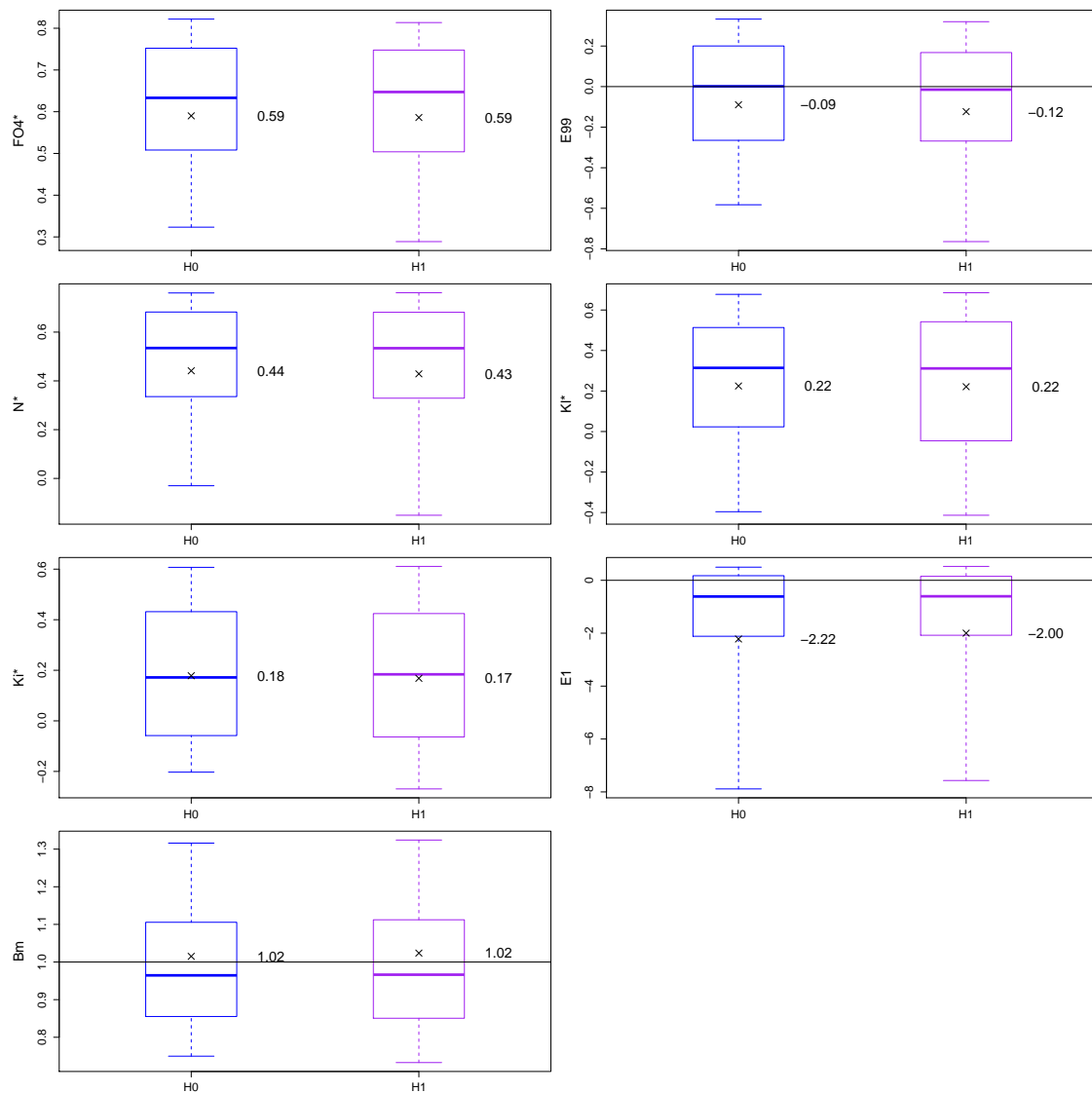


FIGURE 7.12. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres pour les hypothèses  $H0$  (ajout de l'interpolation linéaire) et  $H1$  (pas d'interpolation linéaire). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix.

La figure 7.12 montre que les performances des deux hypothèses sont équivalentes pour l'ensemble des critères, avec un léger avantage pour  $H0$  sur les crues ( $E99$  et  $N^*$ ). Ce résultat montre que l'interpolation ne perturbe pas la régionalisation du jeu de paramètre dans son ensemble, bien que seules les valeurs par classe soient optimisées et non l'interpolation linéaire. Cela est encourageant pour l'application de relations de régionalisation à des bassins versants extérieurs.

## 7.5. Sensibilité au choix des descripteurs

L'objectif de ce paragraphe est de déterminer l'importance du choix *a priori* des descripteurs de régionalisation pour la performance de la méthode. Dans ce paragraphe nous souhaitons étudier

l'intérêt de mettre un *a priori* physique dans le choix des descripteurs, c'est-à-dire de pouvoir interpréter la relation de régionalisation obtenue au regard du rôle fonctionnel des paramètres. Nous allons tester deux possibilités de sélection des descripteurs pour chaque paramètre :

1. **H0** : les descripteurs sont choisis sur base physique (cf. chapitre 5)
2. **H1** : les descripteurs sont choisis aléatoirement

Le choix des descripteurs recouvre deux modalités : (i) sélection d'un descripteur physiquement pertinent et (ii) sélection du sens de la fonction de conversion. Sous l'hypothèse *H0*, ces deux modalités sont déterminées conjointement lors de l'étape de conversion des descripteurs en paramètres. Sous l'hypothèse *H1*, le descripteur et le sens de la relation de régionalisation sont déterminées de manière aléatoire : tirage au sort parmi les 91 descripteurs et parmi les sens "croissant" et "décroissant" respectivement. Les descripteurs choisis *a priori* selon les deux hypothèses de travail sont regroupées dans le tableau 7.5.

Tableau 7.5. – Descripteurs sélectionnés *a priori* pour régionaliser les paramètres du modèle.

	Sélection à base physique (H0)	Sélection aléatoire (H1)
<b>Paramètre X1 [mm]</b>	<i>FEq0.5</i> (décroissante) ; <i>RUma</i> (croissante) ; <i>R</i> (croissante)	<i>Tcv</i> (décroissante) ; <i>DDma</i> (croissante) ; <i>FPma</i> (décroissante)
<b>Paramètre X2 [mm/j]</b>	<i>DRma</i> (décroissante) ; <i>DDmq</i> (décroissante) ; <i>pF</i> (décroissante)	<i>HANDmq</i> (croissante) ; <i>ITmq</i> (croissante) ; <i>RUmq</i> (croissante)
<b>Paramètre X3 [mm]</b>	<i>HI</i> (croissante) ; <i>IPmh</i> (décroissante) ; <i>GEOLmh</i> (croissante)	<i>GEOLmq</i> (décroissante) ; <i>Zq0.5</i> (décroissante) ; <i>GEOLma</i> (croissante)
<b>Paramètre X4 [j]</b>	<i>ITq0.5</i> (croissante) ; <i>LHYmq</i> (croissante) ; <i>S</i> (croissante)	<i>S</i> (croissante) ; <i>Zq1</i> (croissante) ; <i>HANDmq</i> (croissante)
<b>Paramètre X6 [mm]</b>	<i>E0mq</i> (décroissante) ; <i>FPq0.5</i> (croissante) ; <i>DRmq</i> (croissante)	<i>SLmq</i> (croissante) ; <i>GEOLmq</i> (décroissante) ; <i>IPq1</i> (décroissante)

Pour étudier l'impact de sélectionner les descripteurs *a priori* sur des critères physiques, nous avons conservé les 243 simulations possibles.

### 7.5.1. Résultats pour la fonction objectif

La figure 7.13 présente les distributions de performance du modèle sur les bassins de l'échantillon pour les hypothèses *H0* (sélection physique) et *H1* (sélection aléatoire).

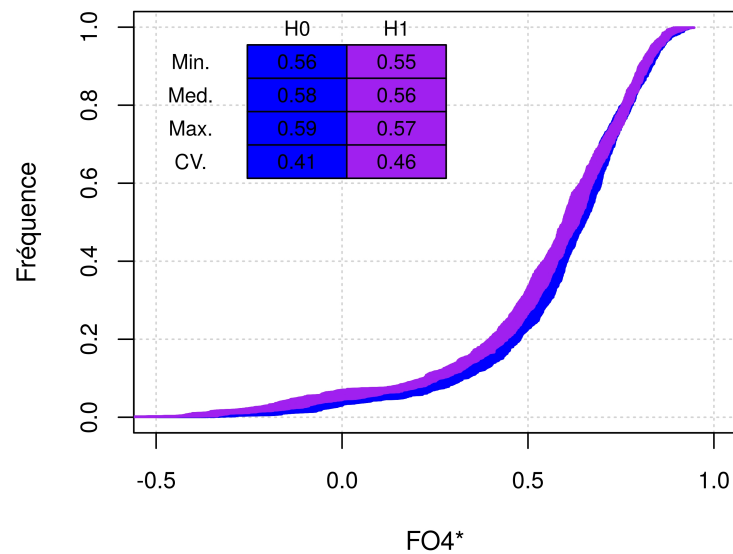


FIGURE 7.13. – Impact du choix des descripteurs sur les performances de la régionalisation ( $FO4^*$ ). Chaque distribution est construite à partir des 580 bassins de l'échantillon et correspond à la performance d'une combinaison de descripteurs parmi les 243 testées pour chaque hypothèse. Le tableau donne des informations sur les performances moyennes par distribution : performance minimale, performance médiane, performance maximale, coefficient de variation.

La figure 7.13 montre que les performances des deux hypothèses sont assez proches : la performance médiane sous l'hypothèse  $H0$  est de 0.58 pour 0.56 sous hypothèse  $H1$ , ce qui montre que mettre un *a priori* physique dans le choix des descripteurs permet d'obtenir des performances supérieures dans la majorité des cas. En particulier, cette hypothèse est plus robuste et permet de garantir des performances minimales (et maximales) plus élevées ainsi que moins de variabilité entre les distributions.  $H0$  semble donc systématiquement supérieure à l'hypothèse  $H1$ , ce qui confirme l'intérêt de sélectionner les descripteurs au regard de la pertinence physique. Sous hypothèse  $H0$ , les performances moyennes (des distributions) varient entre 0.56 et 0.59, ce qui confirme l'intérêt d'ajouter une étape de combinaison des descripteurs avant d'arrêter le choix définitif des relations de régionalisation.

## 7.5.2. Résultats pour un ensemble de critères

L'objectif de ce paragraphe est de vérifier que sélectionner les descripteurs sur des critères physiques permet d'augmenter la performance de la régionalisation. Pour cela, nous allons étudier la performance du modèle selon plusieurs critères. Les 243 paramétrisations possibles par hypothèse sont agrégées par leur valeur moyenne. Les boxplots de la figure 7.14 sont donc constitués de 243 valeurs qui correspondent à la performance moyenne de chaque combinaison pour les critères de performance étudiés.

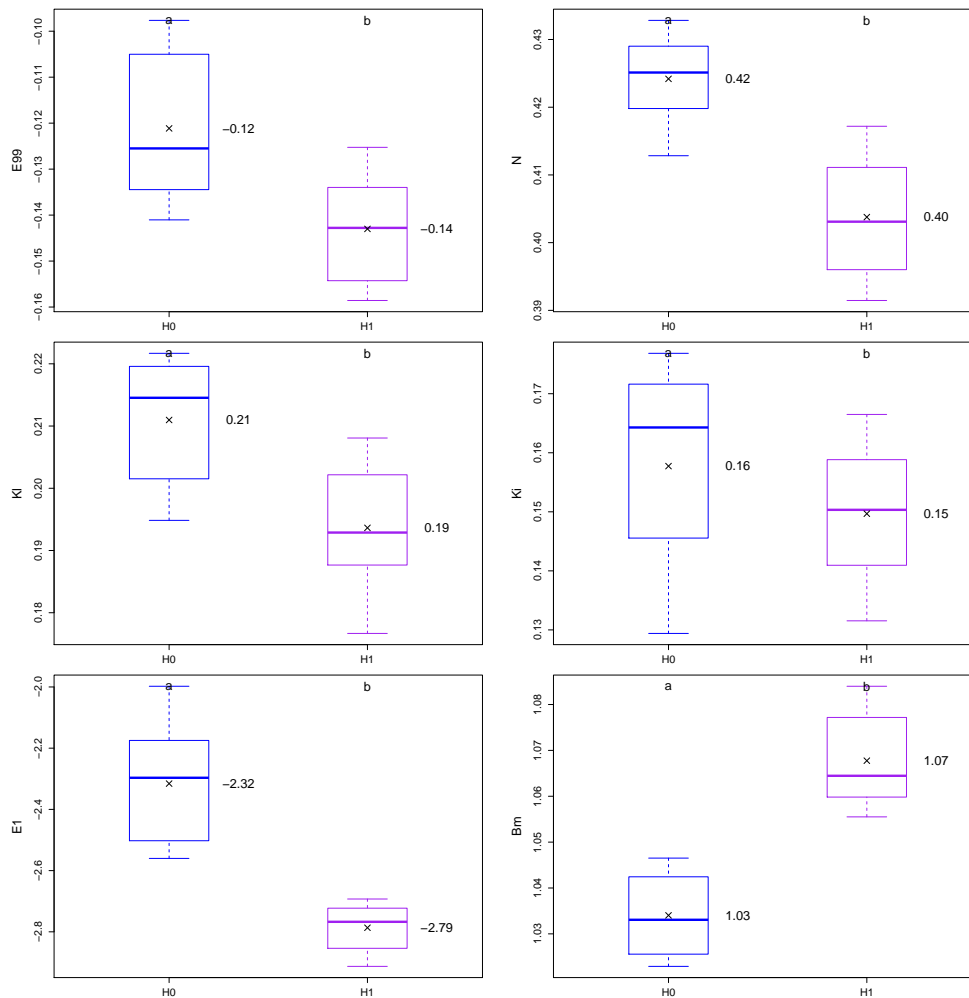


FIGURE 7.14. – Performance de la régionalisation du jeu de paramètres pour les hypothèses  $H0$  (sélection physique) et  $H1$  (sélection aléatoire). Les boxplots sont définis par le premier, le deuxième et le troisième quartile, les moustaches s'étendent du 10ème au 90ème quantile. Les moyennes sont matérialisées par les croix. Les lettres en haut des graphiques présentent les résultats du test de Wilcoxon : deux distributions sont différentes si leur lettre est différente.

La figure 7.14 montre que l'hypothèse  $H0$  obtient systématiquement des performances supérieures pour les critères de performances étudiés. Les différences sont de l'ordre de  $10^{-2}$ , pour tous les critères, c'est-à-dire systématiques mais limitées. Ce résultat confirme le gain apporté par une sélection physique des indicateurs et montre que ce gain est présent sur l'ensemble de l'hydrogramme. Cependant, le choix des descripteurs est une étape subjective. Ce n'est pas gênant en soi, mais cela confirme l'intérêt d'ajouter une étape de choix des descripteurs en testant plusieurs combinaisons possibles pour objectiver les relations de régionalisation.

## 7.6. Conclusion & discussion

L'objectif de ce chapitre était d'étudier la sensibilité de la méthode de régionalisation proposée à ses hypothèses de développement. Nous avons analysé la sensibilité de la méthode selon deux

axes principaux : (i) relations de régionalisation (conversion des descripteurs en paramètres) et (ii) performance de la régionalisation.

Les incertitudes sur les relations de régionalisation sont dues à une difficulté de contrainte des paramètres en contexte non jaugé. En effet, il n'y a pas d'équivalence directe entre la performance des régionalisations individuelles (1 paramètre est régionalisé les autres sont conservés égaux à leurs valeurs calées) et la performance de la régionalisation du jeu de paramètres dans son ensemble. Ce résultat justifie des choix méthodologiques forts (monotonie des relations de régionalisation, nombre de classes restreint, choix des descripteurs sur la base d'un réalisme physique *a priori*) pour guider la régionalisation. L'inconvénient est le degré de subjectivité de la méthode mais l'avantage est de garantir des performances robustes en termes de régionalisation de l'hydrogramme.

La performance de la régionalisation du jeu de paramètres est impactée au premier ordre par l'identification de la fonction de conversion des descripteurs en paramètres. Le calage groupé apparaît comme une solution robuste pour extraire de l'information des descripteurs et garantir une performance acceptable sur l'ensemble des critères étudiés. La performance est impactée au second ordre par le choix des descripteurs de régionalisation. Les résultats confirment l'intérêt de choisir les descripteurs de régionalisation en deux temps : (i) sélection *a priori* sur critères physiques dans un premier temps et (ii) tests des combinaisons possibles et choix *a posteriori* des descripteurs finaux. Cette procédure permet aussi de prendre en compte explicitement le fait que les paramètres du modèle ne sont pas des paramètres physiques : ils agrègent plusieurs processus hydrologiques et ne peuvent être reliés de manière univoque à un descripteur.

Nous montrons donc que les choix méthodologiques faits dans le chapitre 5 permettent de contraindre efficacement la régionalisation des paramètres. Les variations constatées dans l'étude de sensibilité sont modérées, ce qui montre que si une part d'arbitraire est inhérente à la méthode, celle-ci reste assez réduite et assure de la robustesse aux résultats.



# *IV*

**Comment valoriser l'information présente sur les bassins versants voisins ? Une généralisation des approches de calage régional**







# Une tentative de conceptualisation générique des approches de régionalisation

## 8.1. Objectifs

Dans les chapitres précédents, nous avons étudié en détail deux familles de méthodes pour utiliser les modèles hydrologiques en contexte non jaugé : le calage groupé et le transfert. Nous avons évalué ces méthodes à l'aide du *leave-one-out* qui consiste à considérer alternativement chaque bassin de l'échantillon comme non jaugé les autres étant considérés comme jaugés, et montré qu'elles permettaient une régionalisation performante de l'hydrogramme. Dans cette partie, nous tentons de les conceptualiser pour mieux comprendre les hypothèses sur lesquelles elles reposent, les discuter et proposer de nouvelles approches. Les objectifs de cette partie sont :

1. Présenter le concept proposé ;
2. Présenter les nouvelles approches et les positionner dans le cadre du concept ;
3. Réaliser une étude de sensibilité pour déterminer les modalités maximisant la performance de chacune ;
4. Comparer les différentes approches entre elles et
5. Identifier des voies d'amélioration de la performance de la modélisation en contexte non jaugé.

Cette partie est organisée en trois chapitres. Dans le premier, nous présenterons le concept et les méthodes associées (objectifs 1 et 2). Dans un second temps, nous présenterons les résultats obtenus (objectifs 2 et 3). Enfin, nous présenterons des pistes d'amélioration de la performance des modèles en contexte non jaugé (objectif 5).

## 8.2. Proposition d'un cadre conceptuel

Nous allons prendre comme exemple de départ le transfert d'un jeu de paramètres depuis un bassin versant jaugé vers un bassin versant non jaugé. La figure 8.1 schématise cette approche.

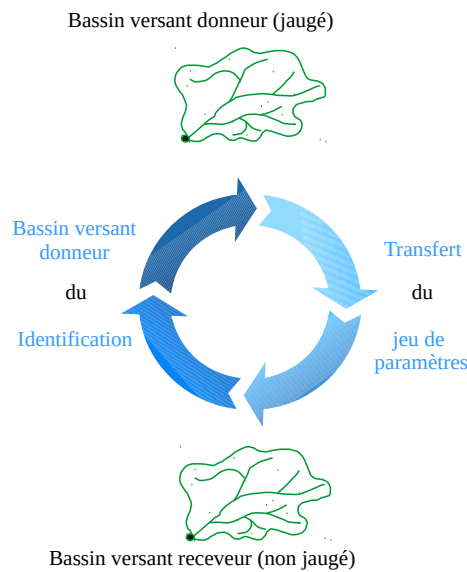


FIGURE 8.1. – Schéma du transfert d'un jeu de paramètres.

La figure 8.1 rappelle que le transfert du jeu de paramètres se fait en deux temps : (i) identification du bassin donneur puis (ii) transfert du jeu de paramètres au bassin receveur. Finalement, transférer un jeu de paramètres revient dans un premier temps à identifier un bassin porteur d'information puis, sur la base de ce bassin, de définir et transmettre une information au bassin non jaugé (figure 8.2).

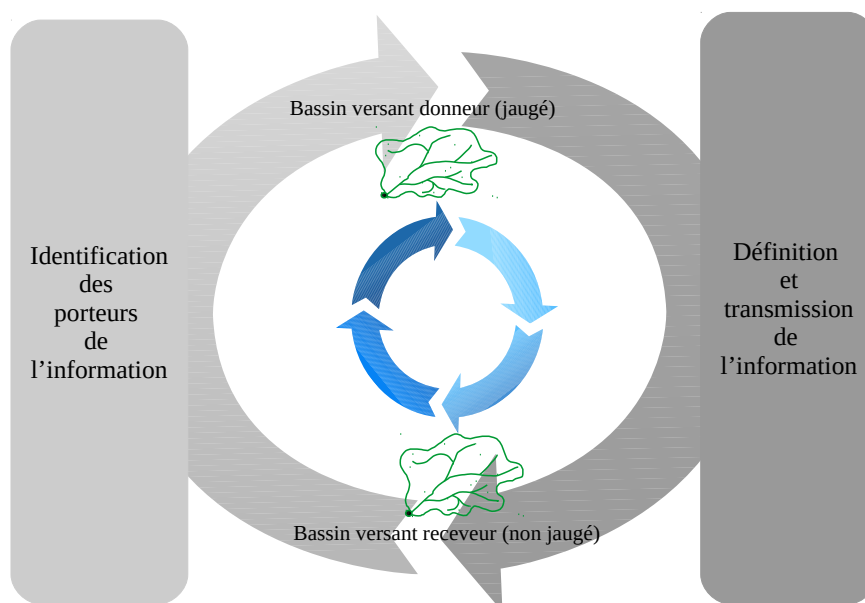


FIGURE 8.2. – Une première tentative de conceptualisation.

Le plus souvent, les bassins versants sont considérés comme informatifs (porteurs d'information) s'ils sont proches du bassin versant receveur. Au cours de cette thèse, nous avons vu que l'identification des porteurs d'information pouvait se faire :

- à partir de bassins versants voisins (dans l'espace géographique ou d'un point de vue physique) dans le cas des méthodes de référence (chapitre 4)
- à partir d'un classement des bassins dans le cas de TRUCAGE (chapitre 5)

De même, nous avons vu que plusieurs informations pouvaient être définies sur les bassins versants porteurs d'information :

- des jeux de paramètres dans le cas des méthodes de référence (chapitre 4)
- des jeux de résidus dans le cas de TRUCAGE (chapitre 5)

Nous avons d'ailleurs testé deux modes de transmission de l'information :

- le transfert pour les méthodes de référence (chapitre 4)
- le calage groupé pour la méthode TRUCAGE (chapitre 5)

Nous obtenons finalement le concept illustré par la figure 8.3.

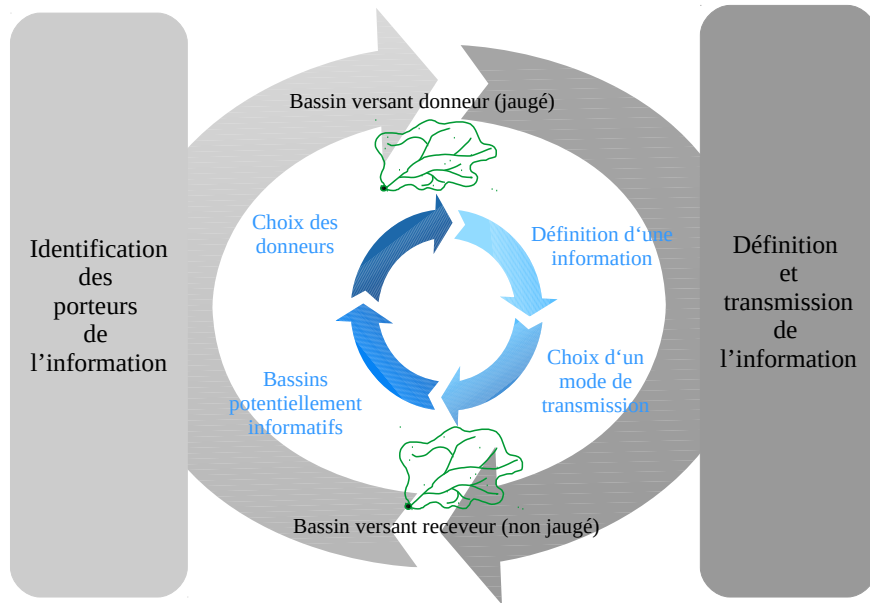


FIGURE 8.3. – Schéma du concept proposé comme cadre d'étude des méthodes de régionalisation.

La figure 8.3 montre que les bassins versants donneurs sont choisis car identifiés comme les plus informatifs parmi un ensemble de bassins potentiellement informatifs. L'information est ensuite définie sur ces bassins et transmise au bassin versant receveur suite au choix d'un mode de transmission, par exemple le transfert.

Tout en incluant les approches déjà testées auparavant, ce cadre conceptuel permet aussi de proposer de nouvelles approches. Nous n'avons pas proposé de nouvelles manières de choisir les bassins donneurs et nous sommes concentrés sur la proposition : (i) d'une nouvelle méthode de transmission et (ii) d'une nouvelle information. Le paragraphe 8.3 présente ces nouvelles approches et le paragraphe 8.4 positionnera l'ensemble des approches au sein du cadre conceptuel.

## 8.3. Introduction de nouvelles approches

### 8.3.1. Une nouvelle approche de transmission : le calage régional

Au cours de ce document, nous avons pu étudier deux voies de transmission : le transfert et le calage groupé (qui s'inspire des méthodes de calage régional). Ici, nous voulions tester le calage régional tel qu'il existe dans la littérature, c'est-à-dire comme une stratégie permettant de rechercher des informations communes à plusieurs bassins pour réaliser simultanément le calage de cette information et sa régionalisation. La figure 8.4 présente la méthode de calage régional utilisée.

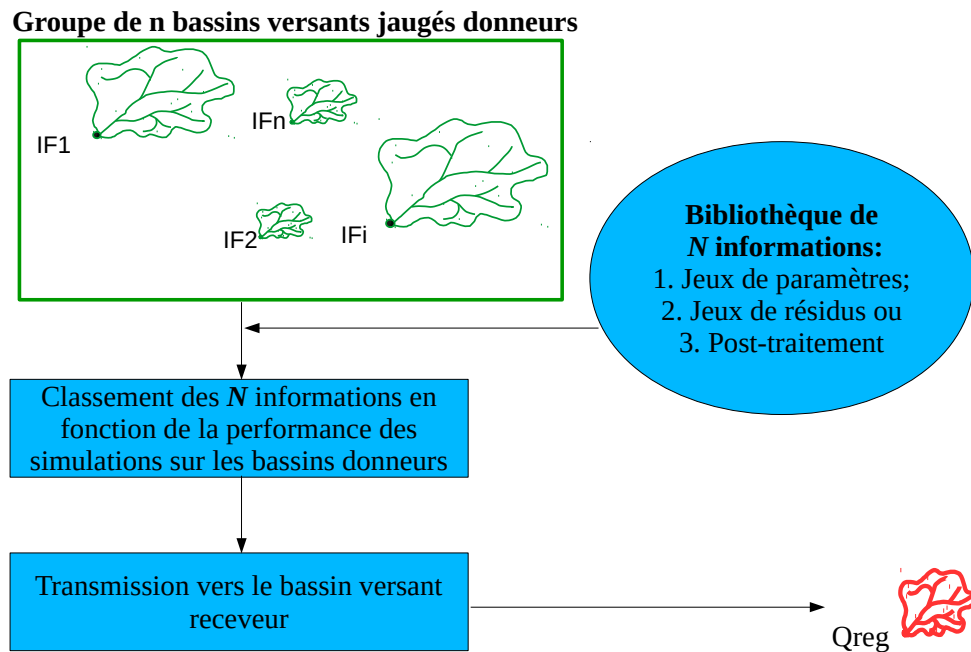


FIGURE 8.4. – Schéma de la valorisation d'information par calage régional.

Le point commun avec les méthodes de transfert est que le calage régional s'appuie sur des bassins versants jaugés voisins donneurs d'informations. Ceux-ci sont définis comme voisins du bassin non jaugé (dans l'espace géographique ou d'un point de vue physique) et peuvent être utilisés pour définir une information à transmettre à celui-ci. La différence est que ce n'est pas une information observée sur les donneurs que l'on valorise mais une information optimisée sur ces bassins.

De manière similaire au calage groupé des relations de régionalisation (chapitre 5), nous travaillerons à l'aide d'une bibliothèque. L'étape de calage régional a alors vocation à classer les informations de la bibliothèque de la plus pertinente (i.e. l'information qui maximise la performance du modèle sur les donneurs) à la moins pertinente. La bibliothèque est composée des 580 informations observées lorsque tous les bassins de l'échantillon sont considérés comme jaugés. Dans la mesure où le calage régional nous permet de classer les informations sur la base de la fonction objectif retenue, on peut choisir de transmettre une ou plusieurs information(s) vers le bassin versant non jaugé.

### 8.3.2. Une nouvelle information à transmettre : le post-traitement

Au cours de ce document, nous avons pu transmettre deux types d'information entre les bassins versants : des jeux de paramètres et des jeux de résidus. La nouvelle information est ce que nous avons appelé un post-traitement par analogie aux méthodes de débiaisage, par exemple des prévisions de débits (Bourgin, 2014). Les méthodes de post-traitement étudient les erreurs résiduelles pour en proposer un modèle et ainsi corriger la variable d'intérêt. Dans notre cas, la variable d'intérêt est l'hydrogramme, soit les chroniques de débit simulées par le modèle. Il existe de nombreuses méthodes de post-traitement : correction quantile-quantile, approche méta-gaussienne (Montanari & Brath, 2004)... Nous nous limiterons à l'étude de la méthode proposée

par Bourgin (2014), applicable aux bassins non jaugés, qui consiste à transférer une courbe de correction empirique du débit. Nous présenterons succinctement la méthode dans ce chapitre, pour une description détaillée, se référer à Bourgin (2014) pages 103 à 120.

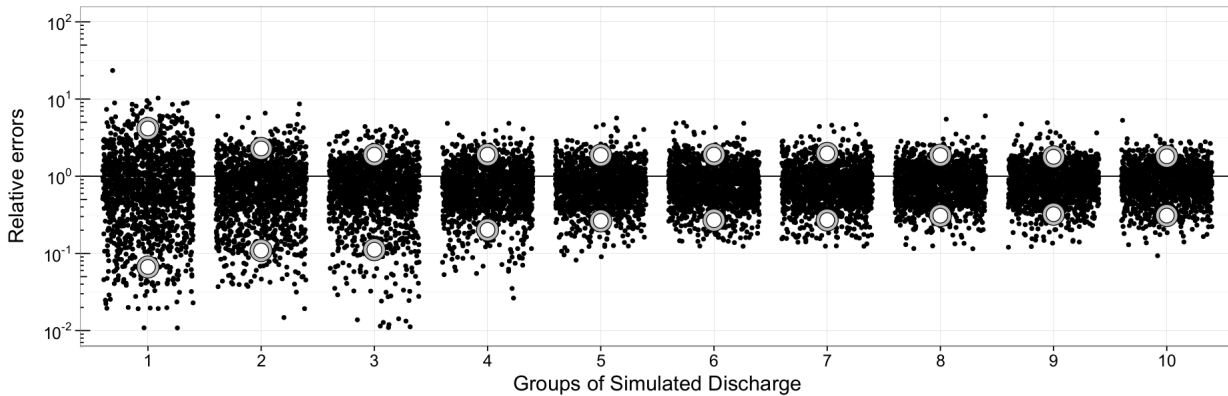


FIGURE 8.5. – Illustration de la méthode de post-traitement utilisée, tirée de Bourgin (2014). Un point du graphique correspond à un pas de temps de simulation.

Comme le montre la figure 8.5, la méthode de post-traitement consiste à répartir les débits simulés en 10 groupes. Ceux-ci correspondent aux quantiles de débit simulé de sorte que chaque groupe soit constitué d'un nombre égal de mesures. Pour chaque groupe de débit simulé, les erreurs relatives sont calculées :

$$ER(t) = \frac{Q_s(t)}{Q_o(t)} \quad (8.1)$$

avec  $ER$  l'erreur relative,  $Q_s$  [mm/j] le débit simulé par le modèle et  $Q_o$  [mm/j] le débit observé au pas de temps  $t$ . Dans notre cas, le débit simulé est obtenu à l'aide des jeux de paramètres calculés à partir des caractéristiques physiques (voir chapitre 5). Il y a donc autant de valeurs d' $ER$  par groupe que de pas de temps entre 2 quantiles de débit. Dans Bourgin (2014), la méthode développée a pour but de fournir une courbe enveloppe du débit et d'ainsi permettre l'estimation des incertitudes. Pour cette raison, les erreurs relatives sont synthétisées pour chaque groupe par deux quantiles (5 et 95). Ces quantiles fournissent une borne inférieure et une borne supérieure à l'hydrogramme simulé. Dans notre cas, nous souhaitons simplement corriger l'hydrogramme régionalisé c'est pourquoi nous synthétiserons les erreurs relative par groupe par un seul quantile : la médiane.

La courbe de correction du débit ne peut être calculée sur les bassins non jaugés, elle devra donc être régionalisée. Par analogie à la régionalisation des jeux de paramètres, nous calculerons la courbe de post-traitement sur des bassins versants jaugés et testerons deux manières d'appliquer cette courbe aux bassins non jaugés : transfert et calage régional.

## 8.4. Positionnement de l'ensemble des approches au sein du cadre conceptuel

Nous disposons désormais d'un grand nombre d'approches de régionalisation. Pour les organiser et mieux les discuter, la figure 8.6 positionne ces approches au sein du cadre conceptuel.

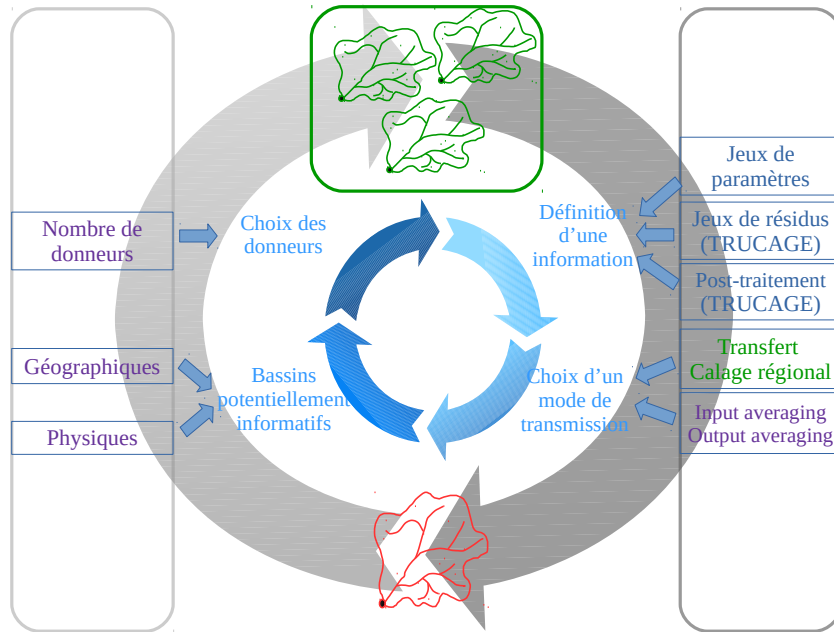


FIGURE 8.6. – Positionnement des approches au sein du cadre conceptuel proposé.

La figure 8.6 montre que la traduction des approches de régionalisation vers une application pratique (régionaliser l'hydrogramme d'un bassin versant non jaugé) repose sur plusieurs hypothèses. Le terme d'*input averaging* sera explicité dans le paragraphe 8.5.2. Le paragraphe suivant (8.5) s'attache à exposer ces hypothèses et à présenter le cadre d'étude de la sensibilité des approches à leurs hypothèses.

## 8.5. Un retour sur les hypothèses posées

### 8.5.1. Identification des porteurs d'informations

Nous l'avons vu précédemment, toutes les méthodes de régionalisation nécessitent l'identification de bassins versants jaugés, porteurs d'informations à valoriser en contexte non jaugé. Ce groupe de bassins versants jaugés doit être défini selon deux modalités :

1. Identification des bassins versants effectivement informatifs
2. Nombre de bassins versants jaugés

Par ailleurs, l'identification des bassins versants donneurs repose sur une mesure de la distance entre les bassins. Les bassins versants les plus proches au regard de la distance choisie étant considérés comme les plus informatifs. Nous utiliserons ici les mêmes mesures de distance que pour les méthodes de référence : une distance géographique et une distance physique. La distance géographique retenue est :

$$D_{geo}(A; B) = 0.2 * \sqrt{(XE_A - XE_B)^2 + (YE_A - YE_B)^2} + 0.8 * \sqrt{(XC_A - XC_B)^2 + (YC_A - YC_B)^2} \quad (8.2)$$

Avec  $D_{geo}$  la distance géographique entre le bassin  $A$  et le bassin  $B$ ,  $(XE_A; YE_A)$  et  $(XE_B; YE_B)$  les coordonnées des exutoires des bassins  $A$  et  $B$  respectivement,  $(XC_A; YC_A)$  et  $(XC_B; YC_B)$  les coordonnées des centroïdes des bassins  $A$  et  $B$  respectivement. La distance physique retenue est :

$$D_{phy}(A; B) = \sqrt{(I1_A - I1_B)^2 + \dots + (I91_A - I91_B)^2} \quad (8.3)$$

Avec  $D_{phy}$  la distance physique entre le bassins  $A$  et le bassin  $B$ ,  $I1_A$ , le rang du bassin  $A$  pour le descripteur  $I1$ , ... et  $I91_B$  le rang du bassin  $B$  pour le descripteur  $I91$ .

De même, l'échantillon de bassins versants donneurs peut être constitué d'un nombre différent de bassins versants. Nous testerons systématiquement des échantillons de donneurs constitués de **1**, **5**, **10**, **15** et **20** bassins versants.

### 8.5.2. Mode de transmission de l'information

Comme nous l'avons vu au chapitre 4, il y a deux possibilités pour valoriser l'information issue des bassins versants voisins. Dans le cas où l'information est un jeu de paramètres, comme c'est le cas pour les méthodes de référence, on parle de *parameter averaging* et d'*output averaging*. Dans ce chapitre, nous allons considérer différents type d'information, c'est pourquoi nous allons généraliser ces termes et parler préférentiellement d'*input averaging* et d'*output averaging*. La différence entre ces deux modalités reste cependant la même :

- dans le cas de l'*output averaging*, l'information est directement appliquée au bassin non jaugé, les simulations résultantes étant ensuite moyennées ;
- dans le cas de l'*input averaging*, c'est l'information qui est moyennée pour être ensuite transmise au bassin versant non jaugé. Cette terminologie est basée sur celle de *parameter averaging* présentée dans le chapitre 4 et est un cas particulier de l'*input averaging* qui généralise à d'autres informations.

Dans tous les cas, le modèle hydrologique est forcé avec les variables climatiques du bassin versant cible. La transmission des jeux de résidus ou du post-traitement nécessite la régionalisation préalable du jeu de paramètres. Nous utiliserons le jeu de paramètres régionalisés à partir des caractéristiques physiques avec la méthode présentée au chapitre 5. Quelques modalités supplémentaires doivent être explicitées dans le cas du calage régional et du post-traitement.

**Calage régional** Le calage régional (paragraphe 8.3.1) est réalisé à partir d'une bibliothèque d'informations et consiste à classer cette information de la plus pertinente à la moins pertinente. On peut alors choisir de transmettre uniquement la meilleure information ou les  $k$  meilleures informations identifiées sur le groupe de bassins versants donneurs. Ces  $k$  informations pouvant être valorisées par *input averaging* ou *output averaging*. Nous testerons de manière systématique la valorisation de **1**, **3**, **5** et **7** informations identifiées depuis la bibliothèque par calage régional.

**Post-traitement** Dans la méthode développée par Bourgin (2014), la courbe de débiaisage du débit est obtenue en regroupant les débits simulés en 10 groupes d'effectifs égaux. Une modalité supplémentaire pour cette méthode est donc le nombre de groupes de débit. Nous calculerons



cette courbe pour **5**, **7**, **10**, **15** et **20** groupes de débits. Dans le cas du post-traitement, les modalités *input averaging* et *output averaging* sont égales. En effet :

$$Q_{PT}(InAv) = \overline{(Ci_{V_1}, \dots, Ci_{V_K})} * Q_i \quad i \in \{1, \dots, N\} \quad (8.4)$$

avec  $Q_{PT}(InAv)$  le débit du bassin cible après le post-traitement,  $Ci_{V_k}$  la correction observée pour la classe de débit  $i$  sur le bassin voisin  $V_k$ . Soit

$$Q_{PT}(InAv) = \frac{Ci_{V_1} + \dots + Ci_{V_K}}{K} * Q_i \quad i \in \{1, \dots, N\} \quad (8.5)$$

$$Q_{PT}(InAv) = \frac{1}{K} * (Q_i * Ci_{V_1} + \dots + Q_i * Ci_{V_K}) \quad i \in \{1, \dots, N\} \quad (8.6)$$

$$Q_{PT}(InAv) = \overline{Q_i * Ci_{V_k}} \quad i \in \{1, \dots, N\} \text{ et } k \in \{1, \dots, 20\} \quad (8.7)$$

$$Q_{PT}(InAv) = Q_{PT}(OutAv) \quad (8.8)$$

## 8.6. Synthèse

La figure 8.7 rassemble toutes les modalités envisagées pour cette étude.

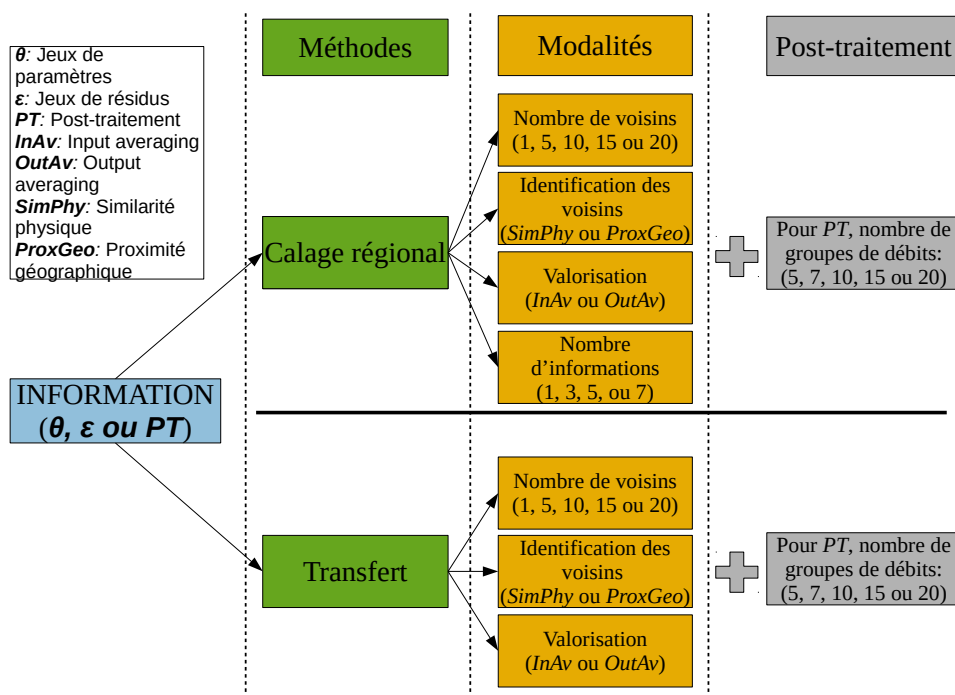


FIGURE 8.7. – Vue d'ensemble des modalités testées pour étudier la sensibilité des méthodes de régionalisation de l'hydrogramme à leurs hypothèses.

La figure 8.7 montre qu'un grand nombre de modalités sont testées, ce qui rend l'étude complexe. Pour réduire le nombre de dimensions de l'analyse, nous réalisons certains choix méthodologiques :

1. La performance du modèle sera mesurée uniquement par la fonction objectif ( $FO_4^*$ , qui correspond au critère de Kling-Gupta sur la racine carrée des débits)
2. Dans un premier temps nous étudierons chaque méthode indépendamment pour déterminer les modalités maximisant la performance
3. À l'issue de cette analyse, nous discuterons des différences entre les méthodes.

# 9

## Sensibilité des méthodes de régionalisation et intercomparaison

### 9.1. Objectifs

Le chapitre précédent a exposé comment généraliser les méthodes de régionalisation basées sur le transfert et sur le calage régional. Dans cette partie, nous discuterons les résultats obtenus pour :

1. Réaliser une étude de sensibilité dans le but déterminer les modalités maximisant la performance de chaque méthode de régionalisation
2. Réaliser une intercomparaison des méthodes

Le paragraphe [9.2](#) étudie la sensibilité des méthodes basées sur le transfert, le paragraphe [9.3](#) étudie la sensibilité des méthodes basées sur le calage régional. Au sein de ces deux paragraphes, nous étudierons séparément les différentes informations (jeux de paramètres, jeux de résidus et post-traitement). Nous rappelons que la transmission d'un jeu de résidus et d'un post-traitement nécessite la régionalisation préalable d'un jeu de paramètres. Pour ces deux informations, nous partirons du jeu de paramètres régionalisé à partir de la physique, tel que présenté au chapitre [5](#).

## 9.2. Méthodes basées sur le transfert

### 9.2.1. Jeu de paramètres

Les modalités du transfert des jeux de paramètres sont : (i) choix des bassins donneurs (nombre et identification) et (ii) valorisation de l'information. La figure 9.1 présente la distribution des performances du transfert des jeux de paramètres.

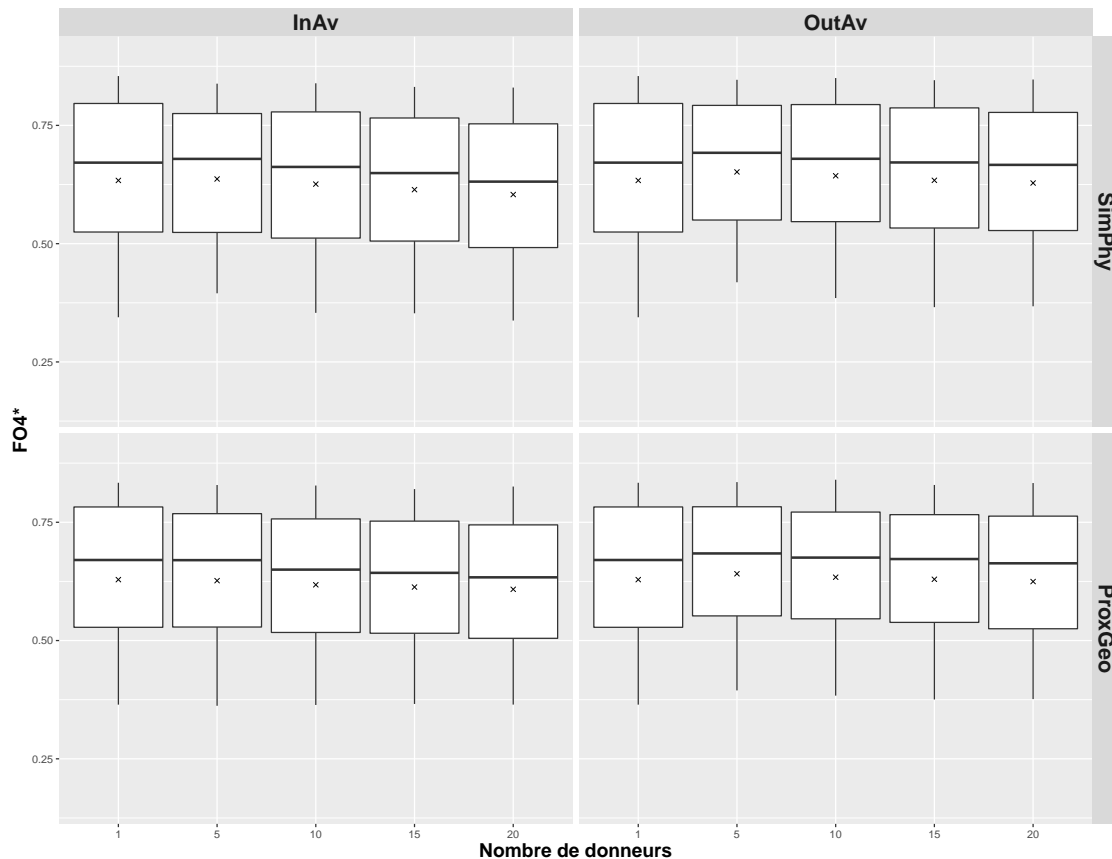


FIGURE 9.1. – Performance du transfert des jeux de paramètres pour les différentes modalités étudiées : nombre de bassins donneurs, identification des donneurs (similarité physique ou proximité géographique) et valorisation de l'information (*input averaging* ou *output averaging*).

La figure 9.1 montre que les performances du transfert sont proches entre les différentes modalités. Les transferts valorisés par *output averaging* obtiennent des performances légèrement plus importantes car elles semblent limiter le nombre de mauvaises simulations. L'impact du nombre de bassins versants donneurs est le même pour toutes les modalités : les performances sont constantes voire augmentent légèrement entre 1 et 5 bassins donneurs et diminuent lorsque plus de 5 bassins donneurs sont identifiés. Cet effet est plus marqué lorsque les jeux de paramètres des donneurs sont valorisés par *input averaging*. 5 bassins versants donneurs semblent être le meilleur compromis pour toutes les méthodes. Ce nombre est probablement suffisamment restreint pour transférer de l'information et peu de bruit mais suffisamment important pour trouver au moins 1 bassin effectivement similaire parmi l'échantillon de donneurs. L'impact de la mesure de la distance entre les bassins (similarité physique ou proximité géographique)

semble de second ordre, dans la mesure où les performances sont équivalentes entre ces deux modalités (voir aussi le chapitre 4). Les modalités qui maximisent la performance moyenne du transfert du jeu de paramètres sont d'identifier 5 donneurs sur la base de la similarité physique et de transmettre les jeux de paramètres par *output averaging*.

### 9.2.2. Jeu de résidus

Les modalités du transfert des jeux de résidus sont : (i) choix des bassins donneurs (nombre et identification) et (ii) valorisation de l'information. La figure 9.2 présente la distribution des performances du transfert des jeux de résidus.

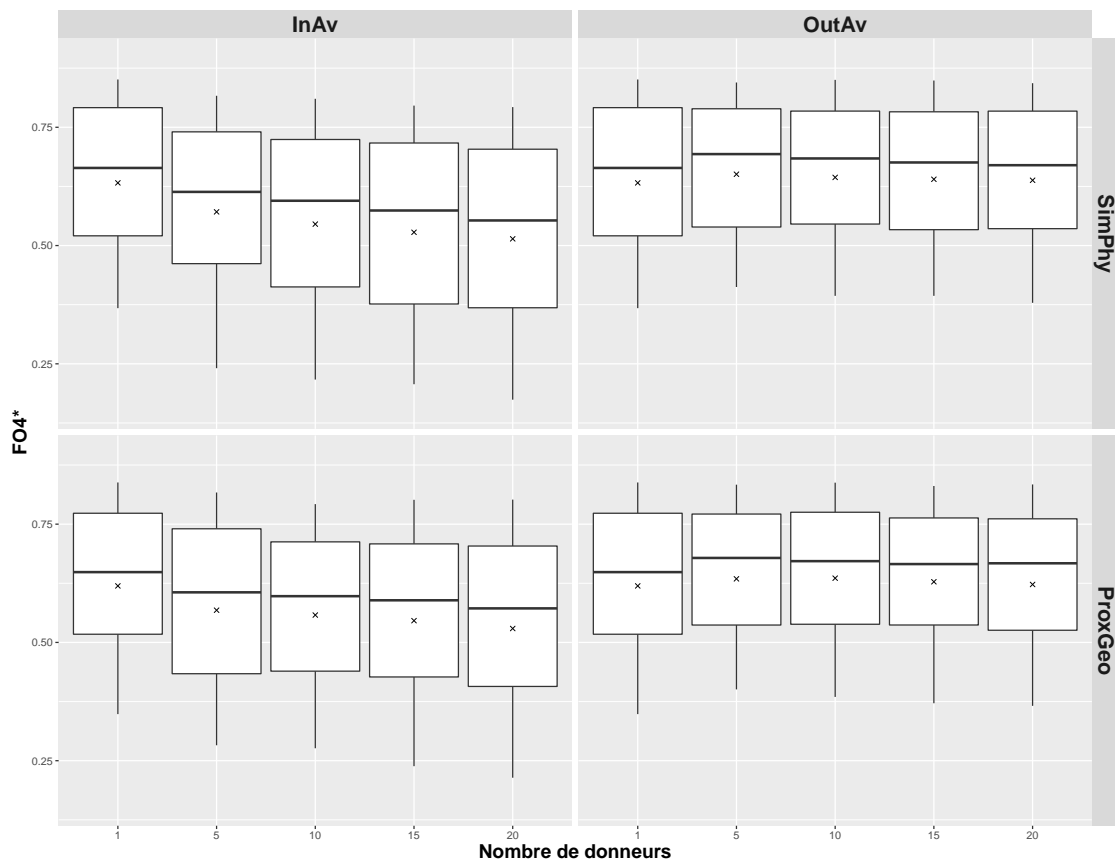


FIGURE 9.2. – Performance du transfert des jeux de résidus pour les différentes modalités étudiées : nombre de bassins donneurs, identification des donneurs (similarité physique ou proximité géographique) et valorisation de l'information (*input averaging* ou *output averaging*).

La figure 9.2 montre que les différences entre les modalités sont plus marquées pour le transfert des jeux de résidus que dans le cas du transfert des jeux de paramètres. En particulier, transmettre les jeux de résidus par *output averaging* est nettement plus performant. Pour l'*output averaging*, le nombre de bassins donneurs depuis lesquels les jeux de résidus sont transférés n'a que très peu d'impact sur la performance du transfert. Là encore, 5 bassins versants donneurs est la modalité optimale et les simulations sont robustes. L'impact du nombre de bassins versants donneurs est beaucoup plus important lorsque les jeux de résidus sont valorisés par *input averaging*. Le transfert des jeux de résidus apparaît donc moins robuste que celui des jeux de

paramètres, dans la mesure où les performances diminuent plus rapidement lorsque le nombre de donneurs augmente. Les jeux de résidus semblent donc moins consistants à l'intérieur du jeu et donc moins transférables par *input averaging* lorsque l'on considère plusieurs bassins versants donneurs. Les modalités qui maximisent la performance moyenne du transfert du jeu de résidus sont d'identifier 5 donneurs sur la base de la similarité physique et de transmettre les jeux de paramètres obtenus par *output averaging*.

### 9.2.3. Post-traitement

Les modalités du transfert du post-traitement sont : (i) choix des bassins donneurs (nombre et identification) et (ii) nombre de classe de débit utilisé pour calculer le post-traitement. Dans le cas du post-traitement les méthodes basées sur l'*input averaging* et l'*output averaging* sont identiques. La figure 9.3 présente les performances obtenues par le transfert du post-traitement.

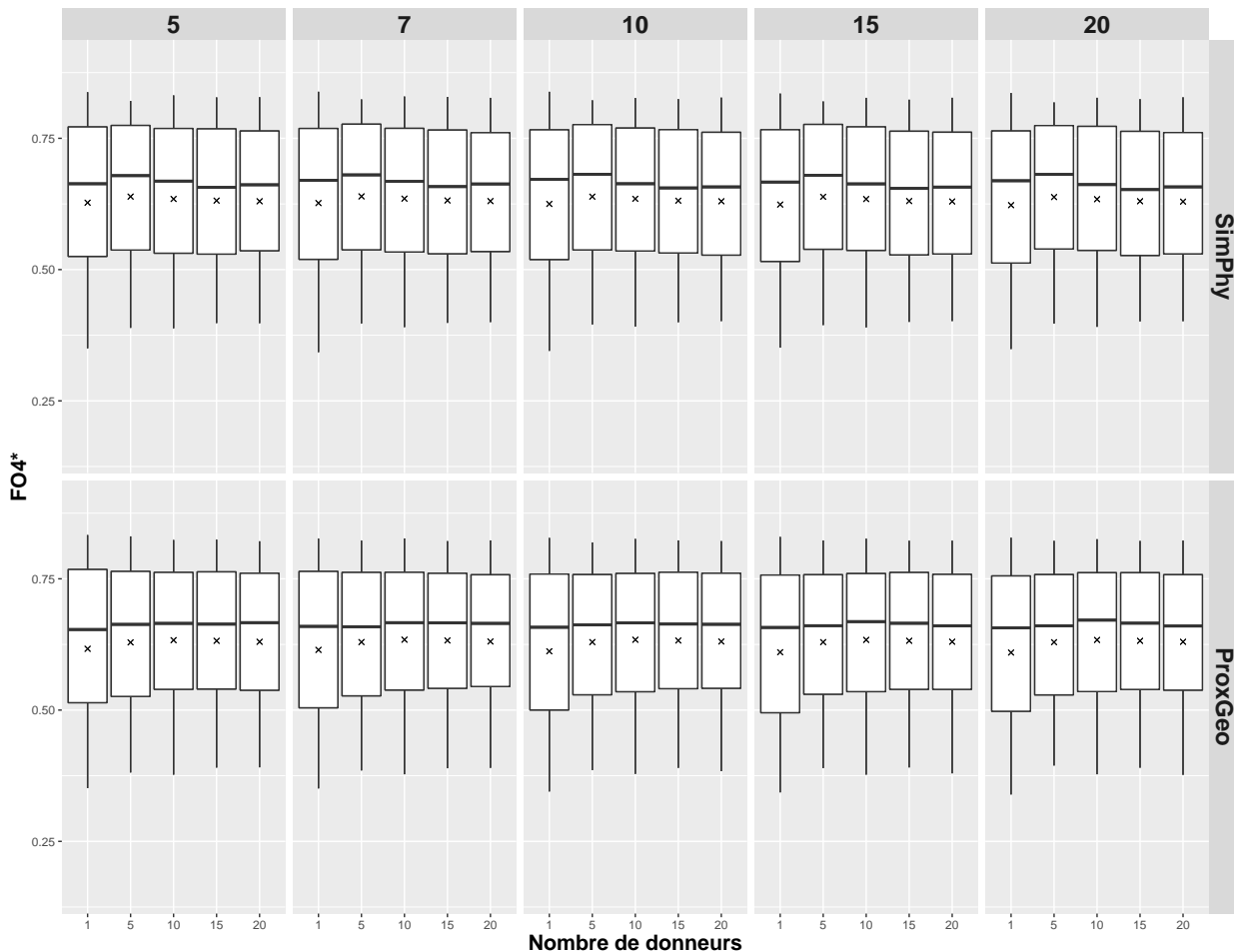


FIGURE 9.3. – Performance du transfert du post-traitement pour les différentes modalités étudiées : nombre de bassins donneurs, identification des donneurs (similitude physique ou proximité géographique) et nombre de groupe de débit (5, 7, 10, 15 et 20).

La figure 9.3 montre que les performances du transfert du post-traitement ne sont pas impactées par le nombre de groupes de débit utilisés pour le calculer. Ce résultat est étonnant dans la

mesure où l'on aurait pu s'attendre à augmenter la performance en considérant un nombre plus important de groupes de débit. Les erreurs sont probablement mieux décrites avec un nombre de groupes de débits plus important. Le revers de la médaille est que la courbe obtenue est sûrement plus spécifique à chaque bassin et donc moins transférable. De fait, le gain de performance obtenu en décrivant mieux les erreurs n'est pas visible lorsque les courbes sont transférées.

Le nombre de bassins donneurs a un impact différent selon la mesure de distance utilisée. Dans le cas de la similarité physique, le nombre de bassins donneurs optimal est de 5. Dans le cas de la proximité géographique, la performance moyenne augmente avec le nombre de bassins et plafonne à partir de 10 donneurs. Ce résultat est intéressant car il suggère que les erreurs sont corrélées dans l'espace géographique de manière plus étendue. Si le nombre de bassins donneurs est fixé, il n'y a plus de différence entre la proximité géographique et la similarité physique. Les meilleures modalités de transfert du post-traitement sont de calculer une courbe de post-traitement pour 7 groupes de débit et d'identifier 5 bassins donneurs sur la base de la similarité physique.

## 9.3. Méthodes basées sur le calage régional

Nous rappelons que les méthodes basées sur le calage régional nécessite l'identification d'une modalité supplémentaire : le nombre d'informations transmises. En effet, le calage régional est réalisé à partir d'une librairie d'informations et consiste à classer ces informations de la plus pertinente à la moins pertinente. On peut alors choisir de transmettre uniquement la meilleure information ou les  $k$  meilleures informations identifiées sur le groupe de bassins versants donneurs.

### 9.3.1. Jeu de paramètres

Les modalités du calage régional des jeux de paramètres sont : (i) choix des bassins donneurs (nombre et identification) et (ii) valorisation de l'information et (iii) nombre d'informations transmises. La figure 9.4 présente la performance moyenne du calage régional des jeux de paramètres.

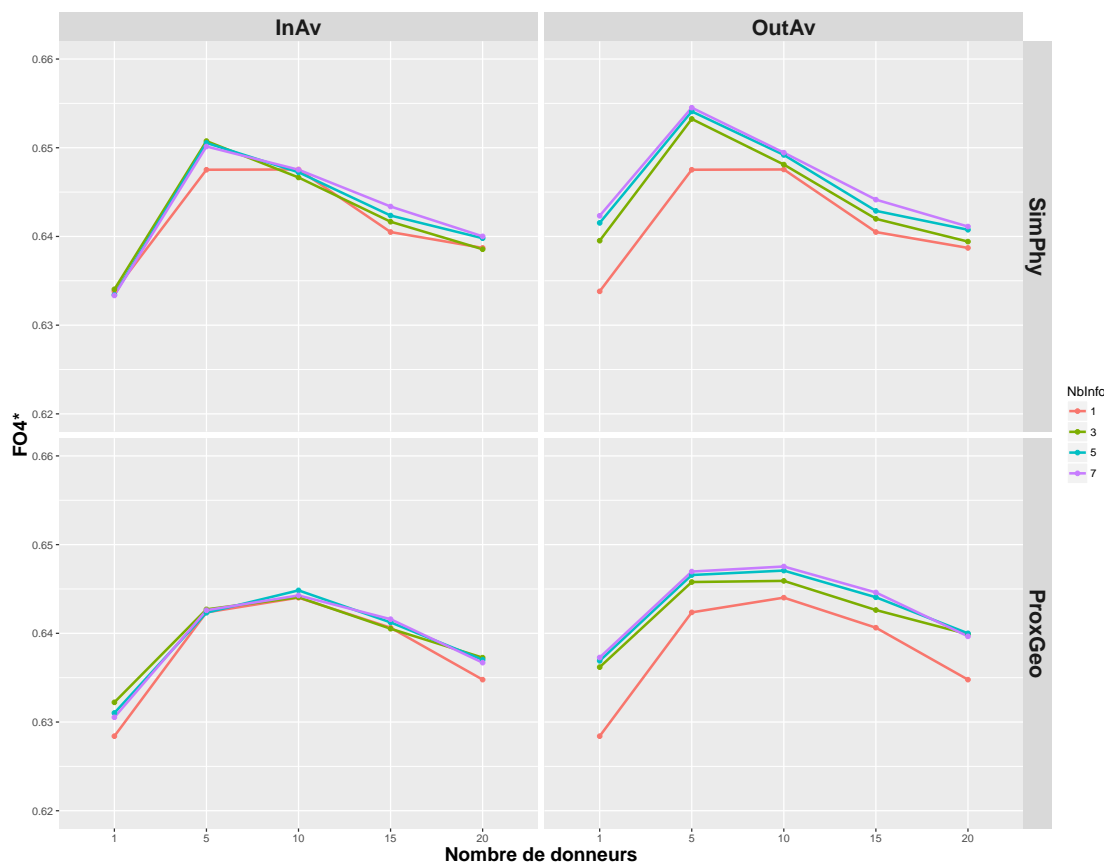


FIGURE 9.4. – Performance moyenne du calage régional des jeux de paramètres sur les 580 bassins de l'échantillon. Les modalités étudiées sont : nombre de bassins donneurs, identification des donneurs (similarité physique ou proximité géographique), valorisation de l'information (*input averaging* ou *output averaging*) et nombre d'informations transférées.

La figure 9.4 montre dans un premier temps que l'*output averaging* est plus performant que l'*input averaging* et ce quel que soit le nombre d'informations transmises. La performance moyenne augmente jusqu'à 5 bassins donneurs avant de diminuer légèrement dans le cas de la proximité géographique et plus rapidement dans le cas de la similarité physique. La régionalisation des jeux de paramètres par transfert et calage régional présente donc des points communs. La spécificité du calage régional est de pouvoir transmettre plusieurs jeux de paramètres optimisés issus d'un même échantillon de bassins donneurs. À nombre de donneurs fixé, on voit d'ailleurs que transférer plusieurs informations augmente la performance moyenne dans la majorité des cas. Ce résultat confirme que valoriser plusieurs informations permet d'augmenter la performance. Les performances obtenues en valorisant 5 informations issues d'1 donneur sont inférieures à celles obtenues en valorisant 1 information issue de 5 bassins versants. Pour transmettre efficacement l'information par calage régional, il semble préférable de se baser sur plusieurs bassins versants. Cet effet est probablement lié au fait que si l'on se base sur 1 unique bassin donneur, on fait l'hypothèse que celui-ci est suffisamment informatif. Chercher à transmettre une information commune à plusieurs bassins, c'est-à-dire moins entachée par le "bruit" lié à un bassin permet d'augmenter la performance de la régionalisation. Les modalités optimales pour le calage régional des jeux de paramètres sont d'identifier 5 donneurs sur la base de la similarité physique et de transférer 7 informations valorisées par *output averaging*.



### 9.3.2. Jeu de résidus

Les modalités du calage régional des jeux de résidus sont : (i) choix des bassins donneurs (nombre et identification), (ii) valorisation de l'information et (iii) nombre d'informations transmises. La figure 9.5 présente la performance moyenne du calage régional des jeux de résidus.

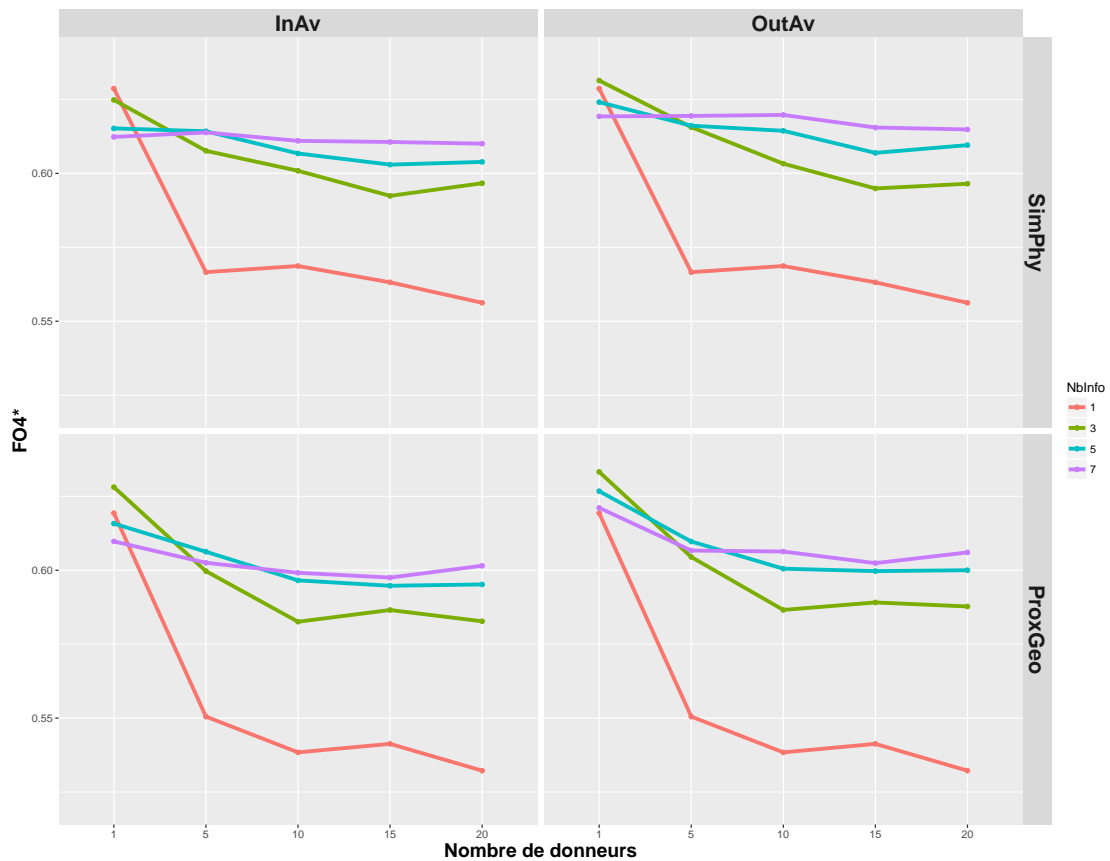


FIGURE 9.5. – Performance moyenne du calage régional des jeux de résidus sur les 580 bassins de l'échantillon. Les modalités étudiées sont : nombre de bassins donneurs, identification des donneurs (similarité physique ou proximité géographique), valorisation de l'information (*input averaging* ou *output averaging*) et nombre d'information transférée.

La figure 9.5 montre que le calage régional des jeux de résidus est moins performant lorsque l'on augmente le nombre de bassins versants donneurs. Cet effet est très marqué lorsque l'on transfère une seule information. Là encore la proximité géographique et la similarité physique se comporte de la même manière. Ces résultats sont comparables au transfert des résidus où les performances diminuent aussi avec le nombre de bassins versants donneurs. Ils confirment que la régionalisation des jeux de résidus est moins robuste lorsque l'on va chercher des bassins plus éloignés (dans l'espace géographique ou des descripteurs).

En particulier, si l'on reprend l'exemple du paramètre précédent (1 donneur, 5 informations transférées vs 5 donneurs et 1 information transférée), on voit que les résultats en termes de performance sont inversés. Dans le cas du calage régional des jeux de résidus, mieux vaut travailler uniquement avec le plus proche donneur et transmettre plusieurs informations. Ce résultat confirme que seul le plus proche donneur est informatif dans le cas de la régionalisation

des jeux de résidus. Dans ce cas particulier, le calage régional est intéressant car il permet de bénéficier du gain de performance apporté par l'*output averaging* même avec un unique bassin donneur. Les modalités optimales pour le calage régional des jeux de paramètres sont d'identifier 1 donneur sur la base de la proximité géographique et de transférer 3 informations valorisées par *output averaging*.

### 9.3.3. Post-traitement

Les modalités du calage régional du post-traitement sont : (i) choix des bassins donneurs (nombre et identification), (ii) nombre de classe de débit utilisé pour calculer le post-traitement et (iii) nombre d'informations transmises. Dans le cas du post-traitement les méthodes basées sur l'*input averaging* et l'*output averaging* sont identiques. La figure 9.6 présente les performances obtenues par le transfert du post-traitement.

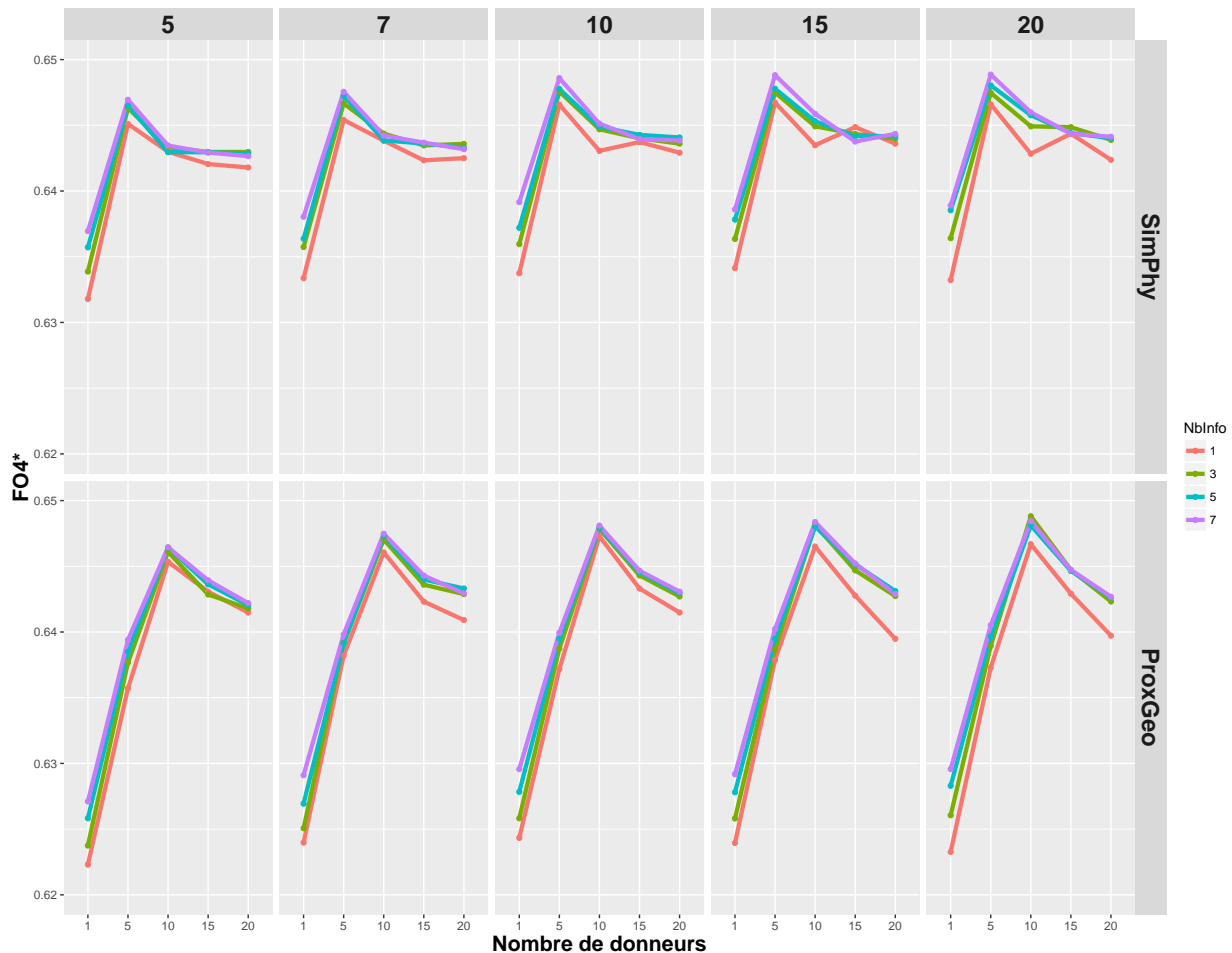


FIGURE 9.6. – Performance du transfert du post-traitement pour les différentes modalités étudiées : nombre de bassins donneurs, identification des donneurs (similarité physique ou proximité géographique) et nombre de groupe de débit (5, 7, 10, 15 et 20).

La figure 9.6 montre que le nombre de bassins donneurs a un impact différent selon la distance utilisée. Pour la similarité physique, le nombre de donneurs optimal est de 5 contre 10 pour la

proximité géographique. De ce point de vue, le calage régional et le transfert du post-traitement sont identiques. Dans le cas du calage régional cependant, la performance moyenne est d'autant plus élevée que le nombre de groupes de débit utilisés pour calculer le post-traitement est important. Ce résultat est différent des méthodes basées sur le transfert où celui-ci devient inefficace lorsque le post-traitement est trop détaillé. Ce résultat montre que les méthodes de transfert sont limitées par le fait qu'elles transmettent une information observée, donc spécifique au bassin donneur. Dans le cas du calage régional, l'information est optimisée sur plusieurs bassins donneurs : elle est donc par construction sélectionnée car échangeable entre bassins. Les modalités qui maximisent la performance du calage régional du post-traitement sont de calculer une courbe de post-traitement pour 20 groupes de débit, d'identifier 5 bassins donneurs sur la base de la similarité physique et de valoriser 7 informations.

## 9.4. Quelles sont les méthodes les plus performantes ?

Les paragraphes 9.2 et 9.3 nous ont permis de déterminer les modalités permettant de maximiser la performance des méthodes de régionalisation basées sur le transfert et le calage régional respectivement. La figure 9.7 présente les résultats obtenus lorsque la performance de chaque régionalisation est maximisée.

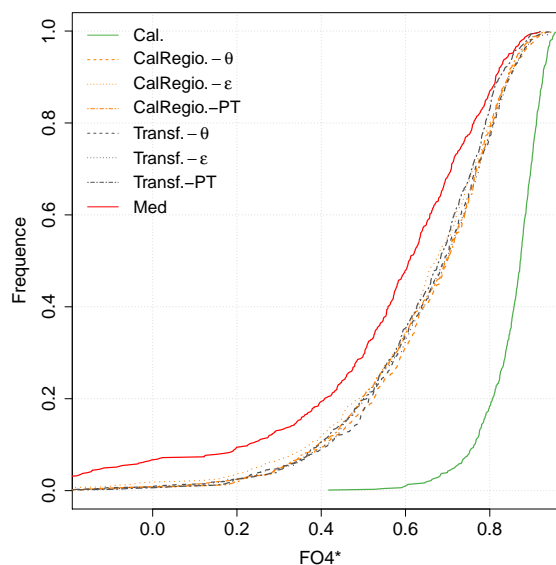


FIGURE 9.7. – Distribution des performances lorsque le modèle est calé (*Cal.*), lorsque l'information est obtenue par transfert (*Transf.*) ou calage régional (*CalRegio.*), lorsque l'information est un jeu de paramètres ( $\theta$ ), un jeu de résidus ( $\varepsilon$ ) ou un post-traitement (*PT*) et lorsque tous les bassins partagent le même jeu de paramètres (*Med.*). Rappelons que les jeux de résidus ( $\varepsilon$ ) et le post-traitement (*PT*) s'appuie sur la méthode TRUCAGE présentée au chapitre 5.

La figure 9.7 montre que toutes les méthodes de régionalisation sont plus performantes que le jeu de paramètres médian, c'est-à-dire lorsque tous les bassins possèdent le même jeu de paramètres. Ce résultat confirme le gain obtenu, même en contexte non jaugé, par l'ajout d'information spécifique à chaque bassin versant. Par contre, on voit que les régionalisations

basées sur le calage régional et le transfert ont des performances très proches. Le tableau 9.1 regroupe les performances moyennes pour ces méthodes.

Tableau 9.1. – Performance moyenne des régionalisations.

	Calage régional	Transfert
Jeux de paramètres	0.65	0.65
Jeux de résidus	0.63	0.65
Post-traitement	0.65	0.64

Le tableau 9.1 montre que les performances moyennes des six méthodes de régionalisation sont très proches. Ce résultat est étonnant dans la mesure où : (i) des informations différentes sont valorisées (jeux de paramètres, jeux de résidus et post-traitement) et (ii) les stratégies d'identification sont différentes (transfert ou calage régional). Il suggère que les performances des méthodes de régionalisation de l'hydrogramme plafonnent autour de  $FO4^* = 0.65$ , quelle que soit l'information valorisée et la manière dont elle est identifiée. Le point commun entre ces méthodes est l'identification des bassins donateurs, c'est-à-dire les bassins considérés comme informatifs lors de la procédure de *leave-one-out*. Ceux-ci sont identifiés sur la base d'une distance géographique ou d'une distance physique. Le plafonnement des performances suggère une identification perfectible des bassins informatifs par les distances utilisées.

En effet, Oudin *et al.* (2010) ont étudié dans quelle mesure les descripteurs des bassins permettaient d'identifier de manière correcte les bassins versants donateurs. Pour cela, ils se sont appuyés sur un échantillon de 903 bassins situés en France et en Angleterre et deux modèles hydrologiques (TOPMO et GR4J). Les auteurs définissent deux similarités : (i) une similarité physique, basée sur les descripteurs des bassins et (ii) une similarité hydrologique, basée sur la possibilité d'échanger les jeux de paramètres. Ils montrent que les deux classifications sont convergentes dans seulement 60% des cas et l'attribuent à (i) la présence d'horsains et (ii) la faible valeur informative de certains descripteurs (en particulier géologiques). Dans le chapitre suivant, nous étudierons dans quelle mesure une mauvaise identification des bassins donateurs pénalise la régionalisation de l'hydrogramme.

# 10

## Que faire dans une prochaine thèse ?

### 10.1. Objectifs

Ce chapitre a deux objectifs :

1. Estimer la marge de progression pour les méthodes de régionalisation
2. Identifier des pistes d'amélioration pour régionaliser les modèles hydrologiques

Nous n'avons pas l'ambition de proposer des pistes abouties dans ce chapitre, mais simplement un "défrichage" de ce qu'il serait possible de faire pour de prochaines études de régionalisation de l'hydrogramme. Pour cela, nous allons tricher et simplifier :

- **tricher** dans la mesure où nous allons utiliser les données observées pour nous placer dans un cas idéal où l'identification des bassins donneurs repose sur l'hydrogramme observé du bassin cible
- **simplifier** dans la mesure où, dans un premier temps, nous n'allons considérer qu'un unique bassin versant donneur. En effet, dans ce cas le calage régional et le transfert ainsi que l'*output averaging* et l'*input averaging* seront équivalents

### 10.2. Quel est le potentiel des méthodes de transfert ?

En contexte non jaugé, le transfert d'information se fait entre bassins versants voisins dans l'espace géographique ou physique. L'hypothèse est que les bassins voisins se ressemblent et qu'ils peuvent partager de l'information. Les voisins sont identifiés à l'aide de distances qui

mesurent la contiguïté entre les bassins, c'est ce à quoi s'attachent les méthodes présentées dans le chapitre précédent. Pour déterminer la performance maximale atteignable par ces méthodes, nous allons considérer un cas idéal reposant sur la procédure de *leave-one-out* mais où tous les bassins sont jaugés. Dans ce cas, le bassin versant donneur peut être défini non pas via des mesures de distances mais par une mesure de la performance du modèle sur le bassin cible. La figure 10.1 montre la distribution des performances du modèle sur l'échantillon de bassins lorsque l'on considère un unique donneur pour les méthodes de régionalisation classiques (*Transf.*) et pour le cas d'étude idéal (*Potentiel*).

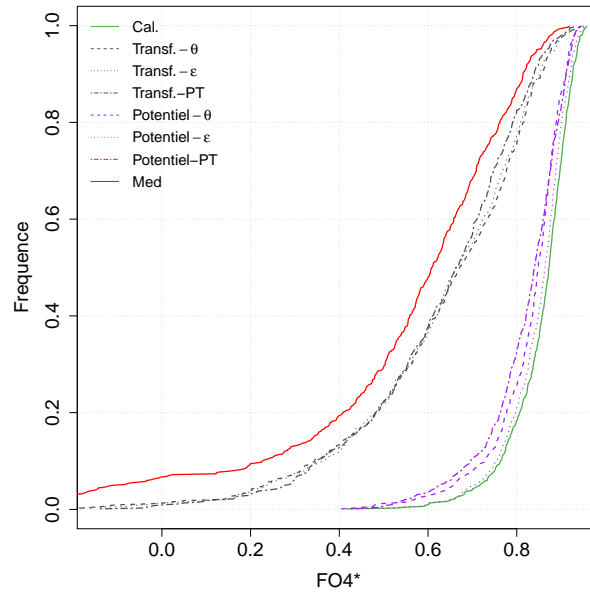


FIGURE 10.1. – Distribution des performances du transfert d'information entre bassins.

La figure 10.1 montre que les différences de performance sont très importantes entre le cas idéal et les méthodes de transfert classique. Dans le cas idéal, les performances sont très proches de celles obtenues en calant les paramètres du modèle et le transfert d'information semble être une alternative compétitive au calage. Le tableau 10.1 regroupe les performances moyennes du transfert.

Tableau 10.1. – Performances moyennes sur l'échantillon de bassins versants.

Information transférée	$\theta$	$\varepsilon$	$PT$
Transfert	0.63	0.63	0.63
Cas idéal	0.83	0.85	0.82

Le tableau 10.1 montre que les performances du transfert sont augmentées d'environ 30% dans le cas idéal. Ce résultat est attendu dans la mesure où la performance du transfert est maximisée par l'utilisation des données du bassin cible pour l'identification du meilleur voisin. Cette stratégie d'identification des bassins donneurs est bien entendu inapplicable en contexte non jaugé. Il montre cependant que le potentiel des méthodes de transfert est loin d'être réalisé.

De plus, on voit que les performances minimales dans le cas idéal sont égales aux performances minimales obtenues en calant le modèle, cela montre qu'il n'y a pas d'horsain du point de vue

de l'hydrogramme : il est toujours possible de trouver un bassin donneur adapté. Ce résultat est complémentaire de l'étude de [Oudin \*et al.\* \(2010\)](#) : les “horsains” de l'échantillon sont en fait créés par les distances utilisées. Celles-ci ne permettant pas d'identifier les bassins hydrologiquement similaires, alors même qu'ils existent bien dans le groupe de bassins jaugés utilisables pour le bassin non jaugé.

La seule différence entre le cas idéal et les méthodes de transfert classiques est la stratégie d'identification des donneurs : utilisation de l'hydrogramme pour le cas idéal et utilisation de mesures de distances pour les méthodes classiques. La figure [10.1](#) confirme les résultats du chapitre précédent, à savoir que le problème de la régionalisation n'est pas de savoir si l'information est valorisée ou même comment mais bien l'identification des bassins versants entre lesquels l'échange d'information est possible, c'est-à-dire la mesure de la distance entre les bassins en contexte non-jaugé.

## 10.3. D'où vient le problème ?

### 10.3.1. Une mauvaise identification des bassins versants donneurs

#### 10.3.1.1. Exemple

Le paragraphe [10.2](#) suggère que l'identification des bassins donneurs est la limite de la performance des méthodes de transfert. Dans ce paragraphe, nous cherchons à illustrer cette hypothèse en considérant un bassin versant exemple : le bassin de la Lauter à Wissembourg (A3902010). La figure [10.2](#) présente les voisins identifiés par les différentes stratégies : (i) donneurs idéaux (identifié en utilisant l'hydrogramme), (ii) donneurs physiques (identifiés par la distance physique) et (iii) donneurs géographiques (identifiés par la distance géographique). Les trois ensembles sont constitués de cinq bassins voisins.

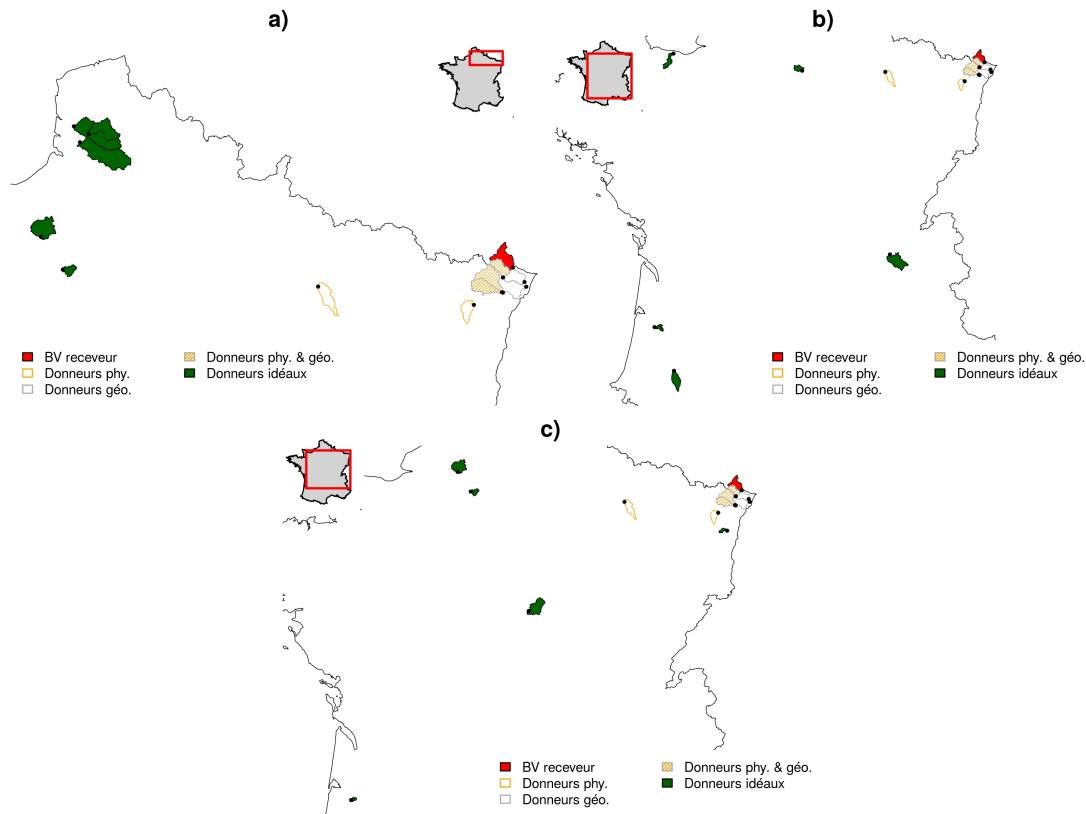


FIGURE 10.2. – Position des bassins versants donneurs de a) jeux de paramètres, b) jeux de résidus et c) post-traitement pour le bassin de la Lauter à Wissembourg (A3902010).

La figure 10.2 montre dans un premier temps que les distances physique et géographique échouent à identifier correctement les cinq premiers donneurs idéaux dans le cas de la Lauter à Wissembourg. Cette observation est valable pour les trois informations transférables entre bassins. Pour ce bassin, la performance du transfert des jeux de paramètres est de 0.59, contre 0.76 dans le cas idéal et 0.85 en calant le modèle. Ce différentiel de performance est la conséquence du mauvais transfert d’information vers ce bassin à l’aide des distances physique et géographique. Par ailleurs, une certaine redondance existe entre les mesures de distances physiques et géographiques puisque trois bassins sont à la fois donneurs physiques et géographiques.

Enfin, la figure 10.2 montre que les donneurs idéaux (identifiés en utilisant l’hydrogramme du bassin cible) changent selon l’information transférée. Ce résultat est possible car l’hydrogramme du bassin cible permet de bien contraindre l’information transférée. **Cependant, il suggère que les bassins ne sont pas similaires “en soi” mais conditionnellement à une méthode de transfert.** Ce résultat est amplifié par le fait que nous travaillons uniquement avec le meilleur donneur idéal. Cependant, il montre une caractéristique du transfert d’information que les distances ne sont pas capables de reproduire car elles sont bijectives, c’est-à-dire qu’elles identifient de manière univoque les bassins voisins et que leur contenu informatif ne s’adapte pas à l’information transférée. Le paragraphe suivant étudie si l’ensemble des bassins se comportent comme le bassin exemple de la Lauter à Wissembourg.



### 10.3.1.2. Généralisation à l'ensemble de l'échantillon

Pour généraliser l'étude de l'identification des bassins donneurs à l'ensemble de l'échantillon, nous allons étudier le recouvrement entre les ensembles de donneurs possibles. Nous nous plaçons dans la même situation qu'au paragraphe précédent : pour un bassin cible, nous identifions trois ensembles de donneurs : (i) les donneurs idéaux, (ii) les donneurs physiques et (iii) les donneurs géographiques. Les trois ensembles de donneurs sont constitués de cinq bassins versants. Pour chaque bassin de l'échantillon, considéré comme bassin cible dans la procédure de *leave-one-out*, nous pouvons étudier l'effectif de l'intersection : entre l'ensemble des donneurs idéaux et l'ensemble des donneurs physiques d'une part ; et l'ensemble des donneurs idéaux et des donneurs géographiques d'autre part. L'effectif du recouvrement entre les ensembles de donneurs est étudié pour les trois informations transférées. L'intersection peut être composée de 0 à 5 bassins. La figure 10.3 présente les résultats obtenus sur l'ensemble de l'échantillon.

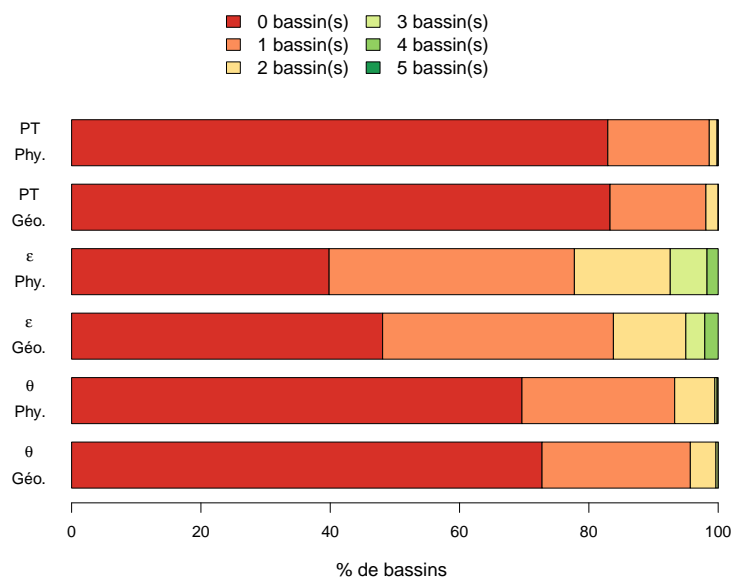


FIGURE 10.3. – Effectif de l'intersection des ensembles de donneurs. Le recouvrement est étudié pour les ensembles de donneurs physiques (*Phy.*), géographiques (*Géo.*) et pour les trois informations transférées : jeux de paramètres ( $\theta$ ), jeux de résidus ( $\varepsilon$ ) et post-traitement (*PT*).

La figure 10.3 montre dans un premier temps que l'effectif du recouvrement entre ensemble de donneurs dépend au premier ordre de l'information transférée et au second ordre de la stratégie d'identification des donneurs (physique ou géographique). En effet, le pourcentage de bassins pour lesquels l'intersection est composée de 0 donneurs est de 40% lorsque des jeux de résidus sont transférés à l'aide de la similarité physique contre 50% à l'aide de la proximité géographique. le pourcentage de bassins pour lesquels l'intersection est composée de 0 donneurs est de 70% lorsque des jeux de paramètres sont transférés à l'aide de la similarité physique.

La figure 10.3 montre que l'identification d'au moins un donneur idéal échoue dans la majorité des cas. Concernant le transfert du post-traitement, l'intersection entre l'ensemble des donneurs idéaux et un ensemble de donneurs (physique ou géographique) est vide pour 85% des bassins de l'échantillon ! Ce résultat confirme que les mesures de distances ont un contenu informatif trop faible pour identifier efficacement les bassins donneurs.

### 10.3.2. Des mesures de distance bijectives

#### 10.3.2.1. Exemple

Les mesures de distance utilisées sont bijectives. Lorsqu'un seul bassin est considéré comme donneur dans la procédure de *leave-one-out*, la conséquence est que les bassins cibles et donneurs échangent de l'information uniquement par couple. Dans ce paragraphe nous nous intéressons à savoir si les transferts sont bijectifs dans le cas idéal où les donneurs sont identifiés en utilisant l'hydrogramme du bassin cible, c'est-à-dire lorsque la performance des transferts est maximisée. Nous étudierons la bijectivité des transferts dans le cas du bassin versant de la Lauter à Wissembourg (A3902010), avant de généraliser les conclusions à l'ensemble de l'échantillon. La figure 10.2 présente les couples donneur/receveur lorsque le bassin de la Lauter est (i) receveur et (ii) donneur idéal pour les trois informations transférées.

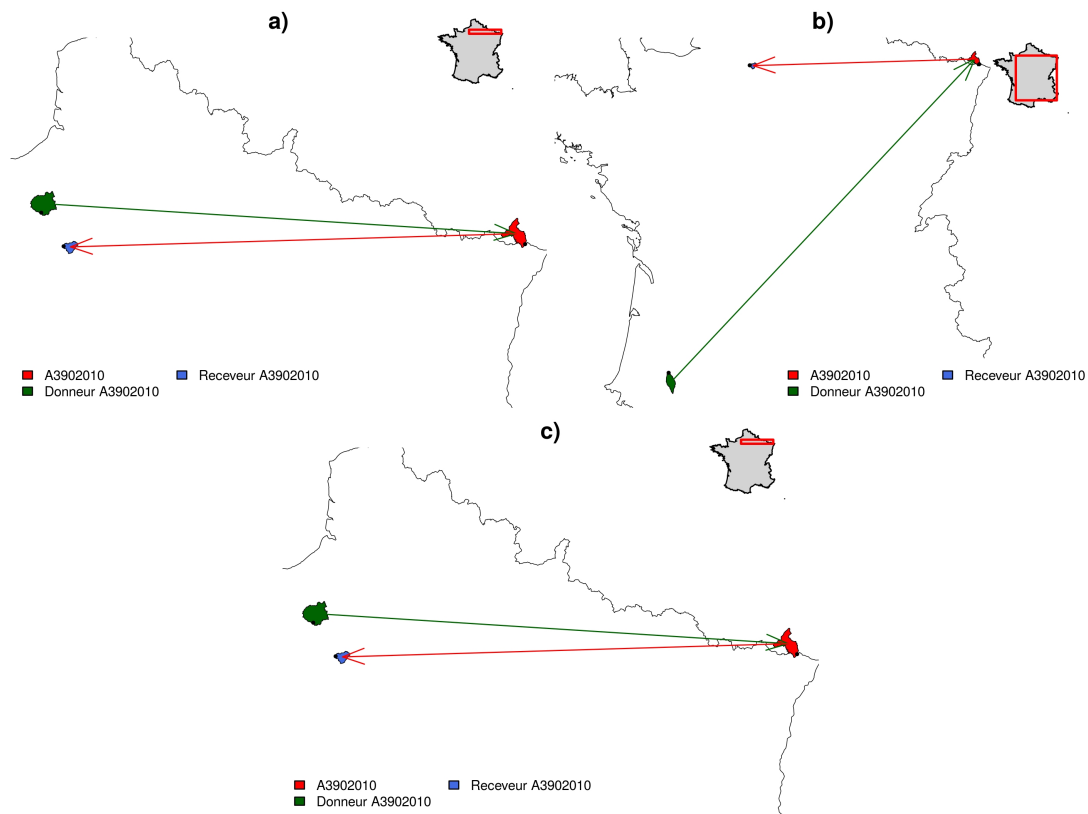


FIGURE 10.4. – Position des bassins versants donneur et receveur de a) jeux de paramètres, b) jeux de résidus et c) post-traitement pour le bassin de la Lauter à Wissembourg (A3902010).

La figure 10.2 montre que dans le cas idéal, les transferts ne sont pas bijectifs et ce quelle que soit l'information transférée. Ce résultat contribue à expliquer pourquoi les mesures de distance échouent dans la majorité des cas à identifier un donneur idéal. Là encore, ce résultat est à moduler car nous travaillons avec un unique bassin versant donneur. On aurait peut-être pu trouver un plus grand nombre de relation bijective en élargissant le nombre de bassins donneurs. Par ailleurs, on voit dans cet exemple que les couples donneur/receveur sont les mêmes lorsque l'on transfère un jeu de paramètres et un post-traitement.

Disposer de couples donneur/receveur constants pour les différentes informations est intéressant pour définir des règles d'identification des bassins donneurs plus performantes que les distances géographique et physique. Malheureusement, trop peu de couples donneur/receveur idéaux sont indépendants de l'information à l'échelle de l'échantillon de bassins : 12 couples sont constants entre transfert de paramètres et de post-traitement contre 10 couples entre transfert de résidus et de post-traitement et 8 couples entre transfert de résidus et de paramètres. Aucun couple donneur/receveur n'est constant pour les trois informations simultanément. Si des règles d'identification des couples donneur/receveur existent pour ces cas particuliers, elles seront probablement non généralisables à un nombre plus important de bassins. Le paragraphe suivant étudie si les relations de transfert sont bijectives sur l'ensemble de l'échantillon.

### 10.3.2.2. Généralisation à l'ensemble de l'échantillon

Pour étudier la bijectivité des transferts d'information à l'échelle de l'échantillon, nous nous plaçons dans des conditions identiques à celles du paragraphe précédent : (i) les bassins donneurs sont identifiés en utilisant l'hydrogramme du bassin cible (cas idéal) et (ii) un seul donneur est identifié. Pour chaque bassin de l'échantillon, considéré comme bassin cible dans la procédure de *leave-one-out*, nous étudions si le donneur idéal pour ce bassin est aussi le receveur idéal de ce bassin.

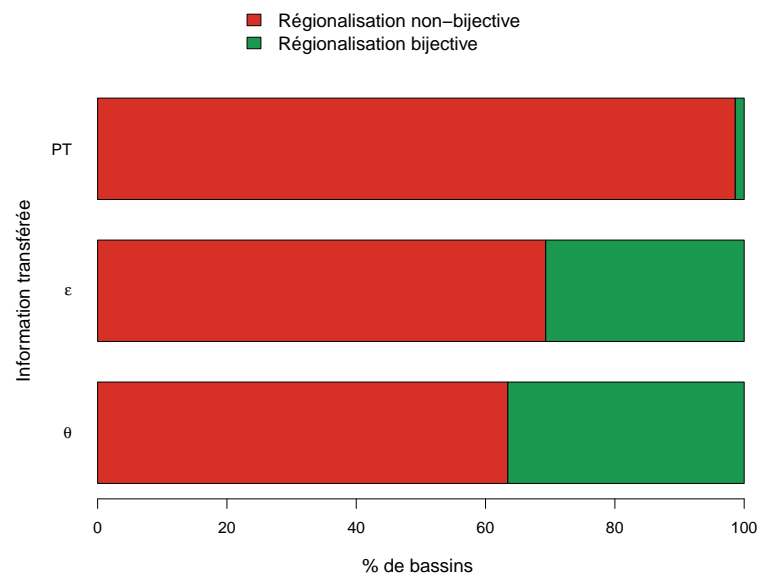


FIGURE 10.5. – Proportion de relations de transfert bijectives dans le cas idéal pour le transfert du jeu de paramètres ( $\theta$ ), du jeu de résidus ( $\varepsilon$ ) et du post-traitement ( $PT$ ).

La figure 10.5 montre que la relation de transfert est bijective pour 37% des bassins lorsque l'information transférée est un jeu de paramètres, 31% des bassins lorsque l'information transférée est un jeu de résidus et 1% des bassins lorsque l'information transférée est un post-traitement. Quelle que soit l'information, le transfert n'est donc pas bijectif pour la majorité des bassins. Ce résultat complète le diagnostic sur les mesures de distance utilisées pour identifier les couples donneur/receveur. Les voies d'amélioration de la performance du transfert sont donc : (i) changer les mesures de distance et (ii) incorporer de la non-bijectivité dans le transfert d'information. Les paragraphes suivants explorent ces pistes.

## 10.4. Tous les bassins sont-ils de bons donateurs ?

Dans ce paragraphe, nous souhaitons étudier la possibilité d'identifier les donateurs idéaux sans utiliser l'hydrogramme du bassin cible, c'est-à-dire de manière applicable en contexte non jaugé. Pour cela, nous nous détacherons de l'étude des couples donneur/receveur pour étudier l'ensemble des donateurs idéaux. Nous allons dans un premier temps identifier les donateurs idéaux identifiés avec l'hydrogramme du bassin cible, dans un second temps, nous caractériserons *a posteriori* ces bassins pour voir si certaines de leurs caractéristiques peuvent servir de support au calcul d'une nouvelle distance pour supporter le transfert d'informations.

### 10.4.1. Qui sont les donateurs ?

La figure 10.6 localise les bassins versants identifiés au moins une fois comme donneur idéal.

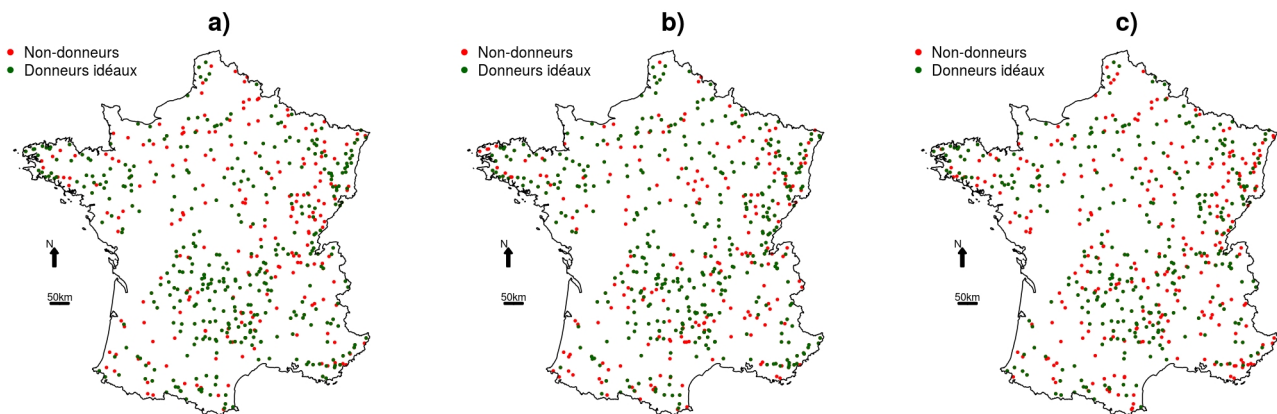


FIGURE 10.6. – Localisation des bassins versants donateurs idéaux. Les bassins sont représentés en vert dans le cas où le bassin est donneur : a) de jeu de paramètres, b) de jeu de résidus et c) de post-traitement.

La figure 10.6 montre que les donateurs sont répartis sur l'ensemble de la France métropolitaine et qu'on ne peut identifier de région où il n'y a aucun bassin donneur. On aurait pu s'attendre en particulier à ce que les bassins versants méditerranéens ou montagneux, plus spécifiques hydrologiquement, ne soient pas identifiés comme donateurs. De plus, pour chaque information, on voit que certains bassins versants ne sont jamais identifiés comme donateurs dans le cas idéal, alors qu'avec les mesures de distances classiques (physique ou géographique) tous les bassins sont donateurs une fois.

La figure 10.6 complète les résultats de la figure 10.2, à savoir que les donateurs idéaux sont différents selon l'information qui est transférée. Ce résultat est permis car dans le cas idéal, on utilise l'hydrogramme du bassin receveur, c'est-à-dire que l'on a suffisamment d'information pour identifier avec certitude le bassin donneur. En contexte non jaugé cependant, cette observation est problématique car les bassins ne sont pas similaires "en soi", c'est-à-dire du point de vue de leurs caractéristiques. La conséquence est qu'il n'est pas possible de trouver des règles générales d'identification des couples donneur/receveur. Autrement dit, il ne serait pas possible de mesurer la distance entre bassins de manière indépendante de l'hydrogramme.

### 10.4.2. Les bons donateurs ont-ils des caractéristiques facilement identifiables ?

Une première solution pour contourner le problème de transférer une information depuis des bassins qui ne sont pas des donateurs idéaux serait de savoir, avant le transfert d'information, quels bassins sont des donateurs idéaux et quels bassins sont de mauvais donateurs. Pour grossir les différences entre ces deux situations, nous allons étudier deux types de bassin versant : (i) les bassins identifiés comme donateurs idéaux pour toutes les informations et (ii) les bassins qui ne sont jamais identifiés comme donateurs idéaux.

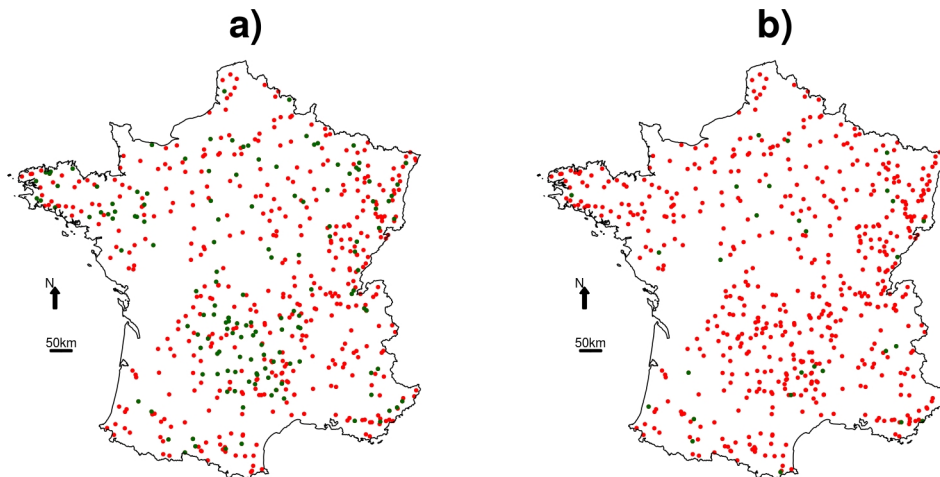


FIGURE 10.7. – Localisation des bassins versants identifiés ou non comme donneur idéal. Les bassins sont représentés en vert dans le cas où : a) le bassin est donneur pour toutes les informations (147 bassins versants) et b) le bassin n'est donneur pour aucune information (28 bassins versants).

La figure 10.7 montre que les bassins toujours ou jamais donateurs sont répartis également sur le territoire. On ne peut donc pas différencier les “bons” des “mauvais” donateurs sur base géographique. La figure 10.8 présente la possibilité de différencier “bons” et “mauvais” donateurs depuis des caractéristiques non-géographiques.

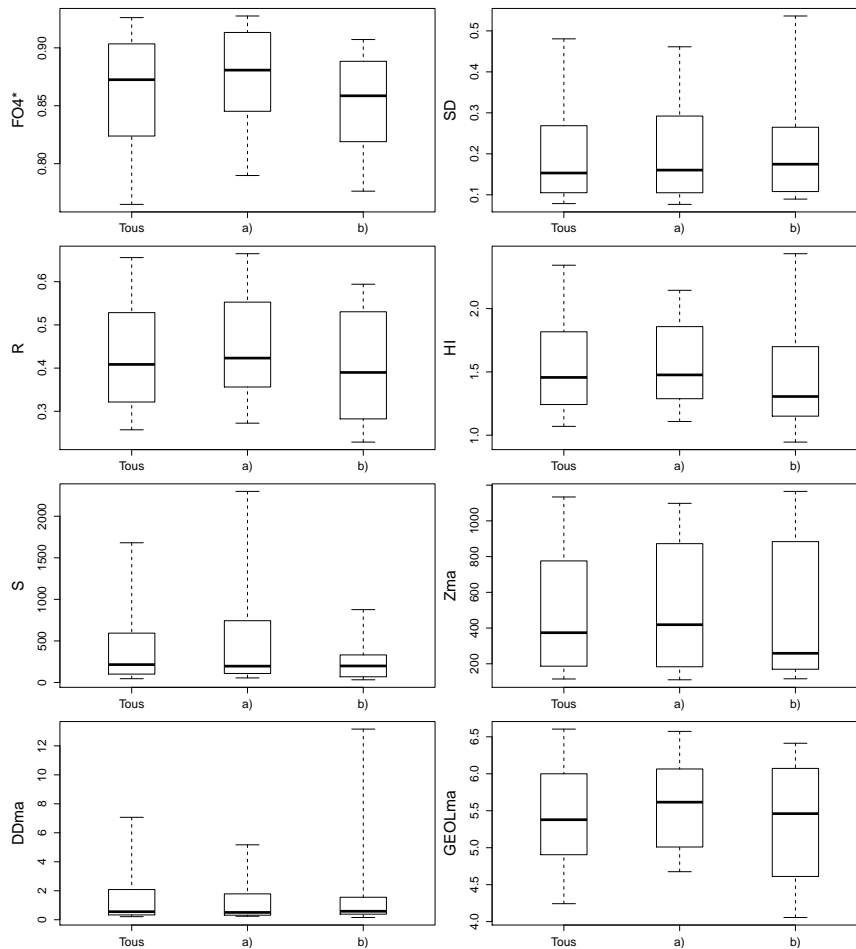


FIGURE 10.8. – Caractéristiques : Tous) des 580 bassins de l'échantillon, a) des 147 bassins donneurs et b) des 28 bassins qui ne sont jamais donneurs. Les caractéristiques envisagées sont :  $FO4^*$  (le critère mesurant la performance en calage),  $SD$  (le coefficient de variation temporel des paramètres),  $R$  (le rendement du bassin),  $HI$  (l'indice d'humidité),  $S$  (la surface),  $Zma$  (l'altitude moyenne du bassin),  $DDma$  (la densité de drainage moyenne) et  $GEOLma$  (la capacité moyenne du bassin à accueillir des nappes).

La figure 10.8 montre qu'il n'y a pas de différences claires entre les trois groupes de bassins. Certaines tendances sont identifiables : les bassins donneurs sont plutôt des bassins où le modèle est performant lors du calage, qui ont un rendement plutôt élevé et sont plutôt humides. À l'inverse, les bassins qui ne sont jamais donneurs sont plutôt des bassins de surface faible. Cependant le recouvrement, en particulier entre les caractéristiques des bassins toujours donneurs et jamais donneurs est trop important pour identifier des tendances nettes. Nous ne sommes donc pas capables de différencier facilement les "bons" bassins donneurs des "mauvais" bassins donneurs de manière indépendante de l'hydrogramme.

## 10.5. Quelles sont les pistes d'amélioration ?

Dans ce paragraphe nous souhaitons quantifier le potentiel de deux pistes d'amélioration de la performance des transferts. Pour simplifier l'analyse et dans la mesure où toutes les informations

se comportent globalement de la même manière, **nous nous concentrerons uniquement sur le transfert du jeu de paramètres**. Cette partie a plutôt vocation à exprimer mon opinion sur la direction à prendre pour régionaliser l'hydrogramme, les conclusions ne sont donc pas toutes supportées par des résultats produits au cours de la thèse.

## 10.5.1. Améliorer les distances existantes

### 10.5.1.1. Méthode

Nous avons vu qu'une limite à la performance des méthodes de transfert est la mesure de distance utilisée : proximité géographique et similarité physique. Les limites de ces distances sont qu'elles ne permettent pas de suffisamment contraindre le transfert et qu'elles sont bijectives alors que les transferts ne le sont pas. Améliorer les distances existantes consisterait donc à augmenter leur contenu informatif et à inclure de la non-bijectivité. Plusieurs études ont tenté d'améliorer les méthodes physiques et géographiques séparément. En particulier, [Reichl \*et al.\* \(2009\)](#) se sont intéressés à trouver la meilleure mesure de similarité pour identifier des bassins versants donneurs. En particulier, ils pondèrent les descripteurs au sein de la distance pour maximiser la performance de la régionalisation. Les auteurs montrent que la pondération augmente la performance de la régionalisation mais que les poids sont dépendants du bassin considéré, ce qui complique l'utilisation de ces distances sur des bassins extérieurs à l'échantillon. De même, [Lebecherel \(2015\)](#) teste plusieurs distances géographiques et montre que le choix de la distance a un impact très faible sur la performance du transfert. Augmenter le contenu informatif des deux distances séparément ne semblent donc pas une option pour augmenter la performance des transferts. Alternativement, une approche combinant les deux distances pourrait à la fois augmenter le contenu informatif et inclure de la bijectivité.

Une solution simple serait de proposer une approche de type liste noire/liste blanche lors de la procédure de *leave-one-out*. Il s'agirait dans un premier temps, d'identifier le 1<sup>er</sup> voisin physique et le 1<sup>er</sup> voisin géographique. Si ces voisins sont identiques le transfert du jeu de paramètres est réalisé, s'ils ne sont pas identiques, on élargit la recherche au 2<sup>ème</sup> voisin, puis 3<sup>ème</sup> ... jusqu'à ce que l'ensemble des voisins physiques intersecte celui des voisins géographiques. Pour définir le potentiel de ce type d'approche nous nous posons deux questions :

1. les distances sont-elles complémentaires ?
2. combiner les distances permet-il d'identifier plus de donneurs idéaux ?

La complémentarité des distances nous permet de déterminer si elles apportent une information différente et donc si leur combinaison créera de l'information, ou de la redondance dans le cas où elles ne seraient pas complémentaires. L'identification d'un donneur idéal en combinant les mesures de distance est utilisé comme proxy pour savoir si la combinaison des distances amènera effectivement une amélioration de performance.

### 10.5.1.2. Résultats

Pour répondre à ces questions pour chaque bassin versant, nous considérerons trois ensembles de donneurs constitués de 5 bassins versants : (i) les donneurs idéaux, (ii) les donneurs physiques et (iii) les donneurs géographiques. Pour chaque bassin de l'échantillon, considéré comme bassin cible dans la procédure de *leave-one-out*, nous étudierons l'effectif de l'intersection : entre les

ensembles géographiques et physiques pour répondre à la question 1 et le recouvrement entre les trois ensembles pour répondre à la question 2. La figure 10.9 présente les résultats obtenus sur l'ensemble de l'échantillon.

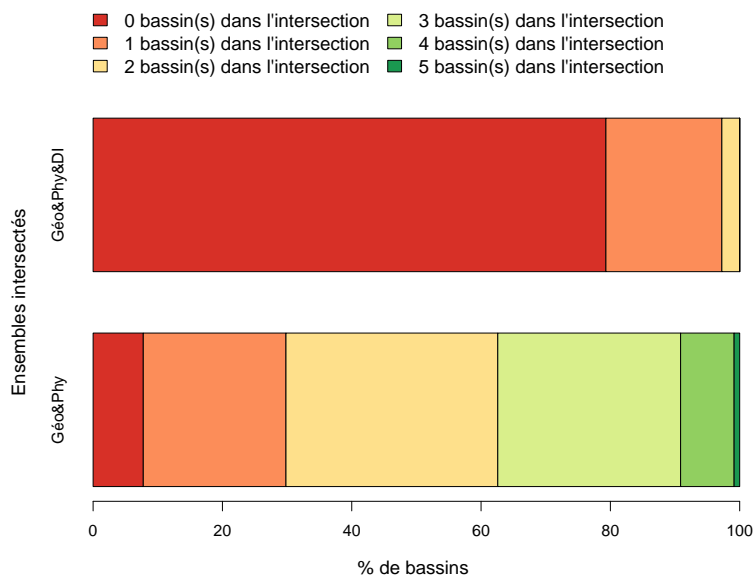


FIGURE 10.9. – Effectif du recouvrement entre les ensembles de donneurs pour les bassins de l'échantillon. Le recouvrement est étudié pour les ensembles de donneurs physiques (*Phy.*), géographiques (*Géo.*) et idéaux (*DI*).

La figure 10.9 montre que le recouvrement entre les ensembles géographiques et physiques est très important : seulement 8% des bassins ont une intersection vide lorsque ces ensembles sont constitués de 5 bassins ! Ce résultat s'explique par le fait que les descripteurs utilisés pour mesurer la similarité physique sont eux-mêmes corrélés dans l'espace. En effet, deux bassins situés à côté sont souvent soumis à des conditions climatiques proches et présentent des caractéristiques morphologiques, pédologique ou de végétation semblables. Par contre, cela signifie que les deux mesures de distance présentent une certaine redondance. Cette redondance est peut-être accentuée par les descripteurs utilisés pour construire la distance physique. Cependant, la performance des méthodes envisagées ici est équivalente à la performance obtenue par d'autres études, en particulier Oudin *et al.* (2008a), utilisant d'autres mesures de distance. Il est sûrement possible de limiter le recouvrement entre les ensembles de voisins géographique et physique en choisissant d'autres descripteurs ou signatures hydrologiques régionalisées. Dans la mesure où ces caractéristiques seront elles-mêmes corrélées à un certain niveau dans l'espace géographique, il semble peu probable que la marge de progression se situe dans la construction de mesures physiques et géographiques complémentaires.

Concernant le potentiel de la combinaison des mesures physiques et géographiques, la figure 10.9 montre que l'identification d'au moins un donneur idéal échoue dans 80% des cas, lorsque l'on cherche à combiner les distances. À titre de comparaison, la figure 10.3 montre que l'identification d'au moins un donneur idéal échoue dans 75% des cas pour la distance géographique et dans 70% des cas pour la distance physique. Ce résultat montre que problème d'identification des donneurs est accentué par la combinaison des distances. Autrement dit, leur combinaison crée du bruit mais pas d'information utile pour améliorer la performance des transferts.



### 10.5.1.3. Conclusion

Finalement, le transfert d'information en conditions non-jaugées se heurte à plusieurs problèmes :

1. Les couples donneur/receveur ne sont pas constants selon l'information transférée (paragraphe 10.3)
2. Différencier *a priori* les “bons” donneurs des “mauvais” est un tâche complexe (voir paragraphe 10.4)
3. Les mesures de distance utilisées ne permettent pas la contrainte efficace du transfert (paragraphe 10.3 et 10.5) :
  - a) elles sont bijectives, ce qui complexifie l'établissement de règles d'attribution des donneurs à chaque receveur
  - b) leur contenu informatif ne permet pas l'identification correcte des bassins donneurs
  - c) leur combinaison ne permet pas d'aller chercher une information supplémentaire

Les approches reposant sur la méthode de *leave-one-out* en transférant de l'information depuis les bassins versants voisins sont à l'heure actuelle les plus performantes lorsqu'il s'agit de régionaliser l'hydrogramme. Cependant, au vu des résultats préliminaires étudiés ici, la marge de progression de ces approches semble faible. En effet, l'absence de possibilité simple d'identifier : d'une part des bassins donneurs et d'autre part des couples donneur/receveur montre que la contrainte des transferts en conditions non jaugées est difficile. De plus, le fait que les couples donneur/receveur sont différents en fonction de l'information transférée montre que ces couples ne sont probablement pas du tout identifiables indépendamment de l'hydrogramme du bassin cible. Ces observations suggèrent finalement que l'identification des donneurs en conditions non jaugées est un problème comportant trop de degrés de liberté au regard de l'information disponible, c'est-à-dire celle contenue dans les descripteurs des bassins versants ou dans leur localisation.

## 10.5.2. Vers une approche par librairies de jeux de paramètres

### 10.5.2.1. Motivation

Au vu des tests précédents, l'amélioration de la performance des régionalisations ne semble pas atteignable par une amélioration des transferts. Dès lors, il serait peut-être plus intéressant de chercher dans un premier temps à synthétiser l'information transférable avant de s'intéresser à son transfert. Cette piste est supportée par le fait que tous les bassins de l'échantillon ne sont pas donneurs : parmi toutes les informations présentes au sein des bassins versants il y a donc des informations transférables entre bassins et d'autres qui ne le sont pas. Autrement dit plutôt que de chercher à transférer une information depuis un bassin versant donneur, il faudrait plutôt chercher à transférer l'information depuis une librairie composée d'informations optimisées pour être plus facilement transférables entre bassins. C'est ce que fait dans une certaine mesure le calage régional, sauf que l'étape finale repose sur un transfert (mal contraint par les distances utilisées) et limite donc la performance en conditions non jaugées.

Une approche complémentaire est de travailler, dans le cas de la régionalisation des jeux de paramètres, depuis une “*short-list*” (Andréassian *et al.*, 2014), c'est-à-dire une librairie composée

d'un nombre restreint de jeux de paramètres aptes à représenter le comportement hydrologique des bassins de l'échantillon. Une telle approche permettrait de diminuer le nombre de degrés de liberté associés au transfert d'information. L'idée étant de transformer le problème d'attribuer 1 jeu de paramètres depuis 580 jeux peu transférables (ce que nous cherchons à faire en transférant l'information) en celui d'attribuer 1 jeu de paramètres depuis une *short-list* de jeu de paramètres (transférables par définition). L'hypothèse que nous faisons est que le potentiel de l'approche *short-list* réside dans le fait que l'on attend un plus grand rendement en termes de performance du modèle lors du passage des conditions jaugées vers les conditions non jaugées.

Le paragraphe suivant s'intéresse à une approche de type *short-list* pour la régionalisation. Nous n'avons pas l'ambition de présenter des résultats aboutis dans ce paragraphe, mais plutôt une feuille de route sur comment valoriser une approche *short-list* pour régionaliser les modèles.

#### **10.5.2.2. Méthode**

Le tableau 10.2 explicite les principales étapes de la méthode proposée par [Andréassian \*et al.\* \(2014\)](#) pour construire une *short-list* de jeux de paramètres.

Tableau 10.2. – Modalités de construction de la short-list.

Étape	Description	Méthode proposée par <i>Andréassian et al.</i> (2014)
<b>1. Définir des jeux de paramètres candidats</b>	Cette étape consiste à générer des jeux de paramètres pouvant représenter “tous” les comportements hydrologiques	$10^6$ jeux obtenus par calage multi-objectif (échantillonnage d'un ensemble de Monte-Carlo par hypercube Latin)
<b>2. Définir des jeux de paramètres acceptables</b>	Cette étape consiste à identifier pour chaque jeu de paramètres candidats les bassins pour lesquels le jeu candidat est supérieur à une performance seuil	Utilisation de plusieurs seuils de performance définissant quatre classes d'acceptabilité
<b>3. Définir la proportion de bassins atteignables</b>	Cette étape consiste à identifier pour chaque jeu la proportion de bassins de l'échantillon pour lesquels le jeu candidat est acceptable	-
<b>4. Définir la genericité du jeu de paramètres</b>	Cette étape consiste à sélectionner parmi les jeux candidats ceux qui atteignent un nombre seuil de bassins	Utilisation de plusieurs seuils de 5% (peu contraignant) à 10% (contraignant)
<b>5. Construction de la short-list : Initialisation</b>	Cette étape consiste à sélectionner uniquement les jeux candidats qui sont le plus génériques	Sélection de 22 jeux de paramètres initiaux (utilisation du seuil de 10% à l'étape précédente)
<b>6. Construction de la short-list : Élimination des redondances</b>	Cette étape consiste à éliminer de la short-list les jeux de paramètres dont la suppression n'affecte pas la performance de la short-list sur l'échantillon	Utilisation d'un seuil de $10^{-3}$ pour définir la dégradation des performances
<b>7. Construction de la short-list : Ajout de jeux non-redondants</b>	Cette étape consiste à valoriser les jeux de paramètres candidats qui n'étaient pas inclus dans la short-list	Raffinement selon la classe d'acceptabilité du jeu de paramètres candidat

En considérant tous les bassins versants de l'échantillon comme jaugés, il est possible d'attribuer à chaque bassin de l'échantillon un jeu de paramètres issu de la short-list qui maximise la performance du modèle sur chaque bassin. Pour chaque jeu de paramètres, nous définissons donc un ensemble de bassins cibles, ce qui revient à proposer un classement des bassins de l'échantillon sur la base des jeux de paramètres de la short-list.

Une fois ce classement obtenu en contexte jaugé, l'enjeu est alors de le retrouver en contexte non jaugé. Il s'agit donc de choisir : (i) un algorithme de classification (classification ascendante hiérarchique, arbres de décision ...) et (ii) les informations pour sous-tendre la classification en contexte non jaugé (descripteurs des bassins, signatures hydrologiques régionalisées, jeux de paramètres régionalisés ...). Il est probable que le recouvrement entre ces deux classifications soit faible car les liens entre les jeux de paramètres et les caractéristiques physiques des bassins

sont complexes. Autrement dit, la prédiction du classement des bassins de manière indépendante de l'hydrogramme, est probablement loin d'être direct.

Une solution pour palier à ce problème est peut-être de s'inspirer des méthodes basées sur le calage régional. En effet, ces méthodes font un compromis sur la performance locale (i.e. sur un bassin versant) pour obtenir une performance satisfaisante sur un ensemble de bassins versants. C'est d'ailleurs ce que nous avons mis en oeuvre pour construire les relations de régionalisation monotones (voir chapitres 5 et 7) en acceptant d'être moins performant sur une classe de bassins pour maximiser la performance de la régionalisation sur l'ensemble des classes. Dans le cas de la classification sur la base des jeux de la short-list, cela reviendrait à construire de manière conjointe la short-list et la classification : il s'agirait alors :

- d'accepter une performance moindre, i.e. choisir un jeu de paramètre moins acceptable au sens du tableau 10.2 ou
- d'autoriser les bassins à changer de classe, i.e. de leur attribuer un jeu de paramètres générique au sens du tableau 10.2 qui ne soit pas le plus performant sur ce bassin

ces deux compromis étant acceptables si la classification résultante est mieux prédite en conditions non jaugées. Une fois le classement des bassins fixé, il sera encore possible d'améliorer la performance en recalant, par classe de bassins, un ou plusieurs jeu(x) de paramètres en utilisant le calage régional.

Trois ans, voire plus, de recherches intensives seront sans doute nécessaires pour atteindre ces objectifs !

## **Conclusion générale**

La prévision de l'hydrogramme à l'exutoire des bassins non jaugés a fait l'objet de nombreuses contributions, en particulier suite à la décennie PUB lancée en 2003 par l'AISH (Association Internationale des Sciences Hydrologiques). Blöschl *et al.* (2013) recense la majorité des contributions et soulignent l'absence de consensus sur les méthodes et les modèles à utiliser pour simuler le débit en contexte non jaugé, c'est-à-dire lorsque le calage des paramètres est impossible.

Dans cette thèse, nous avons cherché à évaluer le potentiel du calage régional pour étudier les relations explicatives entre paramètres du modèle et descripteurs des bassins. L'objectif du travail étant de proposer une approche généralisable à d'autres bassins et d'autres modèles pour prédire les paramètres des modèles depuis les caractéristiques mesurables du paysage.

## Principaux résultats

Dans un premier temps, nous nous sommes attachés à définir les conditions initiales de notre étude, c'est-à-dire le comportement du modèle en contexte jaugé et en contexte non-jaugé pour des méthodes de régionalisation de référence, basées sur le transfert des jeux de paramètres. L'étude du modèle en contexte jaugé a consisté à étudier plusieurs stratégies de calage (test de deux structures et de quatre fonctions objectif) et l'impact des paramétrisations sur trois critères importants au regard de la régionalisation des paramètres : (i) performance du modèle, (ii) identification des paramètres et (iii) stabilité des paramètres dans le temps. Nous avons montré qu'aucune des stratégies de calage envisagées ne permet d'obtenir systématiquement une paramétrisation idéale dans une optique de régionalisation. Cependant, les résultats montrent que le préalable à la régionalisation des paramètres est de faire ressortir le rôle fonctionnel des paramètres, c'est-à-dire leurs impacts sur la simulation de l'hydrogramme. Cette étude a identifié quelques compensations entre les paramètres du modèle, en particulier entre les paramètres de routage et de calcul des échanges souterrains. Dans ce cadre, nous avons montré l'utilité d'étudier chaque paramètre *sachant* les autres. Cette approche permet en effet d'identifier le rôle fonctionnel de chaque paramètre, de prendre en compte les compensations et de pouvoir proposer une régionalisation des paramètres à base physique, c'est-à-dire au regard des processus hydrologiques. L'étude du modèle en contexte non jaugé, pour des méthodes de référence a permis d'identifier une stratégie de calage optimale : fonction objectif donnant plus de poids aux débits moyens et de crues et modèle GR6J à 5 paramètres libres. En effet, nous montrons que les jeux de paramètres identifiés par des fonctions objectif donnant plus de poids aux étiages sont plus spécifiques aux bassins et donc moins transférables. De même, supprimer un degré de liberté dans la fonction d'échange souterrain permet d'améliorer son transfert, même si la performance du modèle est diminuée en contexte jaugé, en particulier en crue. Cette étude souligne donc l'importance des compromis entre performance et robustesse de la paramétrisation pour utiliser les modèles en contexte non jaugé.

Dans un deuxième temps, nous avons proposé une méthode de régionalisation, intitulée TRUCAGE, qui consiste à exprimer chacun des paramètres du modèle comme la combinaison de plusieurs informations : (i) une information centrale, (ii) une information physique déterminée par calage groupé (aussi développé durant la thèse) et (iii) une information résiduelle (valorisée par transfert). L'étude de sensibilité de la méthode à ses hypothèses de développement montre la part de subjectivité inhérente à la régionalisation mais justifie le choix d'hypothèses fortes (monotonie des relations de régionalisation ...) pour aider à contraindre les paramètres sans les mesures de débits. Cette étude confirme l'apport du calage groupé pour extraire de

l'information des descripteurs des bassins et obtenir des relations de régionalisation interprétables physiquement. Les performances de la méthode sont intéressantes car élevées au regard de plusieurs critères et équivalentes aux performances des méthodes de référence, ces dernières n'étant pas interprétables physiquement. Nous montrons donc que combiner les différentes approches de régionalisation est intéressant du point de vu des interprétations mais n'aboutit pas à de meilleures simulations en contexte non jaugé. Enfin, nous montrons que ces résultats sont valorisables en contexte jaugé, d'une part pour diagnostiquer et améliorer la structure du modèle et d'autre part pour simplifier la stratégie de calage des modèles (remplacement du préfiltrage par la régionalisation) et obtenir des jeux de paramètres propres à représenter des bassins changeants (en particulier sous l'effet des changements climatiques).

La dernière partie s'est intéressée à la conceptualisation des méthodes de régionalisation selon trois axes : (i) information transférée entre bassins (trois information considérées : jeux de paramètres, jeux de résidus et post-traitement), (ii) identification de l'information (transfert et calage régional) et (iii) remise en question des hypothèses sous-jacentes (nombre et identification des bassins versants donneurs, valorisation des informations ... ). Nous nous sommes dans un premier temps attachés à étudier la sensibilité de chaque méthode à ses hypothèses pour définir les modalités permettant de maximiser la performance pour, dans un second temps, réaliser une intercomparaison de ces méthodes. Nous montrons qu'une fois les modalités optimales identifiées, toutes les méthodes obtiennent des performances équivalentes.

## Perspectives

Nous avons voulu approfondir le plafonnement des performances pour définir des perspectives à la régionalisation des modèles. Pour cela, nous nous sommes placés dans un cas particulier où les modalités précédentes convergent afin de tirer des conclusions plus générales. Nous attribuons le plafonnement des performances à une identification incorrecte des bassins versants entre lesquels l'échange d'information est possible, c'est-à-dire aux mesures de la distance entre les bassins en contexte non jaugé. En particulier, ces distances ne sont pas suffisamment informatives et elles sont bijectives, ce qui limite l'efficacité des régionalisations. Une seconde limite est attribuable au fait que nous ne sommes pas capables d'identifier quelle information est transférable entre bassins c'est-à-dire, dans le cas du transfert, quels bassins sont de bons donneurs.

Dans ce cadre, une solution pourrait être dans un premier temps de créer une information qui soit par définition transférable entre les bassins. En particulier, les approches de type short-list qui permettent de définir une information générique, commune à plusieurs bassins sont une piste intéressante. L'enjeu de ces approches en contexte non jaugé étant bien sûr d'arriver à savoir quel jeu de paramètres attribuer aux bassins de manière indépendante de l'hydrogramme observé. Pour ce faire, les jeux de paramètres de la short-list doivent servir de base à une classification des bassins, l'enjeu étant alors de retrouver cette classification indépendamment des chroniques de débit. Une piste prometteuse pour faire en sorte que la classification sur la base des descripteurs recouvre celle basée sur les jeux de la short-list serait de construire conjointement la classification et la short-list. En acceptant un compromis sur la performance des jeux de la short-list, on pourrait augmenter le rendement du passage en conditions non jaugées, c'est-à-dire la performance de la classification sur une base indépendante de l'hydrogramme.





# Bibliographie

- Adamovic, M., Braud, I., Branger, F. & Kirchner, J.W. (2015) Assessing the simple dynamical systems approach in a Mediterranean context : application to the Ardèche catchment (France). *Hydrology and Earth System Sciences* **19**, 2427–2449.
- Ajami, K., N., 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**, 112–135.
- Ali, G., Tetzlaff, D., Soulsby, C., McDonnell, J.J. & Capell, R. (2012) A comparison of similarity indices for catchment classification using a cross-regional dataset. *Advances in Water Resources* **40**, 11–22.
- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. & Smith, M. (1998) FAO Irrigation and drainage paper No. 56. *Rome : Food and Agriculture Organization of the United Nations* pp. 26–40.
- Allred, B. & Haan, C.T. (1991) Variability of optimized parameter estimates based on observed record length. *Transactions of the ASAE* **34**, 2421–2426.
- Anderson, R.M., Koren, V.I. & Reed, S.M. (2006) Using SSURGO data to improve Sacramento Model a priori parameter estimates. *Journal of Hydrology* **320**, 103–116.

- Andréassian, V., Bourgin, F., Oudin, L., Mathevet, T., Perrin, C., Lerat, J., Coron, L. & Berthet, L. (2014) Seeking genericity in the selection of parameter sets : Impact on hydrological model efficiency. *Water Resources Research* .
- Andréassian, V., Hall, A., Chahinian, N. & Schaake, J. (2006) *Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model Parameterization : Results of the Model Parameter Experiment—MOPEX*, vol. IAHS Publ. 307.
- Andréassian, V., Le Moine, N., Perrin, C., Ramos, M.H., Oudin, L., Mathevet, T., Lerat, J. & Berthet, L. (2012) All that glitters is not gold : the case of calibrating hydrological models : Invited Commentary. *Hydrological Processes* **26**, 2206–2210.
- Andréassian, V., Perrin, C., Berthet, L., Le Moine, N., Lerat, J., Loumagne, C., Oudin, L., Mathevet, T., Ramos, M.H. & Valéry, A. (2009) Crash tests for a standardized evaluation of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* p. 1757.
- Arabie, P., Hubert, J., L. & De Soete, G. (1996) *Clustering and classification*. World Scientific Publishing.
- Arheimer, B., Dahné, J., Donnelly, C., Lindström, G. & Strömqvist, J. (2012) Water and nutrient simulations using the HYPE model for Sweden *vs.* the Baltic Sea basin – influence of input-data quality and scale. *Hydrology Research* **43**, 315.
- Arnaud, P., Lavabre, J., Sol, B. & Desouches, C. (2008) Regionalization of an hourly rainfall generating model over metropolitan France for flood hazard estimation. *Hydrological Sciences Journal* **53**, 34–47.
- Aubert, Y. (2012) *Estimation des valeurs extrêmes de débit par la méthode Shyreg : réflexions sur l'équifinalité dans la modélisation de la transformation pluie en débit*. Ph.D. thesis, UPMC.
- Aubert, Y., Arnaud, P., Ribstein, P. & Fine, J.A. (2014) La méthode SHYREG débit—application sur 1605 bassins versants en France métropolitaine. *Hydrological Sciences Journal* **59**, 993–1005.
- Beck, H.E., van Dijk, A.I.J.M., de Roo, A., Miralles, D.G., McVicar, T.R., Schellekens, J. & Bruijnzeel, L.A. (2016) Global-scale regionalization of hydrologic model parameters. *Water Resources Research* **52**, 3599–3622.
- Bell, V.A. & Moore, R.J. (2000) The sensitivity of catchment runoff models to rainfall data at different spatial scales **4**, 653–667.
- Bergström, S. (1995) *Computer models of watershed hydrology - The HBV model*. Water Resources Publications, Highlands Ranch, Colorado, USA.
- Best, A.E., Zhang, L., McMahon, T.A. & Western, A.W. (2003) Development of a model for predicting the changes in flow duration curves due to altered land use conditions. *MODSIM 2003 International Congress on Modelling and Simulation*, vol. 2, pp. 861–866, Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand.
- Beven, K.J. (2000) Uniqueness of place and process representations in hydrological modelling pp. 203–213.

- Beven, K.J. (2012) *Rainfall-runoff modelling : the primer*. Wiley-Blackwell, Chichester, West Sussex ; Hoboken, NJ, 2nd ed edn.
- Beven, K.J. & 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**, 43–69.
- Bierkens, M.F.P., Bell, V.A., Burek, P., Chaney, N., Condon, L.E., David, C.H., de Roo, A., Döll, P., Drost, N., Famiglietti, J.S., Flörke, M., Gochis, D.J., Houser, P., Hut, R., Keune, J., Kollet, S., Maxwell, R.M., Reager, J.T., Samaniego, L., Sudicky, E., Sutanudjaja, E.H., van de Giesen, N., Winsemius, H. & Wood, E.F. (2015) Hyper-resolution global hydrological modelling : what is next ? : “Everywhere and locally relevant”. *Hydrological Processes* **29**, 310–320.
- Blöschl, G., Sivapalan, M., Wagener, T., Viglione, A. & Savenije, H. (2013) *Runoff Prediction in Ungauged Basins. Synthesis across Processes, Places and Scales*. Cambridge University Press, New York.
- Boldetti, G. (2012) *Estimation of the parameters of hydrological models on ungauged basins : a comparison of direct and indirect approaches*. Thèse de doctorat, AgroParisTech, Paris.
- Boldetti, G., Riffard, M., Andréassian, V. & Oudin, L. (2010) Data-set cleansing practices and hydrological regionalization : is there any valuable information among outliers ? *Hydrological Sciences Journal* **55**, 941–951.
- Booker, D. & Snelder, T. (2012) Comparing methods for estimating flow duration curves at ungauged sites. *Journal of Hydrology* **434-435**, 78–94.
- Boughton, W. & Chiew, F. (2007) Estimating runoff in ungauged catchments from rainfall, PET and the AWBM model. *Environmental Modelling & Software* **22**, 476–487.
- Bourgin, F. (2014) *Comment quantifier l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique ?* Ph.D. thesis, Agrocampus Ouest.
- Bourgin, P.Y., Lobligeois, F., Peschard, J., Andréassian, V., Le Moine, N., Coron, L., Perrin, C., Ramos, H. & Khalifa, A. (2010) Description des caractéristiques morphologiques, climatiques et hydrologiques de 4436 bassins versants français .
- Bronstert, A., Creutzfeldt, B., Graeff, T., Hajnsek, I., Heistermann, M., Itzerott, S., Jagdhuber, T., Kneis, D., Lück, E., Reusser, D. & Zehe, E. (2012) Potentials and constraints of different types of soil moisture observations for flood simulations in headwater catchments. *Natural Hazards* **60**, 879–914.
- Budyko, M.I. (1974) *Climate and life*, vol. 18 of *International geophysics series*. New-York : Academic Press.
- Burn, D.H. (1990) An appraisal of the “region of influence” approach to flood frequency analysis. *Hydrological Sciences Journal* **35**, 149–165.
- Castellarin, A., Botter, G., Hughes, D.A., Liu, S., Ouarda, T.B.M.J., Parajka, J., Post, D.A., Sivapalan, M., Spence, C., Viglione, A. & Vogel, R.M. (2013) Prediction of flow duration curves in ungauged basins. *Runoff Prediction in Ungauged Basins* (eds. G. Blöschl, M. Sivapalan, T. Wagener, A. Viglione & H. Savenije).

- Castellarin, A., Galeati, G., Brandimarte, L., Montanari, A. & Brath, A. (2004) Regional flow-duration curves : reliability for ungauged basins. *Advances in Water Resources* **27**, 953–965.
- Castiglioni, S., Castellarin, A. & Montanari, A. (2009) Prediction of low-flow indices in ungauged basins through physiographical space-based interpolation. *Journal of Hydrology* **378**, 272–280.
- Castiglioni, S., Lombardi, L., Toth, E., Castellarin, A. & Montanari, A. (2010) Calibration of rainfall-runoff models in ungauged basins : A regional maximum likelihood approach. *Advances in Water Resources* **33**, 1235–1242.
- Cipriani, T., Toilliez, T. & Sauquet, E. (2012) Estimation régionale des débits décennaux et durées caractéristiques de crue en France. *La Houille Blanche* pp. 5–13.
- Clark, M.P., Kavetski, D. & Fenicia, F. (2011) Pursuing the method of multiple working hypotheses for hydrological modeling. *Water Resources Research* **47**, W09301.
- Clark, M.P., Schaefli, B., Schymanski, S.J., Samaniego, L., Luce, C.H., Jackson, B.M., Freer, J.E., Arnold, J.R., Dan Moore, R., Istanbulluoglu, E. & Ceola, S. (2016) Improving the theoretical underpinnings of process-based hydrologic models. *Water Resources Research* pp. 2350–2365.
- 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*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Coron, L., Perrin, C. & Michel, C. (2016) airGR : Suite of GR hydrological models for precipitation-runoff modelling. R package version 1.0.2. <http://webgr.irstea.fr/modeles/?lang=en> .
- Coron, L., Thirel, G., Delaigue, O., Perrin, C. & Andreassian, V. (2017) airGR : A suite of lumped hydrological models in an R-package. *Environmental Modelling & Software* (in prep.).
- Crabit, A., Colin, F., Moussa, R. & Lagacherie, P. (2010) Investigating dominant processes on small poorly gauged catchments : an intercomparison approach for catchment similarity study. Abstracts GRResearch, Vienna, Austria.
- Cressie, N. (1991) *Statistics for Spatial Data*.
- 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**, 402–423.
- Daroussin, J., Hollis, J., Jamagne, M., Jones, R., King, D., Le Bas, C., Ngongo, L., Thomasson, A., Vanmechelen, L. & Van Ranst, E. (1994) A Geographical Knowledge Database on Soil Properties for Environmental Studies. Tech. rep., European Communities.
- de Lavenne, A., Thirel, G., Andréassian, V., Perrin, C. & Ramos, M.H. (2016) Spatial variability of the parameters of a semi-distributed hydrological model. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences IAHS* **373**, 87–94.

- Dehotin, J. & Braud, I. (2008) Which spatial discretization for distributed hydrological models? Proposition of a methodology and illustration for medium to large-scale catchments. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* **12**, 769–796.
- Dingman, S.L. (1978) Drainage density and streamflow : a closer look. *Water Resour. Res.* **14**, 1183–1187.
- Dingman, S.L. (1992) *Physical Hydrology*. Waveland press edn.
- Drogue, G., Leviandier, T., Pfister, L., Idrissi, A.E., Iffly, J.F., Hoffmann, L., Guex, F., Hingray, B. & Humbert, J. (2002) The applicability of a parsimonious model for local and regional prediction of runoff. *Hydrological sciences journal* **47**, 905–920.
- Duan, Q., Schaake, J., Andréassian, V., Franks, S., Goteti, G., Gupta, H., Gusev, Y., Habets, F., Hall, A., Hay, L., Hogue, T., Huang, M., Leavesley, G., Liang, X., Nasonova, O., Noilhan, J., Oudin, L., Sorooshian, S., Wagener, T. & Wood, E. (2006) Model Parameter Estimation Experiment (MOPEX) : An overview of science strategy and major results from the second and third workshops. *Journal of Hydrology* **320**, 3–17.
- Ducharne, A. (2009) Reducing scale dependence in TOPMODEL using a dimensionless topographic index. *Hydrology & Earth System Sciences* **13**, 2399–2412.
- Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarch, G., Lesaffre, B. & Martin, E. (1993) A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Annals of glaciology* **18**, 65–71.
- Déqué, M., Drevetton, C., Braun, A. & Cariolle, D. (1994) The ARPEGE/IFS atmosphere model : a contribution to the French community climate modelling. *Climate Dynamics* **10**, 249–266.
- Edijatno, Nascimento, N., Yang, X., Makhlof, Z. & Michel, C. (1999) GR3j : a daily watershed model with three free parameters. *Hydrological Sciences Journal* **44**, 263–277.
- EEA (2007) *CLC2006 technical guidelines*. Publications Office, Luxembourg.
- Efstratiadis, A., Tegos, A., Varveris, A. & Koutsoyiannis, D. (2014) Assessment of environmental flows under limited data availability : case study of the Acheloos River, Greece. *Hydrological Sciences Journal* **59**, 731–750.
- Engeland, K., Braud, I., Gottschalk, L. & Leblois, E. (2006) Multi-objective regional modelling. *Journal of Hydrology* **327**, 339–351.
- Ewen, J. (2011) Hydrograph matching method for measuring model performance. *Journal of Hydrology* **408**, 178–187.
- 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**, W11510.
- Fennessey, N. & Vogel, R.M. (1990) Regional flow-duration curves for ungauged sites in Massachusetts. *Journal of Water Resources Planning and Management* **116**, 530–549.
- Fernandez, W., Vogel, R.M. & Sankarasubramanian, A. (2000) Regional calibration of a watershed model. *Hydrological Sciences Journal* **45**, 689–707.

- Finke, P., Hartwich, R., Dudal, R., Ibanez, J., Jamagne, M., King, D., Montanarella, L. & Yassoglou, N. (2001) *Georeferenced soil database for Europe*. European Soil Bureau Scientific Committee, Italy.
- Folton, N. & Lavabre, J. (2006) Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model Parameterization : Results of the Model Parameter Experiment–MOPEX. *IASH Publ.* **307**, 264–278.
- Franchini, M. & Suppo, M. (1996) Regional analysis of flow duration curves for a limestone region. *Water Resources Management* **10**, 199–218.
- Friedman, M. (1937) The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *J. Am. Stat. Assoc.* **32**, 675–701.
- Ganora, D., Claps, P., Laio, F. & Viglione, A. (2009) An approach to estimate nonparametric flow duration curves in ungauged basins. *Water Resources Research* **45**, 10.
- Gao, H. (2015) *Landscape-based hydrological modelling. Understanding the influence of climate, topography and vegetation on catchment hydrology*. Ph.D. thesis, Tu Delft.
- Gao, H., Tang, Q., Ferguson, C.R., Wood, E. & Lettenmaier, D.P. (2010) Estimating the water budget of major US river basins via remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* **31**, 3955–3978.
- Garambois, P.A. (2012) *Etude régionale des crues éclair de l'arc méditerranéen français. Elaboration de méthodologies de transfert à des bassins versants non jaugés*. Ph.D. thesis, INP Toulouse.
- Gardner, L.R. (2009) Assessing the effect of climate change on mean annual runoff. *Journal of Hydrology* **379**, 351–359.
- Garrick, M., Cunnane, C. & Nash, J.E. (1978) A criterion of efficiency for rainfall-runoff models. *Journal of Hydrology* **36**, 375–381.
- Garçon, R. (1996) Prévision opérationnelle des apports de la durance à serre-ponçon à l'aide du modèle MORDOR, bilan de l'année 1994-1995 pp. 71–76.
- Ghosh, B. (1951) Random distance within a rectangle and between two rectangles. *Bulletin of Cal. Math. Soc.* **43**, 17–24.
- Gottardi, F. (2009) *Estimation statistique et réanalyse des précipitations en montagne Utilisation d'ébauches par types de temps et assimilation de données d'enneigement Application aux grands massifs montagneux français*. Ph.D. thesis, Institut Polytechnique de Grenoble, Grenoble.
- Gottschalk, L., Leblois, E. & Skøien, J.O. (2011) Distance measures for hydrological data having a support. *Journal of Hydrology* **402**, 415–421.
- 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**, 80–91.

- 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**, 463–477.
- Gupta, V.K. & Sorooshian, S. (1985) The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models. *Journal of Hydrology* **81**, 57–77.
- Guse, B., Hofherr, T. & Merz, B. (2010) Introducing empirical and probabilistic regional envelope curves into a mixed bounded distribution function. *Hydrology and Earth System Sciences* **14**, 2465–2478.
- Hall, J., Arheimer, B., Aronica, G.T., Bilibashi, A., Boháč, M., Bonacci, O., Borga, M., Burlando, P., Castellarin, A., Chirico, G.B., Claps, P., Fiala, K., Gaál, L., Gorbachova, L., Gül, A., Hannaford, J., Kiss, A., Kjeldsen, T., Kohnová, S., Koskela, J.J., Macdonald, N., Mavrova-Guirguinova, M., Ledvinka, O., Mediero, L., Merz, B., Merz, R., Molnar, P., Montanari, A., Osuch, M., Parajka, J., Perdigão, R.A.P., Radevski, I., Renard, B., Rogger, M., Salinas, J.L., Sauquet, E., Šraj, M., Szolgay, J., Viglione, A., Volpi, E., Wilson, D., Zaimi, K. & Blöschl, G. (2015) A European Flood Database : facilitating comprehensive flood research beyond administrative boundaries. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences* **370**, 89–95.
- Harmel, R., Smith, P., Migliaccio, K., Chaubey, I., Douglas-Mankin, K., Benham, B., Shukla, S., Muñoz-Carpena, R. & Robson, B. (2014) Evaluating, interpreting, and communicating performance of hydrologic/water quality models considering intended use : A review and recommendations. *Environmental Modelling & Software* **57**, 40–51.
- Heitz, L.F. & Khosrowpanah, S. (2010) *Prediction of Flow Duration Curves for Use in Hydropower Analysis at Ungaged Sites in Pohnpei, FSM*. Water and Environmental Research Institute of the Western Pacific, University of Guam.
- Holko, L., Parajka, J., Kostka, Z., Škoda, P. & Blöschl, G. (2011) Flashiness of mountain streams in Slovakia and Austria. *Journal of Hydrology* **405**, 392–401.
- Hope, A. & Bart, R. (2012) Evaluation of a Regionalization Approach for Daily Flow Duration Curves in Central and Southern California Watersheds : Evaluation of a Regionalization Approach for Daily Flow Duration Curves in Central and Southern California Watersheds. *Journal of the American Water Resources Association* **48**, 123–133.
- Horn, B.K. (1981) Hill shading and the reflectance map. *Proceedings of the IEEE* **69**, 14–47.
- Hosking, J. (1990) L-Moments : Analysis and Estimation of Distribution Using Linear Combination of Order Statistics. *Journal of the Royal Statistical Society* **52**, 105–124.
- Jankowsky, S., Branger, F., Braud, I., Rodriguez, F., Debionne, S. & Viallet, P. (2014) Assessing anthropogenic influence on the hydrology of small peri-urban catchments : Development of the object-oriented PUMMA model by integrating urban and rural hydrological models. *Journal of Hydrology* **517**, 1056–1071.
- Jothityangkoon, C., Sivapalan, M. & Farmer, D.L. (2001) Process controls of water balance variability in a large semi-arid catchment : downward approach to hydrological model development. *Journal of Hydrology* **254**, 174–198.

- 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.
- Kim, U. & Kaluarachchi, J.J. (2008) Application of parameter estimation and regionalization methodologies to ungauged basins of the Upper Blue Nile River Basin, Ethiopia. *Journal of Hydrology* **362**, 39–56.
- Klemeš, V. (1986) Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal* **31**, 13–24.
- Kling, H. & Gupta, H. (2009) On the development of regionalization relationships for lumped watershed models : The impact of ignoring sub-basin scale variability. *Journal of Hydrology* **373**, 337–351.
- Kochanek, K., Renard, B., Arnaud, P., Aubert, Y., Lang, M., Cipriani, T. & Sauquet, E. (2014) A data-based comparison of flood frequency analysis methods used in France. *Natural Hazards and Earth System Sciences* **14**, p–295.
- Kokkonen, T.S., Jakeman, A.J., Young, P.C. & Koivusalo, H.J. (2003) Predicting daily flows in ungauged catchments : model regionalization from catchment descriptors at the Coweeta Hydrologic Laboratory, North Carolina. *Hydrological Processes* **17**, 2219–2238.
- Koren, V.I., Smith, M., Wang, D. & Zhang, Z. (2000) Use of Soil Property Data in the Derivation of Conceptual Rainfall-Runoff Model Parameters. *15th Conference on Hydrology, AMS, Long Beach, CA*.
- Krinner, G., Viovy, N., de Noblet-Ducoudré, N., Ogée, J., Polcher, J., Friedlingstein, P., Ciais, P., Sitch, S. & Prentice, I.C. (2005) A dynamic global vegetation model for studies of the coupled atmosphere-biosphere system. *Global Biogeochemical Cycles* **19**.
- Kruskal, W.H. & Wallis, W.A. (1952) Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. *J. Am. Stat. Assoc.* **47**, 583–621.
- Kumar, R., Samaniego, L. & Attinger, S. (2013) Implications of distributed hydrologic model parameterization on water fluxes at multiple scales and locations. *Water Resources Research* **49**, 360–379.
- Laaha, G. & Blöschl, G. (2007) A national low flow estimation procedure for Austria. *Hydrological Sciences Journal* **52**, 625–644.
- Lamb, R., Crewett, J. & Calver, A. (2000) Relating hydrological model parameters and catchment properties to estimate flood frequencies from simulated river flows. *Proceedings of BHF*, pp. 3.57–3.64, Newcastle, UK.
- 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 ?* Ph.D. thesis.
- Le Moine, N., Andréassian, V., Perrin, C. & Michel, C. (2007) How can rainfall-runoff models handle intercatchment groundwater flows? Theoretical study based on 1040 French catchments. *Water Resources Research* **43**, **W06428**, 11.



- Lebecherel, L. (2015) *Sensibilité des calculs hydrologiques à la densité des réseaux de mesure hydrométrique et pluviométrique*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Lebecherel, L., Andréassian, V. & Perrin, C. (2013) On regionalizing the Turc-Mezentsev water balance formula. *Water Resources Research* **49**, 7508–7517.
- Leleu, I., Tonnelier, I., Puechberty, R., Gouin, P., Viquendi, I., Cobos, L., Foray, A., Baillon, M. & Ndima, P.O. (2014) Re-founding the national information system designed to manage and give access to hydrometric data. *La Houille Blanche* **1**, 25–32.
- Ley, R., Casper, M.C., Hellebrand, H. & Merz, R. (2011) Catchment classification by runoff behaviour with self-organizing maps (SOM). *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2947–2962.
- L'hôte, Y., Chevallier, P., Coudrain, A., Lejeune, Y. & Etchevers, P. (2005) Relationship between precipitation phase and air temperature : comparison between the Bolivian Andes and the Swiss Alps / Relation entre phase de précipitation et température de l'air : comparaison entre les Andes Boliviennes et les Alpes Suisses. *Hydrological Sciences Journal* **50**.
- Li, H., Zhang, Y. & Zhou, X. (2015) Predicting Surface Runoff from Catchment to Large Region. *Advances in Meteorology* **2015**, 1–13.
- Liang, X., Lettenmaier, D.P., Wood, E. & Burges, S.J. (1994) A Simple hydrologically Based Model of Land Surface Water and Energy Fluxes for GSMs. *J. Geophys. Res.* **14**, 415–428.
- Linsley, R. (1982) *Hydrology for Engineers*. McGraw-Hill series in water resources and environmental engineering, McGraw-Hill, University of Michigan.
- Linsley, R. & Crawford, N.H. (1960) Computation of a synthetic streamflow record on a digital computer. *International Association of Scientific Hydrology* **51**, 526–538.
- Livneh, B. & Lettenmaier, D.P. (2012) Multi-criteria parameter estimation for the Unified Land Model. *Hydrology and Earth System Sciences* **16**, 3029–3048.
- Loague, K. (2010) *Rainfall-runoff modelling*. No. 4 in IAHS Benchmark Papers in Hydrology, IAHS.
- Lobligeois, F. (2014) *Mieux connaître la distribution spatiale des pluies améliore-t-il la modélisation des crues ? Diagnostic sur 181 bassins versants français*. Ph.D. thesis, AgroParitech, Paris.
- 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**, 575–594.
- Mathevet, T. (2005) *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire ? Développement empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants*. Ph.D. thesis, Paris.
- Mathevet, T., Michel, C., Andréassian, V. & Perrin, C. (2006) A bounded version of the Nash-Sutcliffe criterion for better model assessment on large sets of basins. *IAHS-AISH Publication* **307**, 211–219.

- McGuinness, J.L. & Bordne, E.F. (1972) *A comparison of lysimeter-derived potential evapotranspiration with computed values*. 1452, US Dept. of Agriculture.
- Mendicino, G. & Senatore, A. (2013) Evaluation of parametric and statistical approaches for the regionalization of flow duration curves in intermittent regimes. *Journal of Hydrology* **480**, 19–32.
- Merz, B. & Plate, E. (1997) An analysis of the effects of spatial variability of soil and soil moisture on runoff. *Water Resources Research* **33**, 2909–2922.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2003) A process typology of regional floods. *Water Resources Research* **39** (12), 1340.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2004) Regionalisation of catchment model parameters. *Journal of Hydrology* **287**, 95–123.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2005) Flood frequency regionalisation—spatial proximity vs. catchment attributes. *Journal of Hydrology* **302**, 283–306.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2009) Process controls on the statistical flood moments - a data based analysis. *Hydrological Processes* **23**, 675–696.
- Merz, R., Parajka, J. & Blöschl, G. (2009) Scale effects in conceptual hydrological modeling. *Water Resources Research* **45**, **W09405**.
- Merz, R., Parajka, J. & Blöschl, G. (2011) Time stability of catchment model parameters : Implications for climate impact analyses. *Water Resources Research* **47**, **W02531**.
- Michel, C. (1983) Que peut-on faire en hydrologie avec un modèle à un paramètre? *La Houille Blanche* **1**, 39–44.
- Michel, C. (1991) *Hydrologie appliquée aux petits bassins ruraux, Hydrology handbook (in French)*. Cemagref, Antony, France.
- Montanari, A. & Brath, A. (2004) A stochastic approach for assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research* **40**, 11.
- Mouelhi, S. (2003) *Vers une chaîne cohérente de modèles pluie-débit conceptuels globaux aux pas de temps pluriannuel, annuel, mensuel et journalier*. Ph.D. thesis, Paris, ENGREF.
- Nachtergaele, F., Van Velthuizen, H., Verelst, L., Batjes, N., Dijkshoorn, K., Van Engelen, V., Fischer, G., Jones, A., Montanarella, L. & Petri, M. (2008) Harmonized world soil database. *Food and Agriculture Organization of the United Nations* .
- Nash, J. & Sutcliffe, J.V. (1970) River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology* **10**, 282–290.
- 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**, 209–223.

- Nicolle, P., Andréassian, V. & Sauquet, E. (2013) Blending neighbor-based and climate-based information to obtain robust low-flow estimates from short time series. *Water Resources Research* **49**, 8017–8025.
- Nicolle, P., Pushpalatha, R., Perrin, C., François, D., Thiéry, D., Mathevet, T., Le Lay, M., Besson, F., Soubeyroux, J.M., Viel, C., Regimbeau, F., Andréassian, V., Maugis, P., Augereau, B. & Morice, E. (2014) Benchmarking hydrological models for low-flow simulation and forecasting on French catchments. *Hydrology and Earth System Sciences* **18**, 2829–2857.
- Nobre, A., Cuartas, L., Hodnett, M., Rennó, C., Rodrigues, G., Silveira, A., Waterloo, M. & Saleska, S. (2011) Height Above the Nearest Drainage – a hydrologically relevant new terrain model. *Journal of Hydrology* **404**, 13–29.
- Oldekop, E.M. (1911) *On the evaporation from the surface of river basins*. Trans. Meteorol. Obs. Univ., Univ. Tartu.
- Olden, J.D. & Poff, N.L. (2003) Redundancy and the choice of hydrologic indices for characterizing streamflow regimes. *River Research and Applications* **19**, 101–121.
- Ouarda, T.B.M.J., Girard, C., Cavadias, G.S. & Bobée, B. (2001) Regional flood frequency estimation with canonical correlation analysis. *Journal of Hydrology* **254**, 157–173.
- Oudin, L. (2004) *Recherche d'un modèle d'évapotranspiration potentielle pertinent comme entrée d'un modèle pluie-débit global*. Ph.D. thesis, ENGREF (AgroParisTech).
- Oudin, L., Andréassian, V., Lerat, J. & Michel, C. (2008a) Has land cover a significant impact on mean annual streamflow? An international assessment using 1508 catchments. *Journal of Hydrology* **357**, 303–316.
- Oudin, L., Andréassian, V., Loumagne, C. & Michel, C. (2006a) How informative is land-cover for the regionalization of the GR4j rainfall-runoff model? Lessons of a downward approach. *IAHS Publication* .
- Oudin, L., Andréassian, V., Perrin, C. & Anctil, F. (2004) Locating the sources of low-pass behavior within rainfall-runoff models. *Water Resources Research* **40**, **W11101**.
- Oudin, L., Andréassian, V., Perrin, C., Michel, C. & Le Moine, N. (2008b) Spatial proximity, physical similarity, regression and ungaged catchments : A comparison of regionalization approaches based on 913 French catchments. *Water Resources Research* **44**.
- 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**, 290–306.
- Oudin, L., Kay, A., Andréassian, V. & Perrin, C. (2010) Are seemingly physically similar catchments truly hydrologically similar? *Water Resources Research* **46**, **W11558**.
- Oudin, L., Perrin, C., Mathevet, T., Andréassian, V. & Michel, C. (2006b) Impact of biased and randomly corrupted inputs on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology* **320**, 62–83.

- Parajka, Blöschl, G. & Merz, R. (2007) Regional calibration of catchment models : Potential for ungauged catchments. *Water Resources Research* **43**, W06406, 16.
- Parajka, J. & Blöschl, G. (2012) MODIS-based snow cover products, validation, and hydrologic applications. *Multi-scale Hydrologic remote Sensing : Perspectives and application*, pp. 185–212, FL : CRC Press.
- Parajka, J., Merz, R. & Blöschl, G. (2003) Estimation of daily potential evapotranspiration for regional water balance modeling in Austria. *11th International Poster Day and Institute of Hydrology Open Day Transport of Water, Chemicals and Energy in the Soil–Crop Canopy–Atmosphere System*, pp. 299–306, Slovak Acad. of Sci., Bratislava.
- Parajka, J., Merz, R. & Blöschl, G. (2005) A comparison of regionalisation methods for catchment model parameters. *Hydrology & Earth System Sciences Discussions* **2**.
- Pechlivanidis, I.G., Jackson, B.M., Mcintyre, N.R. & Wheeler, H.S. (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. *Global NEST journal* **13**, 193–214.
- Perrin, C. (2000) *Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative*. Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble.
- Perrin, C., Michel, C. & Andréassian, V. (2003) Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology* **279**, 275–289.
- Perrin, C., Oudin, L., Andréassian, 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**, 131–151.
- Prairie, Y.T. (1996) Evaluating the predictive power of regression models. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **53**, 490–492.
- Pushpalatha, R. (2013) *Low-flow simulation and forecasting on French river basins : a hydrological modelling approach*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N., Mathevet, T. & Andréassian, V. (2011) A downward structural sensitivity analysis of hydrological models to improve low-flow simulation. *Journal of Hydrology* **411**, 66–76.
- Quintana-Segui, P., Le Moigne, P., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., Canellas, C., Franchisteguy, L. & Morel, S. (2008) Analysis of Near-Surface Atmospheric Variables : Validation of the SAFRAN Analysis over France. *J. Appl. Meteor. Climatol.* **47**, 92–107.
- Rauthe, M., Steiner, H., Riediger, U., Mazurkiewicz, A. & Gratzki, A. (2013) A Central European precipitation climatology – Part I : Generation and validation of a high-resolution gridded daily data set (HYRAS). *Meteorologische Zeitschrift* **22**, 235–256.
- Reed, S., Koren, V., Smith, M., Zhang, Z., Moreda, F., Seo, D.J. & DMIP Participants, a. (2004) Overall distributed model intercomparison project results. *Journal of Hydrology* **298**, 27–60.

- Reichl, J.P.C., Western, A.W., McIntyre, N.R. & Chiew, F.H.S. (2009) Optimization of a similarity measure for estimating ungauged streamflow. *Water Resources Research* **45**, W10423, 15.
- Rianna, M., Russo, F. & Napolitano, F. (2011) Stochastic index model for intermittent regimes : from preliminary analysis to regionalisation. *Natural Hazards and Earth System Science* **11**, 1189–1203.
- Ribatet, M., Sauquet, E., Grésillon, J.M. & Ouarda, T.B.M.J. (2007) A regional Bayesian POT model for flood frequency analysis. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* **21**, 327–339.
- Roche, M. (1971) Les divers types de modèles déterministes. *La Houille Blanche* pp. 111–130.
- Rodriguez, E., Morris, C.S. & Belz, J.E. (2006) A global assessment of the SRTM performance. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **72**, 249–260.
- Rojas-Serna (2005) *Quelle connaissance hydrométrique minimale pour définir les paramètres d'un modèle pluie-débit ?* Thèse de doctorat, AgroParitech, Paris.
- Rojas-Serna, C., Michel, C., Perrin, C., Andreassian, V., Hall, A., Chahinian, N., Schaake, J. & others (2006) Ungauged catchments : how to make the most of a few streamflow measurements? *IAHS publication* **307**, 230.
- Ruelland, D., Ardoin-Bardin, S., Billen, G. & Servat, E. (2008) Sensitivity of a lumped and semi-distributed hydrological model to several methods of rainfall interpolation on a large basin in West Africa. *Journal of Hydrology* **361**, 96–117.
- Samaniego, L. & Bárdossy, A. (2007) Relating macroclimatic circulation patterns with characteristics of floods and droughts at the mesoscale. *Journal of Hydrology* **335**, 109–123.
- Samaniego, L., Kumar, R. & Attinger, S. (2010) Multiscale parameter regionalization of a grid-based hydrologic model at the mesoscale. *Water Resources Research* **46**, 25.
- Saulnier, G.M. & Le Lay, M. (2009) Sensitivity of flash-flood simulations on the volume, the intensity, and the localization of rainfall in the Cévennes-Vivarais region (France). *Water Resources Research* **45**, W10425.
- Sauquet, E. (2006) Mapping mean annual river discharges : geostatistical developments for incorporating river network dependencies. *Journal of Hydrology* **331** (1-2), 300–314.
- Sauquet, E. & Catalogne, C. (2011) Comparison of catchment grouping methods for flow duration curve estimation at ungauged sites in France. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2421–2435.
- Schaake, J., Duan, Q., Koren, V.I. & Hall, A. (2001) Toward improved parameter estimation of land surface hydrology models through the Model Parameter Estimation Experiment (MOPLEX). *Soil-vegetation-atmosphere Transfer Schemes and Large-scale Hydrological Models : Proceedings of an International Symposium (Symposium S5) Held During the Sixth Scientific Assembly of the International Association of Hydrological Sciences (IAHS) at Maastricht, The Netherlands, from*, vol. 18, p. 91.

- Schaefli, B. & Gupta, H.V. (2007) Do Nash values have value? *Hydrological Processes* **21**, 2075–2080.
- Searcy, J.K. (1959) *Flow-duration curves*. USGS Water Supply paper 1542-A.
- Seibert, J. (1999) Regionalisation of parameters for a conceptual rainfall-runoff model. *Agricultural and forest meteorology* **98**, 279–293.
- Singh, R.D., Mishra, S.K. & Chowdhary, H. (2001) Regional flow-duration models for large number of ungauged Himalayan catchments for planning microhydro projects. *Journal of Hydrologic Engineering* **6**, 310–316.
- Sivapalan, M. (2003) Process complexity at hillslope scale, process simplicity at the watershed scale : is there a connection ? *Hydrological Processes* **17**, 1037–1041.
- Skøien, J.O. & Blöschl, G. (2007) Spatiotemporal topological kriging of runoff time series. *Water Resources Research* **43**, W09419, 21.
- Smith, M.B., Koren, V.I., Zhang, Z., Reed, S.M., Pan, J.J. & Moreda, F. (2004) Runoff response to spatial variability in precipitation : an analysis of observed data. *Journal of Hydrology* **298**, 267–286.
- Sorooshian, S., Gupta, V.K. & Fulton, J.L. (1983) Evaluation of Maximum Likelihood Parameter Estimation Techniques for Conceptual Rainfall-Runoff Models' Influence of Calibration Data Variability and Length on Model Credibility. *Water Resources Research* **19** (1), 251–259.
- Spearman, C. (1904) The proof and measurement of association between two things. *Amer. J. Psychol.* **15**, 72–101.
- Szolgay, J., Hlavčová, K., Kohnová, S. & Danihlák, R. (2003) Regional estimation of parameters of a monthly water balance model. *Journal of Hydrology and Hydromechanics* **51**, 256–273.
- Tarboton, D.G. & Ames, D.P. (2001) Advances in the mapping of flow networks from digital elevation data. *World water and environmental resources congress*, pp. 20–24, Am. Soc Civil Engrs USA.
- Trambauer, P., Maskey, S., Winsemius, H., Werner, M. & Uhlenbrook, S. (2013) A review of continental scale hydrological models and their suitability for drought forecasting in (sub-Saharan) Africa. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* **66**, 16–26.
- Tramblay, Y., Bouvier, C., Ayrat, P.A. & Marchandise, A. (2011) Impact of rainfall spatial distribution on rainfall-runoff modelling efficiency and initial soil moisture conditions estimation. *Natural Hazards and Earth System Science* **11**, 157–170.
- Turc, L. (1954) Le bilan en eau des sols : relation entre les précipitations, l'évaporation et l'écoulement. *Ann. Agron.* pp. 491–595.
- Uhlenbrook, S., Steinbrich, A., Tetzlaff, D. & Leibundgut, C. (2002) Regional analysis of the generation of extreme floods. vol. 274, pp. 243– 250, IAHS Publication, Cape Town, South Africa.

- 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.
- van Esse, W.R., Perrin, C., Booij, M.J., Augustijn, D.C.M., Fenicia, F., Kavetski, D. & Lobligeois, F. (2013) The influence of conceptual model structure on model performance : a comparative study for 237 French catchments. *Hydrology and Earth System Sciences* **17**, 4227–4239.
- Vannier, O. (2013) *Apport de la modélisation hydrologique régionale à la compréhension des processus de crues en zone méditerranéenne*. Ph.D. thesis, Université de Grenoble.
- Vannier, O., Braud, I. & Anquetin, S. (2014) Regional estimation of catchment-scale soil properties by means of streamflow recession analysis for use in distributed hydrological models. *Hydrological Processes* **28**, 6276–6291.
- Vansteenkiste, T., Tavakoli, M., Van Steenbergen, N., De Smedt, F., Batelaan, O., Pereira, F. & Willems, P. (2014) Intercomparison of five lumped and distributed models for catchment runoff and extreme flow simulation. *Journal of Hydrology* **511**, 335–349.
- Vapnik, V.N. & Chervonenkis, A.Y. (1971) On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities. *Theory of Probability and its Application* **XVI (2)**, 264–280.
- 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**, 1627–1644.
- Viglione, A., Chirico, G.B., Woods, R. & Blöschl, G. (2010) Generalised synthesis of space–time variability in flood response : An analytical framework. *Journal of Hydrology* **394**, 198–212.
- Vogel, R.M. & Fennessey, N.M. (1995) Flow Duration Curves II : a review of Applications in Water resources planning. *Journal of Water Resources Planning and Management* **31**, 11.
- Vogel, R.M., Wilson, I. & Daly, C. (1999) Regional regression models of annual streamflow for the United States pp. 148–157.
- Wagener, T., Sivapalan, M., Troch, P. & Woods, R. (2007) Catchment Classification and Hydrologic Similarity. *Geography Compass* **1**, 901–931.
- Wagener, T. & Wheater, H.S. (2006) Parameter estimation and regionalization for continuous rainfall-runoff models including uncertainty. *Journal of Hydrology* **320**, 132–154.
- Wang, D. & Alimohammadi, N. (2012) Responses of annual runoff, evaporation, and storage change to climate variability at the watershed scale. *Water Resources Research* **48**, W05546.
- Westerberg, I.K., Guerrero, J.L., Younger, P.M., Beven, K.J., Seibert, J., Halldin, S., Freer, J.E. & Xu, C.Y. (2011) Calibration of hydrological models using flow-duration curves. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2205–2227.
- Winsemius, H.C., Savenije, H.H.G. & Bastiaanssen, W.G.M. (2008) Constraining model parameters on remotely sensed evaporation : justification for distribution in ungauged basins? *Hydrology and Earth System Sciences* **12**, 1403–1413.

- Wolock, D.M., Winter, T.C. & McMahon, G. (2004) Delineation and Evaluation of Hydrologic-Landscape Regions in the United States Using Geographic Information System Tools and Multivariate Statistical Analyses. *Environmental Management* **34**, S71–S88.
- Wood, E.F., Roundy, J.K., Troy, T.J., van Beek, L.P.H., Bierkens, M.F.P., Blyth, E., de Roo, A., Döll, P., Ek, M., Famiglietti, J., Gochis, D., van de Giesen, N., Houser, P., Jaffé, P.R., Kollet, S., Lehner, B., Lettenmaier, D.P., Peters-Lidard, C., Sivapalan, M., Sheffield, J., Wade, A. & Whitehead, P. (2011) Hyperresolution global land surface modeling : Meeting a grand challenge for monitoring Earth's terrestrial water. *Water Resources Research* **47**, W05301.
- Woods, R. & Sivapalan, M. (1999) A synthesis of space-time variability in storm response : Rainfall, runoff generation, and routing. *Water Resources Research* **35** (8), 2469–2485.
- Xia, Y. (2004) Impacts of data length on optimal parameter and uncertainty estimation of a land surface model. *Journal of Geophysical Research* **109**.
- Yadav, M., Wagener, T. & Gupta, H. (2007) Regionalization of constraints on expected watershed response behavior for improved predictions in ungauged basins. *Advances in Water Resources* **30**, 1756–1774.
- Yakir, H. & Morin, E. (2011) Hydrologic response of a semi-arid watershed to spatial and temporal characteristics of convective rain cells. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 393–404.
- Zoccatelli, D., Borga, M., Viglione, A., Chirico, G.B. & Blöschl, G. (2011) Spatial moments of catchment rainfall : rainfall spatial organisation, basin morphology, and flood response. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 3767–3783.
- Zvloenski, M., Kohnova, S., Hlavcovà, K., Szolgay, J. & Parajka, J. (2008) Regionalisation of rainfall-runoff model parameters based on geographical location of gauged catchments. *J. H ydrol . H ydromech.* **56** (3), 176–189.



*V*

**Annexes**

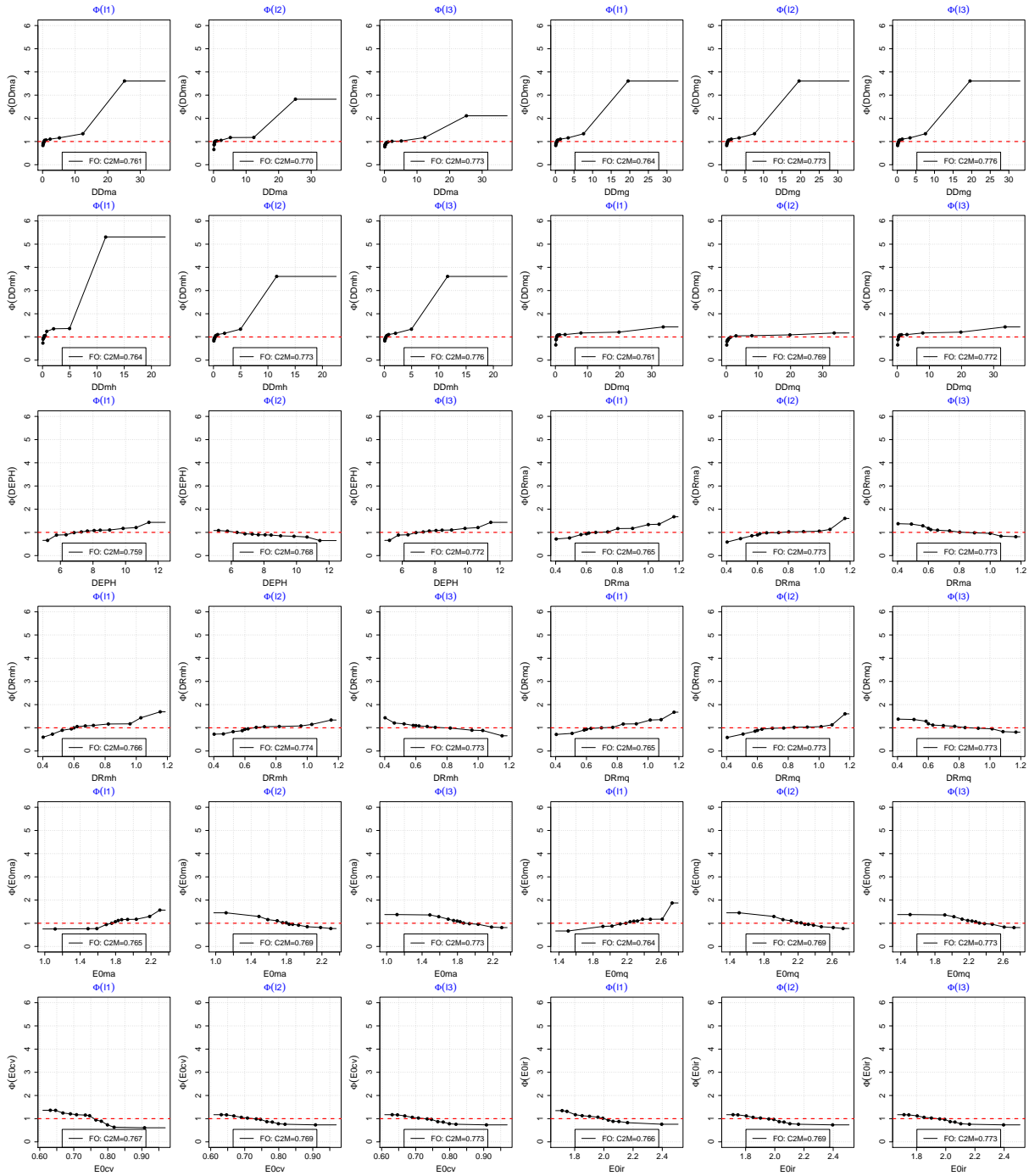


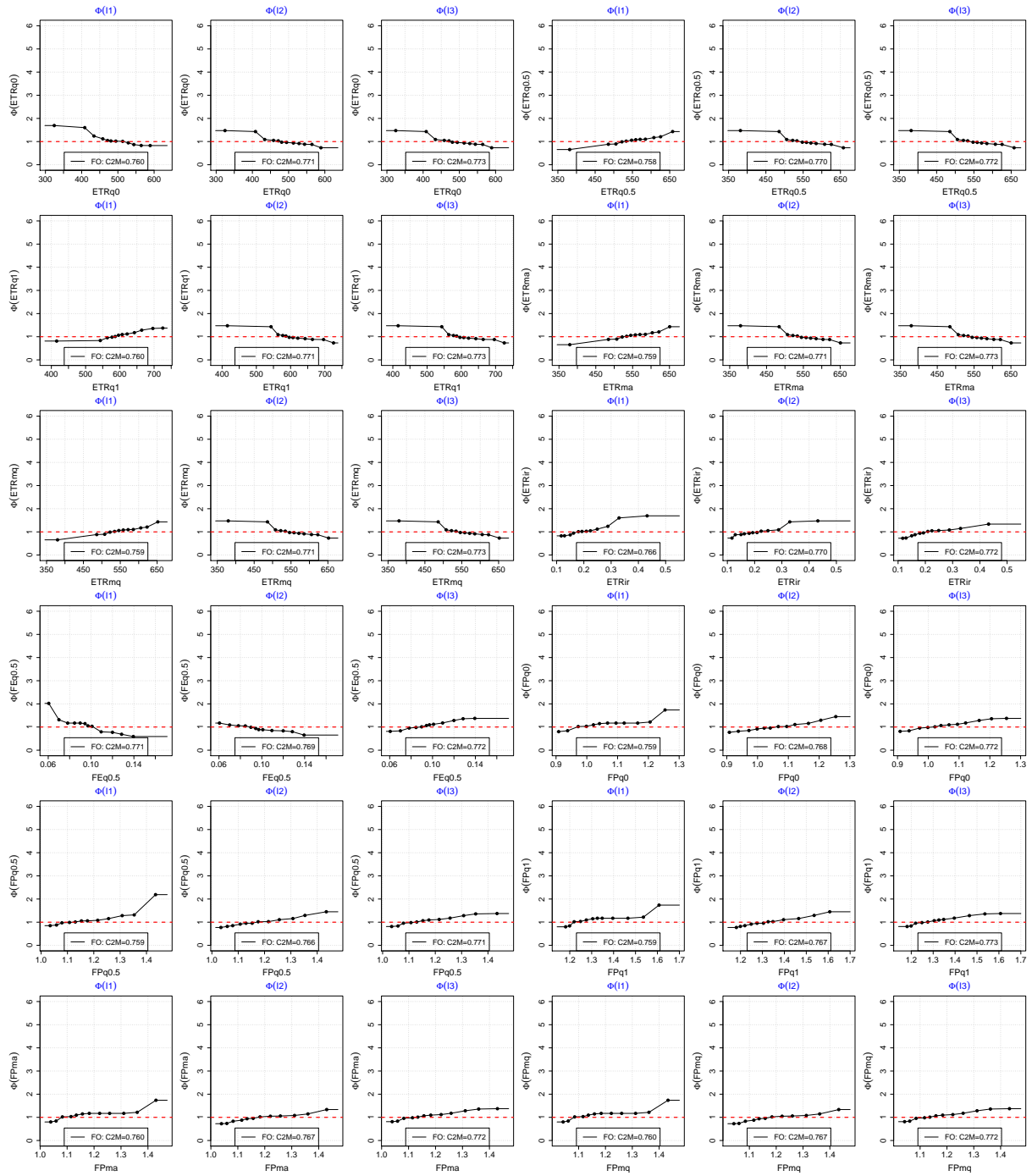
# **Relations de régionalisation obtenues par calage groupé**

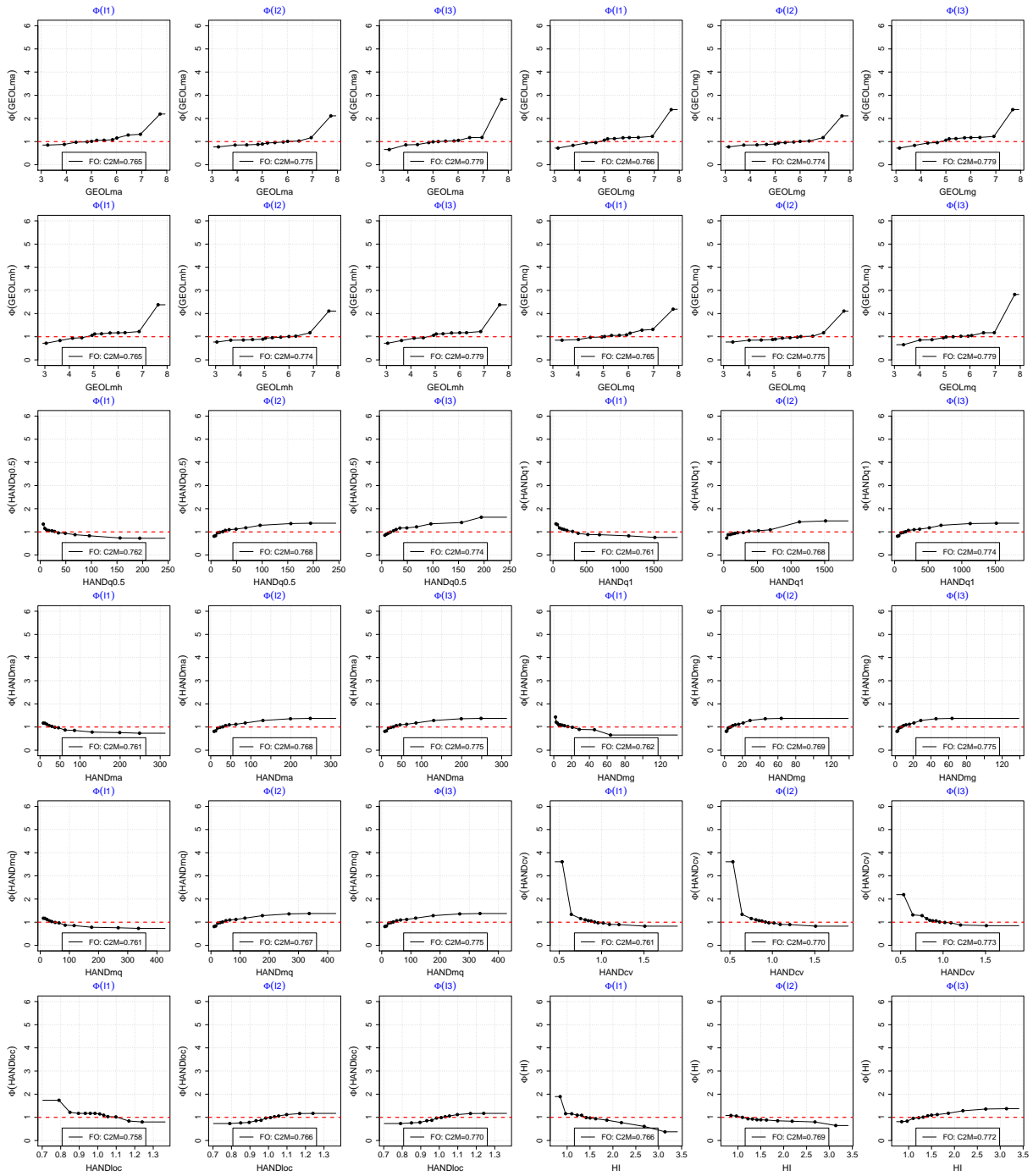




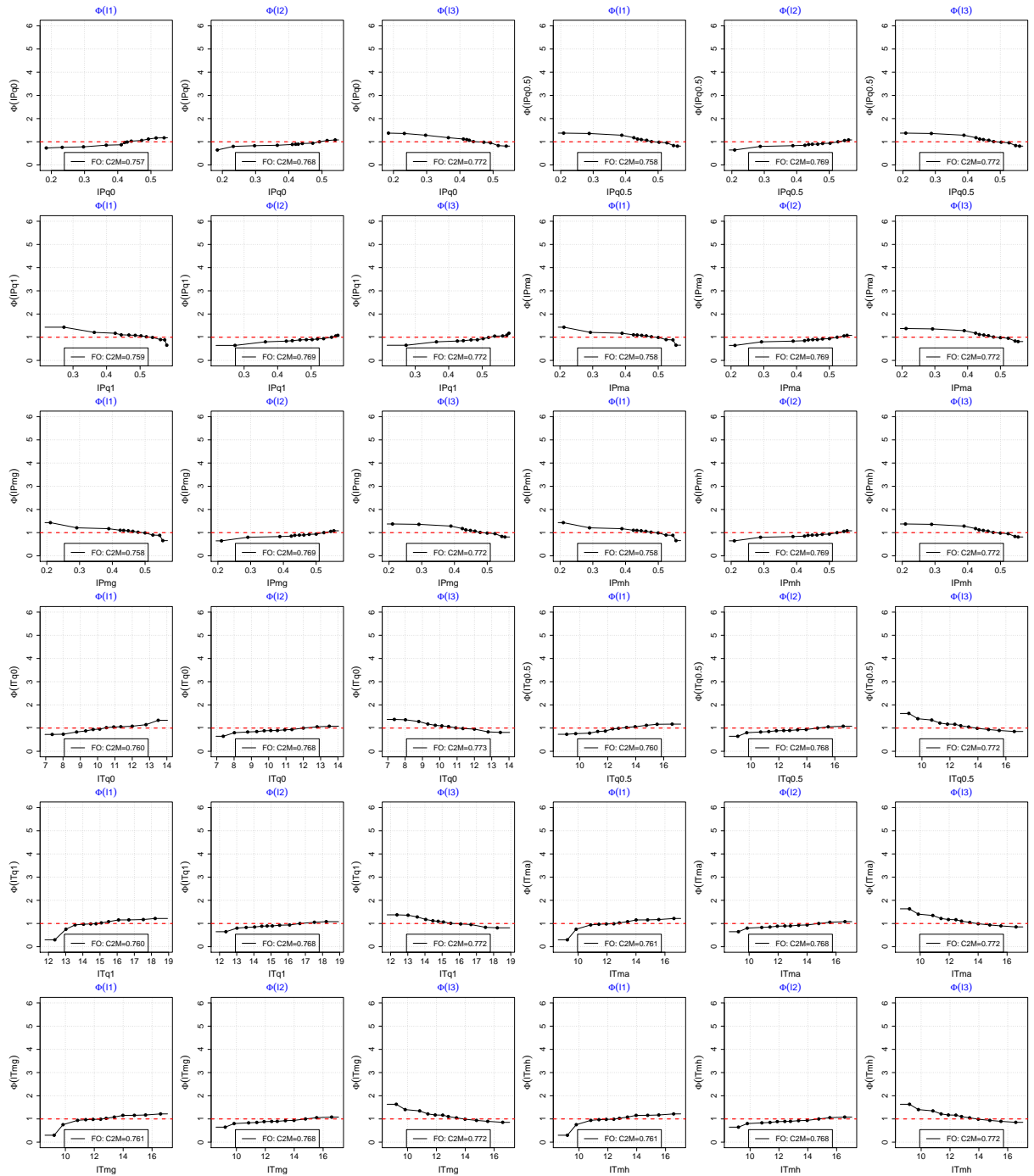
# 11.1. Paramètre X1

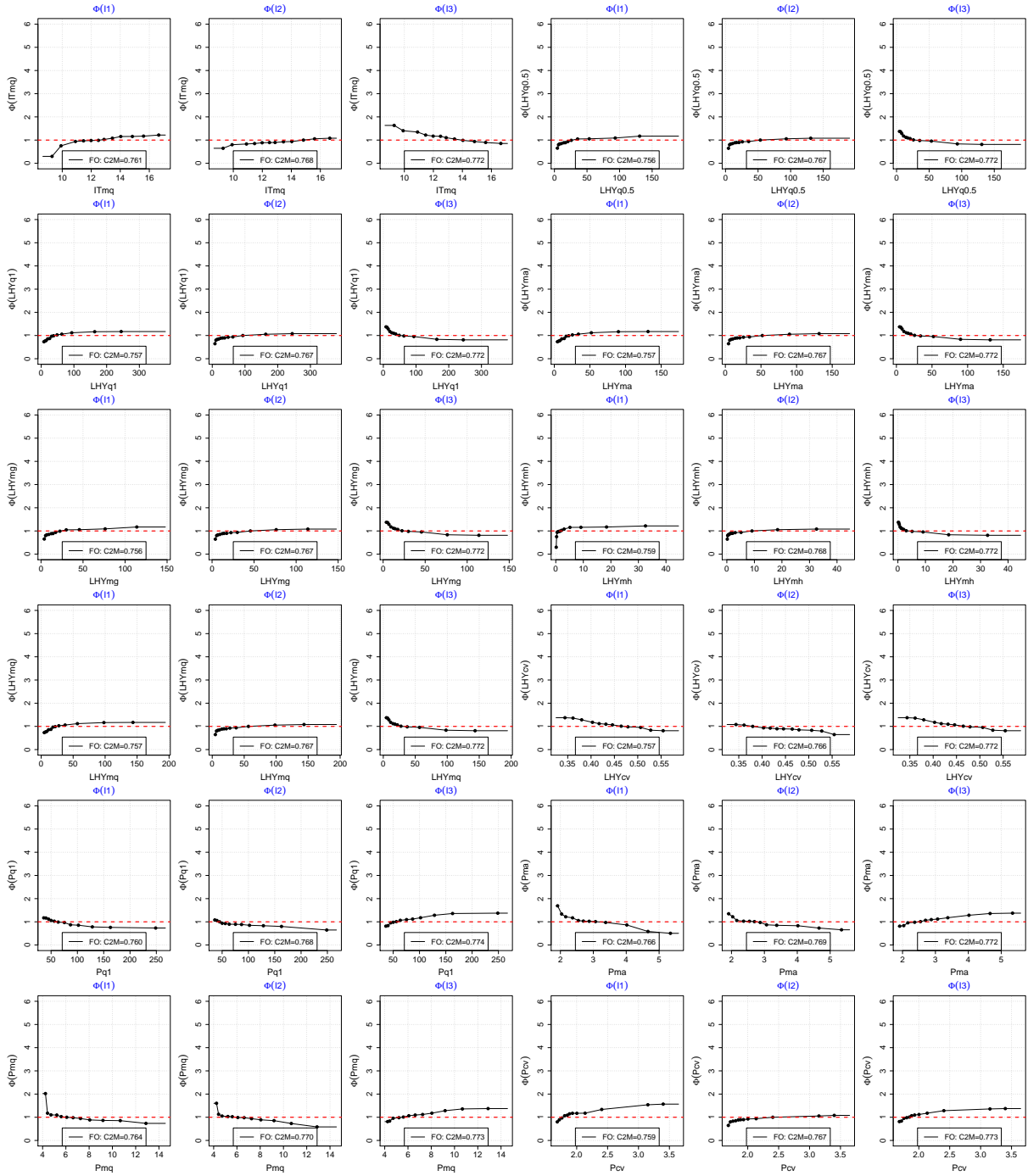


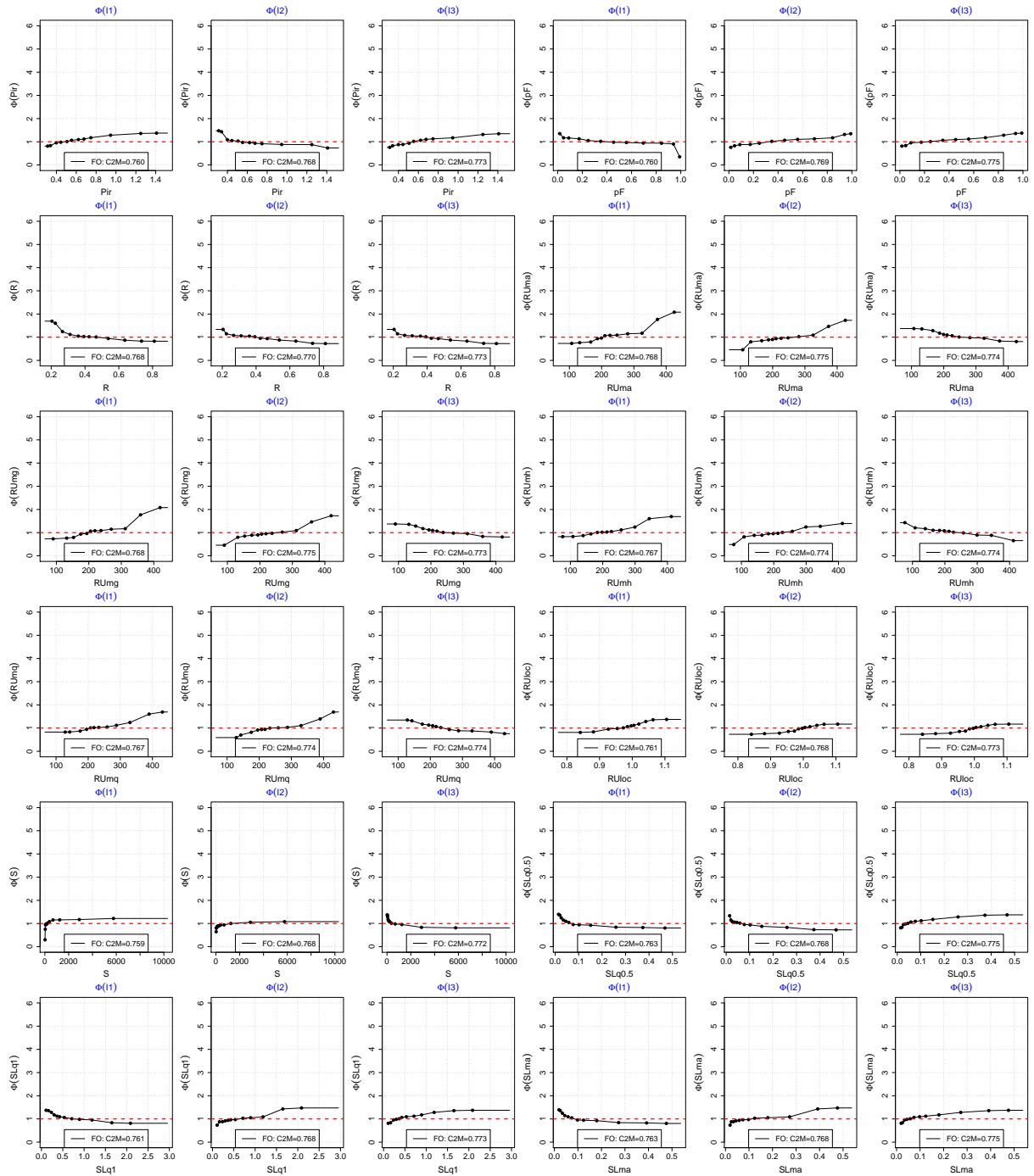


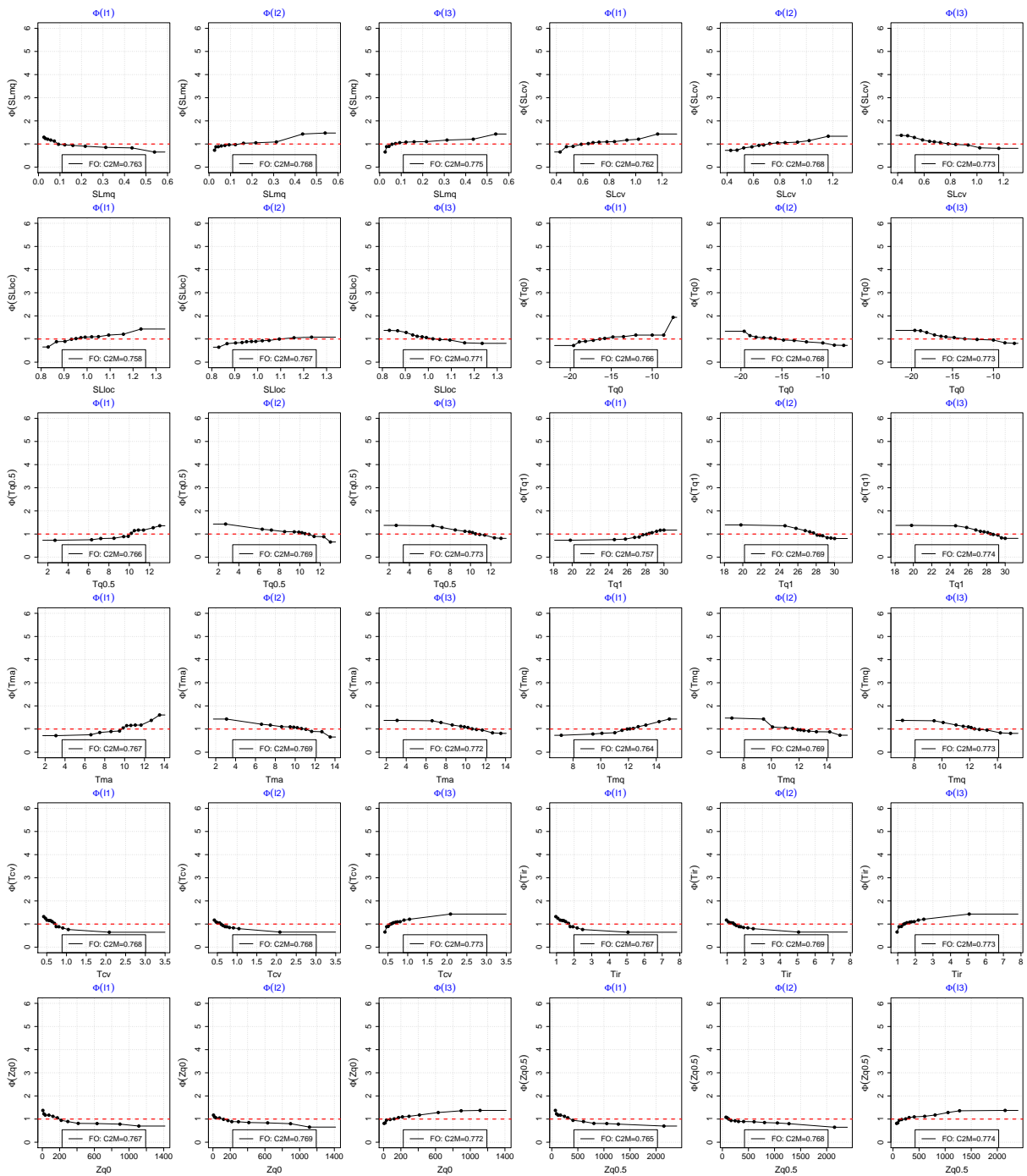


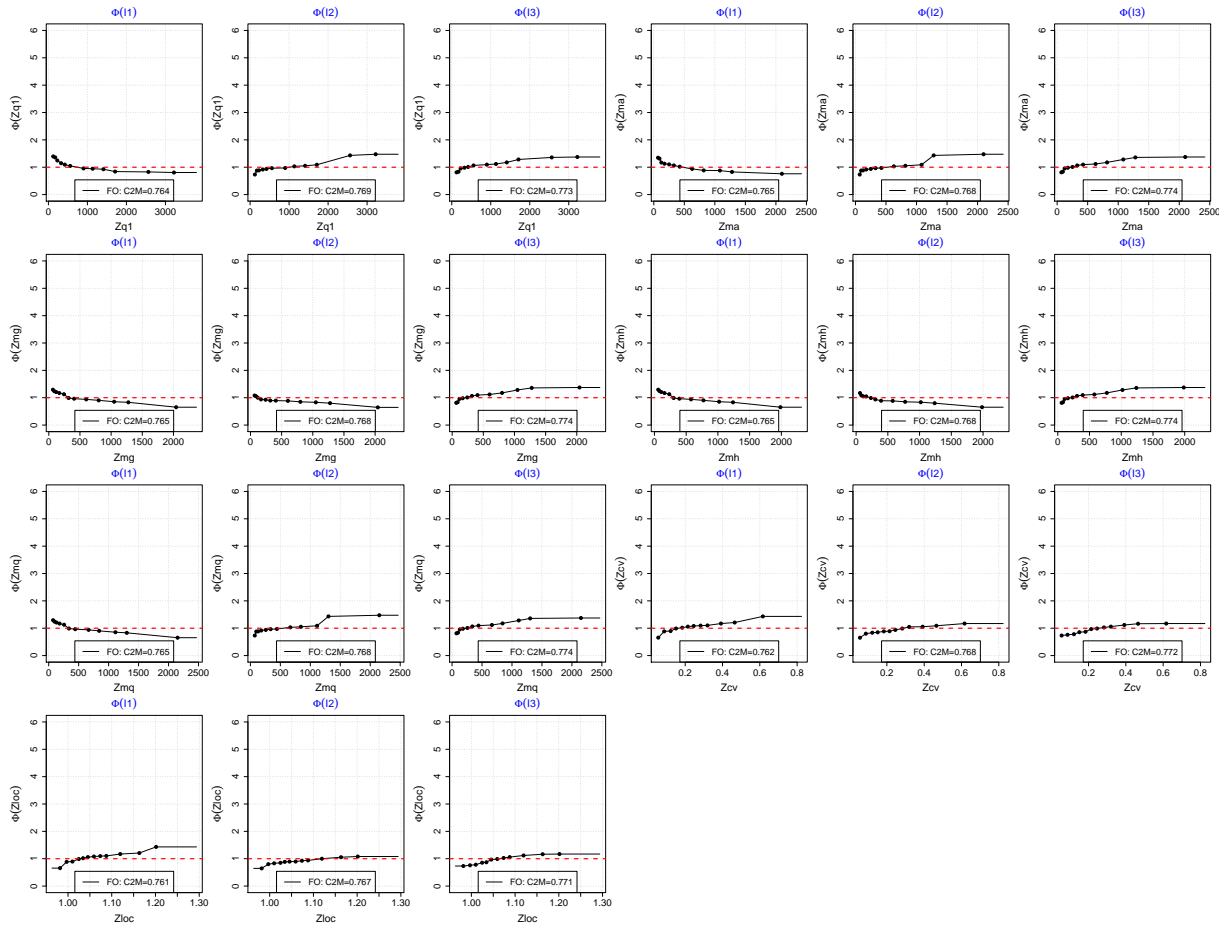




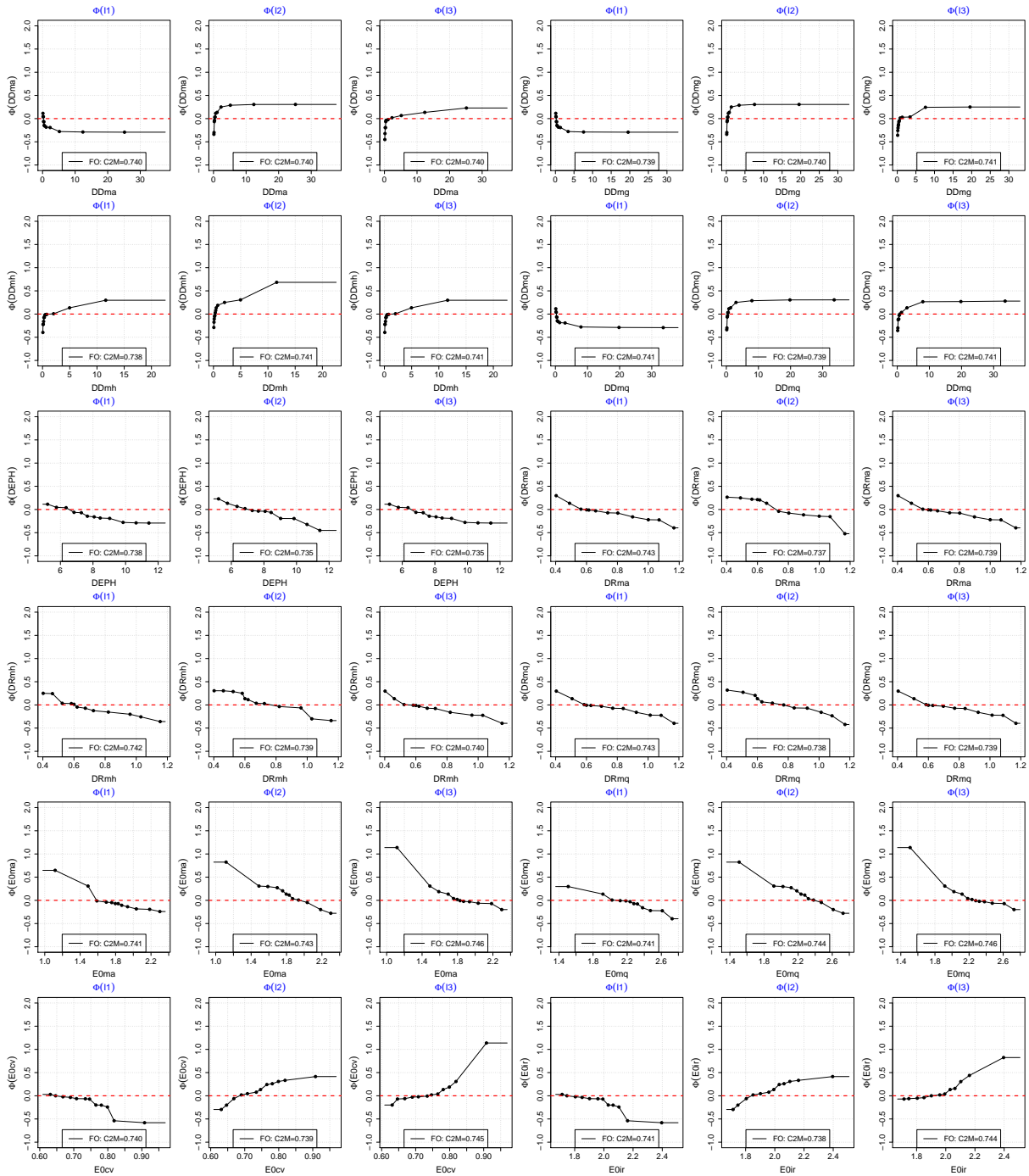


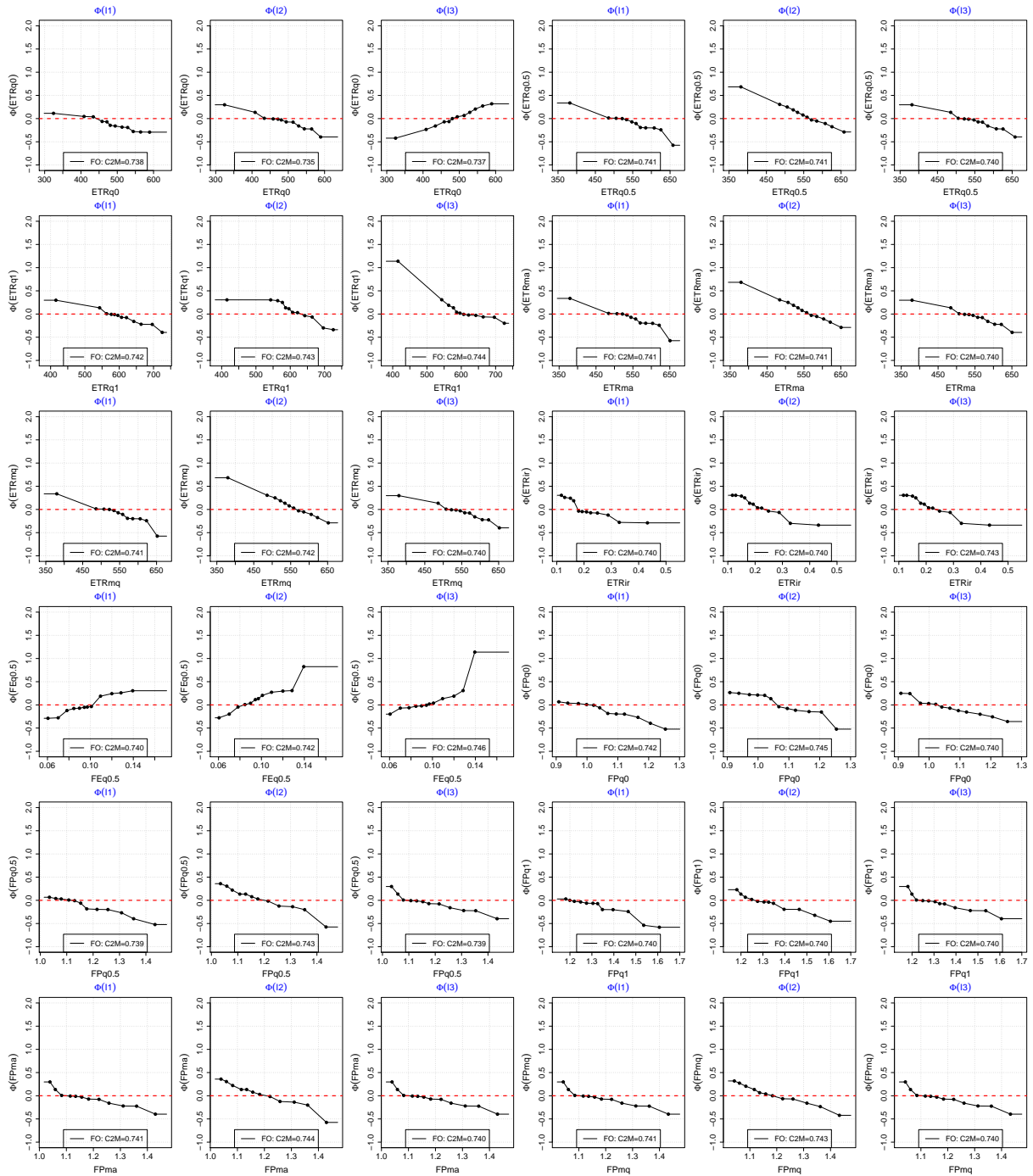


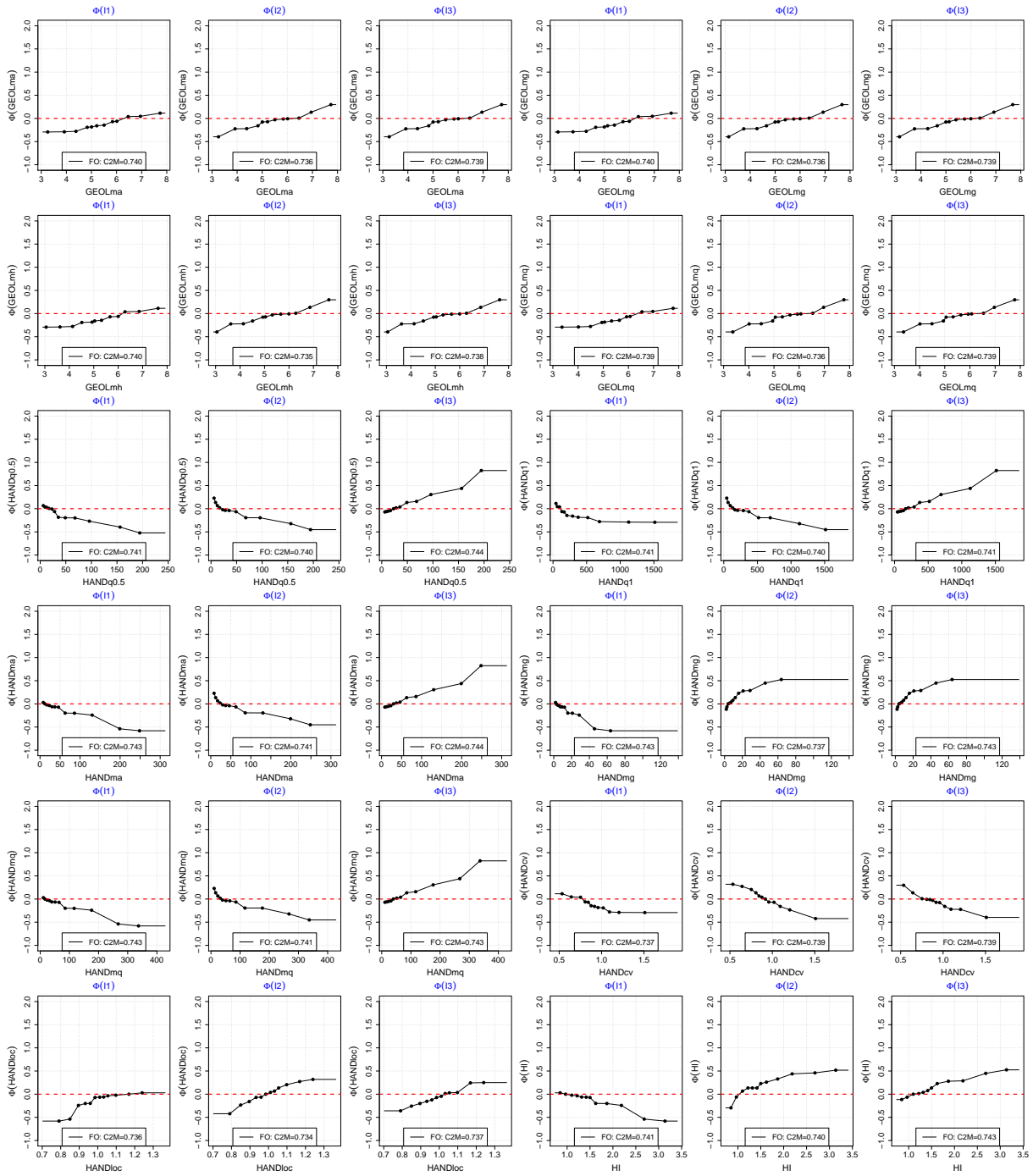




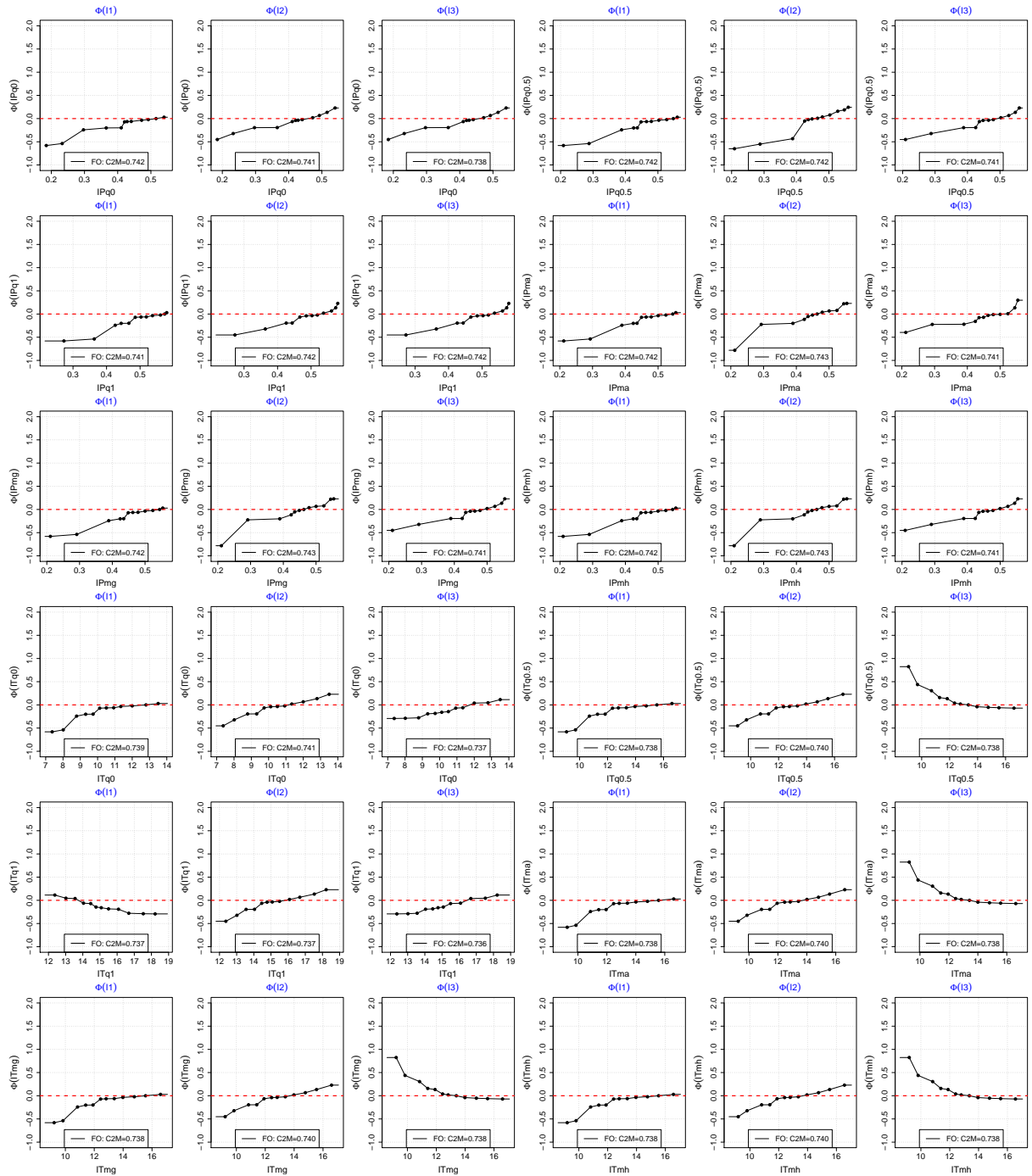
## 11.2. Paramètre X2

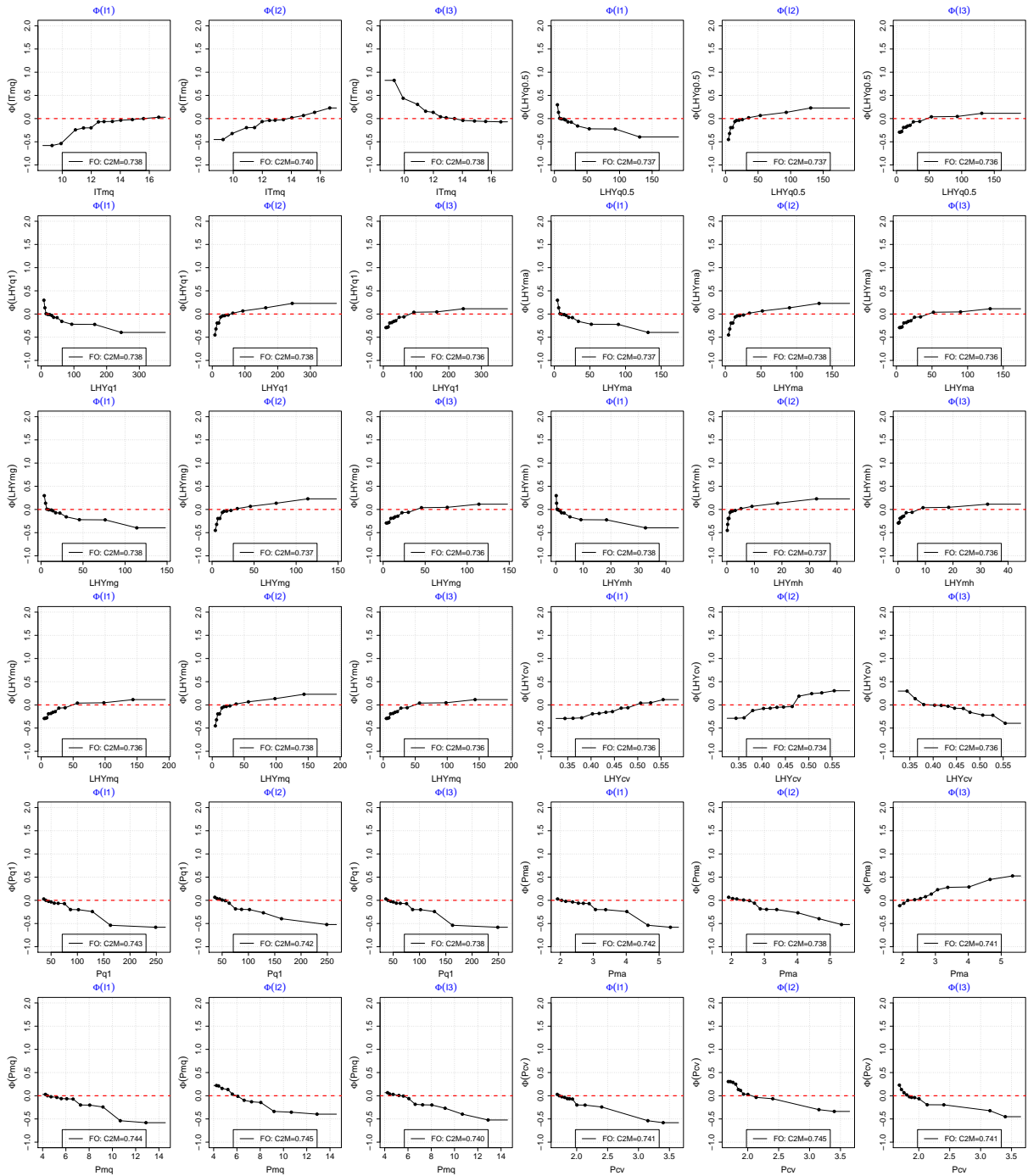


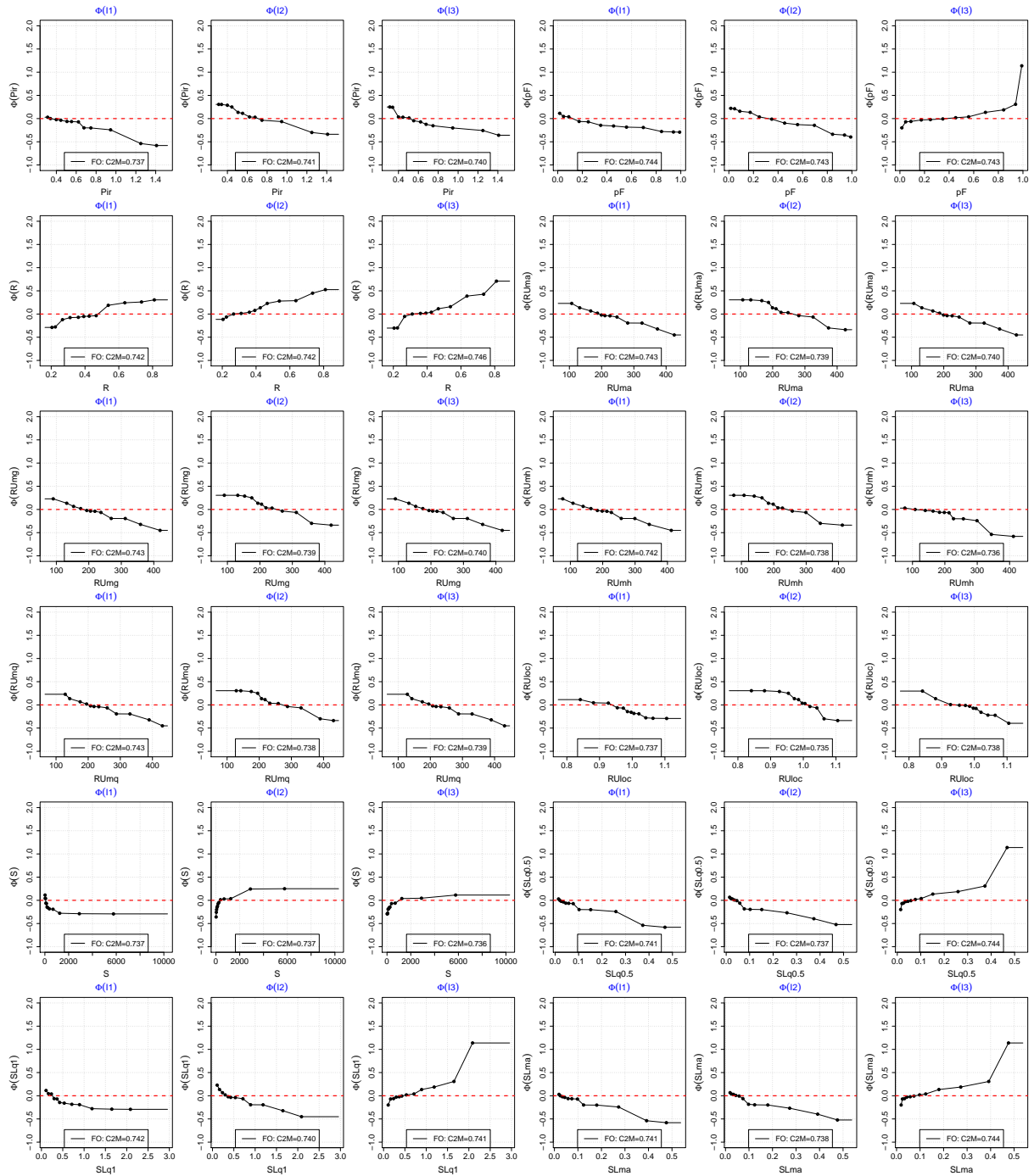


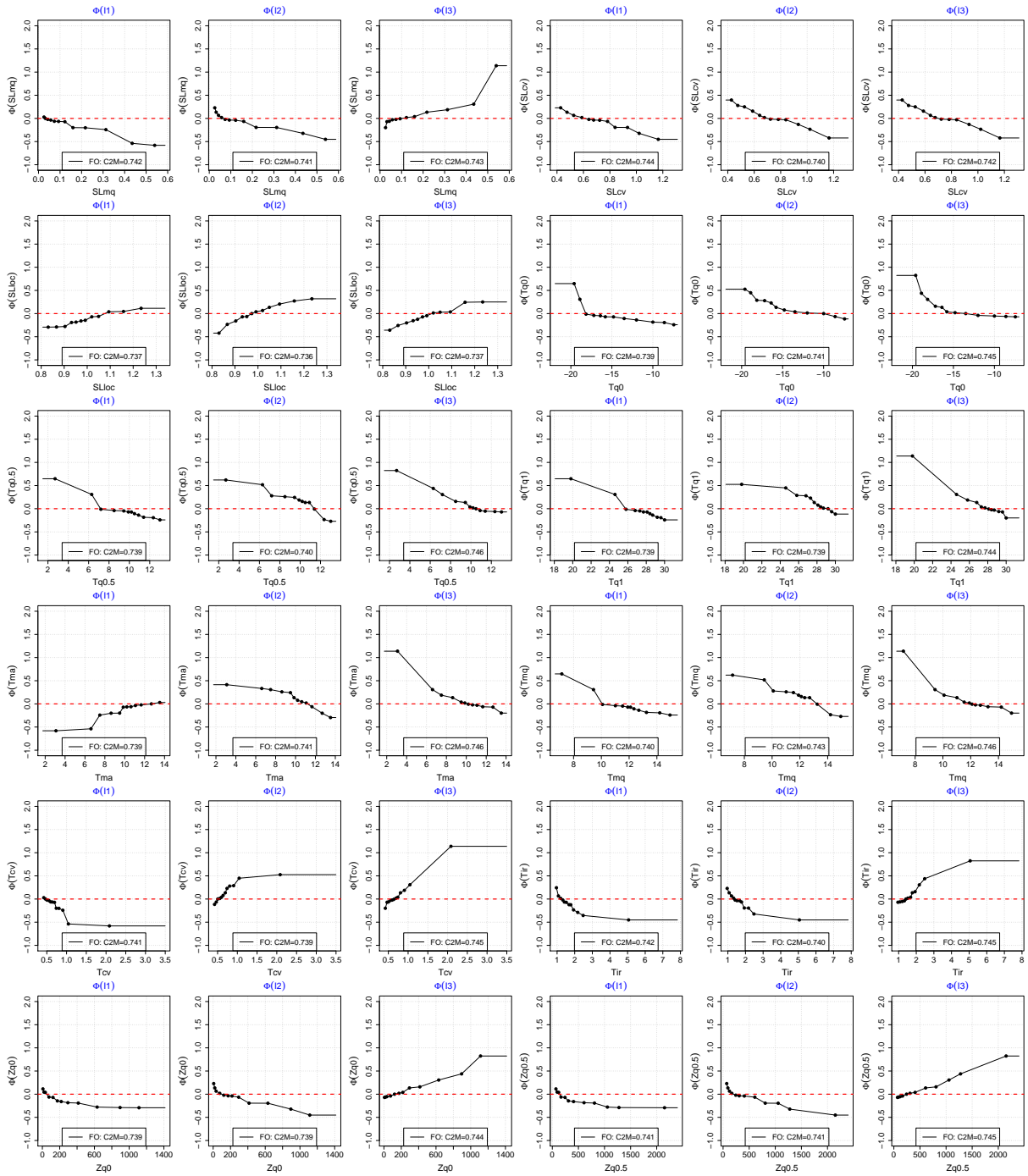


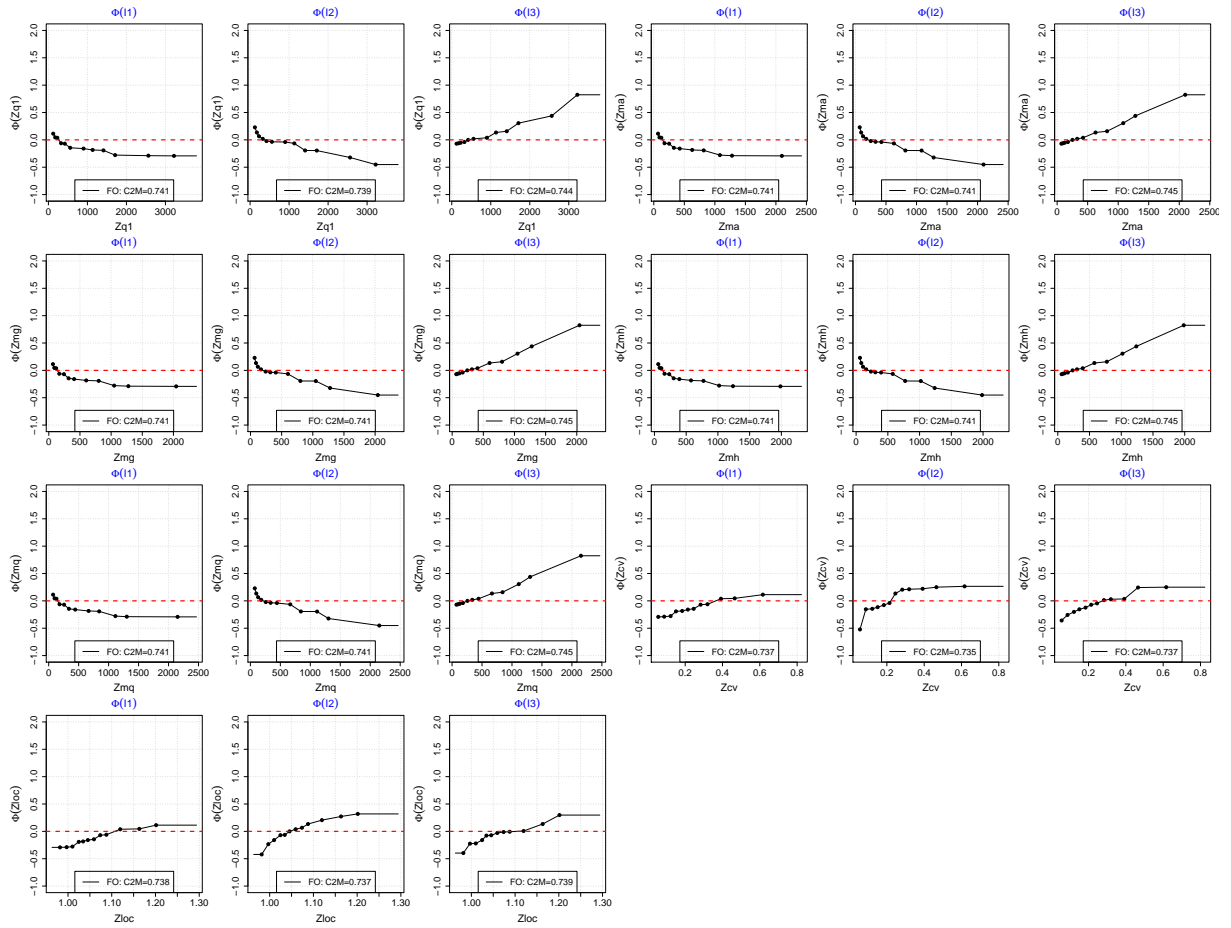




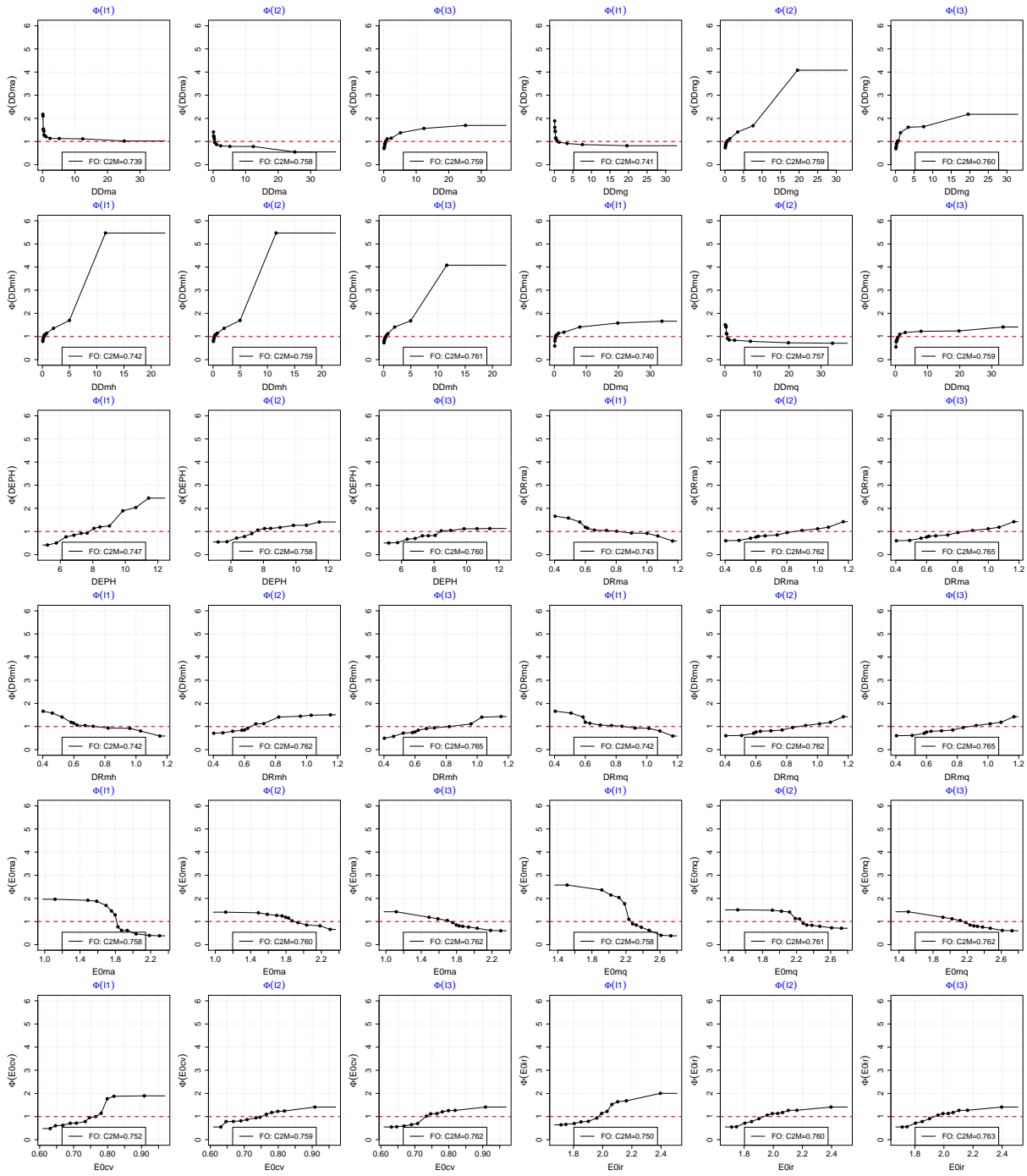


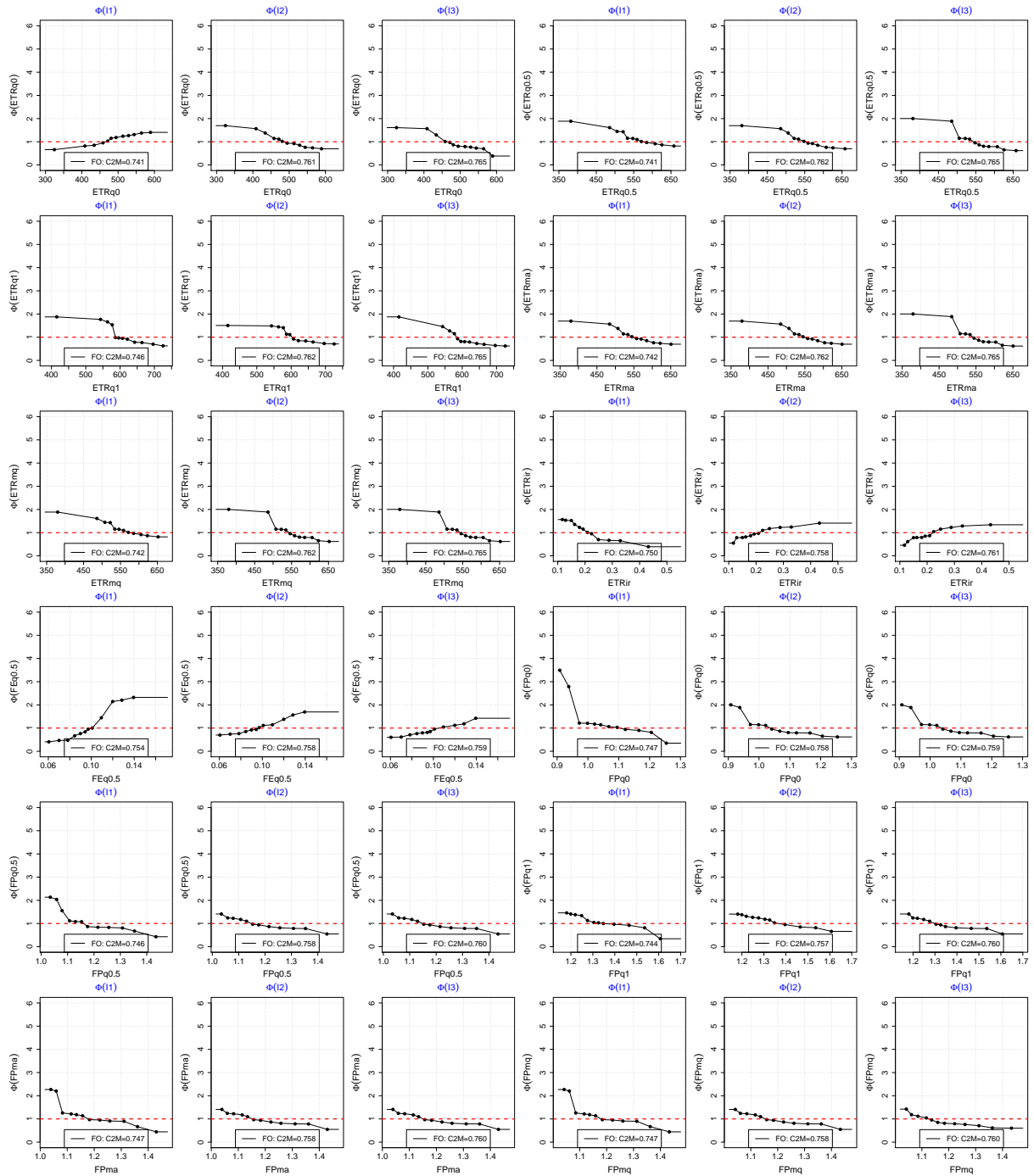


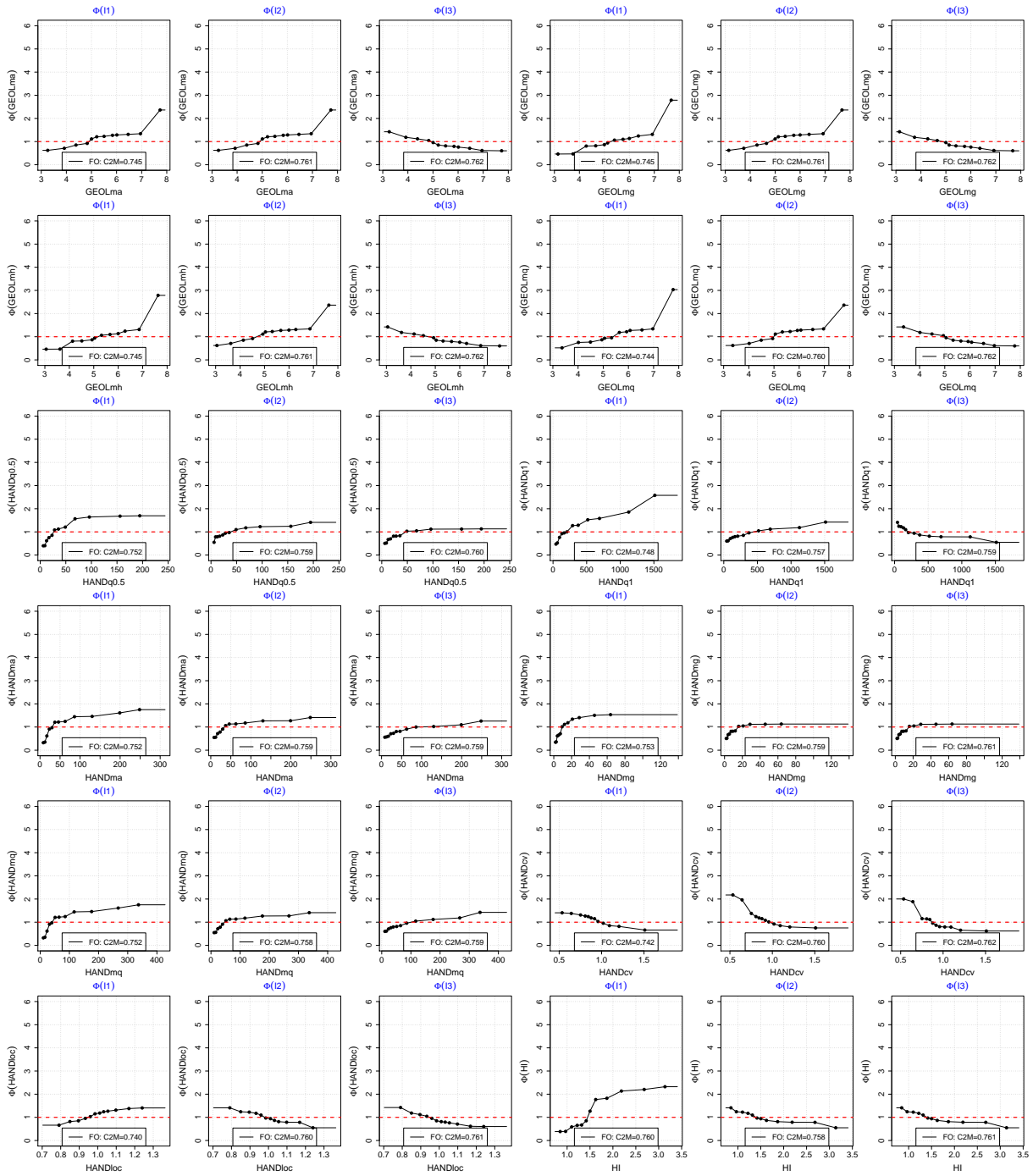




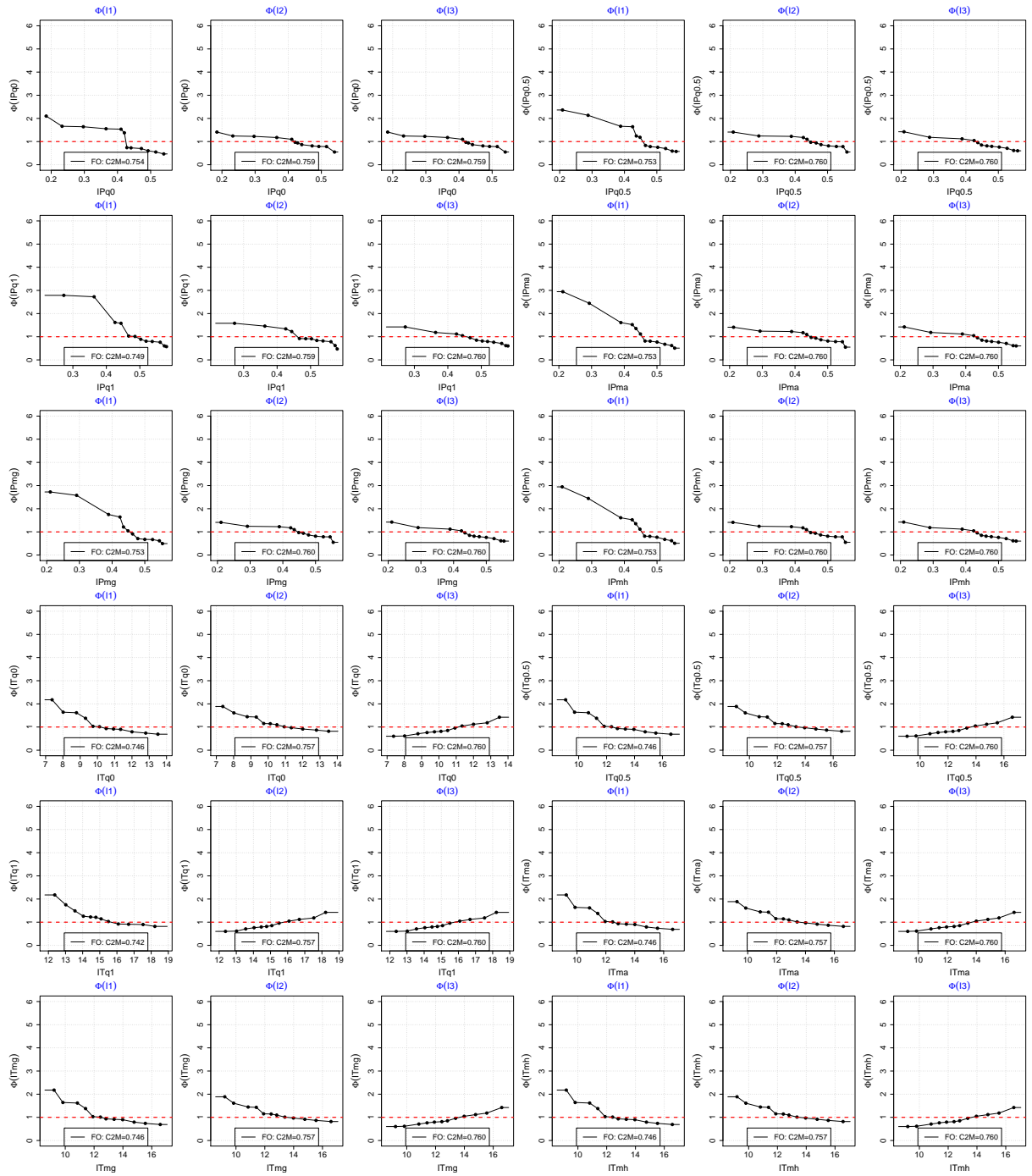
# 11.3. Paramètre X3

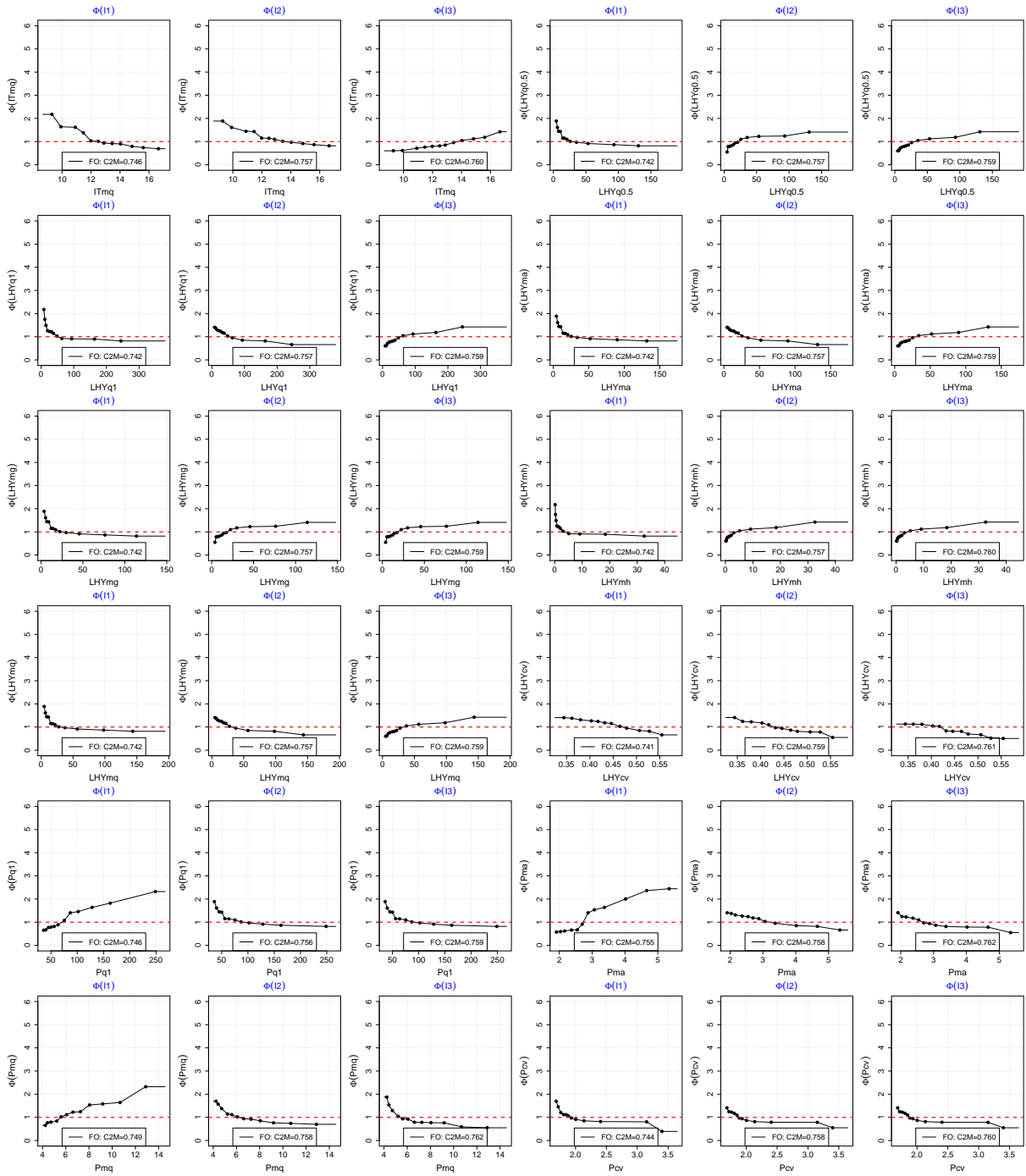


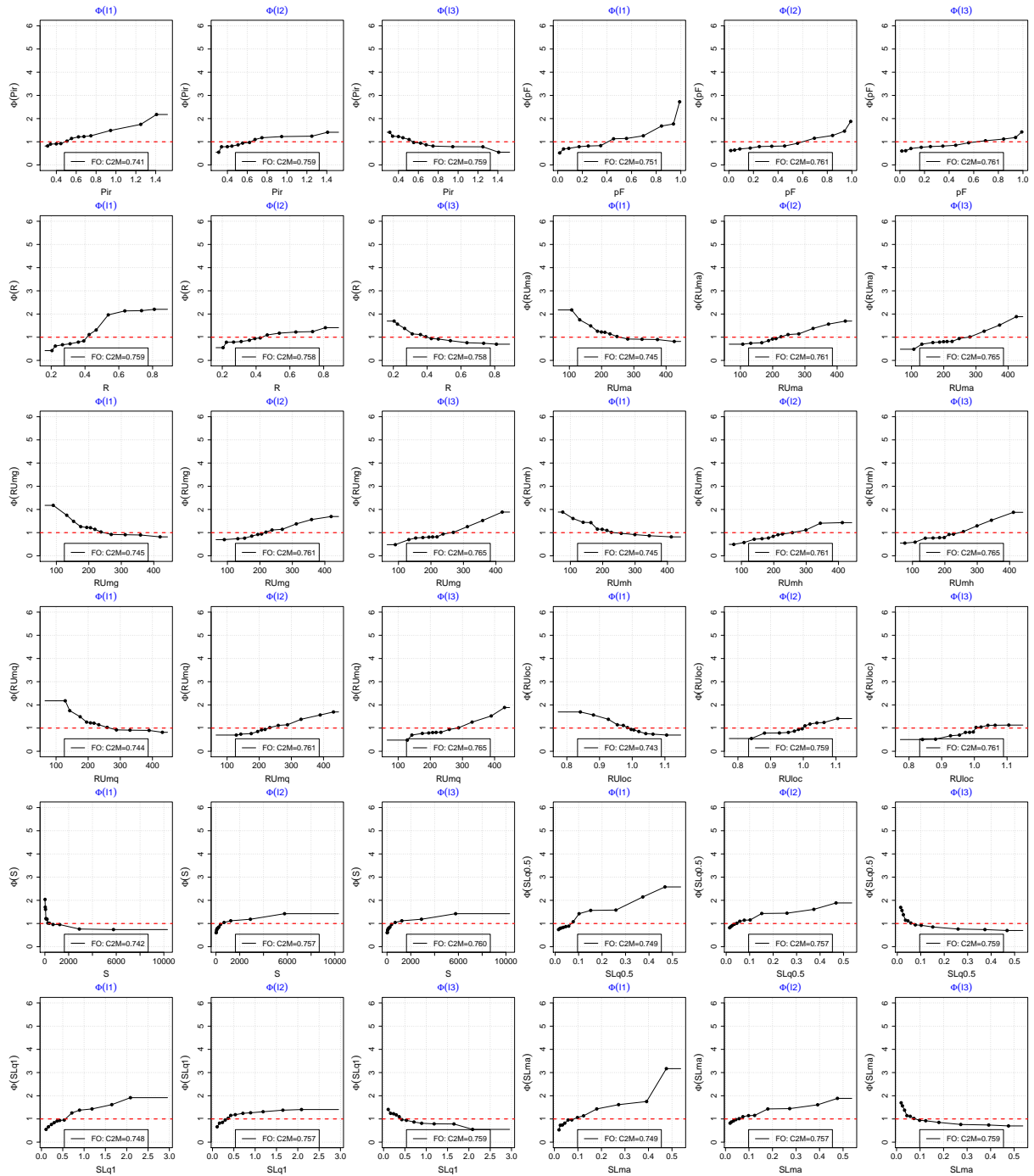


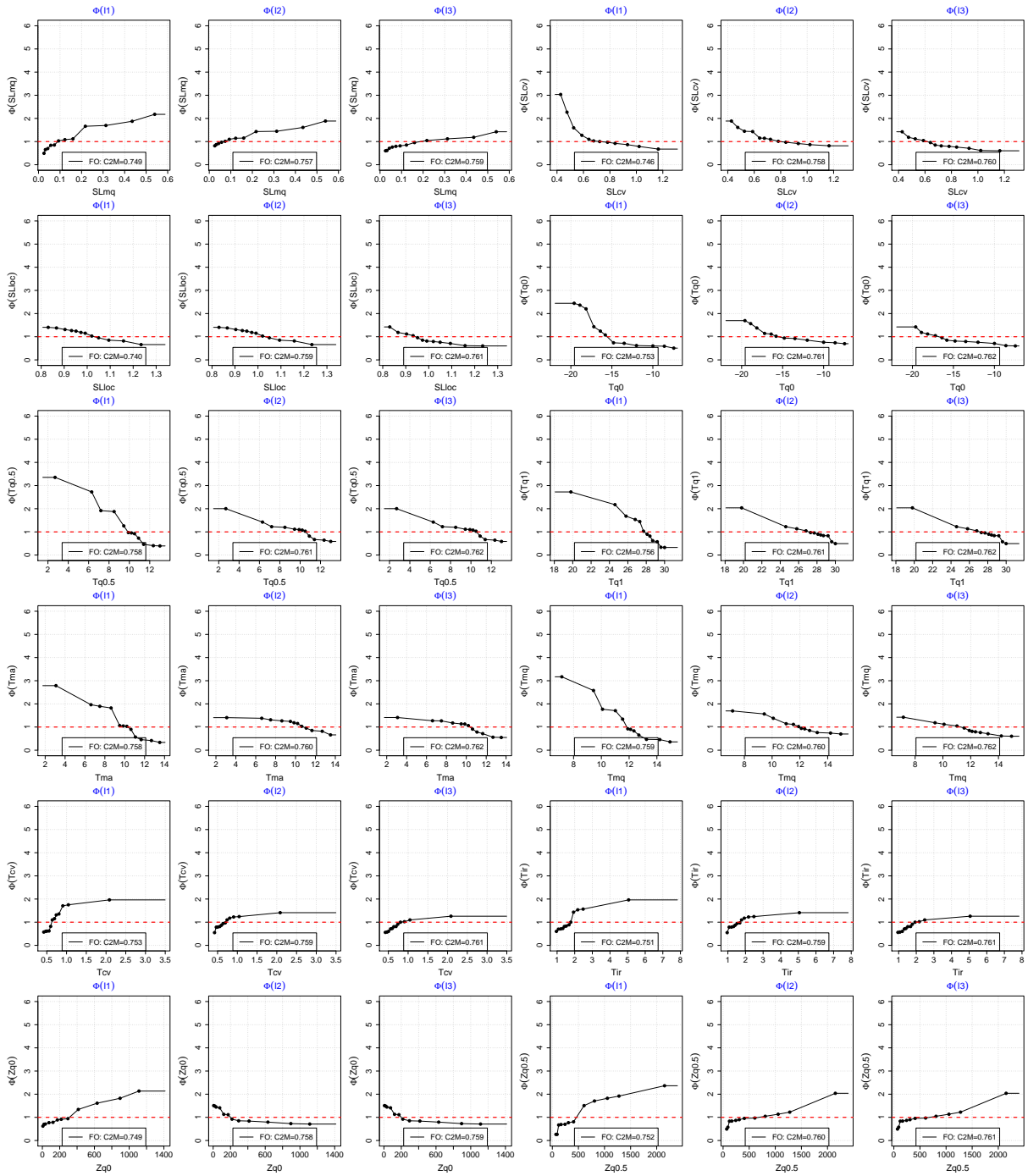


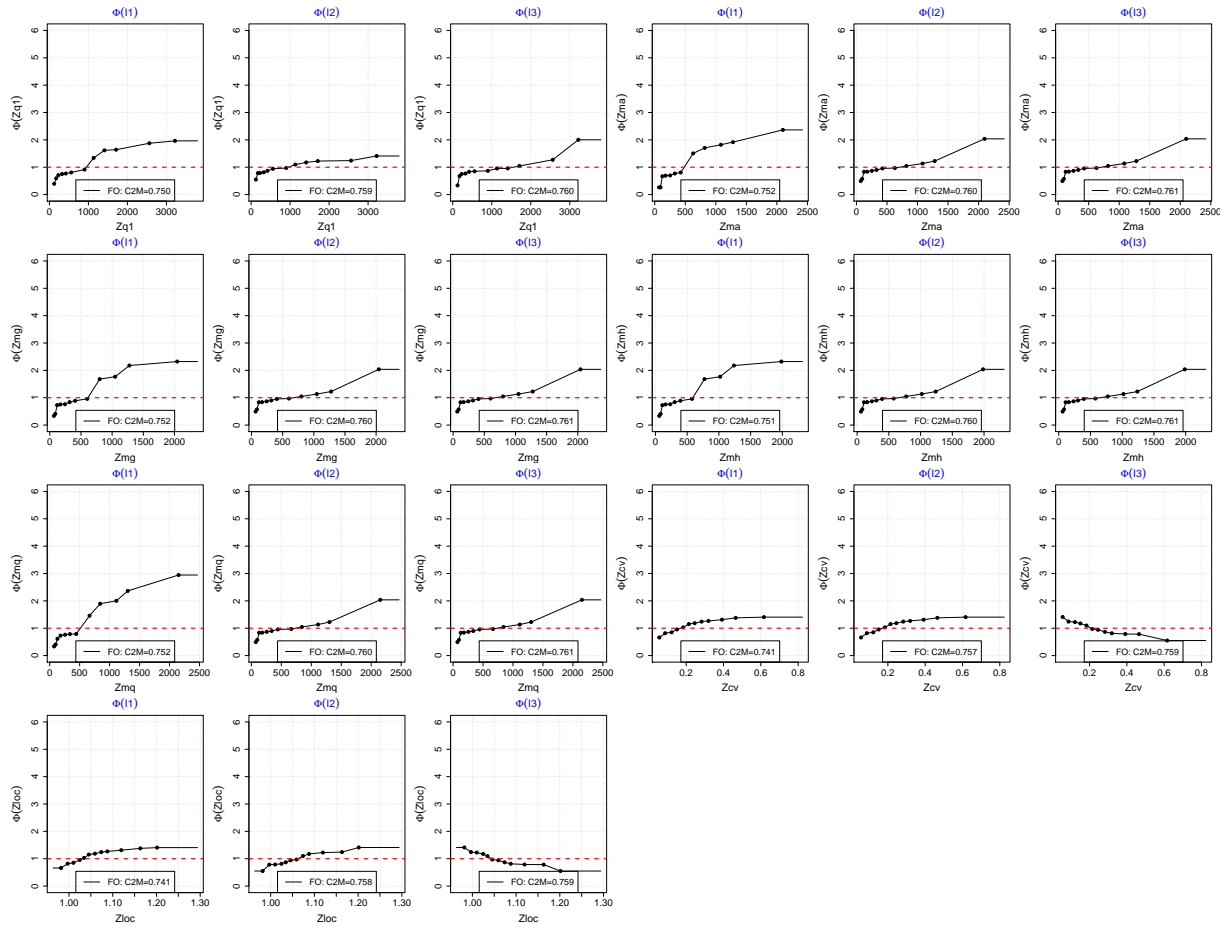




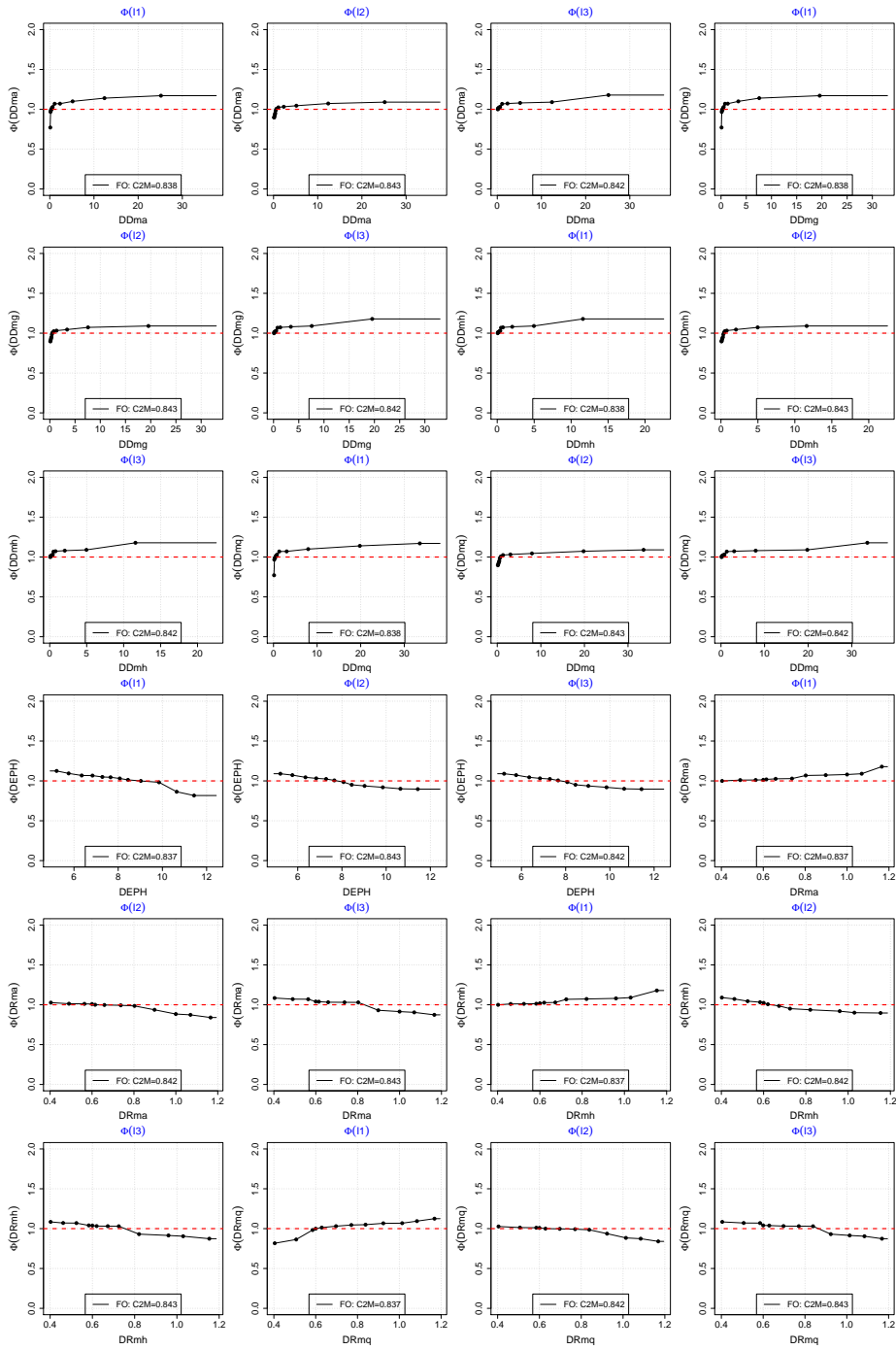


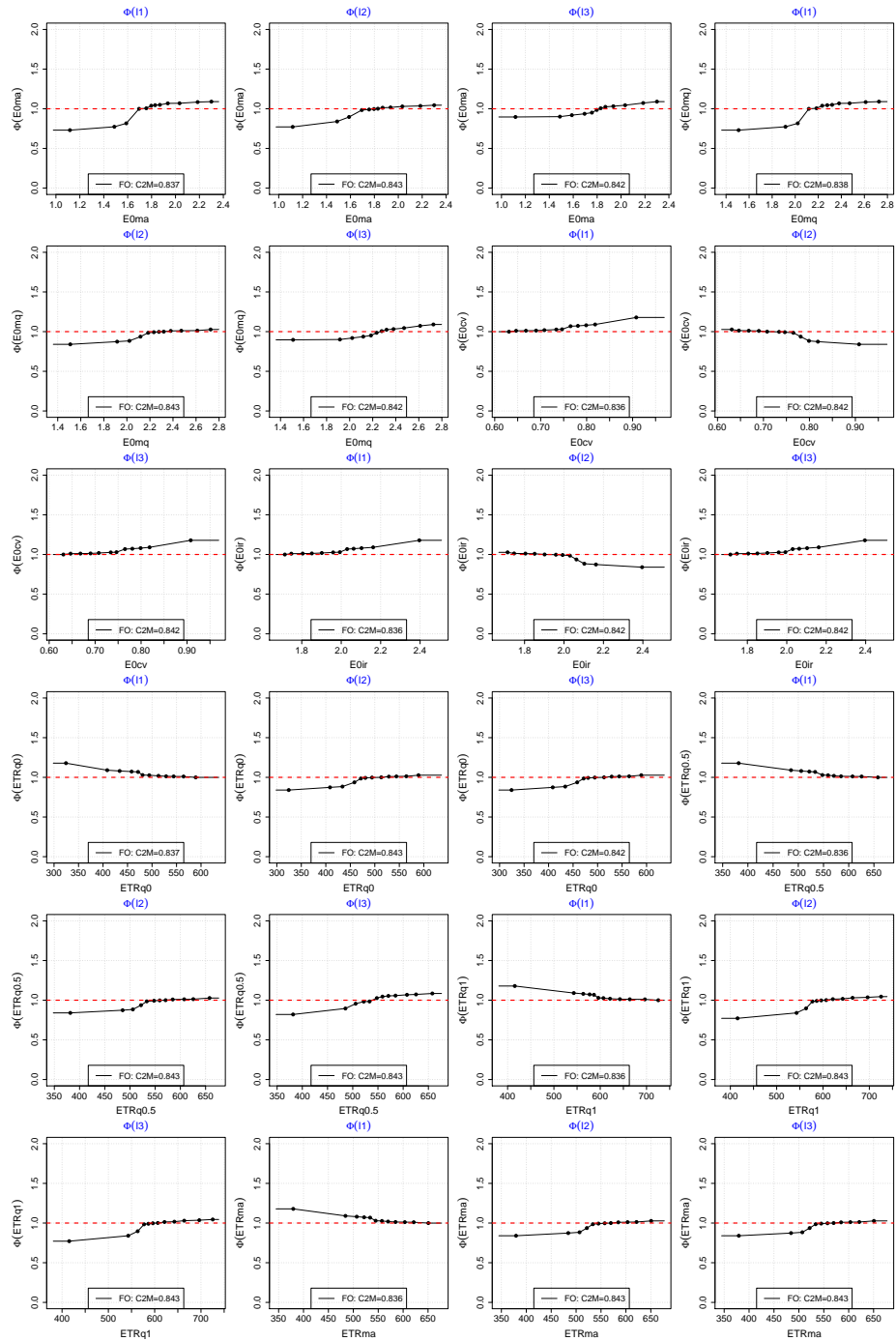


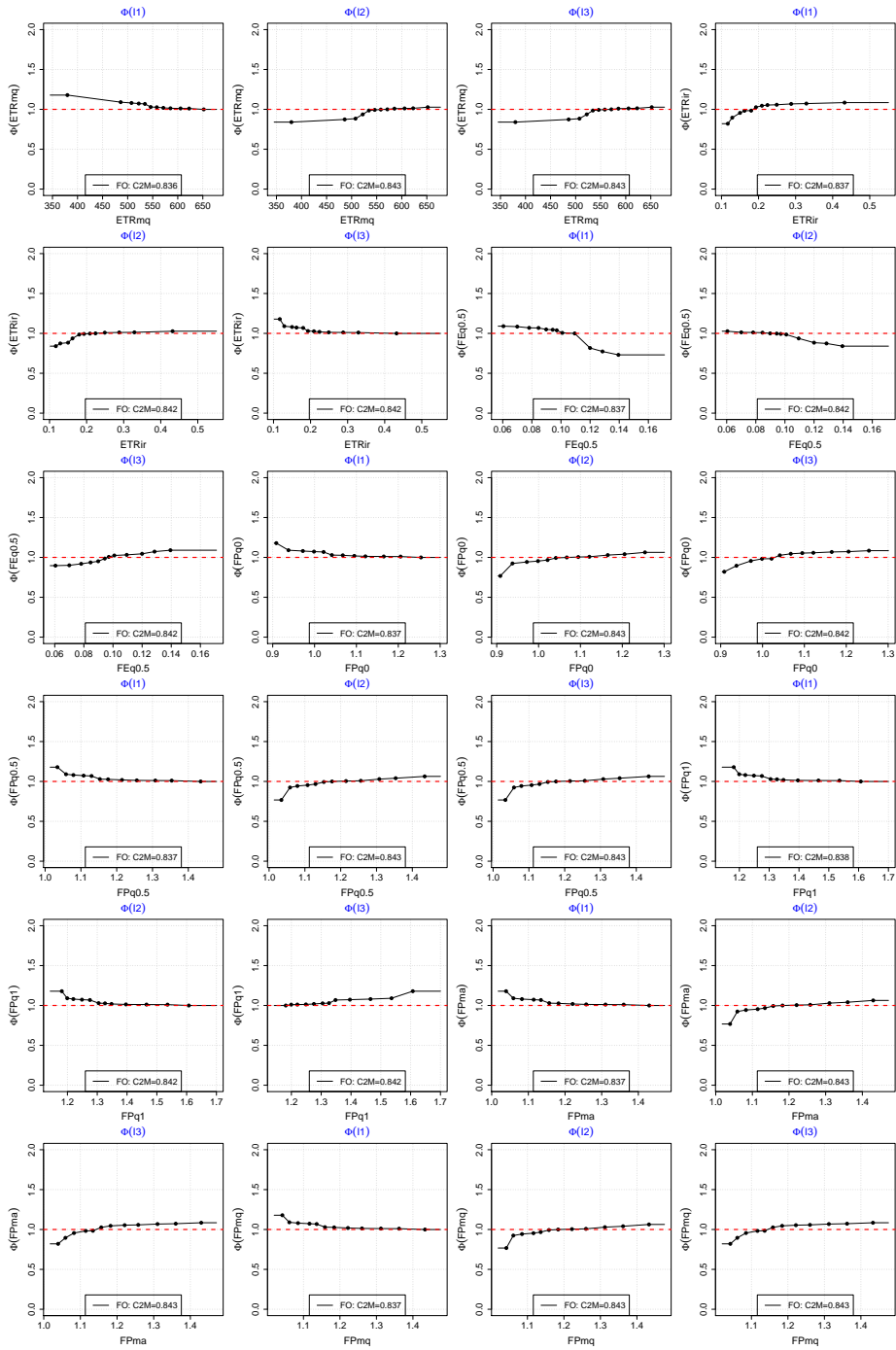




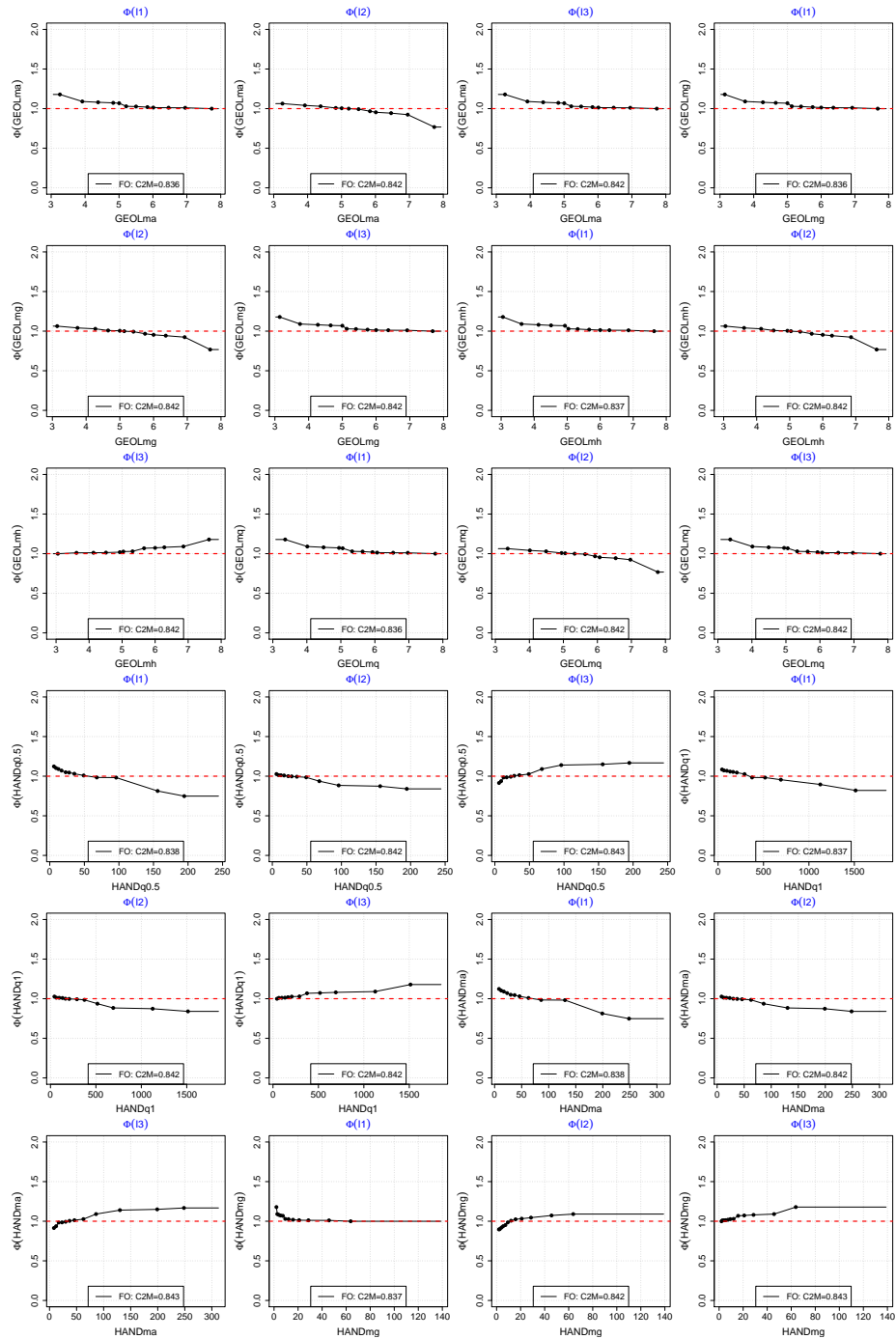
# 11.4. Paramètre X4

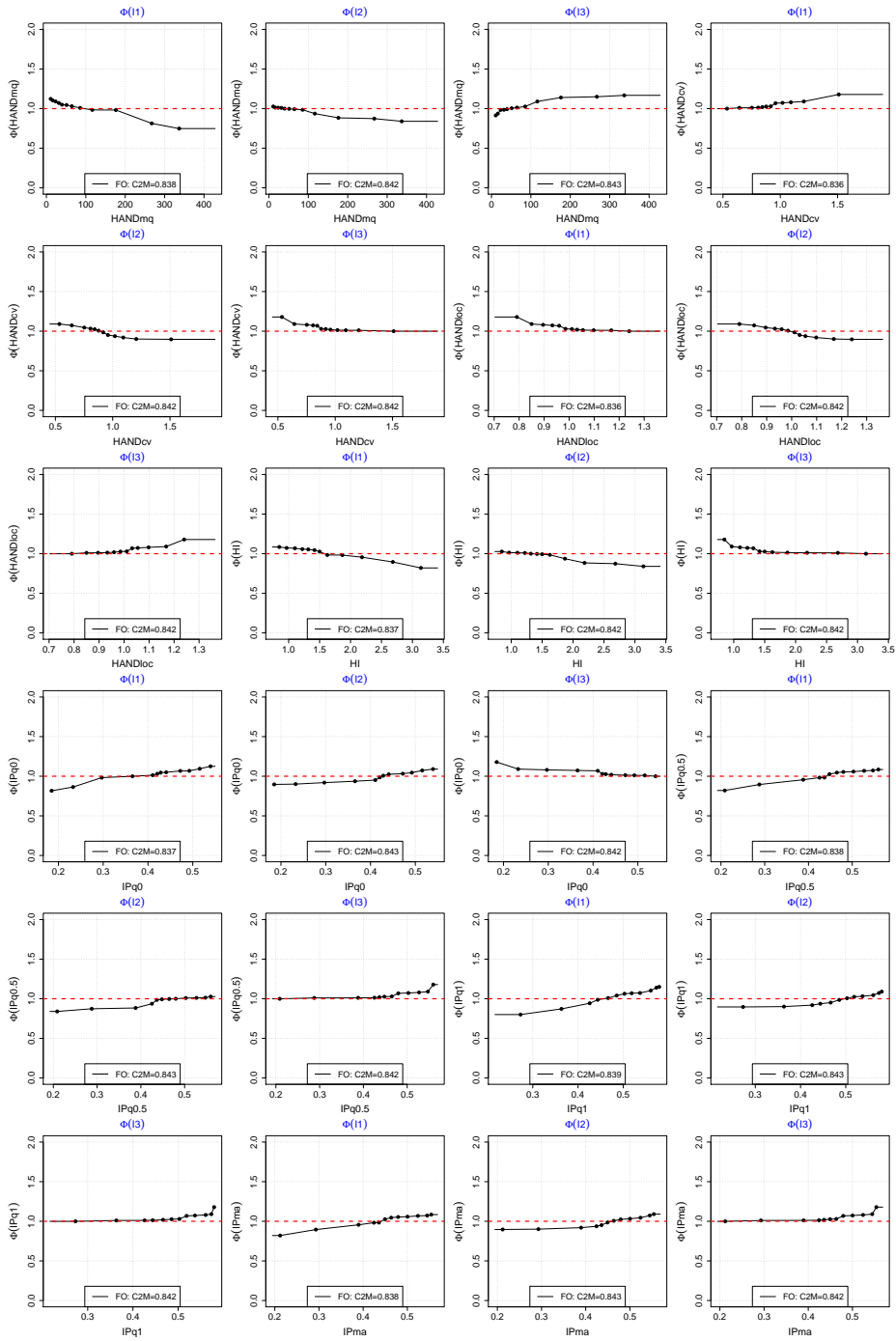


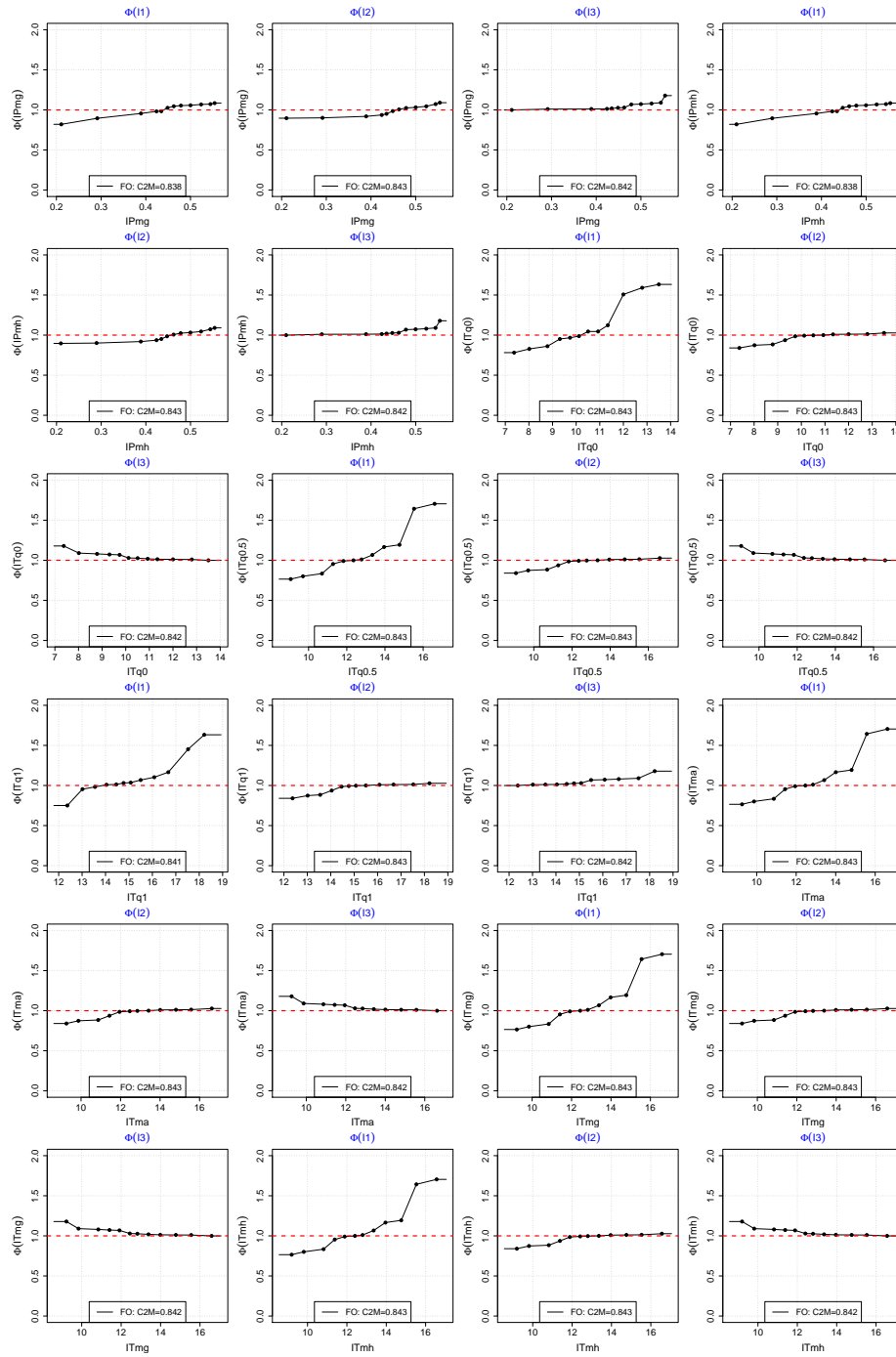


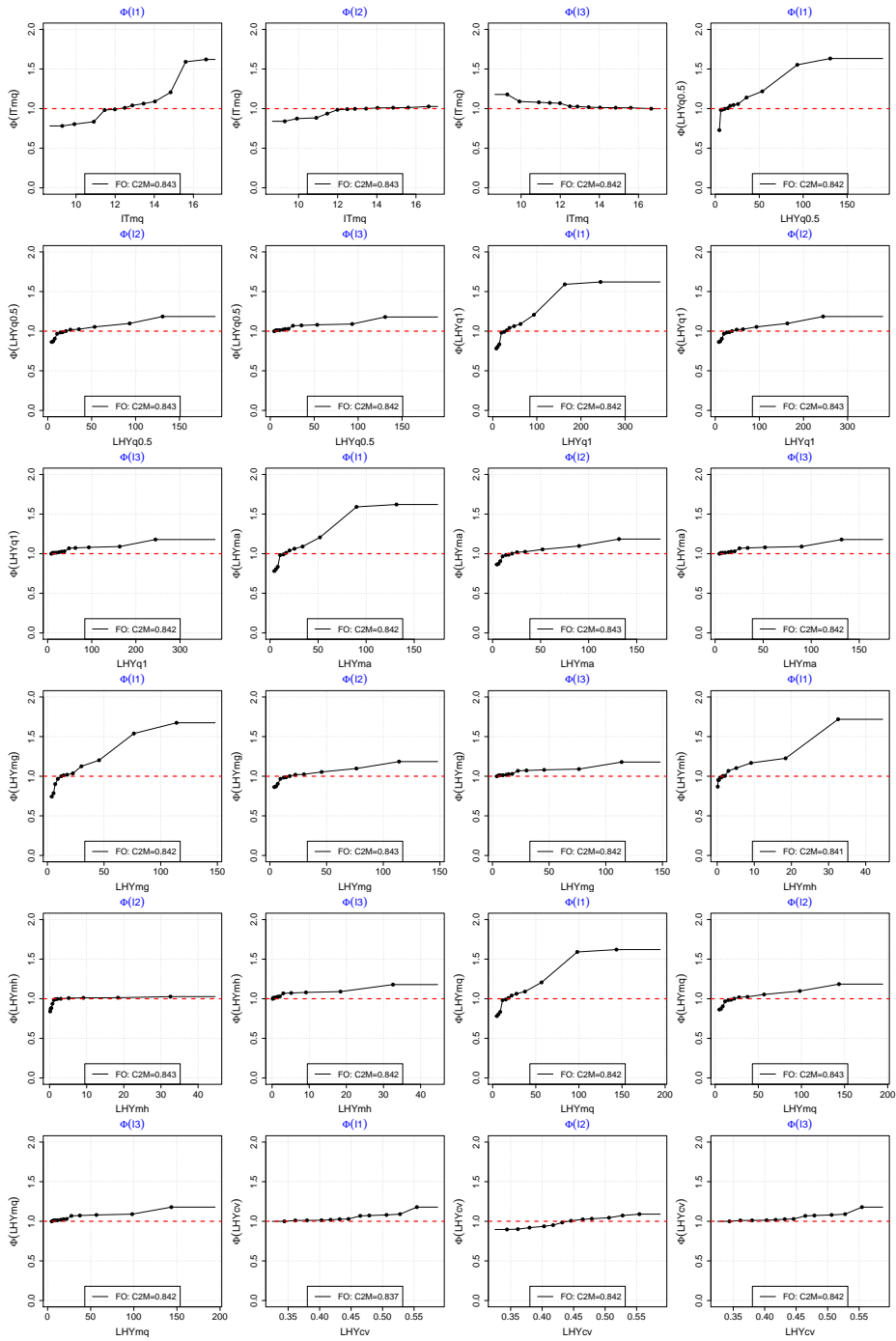


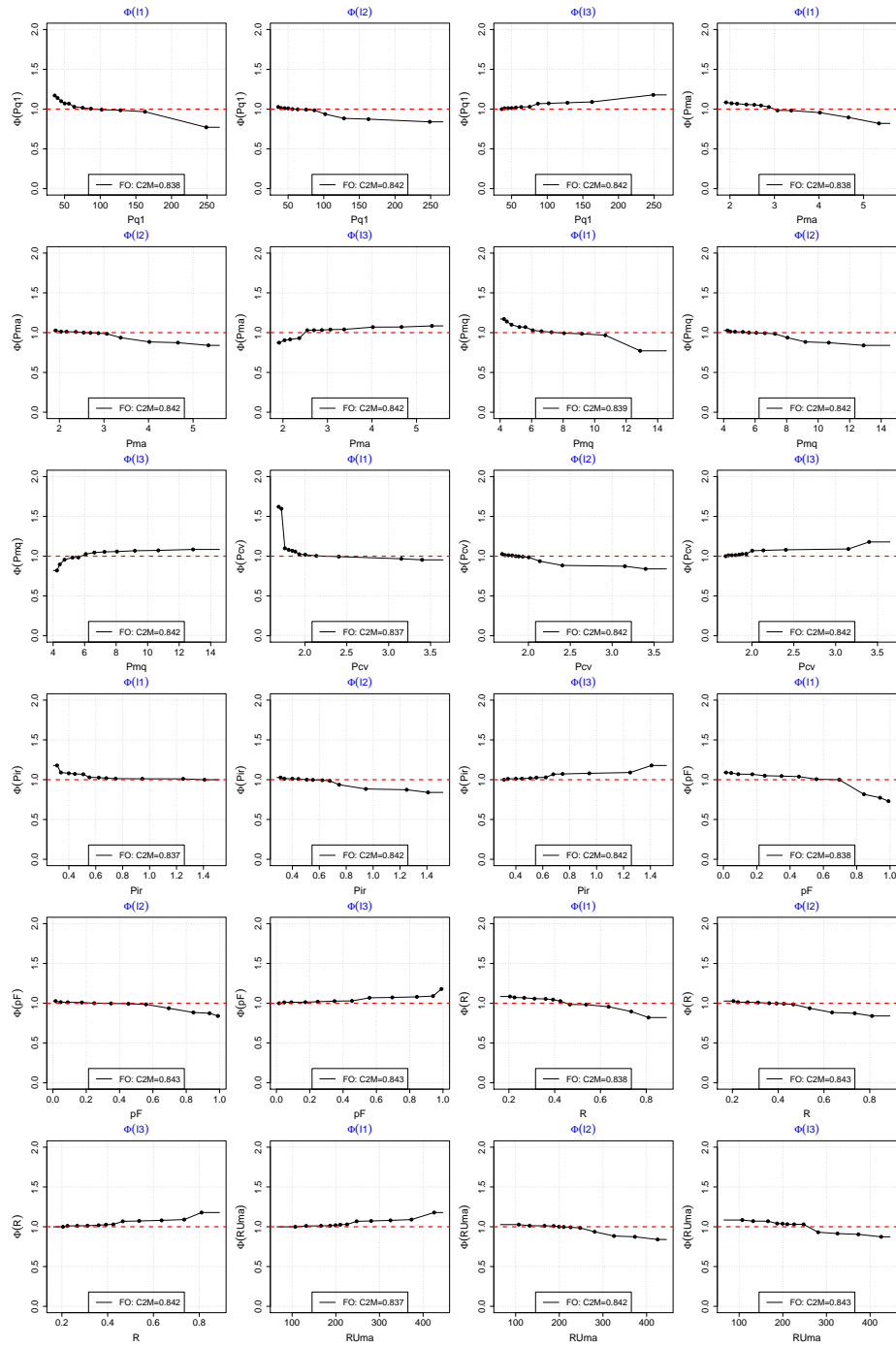


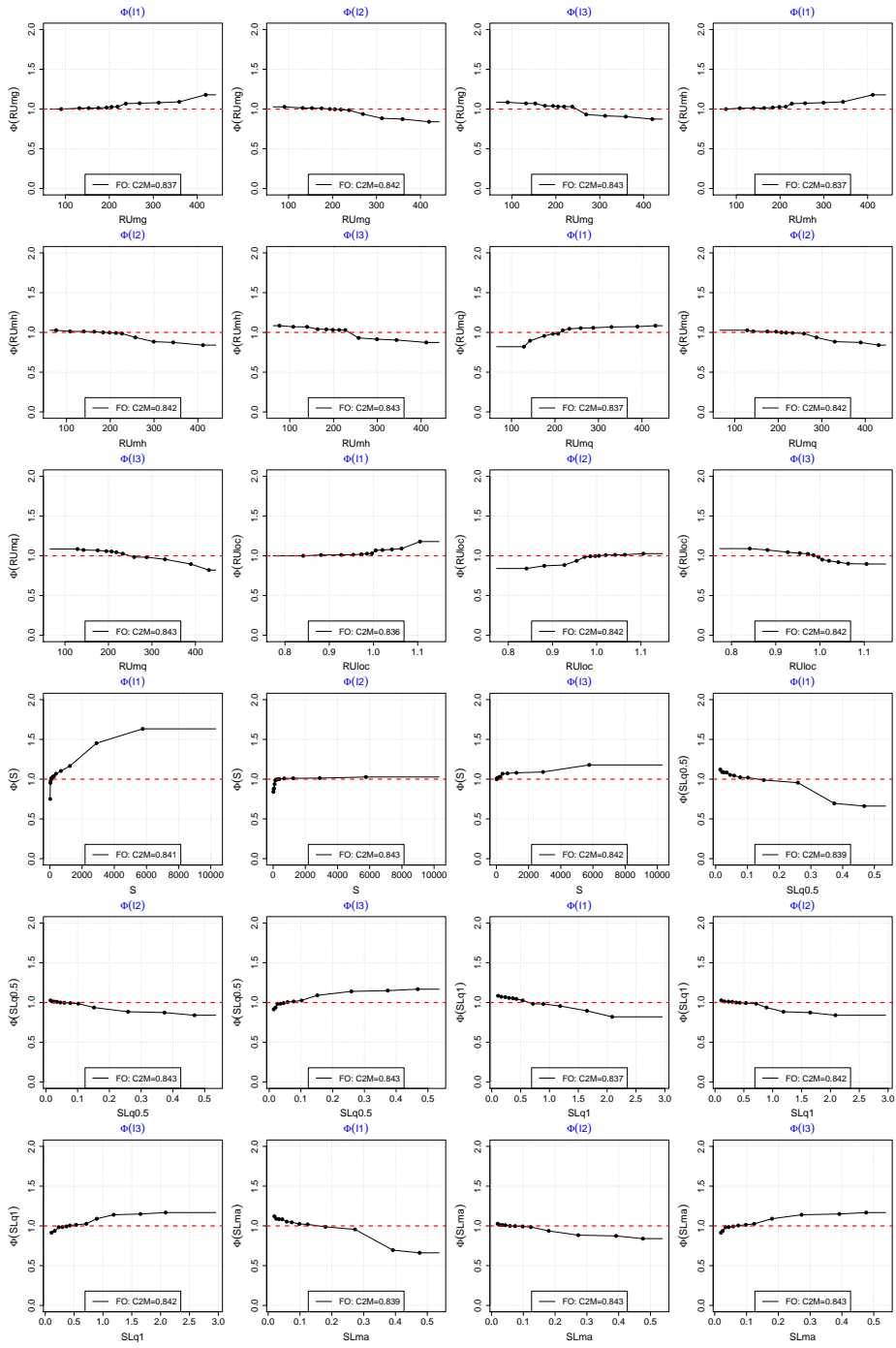


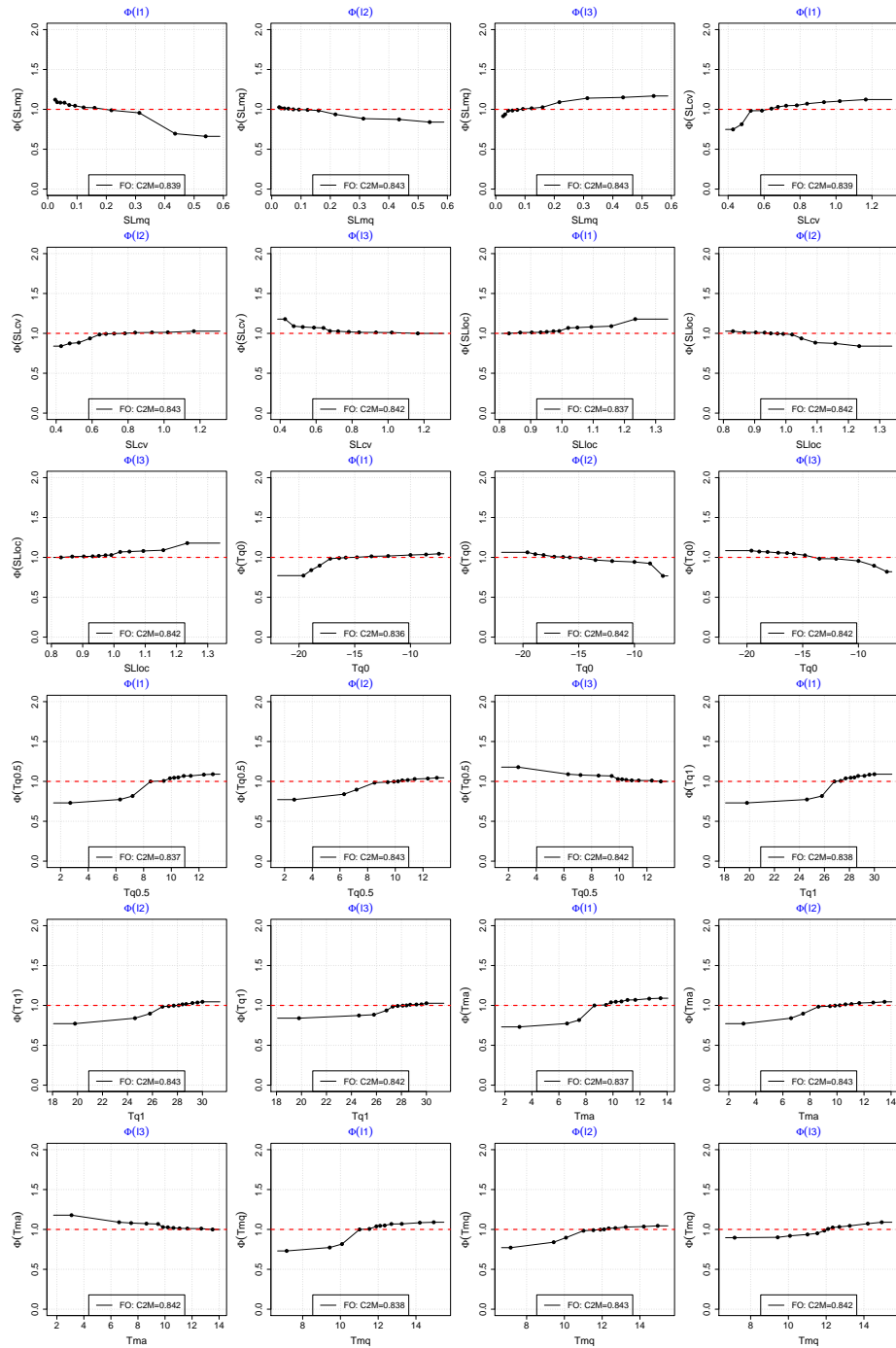


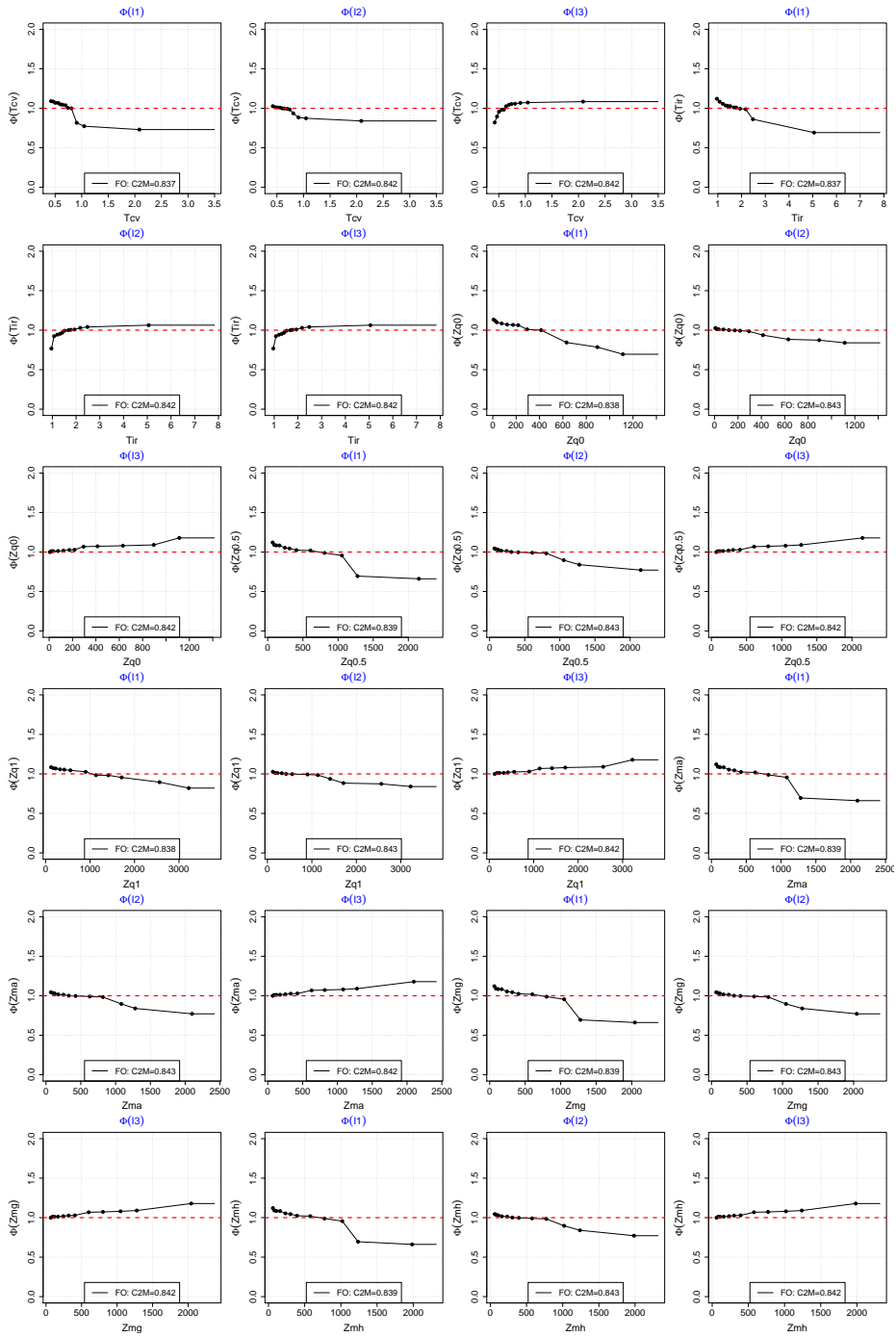




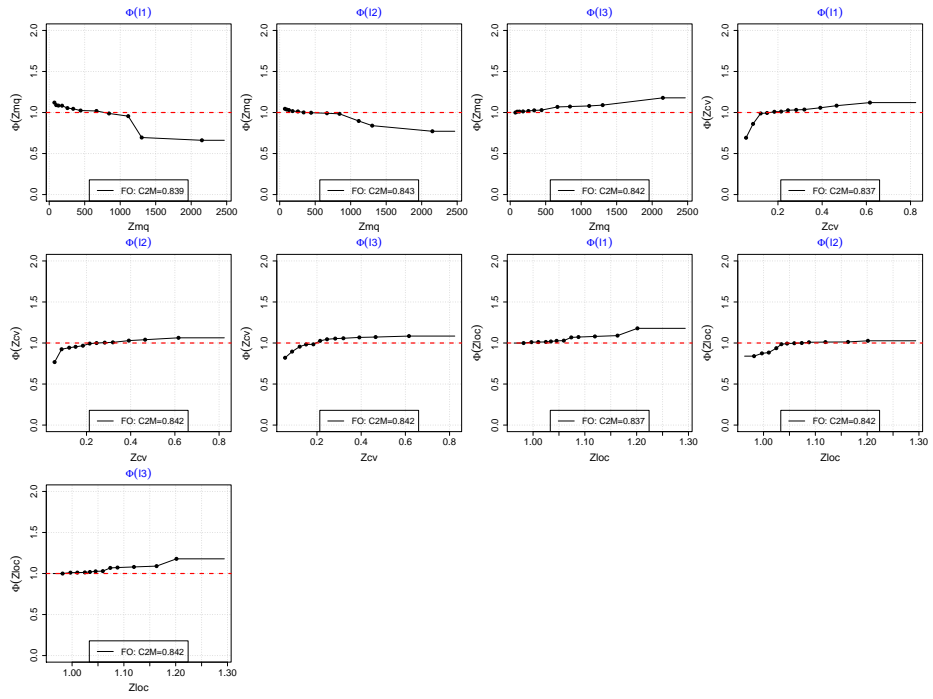




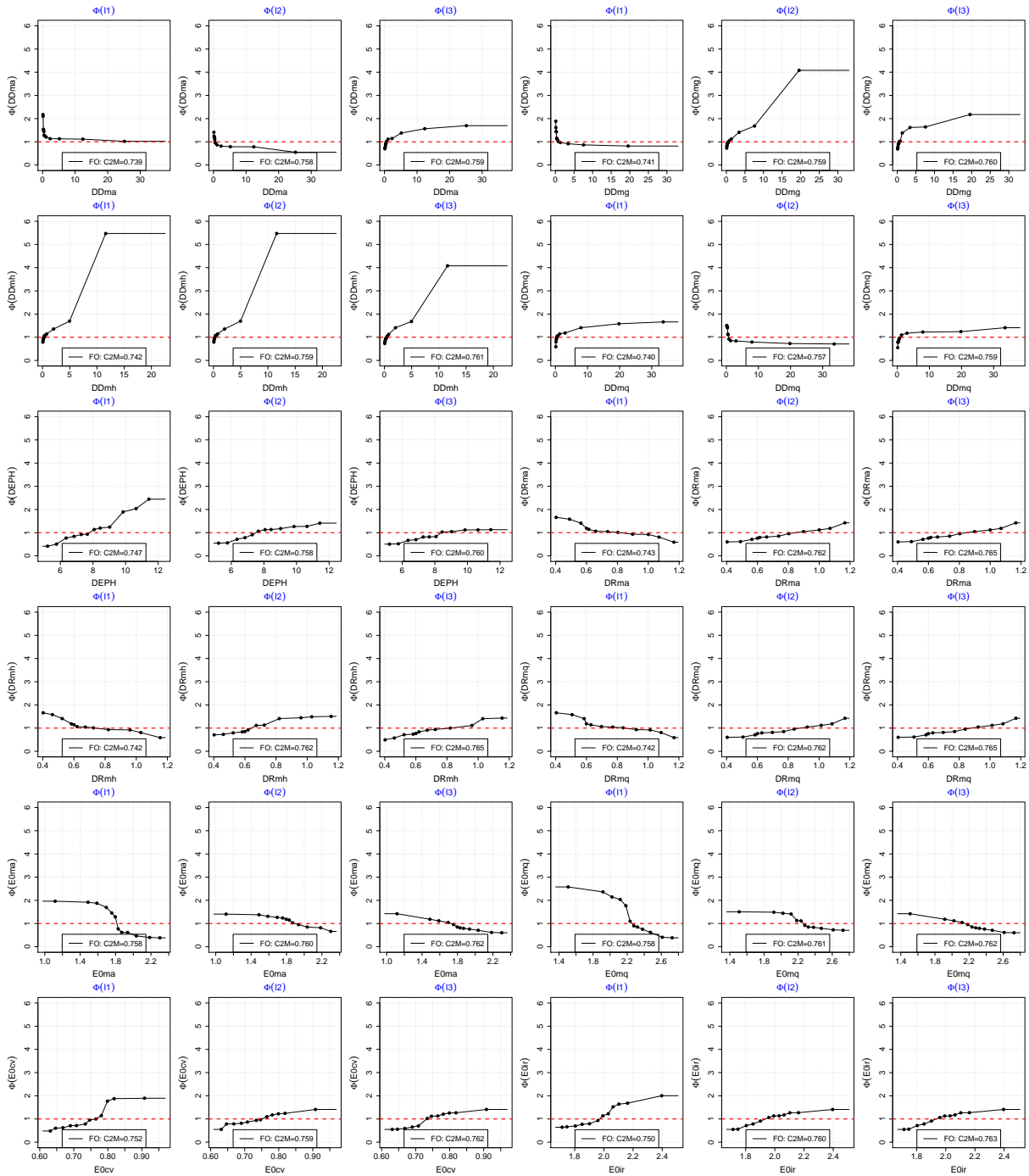


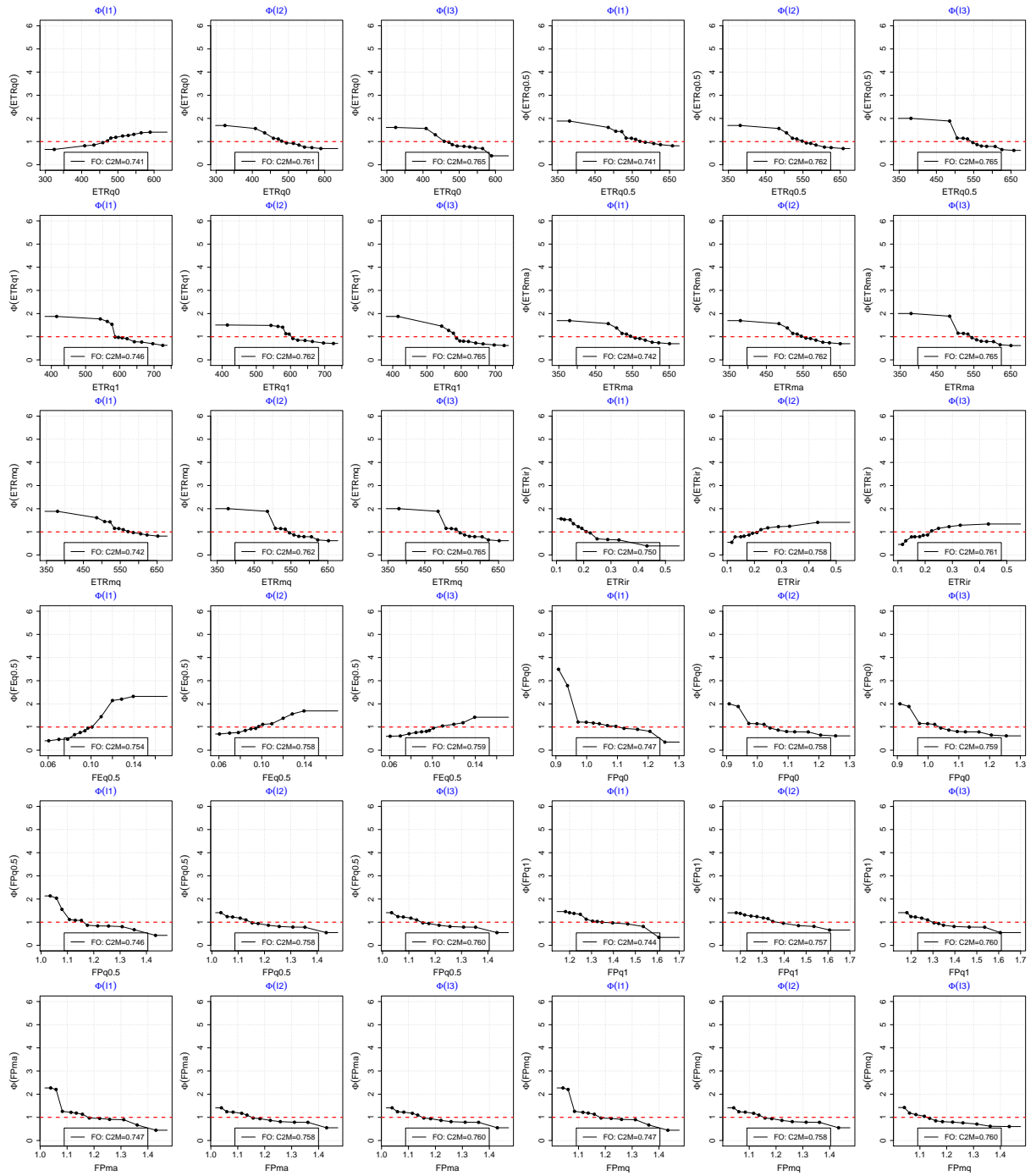


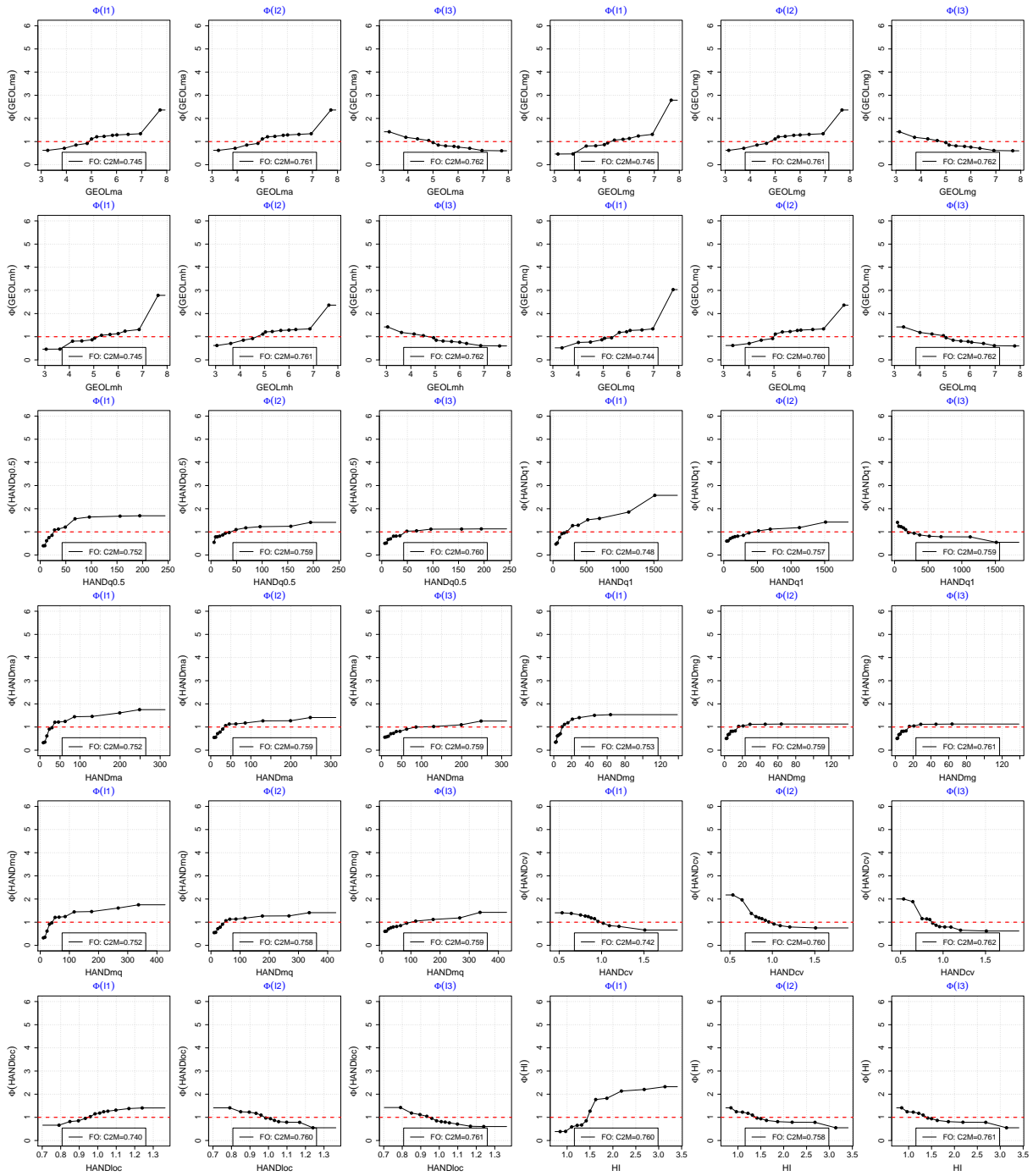


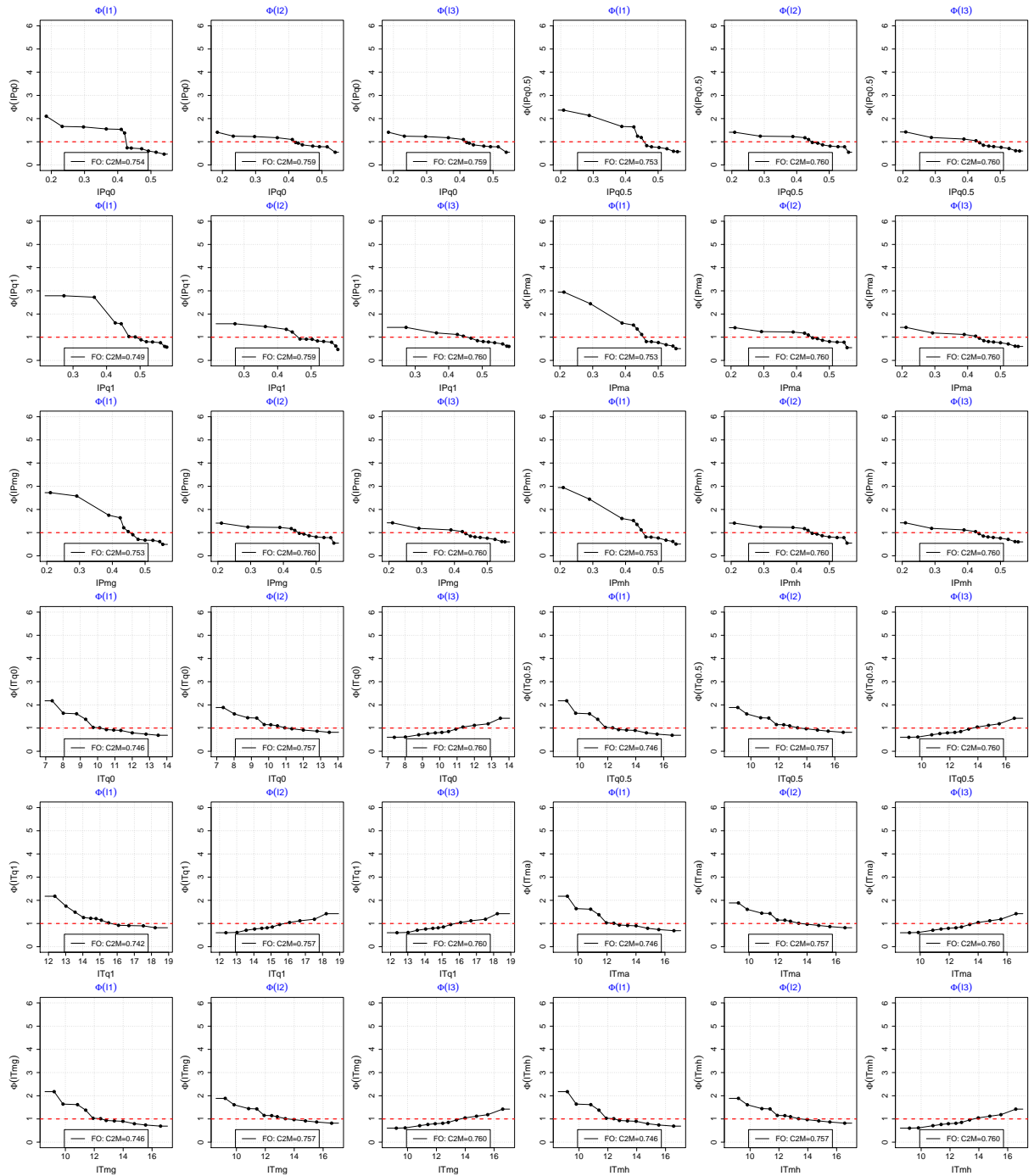


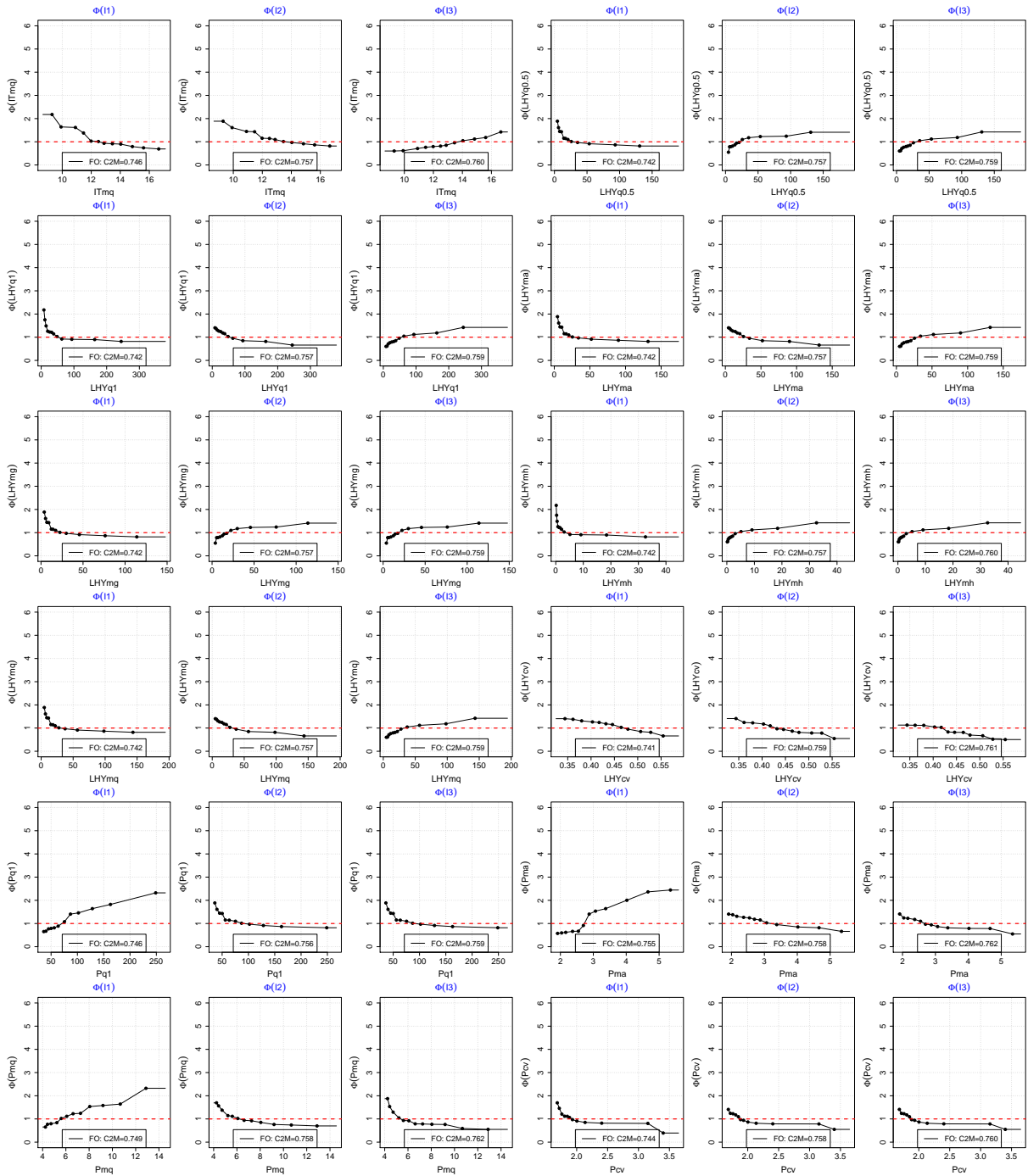
# 11.5. Paramètre X6

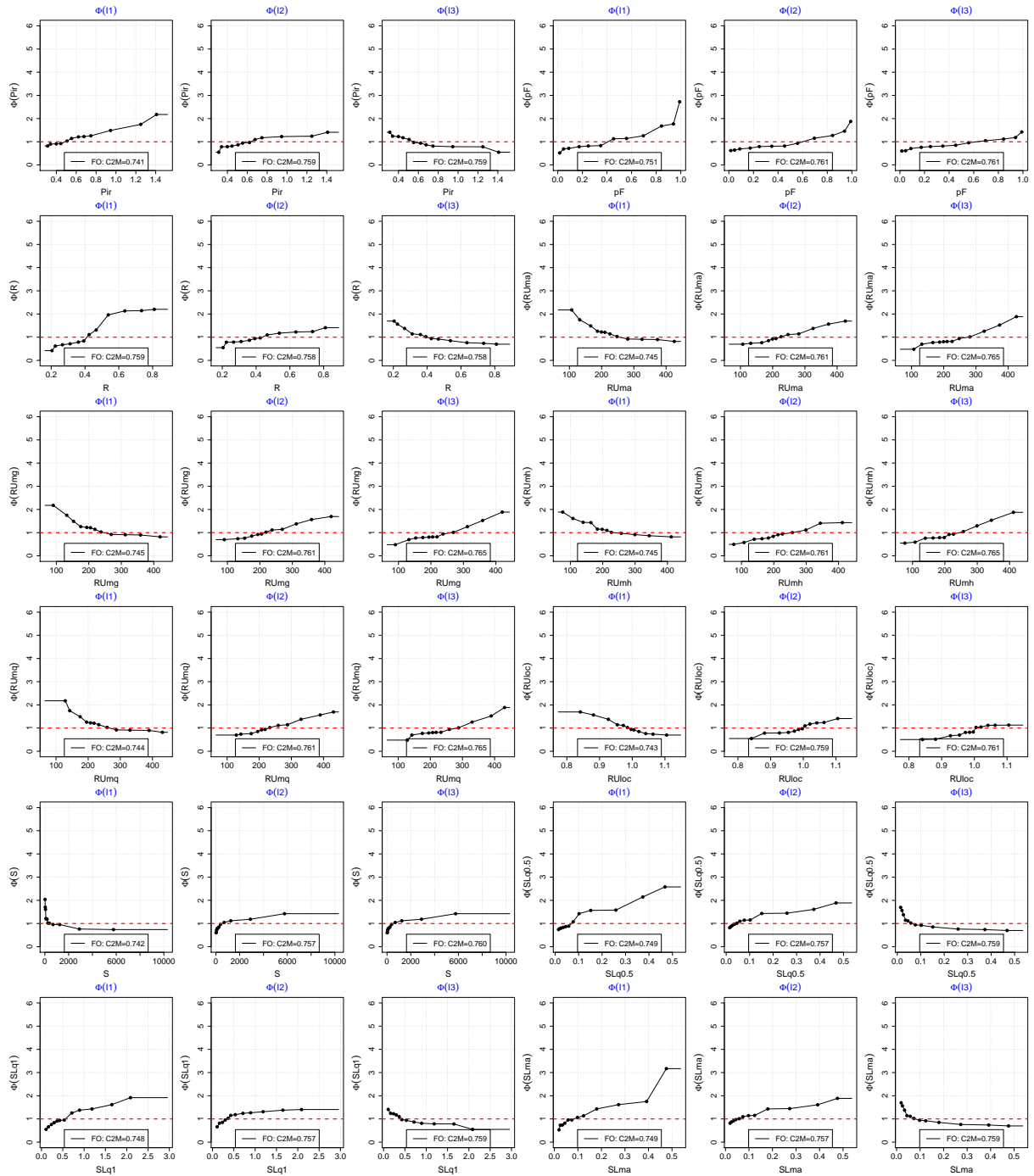


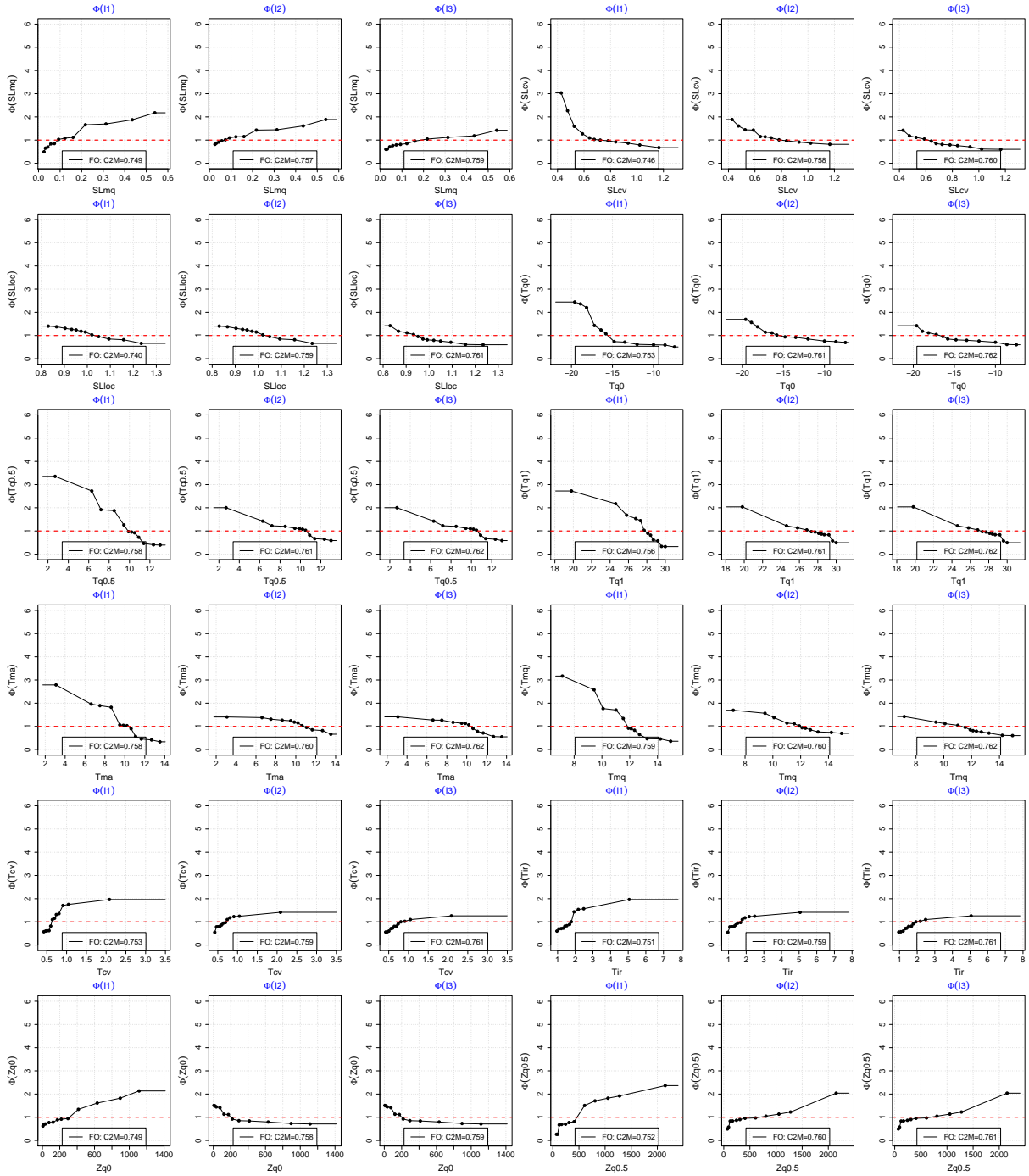




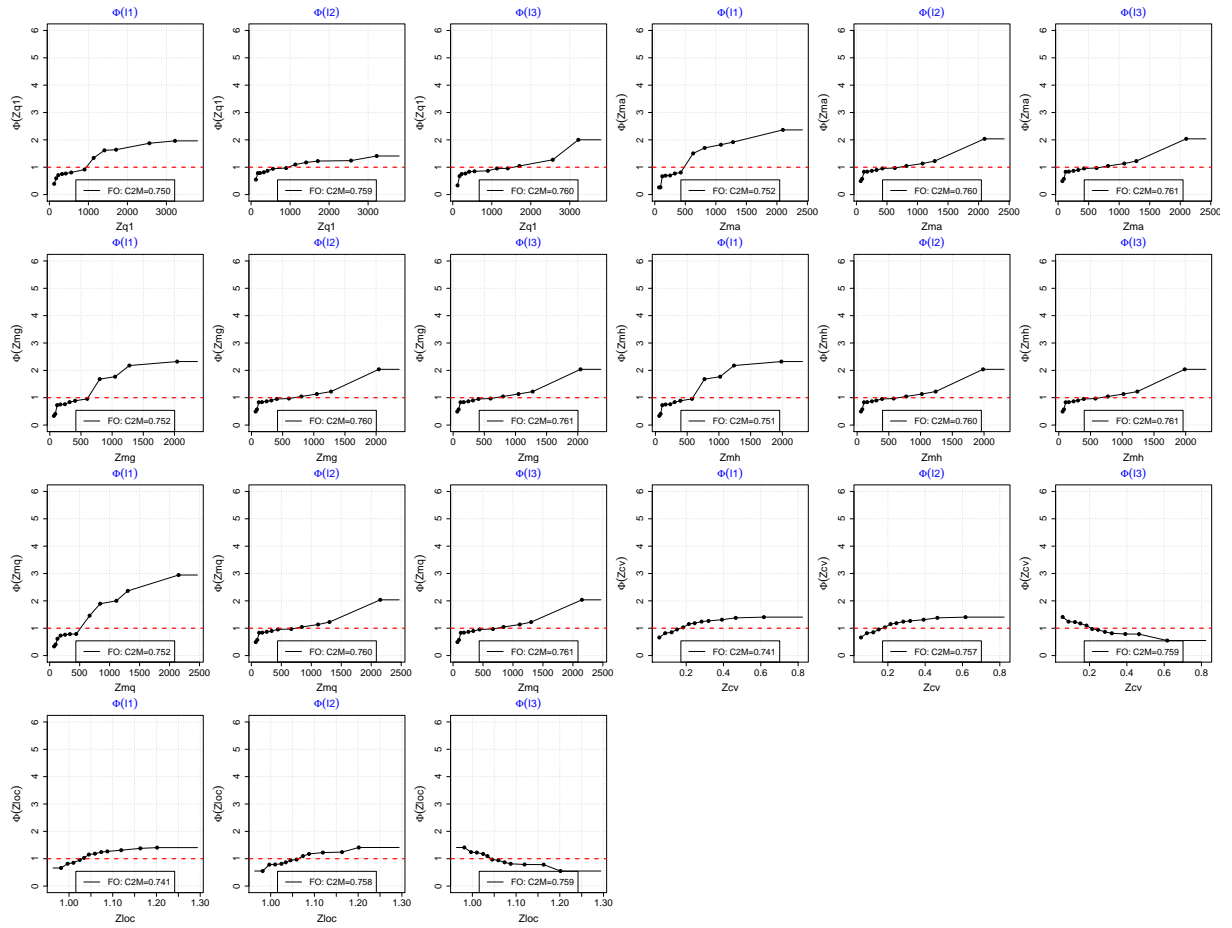














**The Quantile Solidarity approach for the  
parsimonious regionalization of flow  
duration curves**

Poncelet C. (1), Andréassian V. (1), Oudin, L. (2) and Perrin, C. (1)

(1) Irstea, UR Hydrosystèmes et Bioprocédés, 1 rue Pierre-Gilles de Gennes 92160 Antony, France

(2) University of Paris VI, UMR Metis, 4 Place Jussieu 75005 Paris, France

## Abstract

This paper presents a novel method to estimate flow duration curves (FDC) for ungauged catchments. It is based on a data set of 521 catchments located throughout metropolitan France. The method consists in a three-step procedure called the Quantile Solidarity (QS) approach. First, a regression-based model is built to estimate FDCs in ungauged catchments, linking each flow quantile independently to physical descriptors. The second step consists in imposing the continuity of the regression-based model parameters along the quantiles (hence quantile solidarity) to obtain a large reduction of the number of parameters used to estimate the FDC. The last step consists in spatially interpolating the model residuals to further improve the performance of the FDC estimation. The QS approach yields a robust and parsimonious FDC estimation without any loss in simulation efficiency and ensures strictly monotonous FDCs.

Key words : Flow duration curves ; parsimony ; PUB ; regionalization ; ungauged catchments

## 12.1. Introduction

### 12.1.1. Flow duration curves

The Flow duration curve (FDC) is a widely used hydrological characteristic summarizing the distribution of streamflow at a catchment outlet (Searcy, 1959). It graphically shows the percentage of time that a given streamflow value is likely to be exceeded. FDCs have various uses, including sedimentation studies (Vogel & Fennessey, 1995), hydrological models calibration (Westerberg *et al.*, 2011) and comparison (Jothityangkoon *et al.*, 2001), thresholds definition for hydropower management (Heitz & Khosrowpanah, 2010), flood estimation (Vapnik & Chervonenkis, 1971), catchment classification (Ley *et al.*, 2011), estimation of environmental flows (Efstratiadis *et al.*, 2014)... In this study, FDCs are represented with non-exceeding probability.

For a gauged catchment, an observed/empirical FDC can be obtained directly from the streamflow record. The construction of an empirical FDC is of course no longer possible in an ungauged catchment : in this case, the FDC must be estimated through an adequate regionalization procedure. An exhaustive review of the existing methods was produced at the end of the Prediction on Ungauged Basins (PUB) decade (see Castellarin *et al.* (2013) for further detail). The existing methods to estimate FDCs on ungauged catchments can be grouped into three categories :

**1. Regression-based methods** estimate each quantile separately from catchment features (climatic and/or physical characteristics). These methods do not require a hypothesis regarding the streamflow distribution or the FDC shape, but they require the identification of a large

number of parameters. Moreover, the application of the relationships on ungauged catchments often induces undesirable numerical problems since flow values may not always increase with the quantiles (Castellarin *et al.*, 2013). The studies reported by Fennessey & Vogel (1990) and Hope & Bart (2012) provide good examples of regression-based FDC estimations.

**2. Streamflow index-based methods** involve normalization of the FDC using mainly the mean annual streamflow (Best *et al.*, 2003). These methods generally require first the regionalization of the mean annual streamflow used to normalize the FDC and second the determination of the shape of the FDC by following either parametric or non-parametric approaches. The parametric approaches assume a regional shape (statistical law) for the FDC. The parameters of the statistical law are calibrated at the regional scale or predetermined using physical or climatic features and then applied to ungauged basins of the surrounding area (see e.g. Hosking, 1990; Rianna *et al.*, 2011). Conversely, the non parametric approaches make no assumption on an underlying statistical law for the regional shape of the FDC. They require the implementation of a catchment classification and the identification of rules that allocate any ungauged catchment to a previously identified group. The ungauged catchment then receives the mean FDC of the group. The articles by Burn (1990), Ouarda *et al.* (2001) and Ganora *et al.* (2009) are good examples of non-parametric FDC estimation on ungauged catchments.

**3. Geostatistical-based methods** explore the spatial correlations between hydrological variables of gauged catchments to transfer them to ungauged catchments. The FDC is first computed on neighboring gauged catchments and then transferred to the ungauged catchments using the spatial distribution of observed FDC. The studies of Skøien & Blöschl (2007) and Castiglioni *et al.* (2009) are good examples of geostatistical-based FDC estimations.

Castellarin *et al.* (2013) conducted a comparative study of the different methods. They showed that regression-based and geostatistical-based methods perform better, especially when the gauging network is dense. These conclusions are in agreement with the results of other related studies by Merz & Blöschl (2005), Sauquet & Catalogne (2011) and Booker & Snelder (2012).

### 12.1.2. Scope of the paper

This study proposes a regression-based regionalization of the FDC on a data set of 521 French catchments. It is innovative in that we forced the parameter continuity along the quantiles to resolve the two major limitations of regression-based methods : (i) lack of robustness (due to the high number of degrees of freedom) and (ii) potential errors due to non-increasing quantile values in ungauged catchments. The Quantile Solidarity (QS) approach takes advantage of the continuity of the regression parameters along the quantiles to drastically reduce the number of model parameters used to estimate FDC on ungauged sites. Last, we investigate the spatial coherence of the estimated FDCs' residuals to further improve the estimations in ungauged conditions. The final result is a parsimonious non-parametric estimation of the FDC.

## 12.2. The Quantile Solidarity approach

### 12.2.1. Flow duration curve estimations through a regression-based model

For each catchment, an empirical FDC is first computed from the observed streamflow using the entire available record. We considered 99 quantiles between 0.01 (low flow) and 0.99 (high flow). Each quantile was modeled independently, by means of a simple multiplicative regression-based model (12.1) :

$$\widehat{Q}_i^j = C_i * F1_j^{a_i} * F2_j^{b_i} * F3_j^{c_i} \quad (12.1)$$

In equation 12.1, indexes  $i$  and  $j$  represent respectively the quantile and the catchment.  $\widehat{Q}_i^j$  is the estimated flow quantile, and  $F1_j$ ,  $F2_j$  and  $F3_j$  are the catchment features.  $C_i$  is the constant term of the model while  $a_i$ ,  $b_i$  and  $c_i$  are its parameters. These parameters are the same for all catchments but are a function of the quantile. Note that this multiplicative model cannot produce streamflow quantiles equal to zero (the catchments studied do not include basins with intermittent flows). To compute the parameter values, we first linearized equation 1 to obtain equation 12.2 :

$$\ln(\widehat{Q}_i^j) = K_i + a_i * \ln(F1_j) + b_i * \ln(F2_j) + c_i * \ln(F3_j) \quad (12.2)$$

Equation 12.2 is solved by following the ordinary least-squares scheme for the 261 catchments of the calibration set (see section 12.3.1 for further detail). The constant term ( $K$ ) represents what we are not able to explain with the three catchment features. Since equation 12.2 has four parameters and since it is repeated for each quantile, i.e., 99 times, this leads to a model with 396 calibrated parameters. Hereafter, this complete regression model is referred as **CM396**.

### 12.2.2. Reduction of the number of parameters by imposing quantile solidarity

Regression-based methods to estimate FDCs at ungauged sites often present serious limitations due to overparametrization : lack of robustness and non-monotonous estimated FDCs. A powerful way to address the issues of overparametrization and model transferability/robustness is to promote model parsimony. The QS approach presented here substantially reduces the number of calibrated parameters involved in regression-based approaches. The rationale of the QS approach is that the parameter values associated with each catchment feature will vary smoothly and monotonously with the flow quantiles.

#### 12.2.2.1. The case of regression parameters

The QS approach hypothesizes that the models' parameters ( $a$ ,  $b$  and  $c$ ) are linear functions of the quantile  $i$ , as shown in equation 3. The choice of a linear function to link the parameters to the quantile will be further discussed in section 12.4.2.1 :

$$\hat{a}_i = \alpha_a + \beta_a * i \quad (12.3)$$

where  $\alpha_a$  and  $\beta_a$  are called the metaparameters and allow one to compute  $a_i$  given quantile  $i$ . The metaparameters are identified by ordinary least squares regression for the 99 quantiles. Using this formulation for  $a$ ,  $b$  and  $c$  drastically reduces the number of calibrated parameters from 396 to 105 degrees of freedom : two metaparameters for each feature and 99 associated with the constant term (presented below). Since  $a$ ,  $b$  and  $c$  add a physically interpretable constraint to the relationship between the features and the quantiles, the combination of  $a$ ,  $b$ ,  $c$  and the features is referred to hereafter as the physical part of the model. Section 12.4.1.1 further investigates the physical role of each feature.

### 12.2.2.2. The case of the constant term

To further reduce the number of degrees of freedom, one must handle the constant term. After the metaparameters have been computed, the constant term is recalibrated to take into account the differences between the initial model parameters and their estimates using equation 12.3. Then it is modeled using an error function, the normal-inverse Gaussian distribution (equation 12.4) :

$$K_i = \alpha_K + \beta_K * G(i; \mu_K, \sigma_K) \quad (12.4)$$

The normal-inverse Gaussian function was chosen both for theoretical reasons and fitting suitability. Indeed, when recalibrated,  $K$  is an error term since it takes in account both the unexplained variance and the errors made while regularizing the other parameters ( $a$ ,  $b$  and  $c$ ). The constant term is expressed as a function of the quantile using four parameters (instead of 99). By combining equations 12.2, 12.3 and 12.4 we obtain a far more parsimonious model presented in equation 12.5 :

$$\ln(\widehat{Q}_i^j) = \alpha_K + \beta_K * G(i; \mu_K, \sigma_K) + (\alpha_a + \beta_a * i) * \ln(F1_j) + (\alpha_b + \beta_b * i) * \ln(F2_j) + (\alpha_c + \beta_c * i) * \ln(F3_j) \quad (12.5)$$

using the same notations as above. This parsimonious model has only ten degrees of freedom, and will be called **PM10** hereafter.

### 12.2.3. Residuals regionalization

The model's residuals are defined according to equation 12.6 :

$$\epsilon_{i,j} = \frac{Q_i^j}{\widehat{Q}_i^j} \quad (12.6)$$

Ninety-nine residuals were computed for each catchment of the calibration subset. If we were able to explain all of the FDC variability using physical features, the residual would not contain

any additional information and would be randomly distributed among the calibration catchments. However, this is not the case in this study (see section 12.4.2.2) and therefore, the residuals still carry useful information about the streamflow quantiles. Consequently, spatial interpolation of residual values can still improve the FDC estimation model. To interpolate this residual information, we chose a simple method based on the squared inverse distance (equation 12.7) :

$$\widehat{\epsilon}_{i,k} = \frac{1}{D} * \sum_j \left[ \left( \frac{1}{dist(k,j)} \right)^2 * \epsilon_{i,j} \right] \quad (12.7)$$

where D is the sum of the weights. The index  $k$  refers to the target catchment (considered ungauged) and index  $j$  refers to the neighbor catchments (considered gauged). Equation 12.7 gives the computed residual for an ungauged catchment  $k$  as a linear combination of observed residuals of the calibration catchments. The parsimonious model with regionalized residuals will be called **PM10+REG** in the following sections.

They are numerous ways to computed geographical distance between catchment. Based on the work of [Lebecherel et al. \(2013\)](#) we retained an Euclidean distance as indicated in equation 12.8 :

$$dist(k,j) = 0.2 * \sqrt{(XO_k - XO_j)^2 + (YO_k - YO_j)^2} + 0.8 * \sqrt{(XC_k - XC_j)^2 + (YC_k - YC_j)^2} \quad (12.8)$$

with  $(XO_k, YO_k)$  the outlet coordinates of catchment  $k$  and  $(XC_k, YC_k)$  the centroid coordinates of catchment  $k$ . The advantage of this distance is that it implicitly takes into account catchment area and preferably select neighboring catchments with similar size as the target catchment.

## 12.3. Data set & evaluation procedure

### 12.3.1. Catchment set

We based this study on a set of 521 French catchments, selected based on : (i) availability of data (streamflow records) for the 1982-2002 period, (ii) no intermittent catchment, (iii) unimpacted catchments, i.e., not significantly influenced by anthropic activities (regulation, water pumping, etc). For each catchment, we retrieved the daily series of observed streamflow from the national HYDRO archive ([Leleu et al., 2014](#)). Prior to this study, all streamflow records were checked visually and compared using double mass curve analysis by [Coron \(2013\)](#) to ensure streamflow data accuracy and consistency. Table 12.3 summarizes a few hydro-climatic characteristics observed over the catchment set :



Tableau 12.3. – Variability of hydro-climatic conditions observed on the catchment set.

	<b>Min.</b>	<b>Med.</b>	<b>Mean</b>	<b>Max.</b>
<b>Drainage support area - DSA [km<sup>2</sup>]</b>	0.04	0.57	3.11	195.4
<b>Mean annual precipitation - P [mm/d]</b>	1.80	2.86	3.04	6.08
<b>Mean annual potential evapotranspiration - E0 [mm/d]</b>	0.61	1.80	1.79	2.43
<b>Area - A [km<sup>2</sup>]</b>	5	220	763	26940
<b>Altitude - Z [m]</b>	43	392	562	2871
<b>Q0.05 [mm/d]</b>	0.01	0.16	0.22	1.29
<b>Q0.25 [mm/d]</b>	0.02	0.33	0.43	2.24
<b>Q0.50 [mm/d]</b>	0.08	0.68	0.84	4.03
<b>Q0.75 [mm/d]</b>	0.21	1.41	1.79	8.21
<b>Q0.95 [mm/d]</b>	0.61	3.87	4.77	34.93

Table 12.3 shows that a wide range of hydroclimatic conditions is represented over the 521 catchments. This large-sample approach is particularly useful because general results can be obtained (see e.g. Andréassian *et al.*, 2006; Gupta *et al.*, 2014). The drainage support area listed in table 12.3 is expressed as the average catchment area above an observed stream source and will be further described in section 12.3.2.

Figure 12.10 shows the location of the catchments used in the study. The catchment set was split into two subsets for the calibration-validation procedure : 261 catchments were used to calibrate the QS approach and 260 catchments for its validation. We allocated the catchments so that the widest range of hydroclimatic conditions would be covered in both subsets.

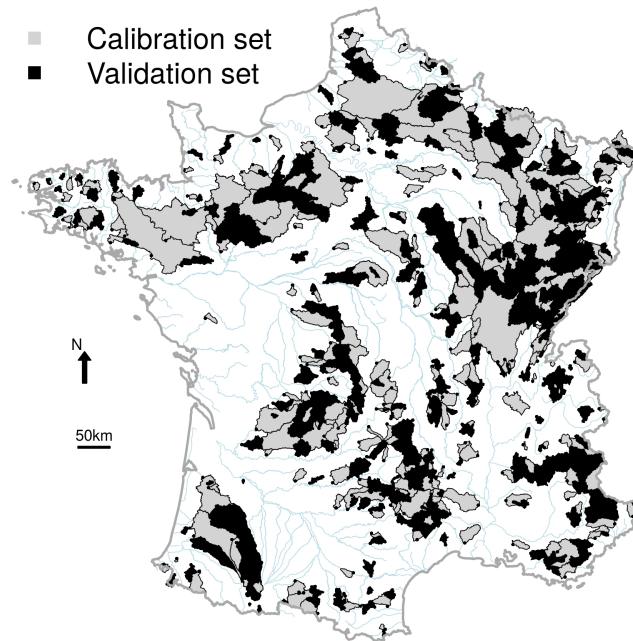


FIGURE 12.10. – Location of the 521 catchments used in this study. Some of the catchments in our set are nested : the smaller catchments are represented on the top of the larger ones.

### 12.3.2. Selection of the catchment features

Preliminary tests (not shown here for the sake of brevity but presented as supplementary material) identified the three most relevant catchment features for the estimation of FDCs at ungauged sites using the *CM396* model. To identify these features, we used a pool of 17 features (climate, soil, morphology, land cover and geology) and tested all possible combinations of three and four features. To avoid weak model structure, we only kept the combinations in which the correlation between the catchment features were less than 0.5, for a total a 887 combinations. The scope of the paper being the parsimonious regionalization of the FDC, we will not present here all tested features and will only discuss the choice of the three retained features. The abbreviation for all tested features can be found in appendix 1. The combination that yielded the best Kling and Gupta efficiency (Gupta *et al.*, 2009) value between empirical and estimated FDCs over the calibration set and whose feature parameters expressed the more stability across combinations was selected to apply the Quantile Solidarity approach. Figure 12.11 shows for each feature the mean performance of all three-features combinations they are involved in. Since we selected only combinations where feature correlation are lower than 0.5, each feature can be involved in a different number of combinations.

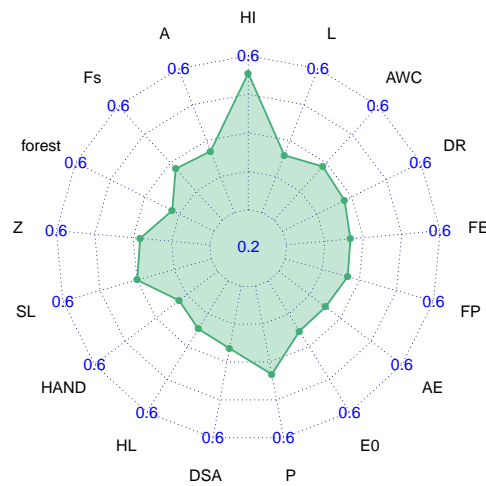


FIGURE 12.11. – Use of the 17 features tested as prelude for this study. The plot presents the mean performance of all three-features combinations containing each feature.

Figure 12.11 shows that the humidity index ( $HI$ ) yield the highest mean performance ( $KGE = 0.55$ ). However, the rank of the first combination including  $HI$  is 24. In other words, the use of  $HI$  in a combination does not automatically lead to a high performance but seems to be a safeguard against bad FDC estimations. Figure 12.11 highlights some equifinality issues between the combinations. This is due to the large number of degrees of freedom of the regression model and resulting overparametrization. Since the parameter continuity along the quantiles is not affected by the choice of features (see supplementary material), we only worked with one combination of features to illustrate the proposed methodology. We believe that our results (parsimonious regression model and monotonous FDCs) will not be impacted by the choice of other features.

The methodology used to select the relevant features makes two hypotheses : (i) three features are sufficient to estimated FDCs at ungauged sites and (ii) all quantiles can be estimated by the same features. These hypotheses are an integral part of the QS approach and will be discussed in section 12.4. Following this methodology, we retained the  $DSA$  of the observed stream network ( $\text{km}^2$ ), the mean daily precipitation ( $P$ ,  $\text{mm/d}$ ) and the mean daily potential evapotranspiration ( $E0$ ,  $\text{mm/d}$ ) to base the FDC estimation on.

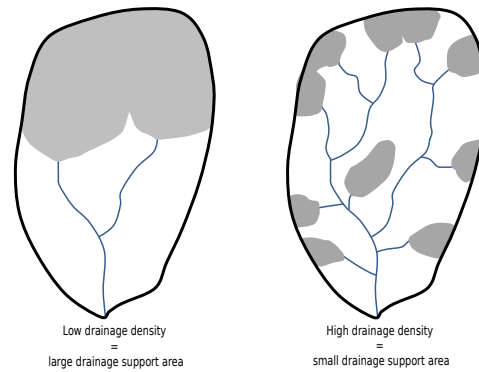


FIGURE 12.12. – Hydrological role of the drainage support area (DSA).

Figure 12.12 illustrates the computation of *DSA*. The *DSA* is defined by Tarboton & Ames (2001) and Le Moine (2008) as the area needed to observe a stream. It is computed on the basis of the observed river network and digital elevation model (DEM). The observed river network comes from the CARTHAGE database. The DEM serves as basis to create the drainage direction map used to compute the area upstream of each source in the observed river network. For this study, we used the SRTM DEM with a pixel resolution of 100 m as used by Le Moine (2008). Since the DEM is not used to define the river network, the impact of the DEM resolution on the *DSA* value is limited. In France, a large *DSA* is a valuable proxy for a permeable geology, favoring the development of large aquifers.

Mean daily precipitation and potential evapotranspiration were computed using time series spanning the period between 1982 and 2002 obtained from the Météo France’s SAFRAN reanalysis (Vidal *et al.*, 2010). Mean daily precipitation is computed directly from the daily *P* included in SAFRAN. Mean daily potential evapotranspiration is computed using the Oudin formula (Oudin *et al.*, 2005) based on the daily temperature included in SAFRAN and the extraterrestrial radiation derived as a function of the latitude and the julian day.

### 12.3.3. Baseline FDC estimation at ungauged sites

Even though only 260 calibration stations are used for calibration in our study, the gauged network is considered dense because all validation catchment are surrounded by calibration catchments (the local density of the gauge network is 1 gauging station for 1050 km<sup>2</sup>). Because spatial proximity-based methods perform very well when the gauge network is dense, we chose as reference method a slightly modified form of the classical index-station method presented by Searcy (1959). The method proposed by Searcy (1959) initially aimed at adjusting short-term records for long-term representativity. It consisted in plotting the flow duration curves computed from short but concurrent records of neighboring catchments. The assumption was that the relation obtained from the short records is constant in the long-term so that the information obtained on catchments with long records can be used to estimate the FDC of catchments with short records. For our baseline method, we retained five calibration catchments because it is a good compromise between using local informations and obtaining robust regionalization (Oudin *et al.*, 2008b). A composite streamflow time series for the validation catchment was built using the median observed streamflow (in mm/day) of the five closest gauged catchments at each time step and we then computed the FDC from it. The comparison of the performance

of this method with a comparable study (Sauquet & Catalogne, 2011) showed that this non-parametric and simple method it is an efficient benchmark, which is why we did not consider other grouping strategy or reference methods.

#### 12.3.4. Evaluation framework

FDC estimation deals with a double variability : the variability between quantiles and the variability between catchments. It therefore seems logical to assess the overall model performance on these two aspects. We evaluated the catchment variability using the relative error as a percentage :

$$RE_{i,j} = \frac{Q_j^i - \widehat{Q}_j^i}{Q_j^i} \quad (12.9)$$

For a perfect model, the relative error is equal to 0. RE is negative when the model overestimates the quantile, positive when it is underestimated. Since RE is normalized using the flow quantile, it tends to have higher values when the flow quantiles are low, i.e., RE puts more weight on low flows. The distribution of  $RE_{i,j}$  values describes, for a given quantile  $i$ , the errors distribution in the data set. The median and quartile errors for quantile  $i$  give a measure of the bias and the accuracy of the model, respectively.

The model performance regarding quantile variability for each validation catchment was evaluated using the Nash-Sutcliffe efficiency (Nash & Sutcliffe, 1970) :

$$NSE_j = 1 - \frac{\sum_i (\widehat{Q}_j^i - Q_j^i)^2}{\sum_i (\widehat{Q}_j^i - \overline{Q_j^i})^2} \quad (12.10)$$

For a perfect model, NSE is equal to 1. We selected this criterion over the KGE used to select the features because NSE allows us to compare this approach with other related studies more easily. This criteria puts greater emphasis on high flows, so that the two criteria used are complementary. Table 12.4 summarizes the different models tested and evaluated in this study.

Tableau 12.4. – FDC estimation models used in the study.

Name	Number of parameters	Abbreviation	Class of FDC estimation
Reference model	0	REF	Spatial-proximity
Complete model	396	CM396	Regression-based
Parsimonious model	10	PM10	Regression-based with the QS approach
Parsimonious model with residuals regionalization	10	PM10+REG	Regression-based with the QS approach and spatial proximity for model residuals

## 12.4. Results & Discussion

### 12.4.1. Physical relevance of the selected features

#### 12.4.1.1. Hydrological interpretation of the features retained

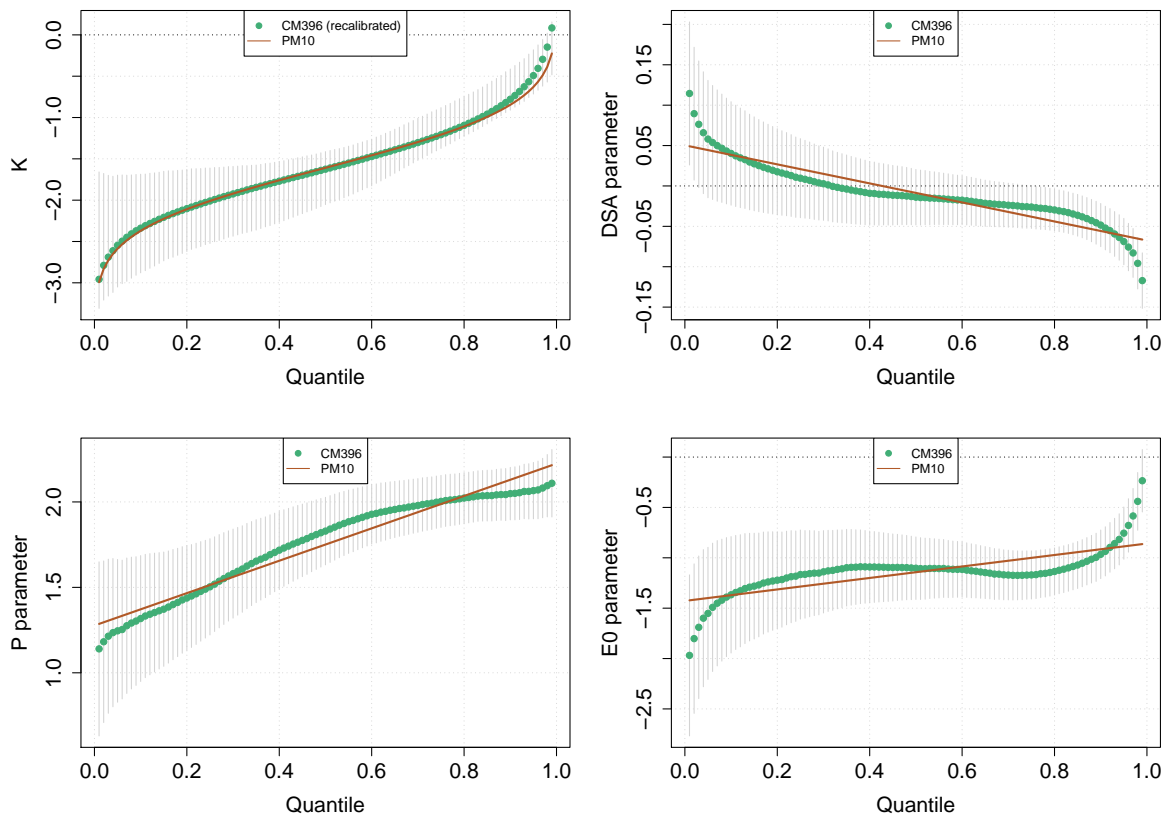


FIGURE 12.13. – Model parameter values along the quantiles. The vertical bars represent the 95% confidence interval computed for each parameter. The dots represent the calibrated parameters (equation 12.2), the curves represent the constrained parameter after reduction of the number of degrees of freedom (equation 12.3).

Figure 12.13 shows the parameters obtained by calibration for the *CM396* model. As stated before, the best combination which we retained for the FDC estimation model involved three catchments features : the Drainage Support Area (*DSA*), the mean daily precipitation (*P*) and the mean daily potential evapotranspiration (*E0*). It is interesting to discuss the physical meaning of the curves shown in figure 12.13 (here, we only examine the individual quantile points and will discuss the parametric simplification of the curves later) :

- The *DSA* parameter is positive for the first 30 quantiles (low flows) and negative for the last quantiles (high flows). In other words, low flows are positively correlated with *DSA* values (large *DSA* catchments will have a tendency to have more sustained low flows), while high-flows are negatively correlated with them (small *DSA* catchments will have more pronounced high-flows). As shown in figure 12.12, a large *DSA* is equivalent to a catchment of low drainage density, which in France is likely to be associated with aquifers that support low flows. In flood conditions, a low drainage density catchment

will have a longer transit time to the outlet, which means a buffering impact on high flows (Dingman, 1978).

- The  $P$  parameter is positive whatever the quantile, meaning that the larger the average precipitation, the larger the streamflow quantile. This result was obviously expected since precipitation is the main forcing of streamflow generation (Oldekop, 1911; Budyko, 1974).
- The  $E0$  parameter is always negative : the larger the potential evapotranspiration, the lower the streamflow quantile. This result was also expected. Note that the  $E0$  parameter is close to zero for flood flows, meaning that potential evaporation has a very limited impact on the highest flow quantiles.

#### 12.4.1.2. Why did some features not appear ? The case of the catchment area

While it is extremely instructive to discuss why the selected features were retained, it can also be informative to discuss why some expected features were not. The case of the catchment area is particularly interesting because many FDC studies use it (Franchini & Suppo, 1996; Singh *et al.*, 2001; Castellarin *et al.*, 2004; Mendicino & Senatore, 2013). Catchment area usually appears in the role of the  $DSA$  : it is negatively correlated with high flows (larger catchments have attenuated flood flows) and positively correlated with low flows (larger catchments have more sustained low-flows). Moreover, the Spearman correlation between  $A$  and  $DSA$  is 0.38. It should be remembered that the 887 combinations of three and four features tested as a prelude for this study are presented in the supplementary material. These results show that (i) in the case of a three-features combination the first combination including area is ranked 17<sup>th</sup>, and (ii) in the case of a four-feature combination adding area adds no explanatory power to the three features selected (see Figure 12.14 below). To conclude on the catchment area, we can only state that (contrary to our expectations) its impact on *specific* flows is very limited, and that the  $DSA$  used here has a greater explanatory power.

#### 12.4.1.3. Explanatory power of the relationship retained

Figure 12.14 shows the percentage of variability ( $R^2$ ) explained by the combination of  $DSA$ ,  $P$  and  $E0$ . Please note that the percentage of explained variability is computed for the  $CM396$  model, i.e., the linear shape function used to constrain the parameters of the model along the quantiles does not impact the explanatory power of the features used.

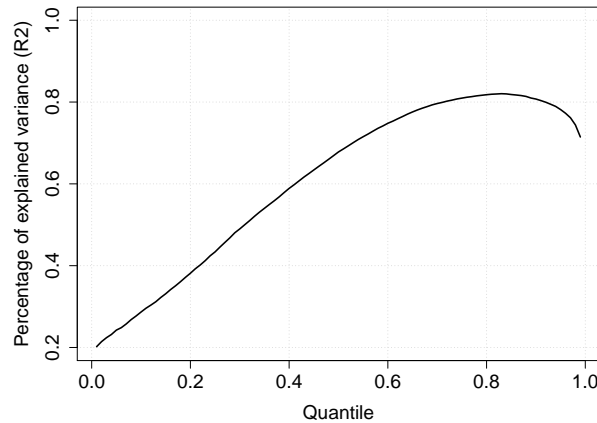


FIGURE 12.14. – Percentage of variance explained by the three features for the calibration set ( $R^2$  of the CM396 model, equation 2).

Figure 12.14 shows that the catchment features only provide enough information to accurately represent quantiles between 50 and 99, i.e., the high-flow quantiles. For the low flows however, the percentage of variability explained by the features is far below 0.7 : in this case, adding residual information based on spatial proximity can be particularly valuable. We will propose relevant features to improve the model explanatory power based on the analysis of the spatial structure of errors in section 12.4.2.2.

## 12.4.2. Performance of the QS approach

### 12.4.2.1. Which shape should be used to link parameters with features ?

The idea of the Quantile Solidarity approach came from the analysis of the graphs presented in Figure 12.13. The parameters calibrated independently for each quantile show a continuous evolution pattern, not strictly linear but linear in a first approximation. We are aware that this is a rough approximation and we did attempt to improve the match between calibrated and constrained parameters by adapting the function to the shapes observed in Figure 12.13. We found that the gain was counterbalanced by : (i) a loss on the identifiability of the error term (K) and its constraint and (ii) the loss of FDC monotony (see section 12.4.3). For this reason and for the sake of simplicity, we chose to retain the linear approximation to compute the constrained parameters as a function of the quantile. Figure 12.13 provides qualitative insights into this match while Table 12.5 provides numerical evidence.

Tableau 12.5. – Application of the QS approach to the catchments of the calibration set.

	$\alpha$	$\beta$	Shape function	$R^2$
K	-0.03	0.99	Inverse Gaussian	0.99
DSA	0.05	-0.12	Linear	0.85
P	1.28	0.95	Linear	0.95
E0	-1.43	0.57	Linear	0.54

Table 12.5 shows the metaparameter values to compute the constrained parameters from the quantiles. We see that the quality of the adjustments is rather satisfying : the linear regression



captures most of the variability of the calibrated parameters, the greatest errors are restricted to the extremes (low and high flows), i.e., for a few quantiles. It should be remembered that the objective here was to estimate the whole FDC. If we were interested only in the low-flow or high-flow section, we would probably have made different choices.

### 12.4.2.2. Spatial structure of the model errors

In this section, we are interested in the spatial structure of the errors of the *PM10* model, i.e. just before the residuals regionalization. Errors are estimated on the calibration set as relative errors (see equation 12.9) between the FDC computed with the *PM10* model and the observed FDC. Figure 12.15 presents a map of the error for three quantiles of interest : Q5 (low flows), Q50 (median flows) and Q95 (high flows). A positive relative error corresponds to an underestimation, while a negative error means the model has overestimated the flow quantiles.

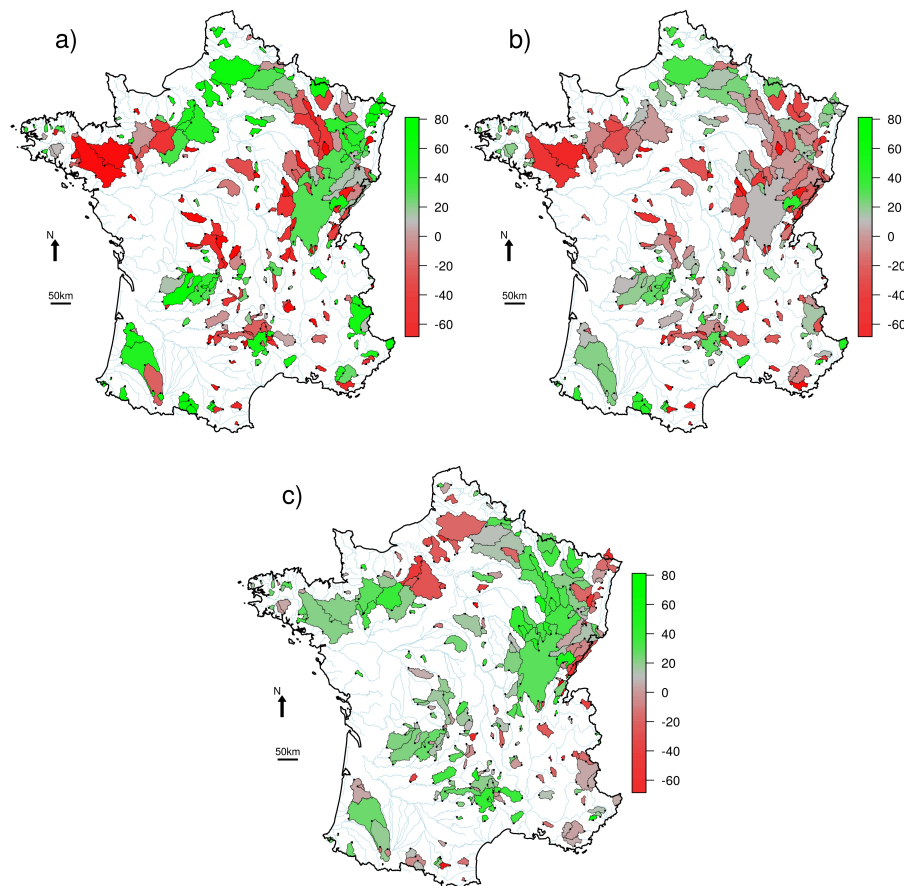


FIGURE 12.15. – Relative errors (in %) of the *PM10* model on the calibration set for : a) the 5<sup>th</sup> quantile (low flows), b) the 50<sup>th</sup> quantile (median flows) and c) the 95<sup>th</sup> quantile (high flows).

Figure 12.15 shows regional error patterns since neighboring catchments have similar RE values for all quantiles. The spatial error patterns emerge more clearly for the extreme quantiles than for the mid flow quantile. The *PM10* model underestimates the Q5 and Q50 quantiles and overestimates the Q95 quantile for catchments located in northern France. These catchments are located in highly permeable sedimentary basins and fed by groundwater aquifers that buffer high

flow and regulate low flows. In Brittany (North-West of France), the model overestimates low flows and underestimates mid and high flows. These catchment have a crystalline (impermeable) bedrock : there is almost no groundwater to sustain the low flows. The mountainous catchments located in the Alps, the Pyrenees and the Massif Central express similar error patterns for the three quantiles. The *PM10* model underestimates all flow quantiles, and particularly the low flows. In mountainous catchments low flows occur during winter, when precipitations are stored as snow. As a result, the low flow are less pronounced and underestimated by the *PM10* model. During the mid and high flow, the errors are also explained by the altitude pattern and related to the underestimation of precipitation inputs in mountainous regions (Durand *et al.*, 1993).

The coherent spatial patterns of model errors justify the regionalization of the model residuals based on spatial proximity. The analysis indicates that the errors can be related to dominant flow regimes at the regional scale that *PM10* does not take into account since we made the choice to use the same features for all catchment. *PM10* estimates the FDC based only on the hydrological processes which are dominant at the national scale. Likewise, the same features are used to evaluate all quantiles whereas the dominant drivers are often different between high and low flows.

#### 12.4.2.3. Can the catchment variability of FDCs be captured ?

Figure 12.16 shows how model performance, measured by the relative error, evolves along the quantiles. A positive relative error corresponds to an underestimation, while a negative error means the model has overestimated the flow quantiles. Note that all errors are computed for the catchments belonging to the validation set.

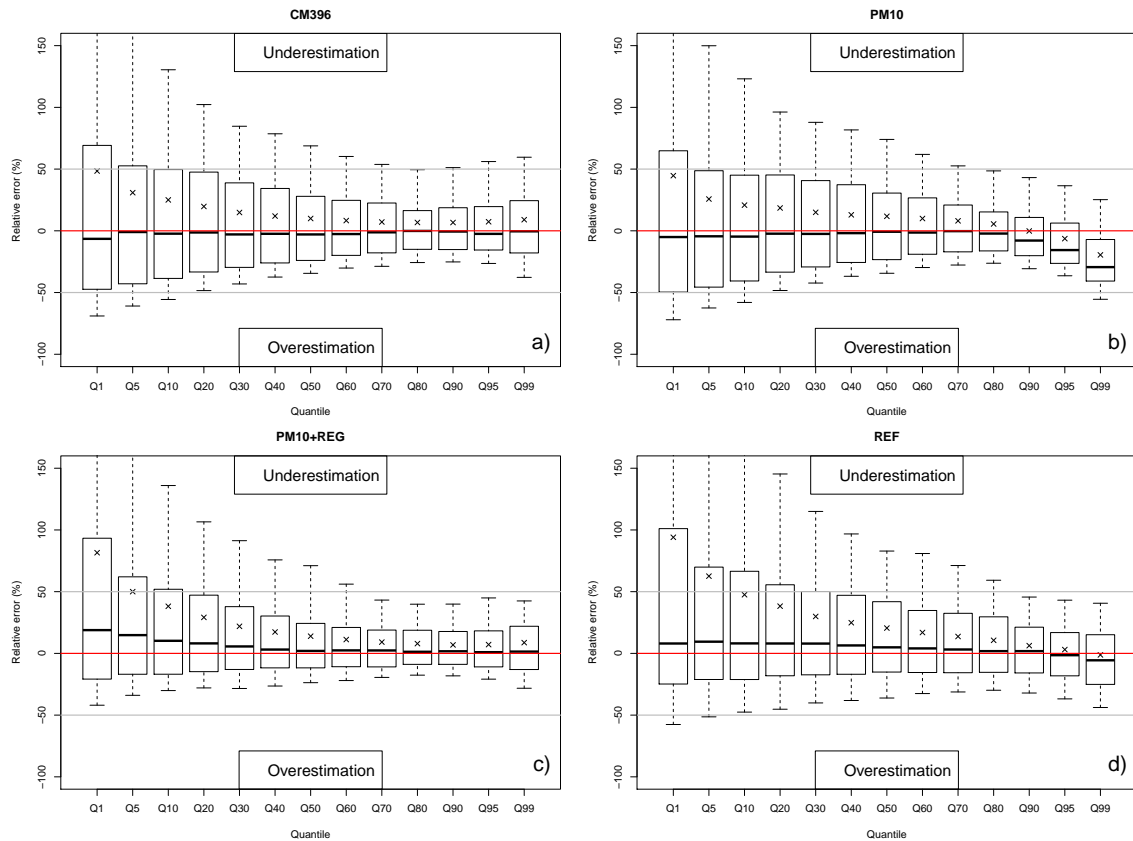


FIGURE 12.16. – Relative errors distributions over the 260 catchments from the validation set for : a) *CM396*, b) *PM10*, c) *PM10+REG* and d) the reference model. The boxplots are defined by the first, second and third quartiles. The whiskers extend from the 10th percentile to the 90th percentile. The crosses indicate the mean relative error.

By comparing Figure 12.16 a) and b), we assess the impact of reducing the number of parameters. Both models tend to slightly overestimate the flow quantiles. The median performance of each of the two models is equivalent, except for the last quantiles (high flow) where the *PM10* model performs worse and overestimates these quantiles, the constrained constant term  $K$  is further away from the calibrated  $K$  for these few quantiles. However, compared to the *CM396*, the extent of the boxplots and of the whiskers of the *PM10* are narrower. This means that the *QS* approach slightly degrades the median performance of the FDC estimation but limits poor estimations, i.e., is more robust.

Comparing Figure 12.16 b) and c) assesses the impact of the residuals regionalization. This step has a different impact on low flows and high flows. For the former, the median performance is degraded and the flow quantiles are underestimated. For the latter, the residuals regionalization corrects the bias observed on high flows and improves the model's median behavior. This improvement is mostly due to the fact that the regionalization step tends to decrease all flow quantiles, establishing the overestimation identified above. In complement, the variability of the relative error is greater after the residuals regionalization for the low flows and narrower for the high flows. This contrasted improvement brought by the residuals regionalization may be the reflection of the constant exponent chosen for the inverse distance scheme : indeed keeping the same exponent for all quantiles means that the same weight is given to the donor catchments throughout the quantiles. Burn (1990) showed that FDC regionalization could be improved

by giving each ungauged catchment its own donor group (defined by the physical similarity and not by spatial proximity only), which he called the Region Of Influence (ROI) approach. Likewise in our case, we could adjust the donor group (defined by the spatial proximity) to each quantile by using a variable exponent.

Finally, by comparing Figure 12.16 c) and d), we evaluate the performance of the FDC estimation model compared to a reference method. The median performance of the reference method is closer to the optimal value of zero for the first 30 quantiles (Q1 to Q30), but further away for the last 60 quantiles (Q40 to Q99). For all quantiles, the variability of the relative error is larger for the reference model. These observations allow us to conclude that the *PM10+REG* model is robust and performs equally and even better for most quantiles than the reference model used.

#### 12.4.2.4. Are we able to capture the quantile variability ?

Figure 12.17 shows the performance of the models in terms of relative errors (graphs a, b and c) and Nash-Sutcliffe efficiency. The distributions are made with one value per catchment, which summarizes the errors on the 99 quantiles. To assess whether the performance differed between the regionalization methods used, we performed a Friedman test (Friedman, 1937), as shown in the legend of figure 12.17.

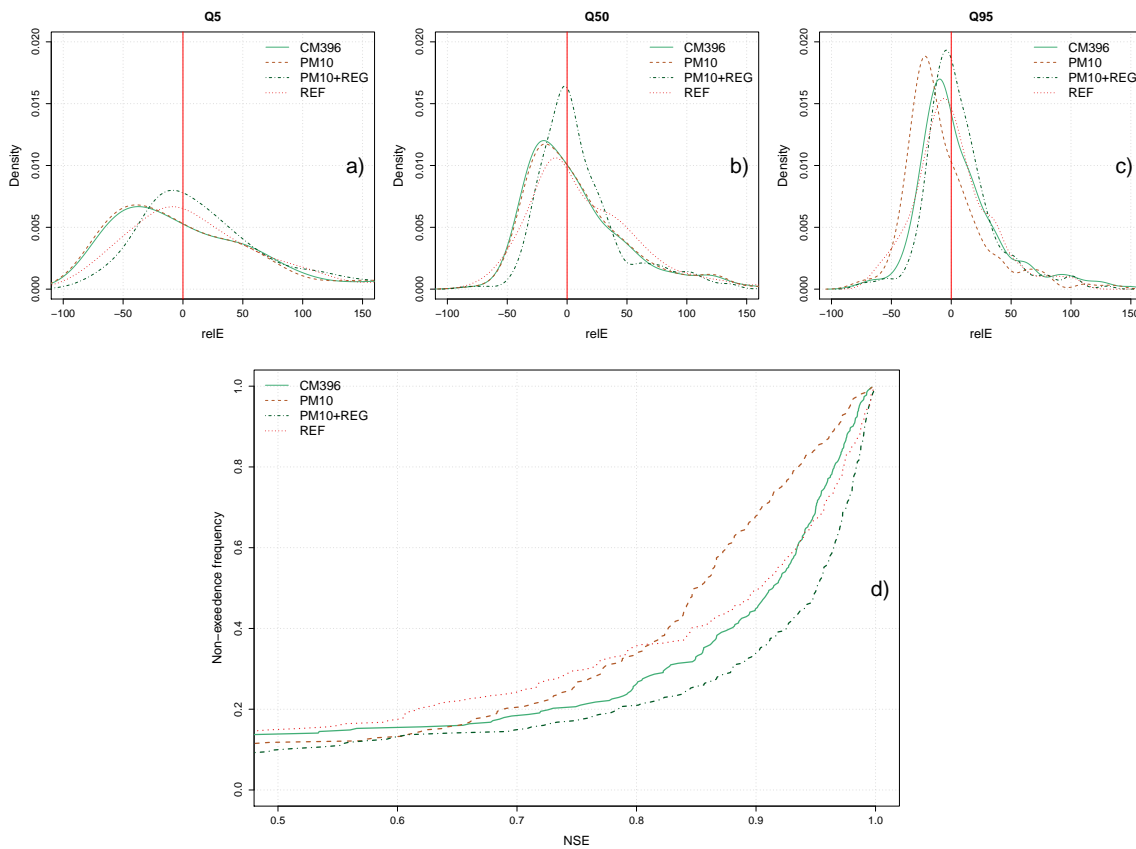


FIGURE 12.17. – Cumulative distribution of the *NSE* values for the different models over the 260 catchments from the validation set (d) and corresponding density of the relative errors (a, b and c). For d), the Friedman test showed that the distributions are significantly different except for *REF* and *CM396*.

Figure 12.17 shows that the parsimonious model without residuals regionalization performs significantly worse than the other FDC estimation with a median  $NSE$  of 0.85 when the median  $NSE$  of  $CM396$  and  $REF$  are 0.91 and 0.90 respectively. Note that 12% of the catchments have a  $NSE$  less than 0.5 using the  $PM10$  model, while this number increases to 14% and 15% for  $CM396$  and  $REF$ , respectively. These results confirm those shown in Figure 12.16, namely that the parsimonious model is more robust.

The parsimonious model with residuals regionalization ( $PM10+REG$ ) performs significantly better than all models with a median  $NSE$  of 0.95 and only 10% of catchments with a  $NSE$  less than 0.5. The residuals regionalization step is highly beneficiary for the estimation of the FDC. Figure 12.16 a-c shows that the improvement of the  $NSE$  for the  $PM10+REG$  model mostly stems from minimizing the errors for the high-flow quantiles and avoiding larger errors for all quantiles. The fact that  $PM10+REG$  outperforms the reference model confirms that regionalizing residual information instead of the flow quantiles themselves improves the performance of the regionalization step (Merz & Blöschl, 2005).

### 12.4.3. Monotony of the estimated FDC

Regression-based methods can produce FDC estimations that do not increase monotonously with the quantiles (Castellarin *et al.*, 2013). This section aims at demonstrating that FDCs estimated with the QS approach are strictly increasing, at least on the catchment set tested herein. The condition for a strictly increasing estimated FDC is that its derivative is strictly positive. Equation 12.11 is obtained by taking the derivative of equation 12.5 :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d \ln(\hat{Q})}{di} = \frac{d[\alpha_K + \beta_K * G^{-1}(i; \mu_K, \sigma_K)]}{di} + \frac{d[(\alpha_a + \beta_a * i) * \ln(DSA)]}{di} \\ \quad + \frac{d(\alpha_b + \beta_b * i) * \ln(P)}{di} + \frac{d(\alpha_c + \beta_c * i) * \ln(E0)}{di} \end{array} \right. \quad (12.11)$$

By translating equation 12.11 into the terms of this study, we obtain the following derivatives :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{d[\alpha_K + \beta_K * G^{-1}(i; \mu_K, \sigma_K)]}{di} = \frac{\beta_K}{G'(G^{-1}(i; \mu_K, \sigma_K))} = \frac{0.99}{G'(G^{-1}(i; -1.59, 0.60))} \\ \frac{d[(\alpha_a + \beta_a * i) * \ln(DSA)]}{di} = \beta_a * \ln(DSA) = -0.12 * \ln(DSA) \\ \frac{d(\alpha_b + \beta_b * i) * \ln(P)}{di} = \beta_b * \ln(P) = 0.95 * \ln(P) \\ \frac{d(\alpha_c + \beta_c * i) * \ln(E0)}{di} = \beta_c * \ln(E0) = 0.57 * \ln(E0) \end{array} \right. \quad (12.12)$$

using the same notations as above and with  $G'$  being the Gaussian density function. Hence the estimated FDC increases if the sum of the terms of equation 12.12 is positive. To demonstrate this for the conditions of the study, we considered the worst case scenario over the catchment set, i.e., the numerical values that tend to maximize the negative terms and minimize the positive terms of equation 12.12. This worst case scenario is reached on our catchment set for  $E0=0.61\text{mm/day}$ ,  $P=1.80\text{mm/day}$  and  $DSA=195.36\text{km}^2$ .

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{0.99}{G'(G^{-1}(i; -1.59, 0.60))} = 2.53 \text{ for } i = 0.99 \\ -0.12 * \ln(DSA) = -0.63 \\ 0.95 * \ln(P) = 0.56 \\ 0.57 * \ln(E0) = -0.28 \end{array} \right. \quad (12.13)$$

With this scenario, equation 12.11 equals 2.18, which guarantees strictly increasing FDC in the conditions of this study. The next step is to assess whether this numerical application is valid for all catchment in France. The worst case scenario for France is reached for  $E_0=0.10\text{mm/day}$ ,  $P=1.34\text{mm/day}$  and  $DSA=200\text{km}^2$ . With these numerical values, equation 12.11 equals 0.86 which means that constraining the parameters' value as a function of the quantile is sufficient to guarantee increasing estimated FDC for France.

## 12.5. Conclusion

In this study, we have presented a new and parsimonious way to estimate flow duration curves for ungauged catchments. The parsimonious model was made possible by describing the coherence of the model parameters in the frequency spectrum. We show that this new approach guarantees the estimation of strictly increasing FDC, at least on the conditions found in France. Last, we were able to quantify the added value of including regional information by obtaining an additional improvement in model performance by regionalizing models' residuals obtained for the calibration set. We see this three-step approach as the most satisfying from a hydrological point of view : the physical-climatic determinants of flow quantiles are first fully exploited, and then the remaining unexplained residual information is exploited through a simple neighbor-based (regional) transfer scheme. The final comparison with a reference method demonstrates the performance of the approach presented here.

However, the approach has its limits and possible ways to further improve it can be mentioned. A first limitation of this study is that we are not able to estimate the flow duration curve of intermittent catchments. To address this issue, the regression-based model that is multiplicative may need to be replaced with an additive model that allows null flow quantiles, see e.g. the work by [Mendicino & Senatore \(2013\)](#). A second limitation is that for low flow quantiles, the percentage of explained variance remains low. We do not think that the low efficiency in reconstituting low flows stems from retaining only three descriptors (four-descriptor combinations were tested without noticeable improvement). We believe that the problem lies in the informative content of the available descriptors : further work is needed to identify more relevant physical descriptors for low flows. It should also be mentioned, that although all the catchments are unregulated, they are not uninhabited, and some human influence could affect the lowest flows ([van Esse et al., 2013](#)), making residual transfer even more difficult.

This work could be continued by further investigating the constant exponent chosen for the regionalization of the residuals. The power of the distance was set at 2 for all quantiles. A larger exponent would put a larger weight on the closest catchment, while a smaller exponent would collect information from a larger number of catchments. From the analysis of the spatial structure of the model errors, it is likely that the "average" quantiles (around 0.7) could benefit from a smaller exponent, while the more extreme quantiles could benefit from a larger one. All these hypotheses remain to be confirmed.

## Acknowledgement

The authors would like to thank the Knowledge and Innovation Center (Climate KIC program) for funding the first author.

## Appendix 1 : Catchment features tested for this study

Tableau 12.6. – Summary of the catchment features tested for the study.

Name	Abbreviation and [units]	Bibliographic reference
Area	A [km <sup>2</sup> ]	-
Altitude	Z [m]	-
Slope	SL [%]	
Height Above Nearest Drainage	HAND [m]	(Nobre <i>et al.</i> , 2011)
Hydraulic Length	HL [km]	
Drainage Support Area	DSA [km <sup>2</sup> ]	(Tarboton & Ames, 2001; Le Moine, 2008)
Lithology	L [-]	LISA Database ( <a href="http://sigescen.brgm.fr/Le-referentiel-BDLISA-.html">http://sigescen.brgm.fr/Le-referentiel-BDLISA-.html</a> )
Available Water Content	AWC [mm]	(Finke <i>et al.</i> , 2001)
Depth to Rock	DR [cm]	(Finke <i>et al.</i> , 2001)
Percentage of forested area	pF [-]	(EEA, 2007)
Flashiness of P	FP [-]	adapated from (Holko <i>et al.</i> , 2011)
Flashiness of E0	FE [-]	adapated from (Holko <i>et al.</i> , 2011)
Precipitation	P [mm]	SAFRAN (Vidal <i>et al.</i> , 2010)
Potential evapo-transpiration	E0 [mm]	(Oudin, 2004)
Actual evapo-transpiration	AE [mm]	(Turc, 1954)
Fraction of solid precipitation	Fs [-]	(L'hôte <i>et al.</i> , 2005)
Humidity index	HI [-]	(Budyko, 1974)





# Bibliographie

- Adamovic, M., Braud, I., Branger, F. & Kirchner, J.W. (2015) Assessing the simple dynamical systems approach in a Mediterranean context : application to the Ardèche catchment (France). *Hydrology and Earth System Sciences* **19**, 2427–2449.
- Ajami, K., N., 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**, 112–135.
- Ali, G., Tetzlaff, D., Soulsby, C., McDonnell, J.J. & Capell, R. (2012) A comparison of similarity indices for catchment classification using a cross-regional dataset. *Advances in Water Resources* **40**, 11–22.
- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. & Smith, M. (1998) FAO Irrigation and drainage paper No. 56. *Rome : Food and Agriculture Organization of the United Nations* pp. 26–40.
- Allred, B. & Haan, C.T. (1991) Variability of optimized parameter estimates based on observed record length. *Transactions of the ASAE* **34**, 2421–2426.
- Anderson, R.M., Koren, V.I. & Reed, S.M. (2006) Using SSURGO data to improve Sacramento Model a priori parameter estimates. *Journal of Hydrology* **320**, 103–116.

- Andréassian, V., Bourgin, F., Oudin, L., Mathevet, T., Perrin, C., Lerat, J., Coron, L. & Berthet, L. (2014) Seeking genericity in the selection of parameter sets : Impact on hydrological model efficiency. *Water Resources Research* .
- Andréassian, V., Hall, A., Chahinian, N. & Schaake, J. (2006) *Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model Parameterization : Results of the Model Parameter Experiment—MOPEX*, vol. IAHS Publ. 307.
- Andréassian, V., Le Moine, N., Perrin, C., Ramos, M.H., Oudin, L., Mathevet, T., Lerat, J. & Berthet, L. (2012) All that glitters is not gold : the case of calibrating hydrological models : Invited Commentary. *Hydrological Processes* **26**, 2206–2210.
- Andréassian, V., Perrin, C., Berthet, L., Le Moine, N., Lerat, J., Loumagne, C., Oudin, L., Mathevet, T., Ramos, M.H. & Valéry, A. (2009) Crash tests for a standardized evaluation of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* p. 1757.
- Arabie, P., Hubert, J., L. & De Soete, G. (1996) *Clustering and classification*. World Scientific Publishing.
- Arheimer, B., Dahné, J., Donnelly, C., Lindström, G. & Strömqvist, J. (2012) Water and nutrient simulations using the HYPE model for Sweden *vs.* the Baltic Sea basin – influence of input-data quality and scale. *Hydrology Research* **43**, 315.
- Arnaud, P., Lavabre, J., Sol, B. & Desouches, C. (2008) Regionalization of an hourly rainfall generating model over metropolitan France for flood hazard estimation. *Hydrological Sciences Journal* **53**, 34–47.
- Aubert, Y. (2012) *Estimation des valeurs extrêmes de débit par la méthode Shyreg : réflexions sur l'équifinalité dans la modélisation de la transformation pluie en débit*. Ph.D. thesis, UPMC.
- Aubert, Y., Arnaud, P., Ribstein, P. & Fine, J.A. (2014) La méthode SHYREG débit—application sur 1605 bassins versants en France métropolitaine. *Hydrological Sciences Journal* **59**, 993–1005.
- Beck, H.E., van Dijk, A.I.J.M., de Roo, A., Miralles, D.G., McVicar, T.R., Schellekens, J. & Bruijnzeel, L.A. (2016) Global-scale regionalization of hydrologic model parameters. *Water Resources Research* **52**, 3599–3622.
- Bell, V.A. & Moore, R.J. (2000) The sensitivity of catchment runoff models to rainfall data at different spatial scales **4**, 653–667.
- Bergström, S. (1995) *Computer models of watershed hydrology - The HBV model*. Water Resources Publications, Highlands Ranch, Colorado, USA.
- Best, A.E., Zhang, L., McMahon, T.A. & Western, A.W. (2003) Development of a model for predicting the changes in flow duration curves due to altered land use conditions. *MODSIM 2003 International Congress on Modelling and Simulation*, vol. 2, pp. 861–866, Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand.
- Beven, K.J. (2000) Uniqueness of place and process representations in hydrological modelling pp. 203–213.

- Beven, K.J. (2012) *Rainfall-runoff modelling : the primer*. Wiley-Blackwell, Chichester, West Sussex ; Hoboken, NJ, 2nd ed edn.
- Beven, K.J. & 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**, 43–69.
- Bierkens, M.F.P., Bell, V.A., Burek, P., Chaney, N., Condon, L.E., David, C.H., de Roo, A., Döll, P., Drost, N., Famiglietti, J.S., Flörke, M., Gochis, D.J., Houser, P., Hut, R., Keune, J., Kollet, S., Maxwell, R.M., Reager, J.T., Samaniego, L., Sudicky, E., Sutanudjaja, E.H., van de Giesen, N., Winsemius, H. & Wood, E.F. (2015) Hyper-resolution global hydrological modelling : what is next ? : “Everywhere and locally relevant”. *Hydrological Processes* **29**, 310–320.
- Blöschl, G., Sivapalan, M., Wagener, T., Viglione, A. & Savenije, H. (2013) *Runoff Prediction in Ungauged Basins. Synthesis across Processes, Places and Scales*. Cambridge University Press, New York.
- Boldetti, G. (2012) *Estimation of the parameters of hydrological models on ungauged basins : a comparison of direct and indirect approaches*. Thèse de doctorat, AgroParisTech, Paris.
- Boldetti, G., Riffard, M., Andréassian, V. & Oudin, L. (2010) Data-set cleansing practices and hydrological regionalization : is there any valuable information among outliers ? *Hydrological Sciences Journal* **55**, 941–951.
- Booker, D. & Snelder, T. (2012) Comparing methods for estimating flow duration curves at ungauged sites. *Journal of Hydrology* **434-435**, 78–94.
- Boughton, W. & Chiew, F. (2007) Estimating runoff in ungauged catchments from rainfall, PET and the AWBM model. *Environmental Modelling & Software* **22**, 476–487.
- Bourgin, F. (2014) *Comment quantifier l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique ?* Ph.D. thesis, Agrocampus Ouest.
- Bourgin, P.Y., Lobligeois, F., Peschard, J., Andréassian, V., Le Moine, N., Coron, L., Perrin, C., Ramos, H. & Khalifa, A. (2010) Description des caractéristiques morphologiques, climatiques et hydrologiques de 4436 bassins versants français .
- Bronstert, A., Creutzfeldt, B., Graeff, T., Hajnsek, I., Heistermann, M., Itzerott, S., Jagdhuber, T., Kneis, D., Lück, E., Reusser, D. & Zehe, E. (2012) Potentials and constraints of different types of soil moisture observations for flood simulations in headwater catchments. *Natural Hazards* **60**, 879–914.
- Budyko, M.I. (1974) *Climate and life*, vol. 18 of *International geophysics series*. New-York : Academic Press.
- Burn, D.H. (1990) An appraisal of the “region of influence” approach to flood frequency analysis. *Hydrological Sciences Journal* **35**, 149–165.
- Castellarin, A., Botter, G., Hughes, D.A., Liu, S., Ouarda, T.B.M.J., Parajka, J., Post, D.A., Sivapalan, M., Spence, C., Viglione, A. & Vogel, R.M. (2013) Prediction of flow duration curves in ungauged basins. *Runoff Prediction in Ungauged Basins* (eds. G. Blöschl, M. Sivapalan, T. Wagener, A. Viglione & H. Savenije).

- Castellarin, A., Galeati, G., Brandimarte, L., Montanari, A. & Brath, A. (2004) Regional flow-duration curves : reliability for ungauged basins. *Advances in Water Resources* **27**, 953–965.
- Castiglioni, S., Castellarin, A. & Montanari, A. (2009) Prediction of low-flow indices in ungauged basins through physiographical space-based interpolation. *Journal of Hydrology* **378**, 272–280.
- Castiglioni, S., Lombardi, L., Toth, E., Castellarin, A. & Montanari, A. (2010) Calibration of rainfall-runoff models in ungauged basins : A regional maximum likelihood approach. *Advances in Water Resources* **33**, 1235–1242.
- Cipriani, T., Toilliez, T. & Sauquet, E. (2012) Estimation régionale des débits décennaux et durées caractéristiques de crue en France. *La Houille Blanche* pp. 5–13.
- Clark, M.P., Kavetski, D. & Fenicia, F. (2011) Pursuing the method of multiple working hypotheses for hydrological modeling. *Water Resources Research* **47**, W09301.
- Clark, M.P., Schaefli, B., Schymanski, S.J., Samaniego, L., Luce, C.H., Jackson, B.M., Freer, J.E., Arnold, J.R., Dan Moore, R., Istanbulluoglu, E. & Ceola, S. (2016) Improving the theoretical underpinnings of process-based hydrologic models. *Water Resources Research* pp. 2350–2365.
- 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*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Coron, L., Perrin, C. & Michel, C. (2016) airGR : Suite of GR hydrological models for precipitation-runoff modelling. R package version 1.0.2. <http://webgr.irstea.fr/modeles/?lang=en> .
- Coron, L., Thirel, G., Delaigue, O., Perrin, C. & Andreassian, V. (2017) airGR : A suite of lumped hydrological models in an R-package. *Environmental Modelling & Software* (in prep.).
- Crabit, A., Colin, F., Moussa, R. & Lagacherie, P. (2010) Investigating dominant processes on small poorly gauged catchments : an intercomparison approach for catchment similarity study. Abstracts GRResearch, Vienna, Austria.
- Cressie, N. (1991) *Statistics for Spatial Data*.
- 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**, 402–423.
- Daroussin, J., Hollis, J., Jamagne, M., Jones, R., King, D., Le Bas, C., Ngongo, L., Thomasson, A., Vanmechelen, L. & Van Ranst, E. (1994) A Geographical Knowledge Database on Soil Properties for Environmental Studies. Tech. rep., European Communities.
- de Lavenne, A., Thirel, G., Andréassian, V., Perrin, C. & Ramos, M.H. (2016) Spatial variability of the parameters of a semi-distributed hydrological model. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences IAHS* **373**, 87–94.

- Dehotin, J. & Braud, I. (2008) Which spatial discretization for distributed hydrological models? Proposition of a methodology and illustration for medium to large-scale catchments. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* **12**, 769–796.
- Dingman, S.L. (1978) Drainage density and streamflow : a closer look. *Water Resour. Res.* **14**, 1183–1187.
- Dingman, S.L. (1992) *Physical Hydrology*. Waveland press edn.
- Drogue, G., Leviandier, T., Pfister, L., Idrissi, A.E., Iffly, J.F., Hoffmann, L., Guex, F., Hingray, B. & Humbert, J. (2002) The applicability of a parsimonious model for local and regional prediction of runoff. *Hydrological sciences journal* **47**, 905–920.
- Duan, Q., Schaake, J., Andréassian, V., Franks, S., Goteti, G., Gupta, H., Gusev, Y., Habets, F., Hall, A., Hay, L., Hogue, T., Huang, M., Leavesley, G., Liang, X., Nasonova, O., Noilhan, J., Oudin, L., Sorooshian, S., Wagener, T. & Wood, E. (2006) Model Parameter Estimation Experiment (MOPEX) : An overview of science strategy and major results from the second and third workshops. *Journal of Hydrology* **320**, 3–17.
- Ducharne, A. (2009) Reducing scale dependence in TOPMODEL using a dimensionless topographic index. *Hydrology & Earth System Sciences* **13**, 2399–2412.
- Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarch, G., Lesaffre, B. & Martin, E. (1993) A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Annals of glaciology* **18**, 65–71.
- Déqué, M., Drevetton, C., Braun, A. & Cariolle, D. (1994) The ARPEGE/IFS atmosphere model : a contribution to the French community climate modelling. *Climate Dynamics* **10**, 249–266.
- Edijatno, Nascimento, N., Yang, X., Makhoul, Z. & Michel, C. (1999) GR3j : a daily watershed model with three free parameters. *Hydrological Sciences Journal* **44**, 263–277.
- EEA (2007) *CLC2006 technical guidelines*. Publications Office, Luxembourg.
- Efstratiadis, A., Tegos, A., Varveris, A. & Koutsoyiannis, D. (2014) Assessment of environmental flows under limited data availability : case study of the Acheloos River, Greece. *Hydrological Sciences Journal* **59**, 731–750.
- Engeland, K., Braud, I., Gottschalk, L. & Leblois, E. (2006) Multi-objective regional modelling. *Journal of Hydrology* **327**, 339–351.
- Ewen, J. (2011) Hydrograph matching method for measuring model performance. *Journal of Hydrology* **408**, 178–187.
- 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**, W11510.
- Fennessey, N. & Vogel, R.M. (1990) Regional flow-duration curves for ungauged sites in Massachusetts. *Journal of Water Resources Planning and Management* **116**, 530–549.
- Fernandez, W., Vogel, R.M. & Sankarasubramanian, A. (2000) Regional calibration of a watershed model. *Hydrological Sciences Journal* **45**, 689–707.

- Finke, P., Hartwich, R., Dudal, R., Ibanez, J., Jamagne, M., King, D., Montanarella, L. & Yassoglou, N. (2001) *Georeferenced soil database for Europe*. European Soil Bureau Scientific Committee, Italy.
- Folton, N. & Lavabre, J. (2006) Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model Parameterization : Results of the Model Parameter Experiment–MOPEX. *IASH Publ.* **307**, 264–278.
- Franchini, M. & Suppo, M. (1996) Regional analysis of flow duration curves for a limestone region. *Water Resources Management* **10**, 199–218.
- Friedman, M. (1937) The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *J. Am. Stat. Assoc.* **32**, 675–701.
- Ganora, D., Claps, P., Laio, F. & Viglione, A. (2009) An approach to estimate nonparametric flow duration curves in ungauged basins. *Water Resources Research* **45**, 10.
- Gao, H. (2015) *Landscape-based hydrological modelling. Understanding the influence of climate, topography and vegetation on catchment hydrology*. Ph.D. thesis, Tu Delft.
- Gao, H., Tang, Q., Ferguson, C.R., Wood, E. & Lettenmaier, D.P. (2010) Estimating the water budget of major US river basins via remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* **31**, 3955–3978.
- Garambois, P.A. (2012) *Etude régionale des crues éclair de l'arc méditerranéen français. Elaboration de méthodologies de transfert à des bassins versants non jaugés*. Ph.D. thesis, INP Toulouse.
- Gardner, L.R. (2009) Assessing the effect of climate change on mean annual runoff. *Journal of Hydrology* **379**, 351–359.
- Garrick, M., Cunnane, C. & Nash, J.E. (1978) A criterion of efficiency for rainfall-runoff models. *Journal of Hydrology* **36**, 375–381.
- Garçon, R. (1996) Prévision opérationnelle des apports de la durance à serre-ponçon à l'aide du modèle MORDOR, bilan de l'année 1994-1995 pp. 71–76.
- Ghosh, B. (1951) Random distance within a rectangle and between two rectangles. *Bulletin of Cal. Math. Soc.* **43**, 17–24.
- Gottardi, F. (2009) *Estimation statistique et réanalyse des précipitations en montagne Utilisation d'ébauches par types de temps et assimilation de données d'enneigement Application aux grands massifs montagneux français*. Ph.D. thesis, Institut Polytechnique de Grenoble, Grenoble.
- Gottschalk, L., Leblois, E. & Skøien, J.O. (2011) Distance measures for hydrological data having a support. *Journal of Hydrology* **402**, 415–421.
- 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**, 80–91.

- 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**, 463–477.
- Gupta, V.K. & Sorooshian, S. (1985) The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models. *Journal of Hydrology* **81**, 57–77.
- Guse, B., Hofherr, T. & Merz, B. (2010) Introducing empirical and probabilistic regional envelope curves into a mixed bounded distribution function. *Hydrology and Earth System Sciences* **14**, 2465–2478.
- Hall, J., Arheimer, B., Aronica, G.T., Bilibashi, A., Boháč, M., Bonacci, O., Borga, M., Burlando, P., Castellarin, A., Chirico, G.B., Claps, P., Fiala, K., Gaál, L., Gorbachova, L., Gül, A., Hannaford, J., Kiss, A., Kjeldsen, T., Kohnová, S., Koskela, J.J., Macdonald, N., Mavrova-Guirguinova, M., Ledvinka, O., Mediero, L., Merz, B., Merz, R., Molnar, P., Montanari, A., Osuch, M., Parajka, J., Perdigão, R.A.P., Radevski, I., Renard, B., Rogger, M., Salinas, J.L., Sauquet, E., Šraj, M., Szolgay, J., Viglione, A., Volpi, E., Wilson, D., Zaimi, K. & Blöschl, G. (2015) A European Flood Database : facilitating comprehensive flood research beyond administrative boundaries. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences* **370**, 89–95.
- Harmel, R., Smith, P., Migliaccio, K., Chaubey, I., Douglas-Mankin, K., Benham, B., Shukla, S., Muñoz-Carpena, R. & Robson, B. (2014) Evaluating, interpreting, and communicating performance of hydrologic/water quality models considering intended use : A review and recommendations. *Environmental Modelling & Software* **57**, 40–51.
- Heitz, L.F. & Khosrowpanah, S. (2010) *Prediction of Flow Duration Curves for Use in Hydropower Analysis at Ungaged Sites in Pohnpei, FSM*. Water and Environmental Research Institute of the Western Pacific, University of Guam.
- Holko, L., Parajka, J., Kostka, Z., Škoda, P. & Blöschl, G. (2011) Flashiness of mountain streams in Slovakia and Austria. *Journal of Hydrology* **405**, 392–401.
- Hope, A. & Bart, R. (2012) Evaluation of a Regionalization Approach for Daily Flow Duration Curves in Central and Southern California Watersheds : Evaluation of a Regionalization Approach for Daily Flow Duration Curves in Central and Southern California Watersheds. *Journal of the American Water Resources Association* **48**, 123–133.
- Horn, B.K. (1981) Hill shading and the reflectance map. *Proceedings of the IEEE* **69**, 14–47.
- Hosking, J. (1990) L-Moments : Analysis and Estimation of Distribution Using Linear Combination of Order Statistics. *Journal of the Royal Statistical Society* **52**, 105–124.
- Jankowsky, S., Branger, F., Braud, I., Rodriguez, F., Debionne, S. & Viallet, P. (2014) Assessing anthropogenic influence on the hydrology of small peri-urban catchments : Development of the object-oriented PUMMA model by integrating urban and rural hydrological models. *Journal of Hydrology* **517**, 1056–1071.
- Jothityangkoon, C., Sivapalan, M. & Farmer, D.L. (2001) Process controls of water balance variability in a large semi-arid catchment : downward approach to hydrological model development. *Journal of Hydrology* **254**, 174–198.

- 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.
- Kim, U. & Kaluarachchi, J.J. (2008) Application of parameter estimation and regionalization methodologies to ungauged basins of the Upper Blue Nile River Basin, Ethiopia. *Journal of Hydrology* **362**, 39–56.
- Klemeš, V. (1986) Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal* **31**, 13–24.
- Kling, H. & Gupta, H. (2009) On the development of regionalization relationships for lumped watershed models : The impact of ignoring sub-basin scale variability. *Journal of Hydrology* **373**, 337–351.
- Kochanek, K., Renard, B., Arnaud, P., Aubert, Y., Lang, M., Cipriani, T. & Sauquet, E. (2014) A data-based comparison of flood frequency analysis methods used in France. *Natural Hazards and Earth System Sciences* **14**, p–295.
- Kokkonen, T.S., Jakeman, A.J., Young, P.C. & Koivusalo, H.J. (2003) Predicting daily flows in ungauged catchments : model regionalization from catchment descriptors at the Coweeta Hydrologic Laboratory, North Carolina. *Hydrological Processes* **17**, 2219–2238.
- Koren, V.I., Smith, M., Wang, D. & Zhang, Z. (2000) Use of Soil Property Data in the Derivation of Conceptual Rainfall-Runoff Model Parameters. *15th Conference on Hydrology, AMS, Long Beach, CA*.
- Krinner, G., Viovy, N., de Noblet-Ducoudré, N., Ogée, J., Polcher, J., Friedlingstein, P., Ciais, P., Sitch, S. & Prentice, I.C. (2005) A dynamic global vegetation model for studies of the coupled atmosphere-biosphere system. *Global Biogeochemical Cycles* **19**.
- Kruskal, W.H. & Wallis, W.A. (1952) Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. *J. Am. Stat. Assoc.* **47**, 583–621.
- Kumar, R., Samaniego, L. & Attinger, S. (2013) Implications of distributed hydrologic model parameterization on water fluxes at multiple scales and locations. *Water Resources Research* **49**, 360–379.
- Laaha, G. & Blöschl, G. (2007) A national low flow estimation procedure for Austria. *Hydrological Sciences Journal* **52**, 625–644.
- Lamb, R., Crewett, J. & Calver, A. (2000) Relating hydrological model parameters and catchment properties to estimate flood frequencies from simulated river flows. *Proceedings of BHF*, pp. 3.57–3.64, Newcastle, UK.
- 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 ?* Ph.D. thesis.
- Le Moine, N., Andréassian, V., Perrin, C. & Michel, C. (2007) How can rainfall-runoff models handle intercatchment groundwater flows? Theoretical study based on 1040 French catchments. *Water Resources Research* **43**, **W06428**, 11.



- Lebecherel, L. (2015) *Sensibilité des calculs hydrologiques à la densité des réseaux de mesure hydrométrique et pluviométrique*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Lebecherel, L., Andréassian, V. & Perrin, C. (2013) On regionalizing the Turc-Mezentsev water balance formula. *Water Resources Research* **49**, 7508–7517.
- Leleu, I., Tonnelier, I., Puechberty, R., Gouin, P., Viquendi, I., Cobos, L., Foray, A., Baillon, M. & Ndimba, P.O. (2014) Re-founding the national information system designed to manage and give access to hydrometric data. *La Houille Blanche* **1**, 25–32.
- Ley, R., Casper, M.C., Hellebrand, H. & Merz, R. (2011) Catchment classification by runoff behaviour with self-organizing maps (SOM). *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2947–2962.
- L'hôte, Y., Chevallier, P., Coudrain, A., Lejeune, Y. & Etchevers, P. (2005) Relationship between precipitation phase and air temperature : comparison between the Bolivian Andes and the Swiss Alps / Relation entre phase de précipitation et température de l'air : comparaison entre les Andes Boliviennes et les Alpes Suisses. *Hydrological Sciences Journal* **50**.
- Li, H., Zhang, Y. & Zhou, X. (2015) Predicting Surface Runoff from Catchment to Large Region. *Advances in Meteorology* **2015**, 1–13.
- Liang, X., Lettenmaier, D.P., Wood, E. & Burges, S.J. (1994) A Simple hydrologically Based Model of Land Surface Water and Energy Fluxes for GSMs. *J. Geophys. Res.* **14**, 415–428.
- Linsley, R. (1982) *Hydrology for Engineers*. McGraw-Hill series in water resources and environmental engineering, McGraw-Hill, University of Michigan.
- Linsley, R. & Crawford, N.H. (1960) Computation of a synthetic streamflow record on a digital computer. *International Association of Scientific Hydrology* **51**, 526–538.
- Livneh, B. & Lettenmaier, D.P. (2012) Multi-criteria parameter estimation for the Unified Land Model. *Hydrology and Earth System Sciences* **16**, 3029–3048.
- Loague, K. (2010) *Rainfall-runoff modelling*. No. 4 in IAHS Benchmark Papers in Hydrology, IAHS.
- Lobligeois, F. (2014) *Mieux connaître la distribution spatiale des pluies améliore-t-il la modélisation des crues ? Diagnostic sur 181 bassins versants français*. Ph.D. thesis, AgroParitech, Paris.
- 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**, 575–594.
- Mathevet, T. (2005) *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire ? Développement empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants*. Ph.D. thesis, Paris.
- Mathevet, T., Michel, C., Andréassian, V. & Perrin, C. (2006) A bounded version of the Nash-Sutcliffe criterion for better model assessment on large sets of basins. *IAHS-AISH Publication* **307**, 211–219.

- McGuinness, J.L. & Bordne, E.F. (1972) *A comparison of lysimeter-derived potential evapotranspiration with computed values*. 1452, US Dept. of Agriculture.
- Mendicino, G. & Senatore, A. (2013) Evaluation of parametric and statistical approaches for the regionalization of flow duration curves in intermittent regimes. *Journal of Hydrology* **480**, 19–32.
- Merz, B. & Plate, E. (1997) An analysis of the effects of spatial variability of soil and soil moisture on runoff. *Water Resources Research* **33**, 2909–2922.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2003) A process typology of regional floods. *Water Resources Research* **39** (12), 1340.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2004) Regionalisation of catchment model parameters. *Journal of Hydrology* **287**, 95–123.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2005) Flood frequency regionalisation—spatial proximity vs. catchment attributes. *Journal of Hydrology* **302**, 283–306.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2009) Process controls on the statistical flood moments - a data based analysis. *Hydrological Processes* **23**, 675–696.
- Merz, R., Parajka, J. & Blöschl, G. (2009) Scale effects in conceptual hydrological modeling. *Water Resources Research* **45**, **W09405**.
- Merz, R., Parajka, J. & Blöschl, G. (2011) Time stability of catchment model parameters : Implications for climate impact analyses. *Water Resources Research* **47**, **W02531**.
- Michel, C. (1983) Que peut-on faire en hydrologie avec un modèle à un paramètre? *La Houille Blanche* **1**, 39–44.
- Michel, C. (1991) *Hydrologie appliquée aux petits bassins ruraux, Hydrology handbook (in French)*. Cemagref, Antony, France.
- Montanari, A. & Brath, A. (2004) A stochastic approach for assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research* **40**, 11.
- Mouelhi, S. (2003) *Vers une chaîne cohérente de modèles pluie-débit conceptuels globaux aux pas de temps pluriannuel, annuel, mensuel et journalier*. Ph.D. thesis, Paris, ENGREF.
- Nachtergaele, F., Van Velthuizen, H., Verelst, L., Batjes, N., Dijkshoorn, K., Van Engelen, V., Fischer, G., Jones, A., Montanarella, L. & Petri, M. (2008) Harmonized world soil database. *Food and Agriculture Organization of the United Nations* .
- Nash, J. & Sutcliffe, J.V. (1970) River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology* **10**, 282–290.
- 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**, 209–223.

- Nicolle, P., Andréassian, V. & Sauquet, E. (2013) Blending neighbor-based and climate-based information to obtain robust low-flow estimates from short time series. *Water Resources Research* **49**, 8017–8025.
- Nicolle, P., Pushpalatha, R., Perrin, C., François, D., Thiéry, D., Mathevet, T., Le Lay, M., Besson, F., Soubeyroux, J.M., Viel, C., Regimbeau, F., Andréassian, V., Maugis, P., Augéard, B. & Morice, E. (2014) Benchmarking hydrological models for low-flow simulation and forecasting on French catchments. *Hydrology and Earth System Sciences* **18**, 2829–2857.
- Nobre, A., Cuartas, L., Hodnett, M., Rennó, C., Rodrigues, G., Silveira, A., Waterloo, M. & Saleska, S. (2011) Height Above the Nearest Drainage – a hydrologically relevant new terrain model. *Journal of Hydrology* **404**, 13–29.
- Oldekop, E.M. (1911) *On the evaporation from the surface of river basins*. Trans. Meteorol. Obs. Univ., Univ. Tartu.
- Olden, J.D. & Poff, N.L. (2003) Redundancy and the choice of hydrologic indices for characterizing streamflow regimes. *River Research and Applications* **19**, 101–121.
- Ouarda, T.B.M.J., Girard, C., Cavadias, G.S. & Bobée, B. (2001) Regional flood frequency estimation with canonical correlation analysis. *Journal of Hydrology* **254**, 157–173.
- Oudin, L. (2004) *Recherche d'un modèle d'évapotranspiration potentielle pertinent comme entrée d'un modèle pluie-débit global*. Ph.D. thesis, ENGREF (AgroParisTech).
- Oudin, L., Andréassian, V., Lerat, J. & Michel, C. (2008a) Has land cover a significant impact on mean annual streamflow? An international assessment using 1508 catchments. *Journal of Hydrology* **357**, 303–316.
- Oudin, L., Andréassian, V., Loumagne, C. & Michel, C. (2006a) How informative is land-cover for the regionalization of the GR4j rainfall-runoff model? Lessons of a downward approach. *IAHS Publication* .
- Oudin, L., Andréassian, V., Perrin, C. & Anctil, F. (2004) Locating the sources of low-pass behavior within rainfall-runoff models. *Water Resources Research* **40**, **W11101**.
- Oudin, L., Andréassian, V., Perrin, C., Michel, C. & Le Moine, N. (2008b) Spatial proximity, physical similarity, regression and ungaged catchments : A comparison of regionalization approaches based on 913 French catchments. *Water Resources Research* **44**.
- 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**, 290–306.
- Oudin, L., Kay, A., Andréassian, V. & Perrin, C. (2010) Are seemingly physically similar catchments truly hydrologically similar? *Water Resources Research* **46**, **W11558**.
- Oudin, L., Perrin, C., Mathevet, T., Andréassian, V. & Michel, C. (2006b) Impact of biased and randomly corrupted inputs on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology* **320**, 62–83.

- Parajka, Blöschl, G. & Merz, R. (2007) Regional calibration of catchment models : Potential for ungauged catchments. *Water Resources Research* **43**, W06406, 16.
- Parajka, J. & Blöschl, G. (2012) MODIS-based snow cover products, validation, and hydrologic applications. *Multi-scale Hydrologic remote Sensing : Perspectives and application*, pp. 185–212, FL : CRC Press.
- Parajka, J., Merz, R. & Blöschl, G. (2003) Estimation of daily potential evapotranspiration for regional water balance modeling in Austria. *11th International Poster Day and Institute of Hydrology Open Day Transport of Water, Chemicals and Energy in the Soil–Crop Canopy–Atmosphere System*, pp. 299–306, Slovak Acad. of Sci., Bratislava.
- Parajka, J., Merz, R. & Blöschl, G. (2005) A comparison of regionalisation methods for catchment model parameters. *Hydrology & Earth System Sciences Discussions* **2**.
- Pechlivanidis, I.G., Jackson, B.M., Mcintyre, N.R. & Wheeler, H.S. (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. *Global NEST journal* **13**, 193–214.
- Perrin, C. (2000) *Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative*. Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble.
- Perrin, C., Michel, C. & Andréassian, V. (2003) Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology* **279**, 275–289.
- Perrin, C., Oudin, L., Andréassian, 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**, 131–151.
- Prairie, Y.T. (1996) Evaluating the predictive power of regression models. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **53**, 490–492.
- Pushpalatha, R. (2013) *Low-flow simulation and forecasting on French river basins : a hydrological modelling approach*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N., Mathevet, T. & Andréassian, V. (2011) A downward structural sensitivity analysis of hydrological models to improve low-flow simulation. *Journal of Hydrology* **411**, 66–76.
- Quintana-Segui, P., Le Moigne, P., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., Canellas, C., Franchisteguy, L. & Morel, S. (2008) Analysis of Near-Surface Atmospheric Variables : Validation of the SAFRAN Analysis over France. *J. Appl. Meteor. Climatol.* **47**, 92–107.
- Rauthe, M., Steiner, H., Riediger, U., Mazurkiewicz, A. & Gratzki, A. (2013) A Central European precipitation climatology – Part I : Generation and validation of a high-resolution gridded daily data set (HYRAS). *Meteorologische Zeitschrift* **22**, 235–256.
- Reed, S., Koren, V., Smith, M., Zhang, Z., Moreda, F., Seo, D.J. & DMIP Participants, a. (2004) Overall distributed model intercomparison project results. *Journal of Hydrology* **298**, 27–60.

- Reichl, J.P.C., Western, A.W., McIntyre, N.R. & Chiew, F.H.S. (2009) Optimization of a similarity measure for estimating ungauged streamflow. *Water Resources Research* **45**, W10423, 15.
- Rianna, M., Russo, F. & Napolitano, F. (2011) Stochastic index model for intermittent regimes : from preliminary analysis to regionalisation. *Natural Hazards and Earth System Science* **11**, 1189–1203.
- Ribatet, M., Sauquet, E., Grésillon, J.M. & Ouarda, T.B.M.J. (2007) A regional Bayesian POT model for flood frequency analysis. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* **21**, 327–339.
- Roche, M. (1971) Les divers types de modèles déterministes. *La Houille Blanche* pp. 111–130.
- Rodriguez, E., Morris, C.S. & Belz, J.E. (2006) A global assessment of the SRTM performance. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **72**, 249–260.
- Rojas-Serna (2005) *Quelle connaissance hydrométrique minimale pour définir les paramètres d'un modèle pluie-débit ?* Thèse de doctorat, AgroParitech, Paris.
- Rojas-Serna, C., Michel, C., Perrin, C., Andreassian, V., Hall, A., Chahinian, N., Schaake, J. & others (2006) Ungauged catchments : how to make the most of a few streamflow measurements? *IAHS publication* **307**, 230.
- Ruelland, D., Ardoin-Bardin, S., Billen, G. & Servat, E. (2008) Sensitivity of a lumped and semi-distributed hydrological model to several methods of rainfall interpolation on a large basin in West Africa. *Journal of Hydrology* **361**, 96–117.
- Samaniego, L. & Bárdossy, A. (2007) Relating macroclimatic circulation patterns with characteristics of floods and droughts at the mesoscale. *Journal of Hydrology* **335**, 109–123.
- Samaniego, L., Kumar, R. & Attinger, S. (2010) Multiscale parameter regionalization of a grid-based hydrologic model at the mesoscale. *Water Resources Research* **46**, 25.
- Saulnier, G.M. & Le Lay, M. (2009) Sensitivity of flash-flood simulations on the volume, the intensity, and the localization of rainfall in the Cévennes-Vivarais region (France). *Water Resources Research* **45**, W10425.
- Sauquet, E. (2006) Mapping mean annual river discharges : geostatistical developments for incorporating river network dependencies. *Journal of Hydrology* **331** (1-2), 300–314.
- Sauquet, E. & Catalogne, C. (2011) Comparison of catchment grouping methods for flow duration curve estimation at ungauged sites in France. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2421–2435.
- Schaake, J., Duan, Q., Koren, V.I. & Hall, A. (2001) Toward improved parameter estimation of land surface hydrology models through the Model Parameter Estimation Experiment (MOPLEX). *Soil-vegetation-atmosphere Transfer Schemes and Large-scale Hydrological Models : Proceedings of an International Symposium (Symposium S5) Held During the Sixth Scientific Assembly of the International Association of Hydrological Sciences (IAHS) at Maastricht, The Netherlands, from*, vol. 18, p. 91.

- Schaefli, B. & Gupta, H.V. (2007) Do Nash values have value? *Hydrological Processes* **21**, 2075–2080.
- Searcy, J.K. (1959) *Flow-duration curves*. USGS Water Supply paper 1542-A.
- Seibert, J. (1999) Regionalisation of parameters for a conceptual rainfall-runoff model. *Agricultural and forest meteorology* **98**, 279–293.
- Singh, R.D., Mishra, S.K. & Chowdhary, H. (2001) Regional flow-duration models for large number of ungauged Himalayan catchments for planning microhydro projects. *Journal of Hydrologic Engineering* **6**, 310–316.
- Sivapalan, M. (2003) Process complexity at hillslope scale, process simplicity at the watershed scale : is there a connection ? *Hydrological Processes* **17**, 1037–1041.
- Skøien, J.O. & Blöschl, G. (2007) Spatiotemporal topological kriging of runoff time series. *Water Resources Research* **43**, W09419, 21.
- Smith, M.B., Koren, V.I., Zhang, Z., Reed, S.M., Pan, J.J. & Moreda, F. (2004) Runoff response to spatial variability in precipitation : an analysis of observed data. *Journal of Hydrology* **298**, 267–286.
- Sorooshian, S., Gupta, V.K. & Fulton, J.L. (1983) Evaluation of Maximum Likelihood Parameter Estimation Techniques for Conceptual Rainfall-Runoff Models' Influence of Calibration Data Variability and Length on Model Credibility. *Water Resources Research* **19** (1), 251–259.
- Spearman, C. (1904) The proof and measurement of association between two things. *Amer. J. Psychol.* **15**, 72–101.
- Szolgay, J., Hlavčová, K., Kohnová, S. & Danihlík, R. (2003) Regional estimation of parameters of a monthly water balance model. *Journal of Hydrology and Hydromechanics* **51**, 256–273.
- Tarboton, D.G. & Ames, D.P. (2001) Advances in the mapping of flow networks from digital elevation data. *World water and environmental resources congress*, pp. 20–24, Am. Soc Civil Engrs USA.
- Trambauer, P., Maskey, S., Winsemius, H., Werner, M. & Uhlenbrook, S. (2013) A review of continental scale hydrological models and their suitability for drought forecasting in (sub-Saharan) Africa. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* **66**, 16–26.
- Tramblay, Y., Bouvier, C., Ayrat, P.A. & Marchandise, A. (2011) Impact of rainfall spatial distribution on rainfall-runoff modelling efficiency and initial soil moisture conditions estimation. *Natural Hazards and Earth System Science* **11**, 157–170.
- Turc, L. (1954) Le bilan en eau des sols : relation entre les précipitations, l'évaporation et l'écoulement. *Ann. Agron.* pp. 491–595.
- Uhlenbrook, S., Steinbrich, A., Tetzlaff, D. & Leibundgut, C. (2002) Regional analysis of the generation of extreme floods. vol. 274, pp. 243–250, IAHS Publication, Cape Town, South Africa.

- 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.
- van Esse, W.R., Perrin, C., Booij, M.J., Augustijn, D.C.M., Fenicia, F., Kavetski, D. & Lobligeois, F. (2013) The influence of conceptual model structure on model performance : a comparative study for 237 French catchments. *Hydrology and Earth System Sciences* **17**, 4227–4239.
- Vannier, O. (2013) *Apport de la modélisation hydrologique régionale à la compréhension des processus de crues en zone méditerranéenne*. Ph.D. thesis, Université de Grenoble.
- Vannier, O., Braud, I. & Anquetin, S. (2014) Regional estimation of catchment-scale soil properties by means of streamflow recession analysis for use in distributed hydrological models. *Hydrological Processes* **28**, 6276–6291.
- Vansteenkiste, T., Tavakoli, M., Van Steenbergen, N., De Smedt, F., Batelaan, O., Pereira, F. & Willems, P. (2014) Intercomparison of five lumped and distributed models for catchment runoff and extreme flow simulation. *Journal of Hydrology* **511**, 335–349.
- Vapnik, V.N. & Chervonenkis, A.Y. (1971) On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities. *Theory of Probability and its Application* **XVI (2)**, 264–280.
- 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**, 1627–1644.
- Viglione, A., Chirico, G.B., Woods, R. & Blöschl, G. (2010) Generalised synthesis of space–time variability in flood response : An analytical framework. *Journal of Hydrology* **394**, 198–212.
- Vogel, R.M. & Fennessey, N.M. (1995) Flow Duration Curves II : a review of Applications in Water resources planning. *Journal of Water Resources Planning and Management* **31**, 11.
- Vogel, R.M., Wilson, I. & Daly, C. (1999) Regional regression models of annual streamflow for the United States pp. 148–157.
- Wagener, T., Sivapalan, M., Troch, P. & Woods, R. (2007) Catchment Classification and Hydrologic Similarity. *Geography Compass* **1**, 901–931.
- Wagener, T. & Wheater, H.S. (2006) Parameter estimation and regionalization for continuous rainfall-runoff models including uncertainty. *Journal of Hydrology* **320**, 132–154.
- Wang, D. & Alimohammadi, N. (2012) Responses of annual runoff, evaporation, and storage change to climate variability at the watershed scale. *Water Resources Research* **48**, W05546.
- Westerberg, I.K., Guerrero, J.L., Younger, P.M., Beven, K.J., Seibert, J., Halldin, S., Freer, J.E. & Xu, C.Y. (2011) Calibration of hydrological models using flow-duration curves. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2205–2227.
- Winsemius, H.C., Savenije, H.H.G. & Bastiaanssen, W.G.M. (2008) Constraining model parameters on remotely sensed evaporation : justification for distribution in ungauged basins? *Hydrology and Earth System Sciences* **12**, 1403–1413.

- Wolock, D.M., Winter, T.C. & McMahon, G. (2004) Delineation and Evaluation of Hydrologic-Landscape Regions in the United States Using Geographic Information System Tools and Multivariate Statistical Analyses. *Environmental Management* **34**, S71–S88.
- Wood, E.F., Roundy, J.K., Troy, T.J., van Beek, L.P.H., Bierkens, M.F.P., Blyth, E., de Roo, A., Döll, P., Ek, M., Famiglietti, J., Gochis, D., van de Giesen, N., Houser, P., Jaffé, P.R., Kollet, S., Lehner, B., Lettenmaier, D.P., Peters-Lidard, C., Sivapalan, M., Sheffield, J., Wade, A. & Whitehead, P. (2011) Hyperresolution global land surface modeling : Meeting a grand challenge for monitoring Earth's terrestrial water. *Water Resources Research* **47**, W05301.
- Woods, R. & Sivapalan, M. (1999) A synthesis of space-time variability in storm response : Rainfall, runoff generation, and routing. *Water Resources Research* **35** (8), 2469–2485.
- Xia, Y. (2004) Impacts of data length on optimal parameter and uncertainty estimation of a land surface model. *Journal of Geophysical Research* **109**.
- Yadav, M., Wagener, T. & Gupta, H. (2007) Regionalization of constraints on expected watershed response behavior for improved predictions in ungauged basins. *Advances in Water Resources* **30**, 1756–1774.
- Yakir, H. & Morin, E. (2011) Hydrologic response of a semi-arid watershed to spatial and temporal characteristics of convective rain cells. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 393–404.
- Zoccatelli, D., Borga, M., Viglione, A., Chirico, G.B. & Blöschl, G. (2011) Spatial moments of catchment rainfall : rainfall spatial organisation, basin morphology, and flood response. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 3767–3783.
- Zvloenski, M., Kohnova, S., Hlavcovà, K., Szolgay, J. & Parajka, J. (2008) Regionalisation of rainfall-runoff model parameters based on geographical location of gauged catchments. *J. Hydrol. Hydromech.* **56** (3), 176–189.



**Process-based interpretation of  
conceptual hydrological model  
performances using a multi-national  
catchment set.**

Poncelet C. (1), Merz, R. (2), Merz, B. (3), Parajka, J. (4), Oudin, L. (5), Perrin, C. (1) and Andréassian V. (1)

(1) Irstea, UR Hydrosystèmes et Bioprocédés, 1 rue Pierre-Gilles de Gennes 92160 Antony, France

(2) UFZ, Catchment Hydrology team, Theodor-Lieser-Straße 4, 06120 Halle (Saale), Germany

(3) GFZ German Research Centre for Geosciences, Section Hydrology, Telegrafenberg, 14473 Potsdam, Germany

(4) TUW, Institute of Hydrology and Water Resource Management, Karlsplatz 13/222, A-1040 Vienna, Austria

(5) University of Paris VI, UMR Metis, 4 Place Jussieu 75005 Paris, France

## Abstract

This paper aims at identifying the main causal factors for hydrological model performance. It is based on a conceptual lumped hydrological model, a multinational set of 1103 catchments, a collection of 29 catchment features and four efficiency criteria. The paper presents two complementary analyses to assess how features and model performance are related : (i) a one-dimensional analysis looking at one feature at a time based on the Kruskal-Wallis test and (ii) a multidimensional analysis using regression trees to combine catchments features. We show that the catchment features most affecting model performance are the flashiness of precipitation and streamflow, the seasonality of evaporation, the catchment area and the catchment aridity. Nonflashy (flashiness less than 1.2), nonseasonal (seasonality less than 0.25), large (more than 200 km<sup>2</sup>) and nonarid catchments (aridity less than 0.88) show the best performance for all the tested criteria. We related this higher performance to fewer nonlinear responses (higher correlation between precipitations and streamflow) and lower input and output variability on such catchments. As a result, the hydrological response is easier to predict for the model. The role of other relevant features is discussed in detail. Finally, we assess the advantage of working on multinational catchment sets. We show that working on national sets leads to reduced results transferability than on multinational sets.

## 13.1. Introduction

Achieving a good streamflow simulation is an obvious objective for hydrological modelers. However, most hydrologists involved in rainfall-runoff modeling will agree that identifying a “good” simulation is a difficult task, as underlined for example by Ewen (2011) and Harmel *et al.* (2014). To address this issue, Crochemore *et al.* (2015) organized an experiment where more than 150 hydrologists were asked to compare (in relative terms) and evaluate (in absolute terms) the quality of streamflow simulations. Their conclusion was that there is no universal agreement, neither among hydrologists nor between numerical criteria and expert judgment. Crochemore *et al.* (2015) suggested it would be necessary to look at the whole dynamics of the model results

by relying on several criteria to evaluate a hydrograph, a recommendation that we will apply in the present study.

Once the question of assessing a given simulation is (more or less) solved, the problem of achieving the best possible streamflow simulation remains. The first option to address this question is to benchmark models resulting from different modeling approaches and having different complexities, see e.g., the review by [Pechlivanidis \*et al.\* \(2011\)](#) or by [Clark \*et al.\* \(2016\)](#). Such studies aim at identifying *a posteriori* ways to improve models. In particular, the impact of model structure on model performance is studied to determine the most relevant structural choices. For example, [van Esse \*et al.\* \(2013\)](#) tested 13 model structures and showed that models with parallel reservoirs and a power function to describe the reservoir outflow provide higher performance. The authors stressed that the more complex structures were not necessarily those that performed better and that model performance is similar between the best-performing structures. Hence other studies have looked for the best parametrization scheme for a given structure. For example, the international Model Parameter Estimation Experiment ([Andréasian \*et al.\*, 2006](#); [Duan \*et al.\*, 2006](#)) looked for optimal parametrization of different models on a single catchment set. They showed that using large data sets is a condition that improves parametrization but no unified strategy emerged from the experiment. Complementarily, the study by [Livneh & Lettenmaier \(2012\)](#) and [Parajka & Blöschl \(2012\)](#), showed that the improvement of the calibration strategy, through more accurate objective functions or inclusion of ancillary data, is a valuable way to define more efficient parameter sets. Finally, several studies showed that data quality is also a limit for model performance improvement. Indeed, the studies by [Gupta & Sorooshian \(1985\)](#), [Oudin \*et al.\* \(2006b\)](#) and [Arheimer \*et al.\* \(2012\)](#) directly relate data quality and model performance.

Despite undeniable advances in these areas, [Fenicia \*et al.\* \(2011\)](#) advocated that adapting the model structure to each catchment and its dominant processes, i.e., a “flexible approach”, would be preferable in terms of hydrological understanding. This type of approach is appropriate to question model structure with regards to dominant catchment processes. However, [Nicolle \*et al.\* \(2014\)](#) studied the performance of five hydrological models on 21 French catchments and suggested that model performance depends more on catchments than on models. In other words, some catchments are intrinsically more difficult to model than others and all models, whatever their structure or parametrization, will fail to reproduce the observed hydrological response of such catchments accurately.

As a result, a few studies have focused on assessing what type of catchment can be better modeled than others. For example, [Merz \*et al.\* \(2009\)](#) used a semi-distributed model to investigate the impact of catchment area on model performance and showed that model performance increases as catchments size increases. As a co-product of the comparison of model structures, [van Esse \*et al.\* \(2013\)](#) showed that alternating dry and wet periods as well as flashy flows are more difficult to model. [Newman \*et al.\* \(2015\)](#) found that catchments with a more pronounced seasonal cycle generally have underestimated low flows and underline that arid basins are more likely to show large errors in streamflow simulations. On 1040 French catchments, [Le Moine \*et al.\* \(2007\)](#) showed that intercatchment groundwater flows can cause model failure if not explicitly accounted for.

However, few studies have specifically focused on assessing what type of catchment can be better modeled. Hence, the assessment of performance variations across catchment features is often a valuable co-product of the analysis. Likewise, similar features are used to describe catchments, typically the catchment area, aridity and base flow index. Moreover, most of the

studies were conducted at the local, regional or national scale, which raises the question of the transferability of the results (Linsley, 1982). Indeed, global or multinational studies are desirable and discussed in many recent papers, but these studies are rare because of data availability issues. Since efforts have been made to facilitate worldwide data retrieval, this argument no longer holds in our opinion. One limit of worldwide data still lies in their resolution which can be insufficient at finer scales (Wood *et al.*, 2011). Despite this limit, multinational studies already have high value. For example, Hall *et al.* (2015) stressed that understanding flood processes and associated changes in flood features and regimes can be improved from regional to continental scales through multinational collaborations. Bierkens *et al.* (2015) underlined that different processes are active when considering different temporal and spatial scales. They advocate that this observation calls for generally applicable models with better process understanding and parameterization strategies. The authors conclude that there is a need for hydrological and water resources models at every location using the locally relevant resolution, such approaches being fit for exploring scale-dependent first-order controls on runoff, evaporation, groundwater recharge, etc. This idea is put into practice by Beck *et al.* (2016), who proposed a global regionalization of the HBV model. They showed that the regionalized HBV model outperformed nine state-of-the-art macroscale models, suggesting that all modeling scales can benefit from global studies.

This paper is a contribution to the search for objective causes to interpret model performance. Its originality lies in the fact that we specifically focus in understanding model performance through a multinational experiment based on 1103 European catchments, 29 catchments features and four efficiency criteria. We address the following research questions : (i) what are the relationships between model performance and catchment features ? (ii) can these relationships be interpreted based on what we know of hydrological processes ? and (iii) does the multinational study improve the transferability of results ? This study differs from the efforts mentioned above in that :

1. the scope of the paper is solely to link model performance with catchment features and interpret them with regard to hydrological processes ;
2. it examines the multinational scale to include a large range of climate and landscape features in the analysis ;
3. model performance is assessed through four efficiency criteria focusing on flood, low flow, water balance and streamflow variability to underline the dominant processes impacting the corresponding ranges of streamflow ;
4. several catchment features are considered to understand their impact on model performance (independently or combined).

The paper is organized as follows : sections 2 and 3 describe the data and methods designed for this study, section 4 presents and discusses the results and identifies causal factors for model performance, and section 5 summarizes the findings.

## 13.2. Data

### 13.2.1. Catchment features

The catchment features were selected to describe the different facets of each catchment. They were chosen to draw an exhaustive picture in terms of physical, climate and streamflow features.

Climatic and streamflow features come from the rainfall-runoff data set itself (i.e., from national databases), whereas physical features are from European or global databases. Climate and streamflow features are computed over the 1978-2002 period, which is the common availability of data for all catchments. Table 13.8 lists the features used in this study.

Tableau 13.8. – List of features used in this study. If the feature displays variability, the aggregation methods are gathered in the “aggregation” column (*m* is the arithmetic mean, *cv* is the coefficient of variation and *ir* is seasonality) and specified in the text.

Name	Abbreviation and units	Computed from	Reference	Aggregation
Area	A [km <sup>2</sup> ]	Topographic maps	-	-
Altitude	Z [m]	DEM from the SRTM	(Rodriguez <i>et al.</i> , 2006)	m, cv
Soil available water content	AWC [mm]	Computed from ESDB	(Finke <i>et al.</i> , 2001)	m, cv
Soil depth	DR [cm]	ESDB	(Finke <i>et al.</i> , 2001)	m, cv
Percentage of forested area	pF [-]	Corinne Land Cover 2006	(EEA, 2007)	-
Streamflow	Q [mm]	HYDRO database for France, The State Offices for Germany (detailed in Acknowledgements section) hydrographic service of Austria (HZB)	HYDRO (Leleu <i>et al.</i> , 2014) HZB (ehyd.gv.at)	m, cv, ir
Precipitation	P [mm]	SAFRAN for France Deutsche Wetter Dienst (REGNIE) for Germany Interpolation of station data for Austria	SAFRAN (Vidal <i>et al.</i> , 2010) REGNIE (Rauthe <i>et al.</i> , 2013) (Merz <i>et al.</i> , 2011) for Austria	m, cv, ir
Actual evapotranspiration	AE [mm]	Computed from precipitation and potential evaporation	(Turc, 1954)	m, cv, ir
Potential evapotranspiration	E0 [mm]	Computed from temperature (same sources as precipitation)	Oudin (2004) for France and Germany Parajka <i>et al.</i> (2003) for Austria	m, cv, ir

Name	Abbreviation and units	Computed from	Reference	Aggregation
Flashiness of E0	FIE [-]	Computed from potential evaporation	Adapted from (Holko <i>et al.</i> , 2011)	m, cv
Fashiness of P	FIP [-]	Computed from precipitation	Adapted from (Holko <i>et al.</i> , 2011)	m, cv
Flashiness of Q	FIQ [-]	Computed from streamflow	(Holko <i>et al.</i> , 2011)	m, cv
Fraction of solid precipitation	Fs [-]	Computed from temperature (same sources as precipitation)	(L'hôte <i>et al.</i> , 2005)	-
Aridity index	AI [-]	Computed from precipitation and potential evaporation	(Budyko, 1974)	-
Water yield	WY [-]	Computed from precipitation and streamflow	-	-

Table 13.8 shows that most of the features are climate-related. We retained many climate features for this study because climate is the primary source of streamflow variability (Budyko, 1974). The actual evapotranspiration used here is not an output of a model but is computed from long-term precipitation and potential evapotranspiration, i.e., from climatic inputs (Turc, 1954) :

$$AE_i = \frac{P_i}{\left[1 + \left(\frac{P_i}{E0_i}\right)^n\right]^{\frac{1}{n}}} \quad (13.14)$$

with  $AE_i$  the actual evapotranspiration of year  $i$ ,  $P_i$  the precipitation during year  $i$ ,  $E0_i$  the potential evapotranspiration in year  $i$  and  $n$  the exponent (chosen at  $n=2$ ).

The flashiness is quantified by the Richards–Baker flashiness index, which is the ratio of absolute day-to-day fluctuations of flow by the total flow in a year (Holko *et al.*, 2011) :

$$FI_i = \frac{\sum |X(t_i) - X(t_{i-1})|}{\sum X(t_i)} \quad (13.15)$$

with  $FI$  the flashiness index,  $X$  the feature of interest ( $E0$ ,  $P$  or  $Q$ ),  $i$  the year and  $t_i$  the day within year  $i$ .

The fraction of solid precipitation is computed based on air temperature (L'hôte *et al.*, 2005) :

$$\begin{cases} F_T(t) = 0 & si \ T > 3^\circ\text{C} \\ F_T(t) = 1 - \frac{T(t)-(-1)}{3-(-1)} & si \ -1 < T < 3^\circ\text{C} \\ F_T(t) = 1 & si \ T < -1^\circ\text{C} \end{cases} \quad (13.16)$$

$$F_s = \frac{\sum F_T(t) * P(t)}{\sum P(t)} \quad (13.17)$$

with,  $T$  the air temperature on day  $t$ ,  $FT(t)$  the fraction of solid precipitation of day  $t$  and  $F_s$  the fraction of solid precipitation used for this study.

The aridity index is defined as the ratio of the long-term mean potential evaporation to the long-term mean precipitation (Budyko, 1974) :

$$AI = \frac{\overline{E0}}{\overline{P}} \quad (13.18)$$

with the same notation as above and  $AI$  the aridity index.

The water yield is defined as the the ratio of long-term mean streamflow over the long-term mean precipitation :

$$WY = \frac{\overline{Q}}{\overline{P}} \quad (13.19)$$

with the same notations as above and  $WY$  the water yield.

Most of the features display variability (spatial or temporal), because they are computed either per unit of space or per unit of time. Since we are only able to assess model performance at the catchment outlet, we need a single value per catchment to link it with model performance. Hence the question of how each feature is aggregated at the catchment scale is important. We used :

- the arithmetic mean (m) to describe the overall quantity,
- the coefficient of variation (cv) to describe variability. Because the climate and streamflow features are computed from different temporal resolutions, the coefficient of variation can refer to different types of variability. In particular for  $P$ ,  $Q$  and  $E0$ , the coefficient of variation refers to daily variability. On the other hand for  $AE$ ,  $FIE$ ,  $FIP$  and  $FIQ$ , the coefficient of variation refers to annual variability,
- the coefficient of irregularity (ir) to describe the seasonality of climate- and streamflow-related features (Mouelhi, 2003) :

$$ir = \frac{\max(X_m) - \min(X_m)}{\overline{X_m}} \quad (13.20)$$

with  $X_m$  the monthly value of precipitation, evaporation or streamflow averaged over 1978-2002.

The names of the features were abbreviated in capital letters (see table 13.8) and in lower case for the aggregation method. For the few features that express no variability (e.g., the Area or the Humidity Index), only the feature's capital abbreviation will be used. Hereafter the term "feature" will include both the feature and its aggregation at the catchment scale : for example, the mean streamflow will be abbreviated  $Q_m$ . The correlation matrix between the aggregated features is gathered in the supplementary material.

### 13.2.2. A multinational catchment set

Catchments were chosen according to several criteria : (i) availability of data (streamflow records) over the 1978-2002 period and (ii) unimpacted catchments (less than 20% artificial land cover within the catchment). Figure 13.18 shows the location of the catchments used in this study.

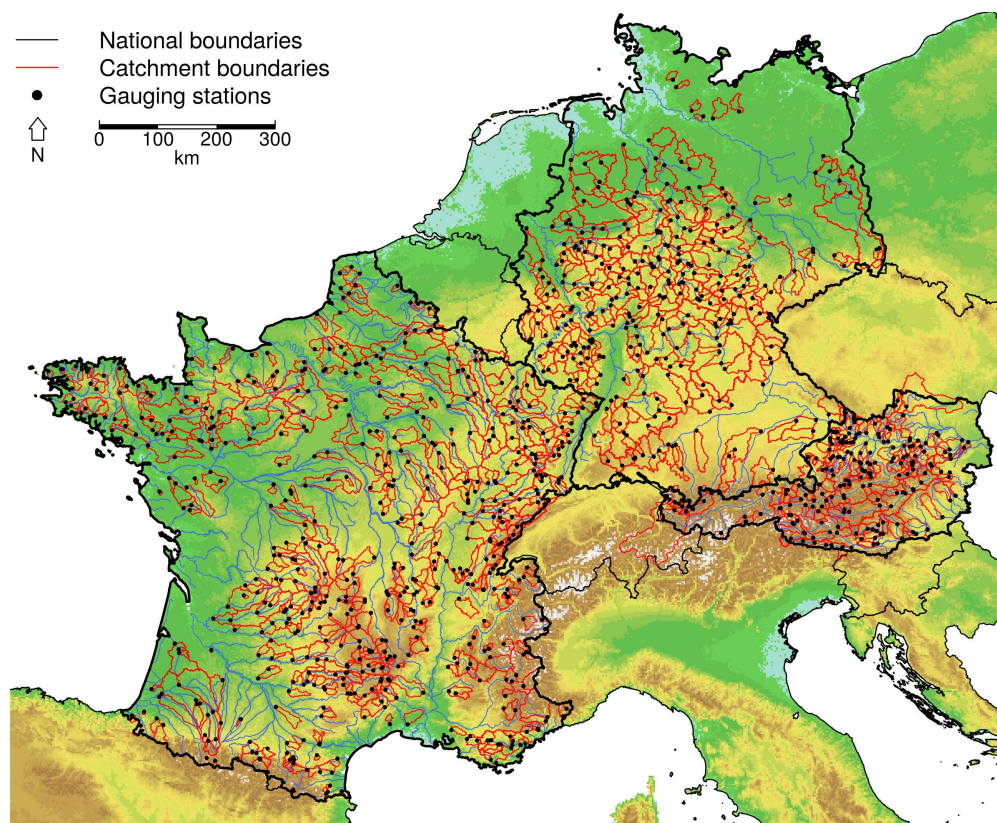


FIGURE 13.18. – Location of the 1103 catchments in Austria, France and Germany used in the study. Some catchments in the set are nested : the smaller catchments are represented on top of the larger catchments.

Figure 13.18 shows that most of the catchments are located in France (580 catchments) followed by Germany (309 catchments) and Austria (214 catchments) to obtain a similar density of gauging stations. Each country has specific attributes :

- Austria is flat or undulating in the east and north, and Alpine in the west and south. Austrian hydrological dynamics are strongly controlled by the seasonal variation of glacier and snow accumulation and melt in the Alpine parts of Austria, while in the lower parts, the hydrological regime is more driven by the spatio-temporal variability of rainfall.
- France has a mainly temperate climate, but its climate conditions are varied : Mediterranean conditions in the south of France, oceanic influences in the west, continental features in the eastern parts and mountainous influences in the Pyrenees and the Alps. The database contains mountainous catchments where snowmelt-fed regimes are observed, small Mediterranean catchments and larger temperate catchments where rainfall and evaporation drive the seasonal variations of runoff as well as groundwater-dominated catchments in the north.
- Germany is in a transition zone between its maritime climate in the west and a continental climate in the east. Precipitation is dominated by westerly circulation patterns, but



large rainfall events can also be produced by other circulation patterns. In the northwest lowlands, winter precipitation immediately affects runoff (pluvial runoff regime), and maximum runoff occurs during the winter months. To the east, the influence of snowcover on seasonal runoff increases. In the low mountain ranges, temporary snow deposits delay the maximum runoff into the spring (nivopluvial regime).

As a result, the main catchment features over the catchment set are varied. Table 13.10 provides a summary of the value of main catchment features over the multinational set and illustrates the order of magnitude of these features.

Tableau 13.10. – Quantiles of the distribution of main catchment features over the 1103 catchments studied.

	Min.	Q10	Q25	Q50	Q75	Q90	Max.
Area [km <sup>2</sup> ]	5	60	120	250	730	2240	27000
Mean altitude [m a.s.l.]	28	130	270	430	780	1250	2920
Aridity index [-]	0.20	0.39	0.50	0.66	0.77	0.89	1.51
Mean actual evaporation [mm/y]	200	450	480	530	570	600	710
Irregularity of actual evaporation [-]	0.01	0.15	0.17	0.19	0.23	0.28	0.63
Mean precipitation [mm/d]	1.5	2.1	2.3	2.7	3.3	4.1	6.4
Mean flashiness of precipitation [-]	0.99	1.09	1.12	1.18	1.24	1.30	1.52
Coefficient of variation of streamflow flashiness [-]	0.06	0.11	0.13	0.16	0.21	0.28	0.64
Fraction of solid precipitation [-]	0	0.02	0.04	0.09	0.15	0.24	0.68
Water yield [-]	0.06	0.25	0.32	0.40	0.54	0.75	2.74

## 13.3. Method

### 13.3.1. Hydrological model

#### 13.3.1.1. Description

GR6J (Pushpalatha *et al.*, 2011) is a lumped model working at a daily time step with six free parameters calibrated on observed streamflow (see figure 13.19). Since some of the catchments are located in mountainous areas, the CemaNeige snow accounting routine (Valéry *et al.*, 2014) is used in addition to the hydrological model. The model is fed with daily precipitation ( $P$ ) and daily potential evapotranspiration ( $E0$ ). The daily temperature ( $T$ ) is only an input to the snow accounting routine and is used to compute the solid part of precipitation ( $F_s$ ) and the snowpack evolution.

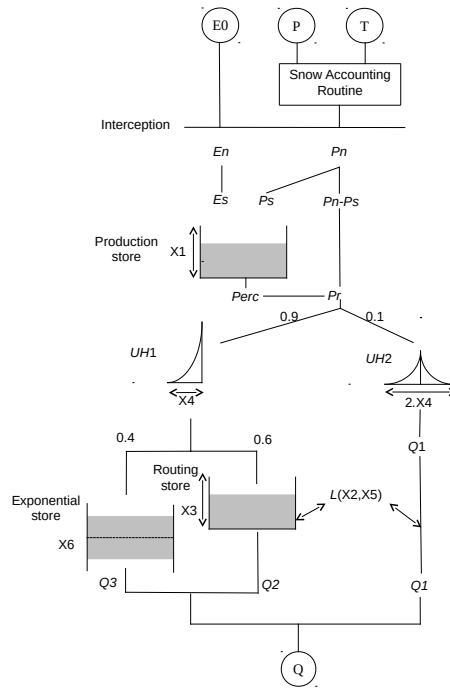


FIGURE 13.19. – Schematic representation of the GR6J hydrological model with  $E0$  potential evapotranspiration,  $P$  precipitation,  $T$  temperature,  $Q$  streamflow. The letter  $X$  ( $X1, \dots, X6$ ) refers to the model parameters. The other letters ( $Pn, En, \dots$ ) refer to internal variables, i.e., the water quantities exchanged between the reservoirs. A complete description of the model equations can be found in [Pushpalatha \*et al.\* \(2011\)](#).

GR6J has three conceptual stores :

- a production store used to compute the actual evapotranspiration ( $Es$ ) and the water amount that reaches the routing store ( $Pr$ ).  $Es$  and  $Ps$  are both computed based on  $X1$  and the level in the store ( $S$ ) and on  $Pn$  and  $En$ , respectively. The production store is described by its capacity, the  $X1$  parameter (mm).
- the routing store used to reproduce part of the flow routing (routed flows). In every time step, the routed flows are independent of the soil moisture state and account for 90% of  $Pr$ . It is described by its capacity, the parameter  $X3$  (mm).
- the exponential store used to reproduce long recessions and low flows. It is controlled by the  $X6$  parameter (mm), a base level in the store.

Two parameters contribute to adjust the water balance of the catchments through the non-atmospheric exchange function ( $L$ ).  $L$  computes the quantity of water that is considered lost to/gained from groundwater aquifers or neighboring catchments. It is controlled by two dimensionless parameters  $X2$  (multiplicative parameter) and  $X5$  (additive parameter) as a function of the filling rate in the routing store. The reaction time of the catchment is expressed with two unit hydrographs :  $UH1$  (for routed flows) and  $UH2$  (for direct flows). Both unit hydrographs share the same base time, i.e., they are controlled by the  $X4$  parameter (day). Streamflow amounts are regulated mainly by the combination of  $X1, X2$  and  $X5$  whereas streamflow time variability is handled by the combination of  $X3, X4$  and  $X6$  and, to a lesser extent, by  $X1$ . Obviously it is not possible to relate the hydrological response (and hence model performance) directly to individual parameter values.

The CemaNeige snow accounting routine is a snow accumulation/melt module based on the degree-day concept. The snow water equivalent of the snow pack is computed using two parameters :  $Ctg$  [mm/°C] that describes the thermal inertia of the snow pack and  $Kf$  [-] a degree-day melting factor. The higher  $Ctg$  is the later the snowmelt and the higher  $Kf$  is the larger the snowmelt. We did not calibrate the two parameters of CemaNeige but ran it with the default values of  $Ctg=0.25\text{mm}/^\circ\text{C}$  and  $Kf=3.74$ .

Because GR6J is built up from simple concepts such as the association of reservoirs and unit hydrograph, it is similar to many classical models such as HBV (Bergström, 1995) and Vic (Liang *et al.*, 1994). Pushpalatha *et al.* (2011) compared the performance of GR6J with five other hydrological models and found GR6J's performance competitive. For these two reasons, we considered GR6J to be representative enough of conceptual hydrological models to provide general insights into the relations between model performance and catchment features.

### 13.3.1.2. Calibration strategy

The model was calibrated for the period between October 1982 and September 1992 and validated between October 1992 and September 2002. Both periods were preceded by 4 years of warm-up to initialize the content of the stores. We calibrated the model using a single objective function, the Kling-Gupta Efficiency (Gupta *et al.*, 2009) on squared streamflow. The optimization algorithm used to calibrate the parameters is a dual global-local strategy. The global search on a coarse grid identifies the best starting point for a local algorithm as presented by Edijatno *et al.* (1999). It uses a steepest descent method to move step by step in the parameter space, toward the optimum parameter set. This method was tested in several studies and showed good performance for models having up to eight parameters to calibrate (Edijatno *et al.*, 1999).

### 13.3.2. Performance assessment

To provide a more general view of what can be considered a good simulation, we looked at the whole dynamics of the model results by observing several efficiency criteria to evaluate the simulated hydrographs (see table 13.11).

Tableau 13.11. – List of the efficiency criteria used for model performance evaluation. The observed streamflow is abbreviated  $Q_o$  and the simulated streamflow  $Q_s$ .

Name and reference	Formula	Focus	Criteria transformation	Notation
Nash-Sutcliffe efficiency (Nash & Sutcliffe, 1970)	$N = 1 - \frac{\sum(Q_s - Q_o)^2}{\sum(Q_s - \bar{Q}_o)^2}$	Focus on high flow	$C2M : N^* = \frac{N}{2-N}$	$N^*$
Kling-Gupta efficiency on inverse streamflow (Gupta et al., 2009)	$Ki = 1 - [(1 - R)^2 + (1 - Bm)^2 + (1 - Bd)^2]^{0.5}$	Focus on low flow	$C2M : Ki^* = \frac{Ki}{2-Ki}$	$Ki^*$
Mean bias	$Bm = \frac{\bar{Q}_s}{\bar{Q}_o}$	Water balance	$Bm^* = 1 -  1 - Bm $	$Bm^*$
Deviation bias	$Bd = \frac{\sigma_{Q_s}}{\sigma_{Q_o}}$	Variability	$Bd^* = 1 -  1 - Bd $	$Bd^*$

We considered the  $N^*$  as a high flow efficiency criteria because it measures how well the model can reproduce the variability of the observations. Since the errors are larger for high flows,  $N^*$  puts more weight on these parts of the hydrographs.  $Ki^*$  was considered a low flow efficiency criteria because of the inverse transformation : the low flow values become preponderant in the computation of  $Ki^*$ . To ease the interpretation, we transformed the criteria so that : (i) they will be bounded, (ii) the optimal value of 1 is also the maximum value possible and (iii) the transformation does not impact the ranking of the performance between the catchments. The  $C2M$  transformation (Mathevet et al., 2006) is used for the quadratic criteria ( $N$  and  $Ki$ ) so that the mean value over the catchments is less influenced by a few very poor simulations. The transformation used on the biases takes the absolute value. In doing so, we lose the information on whether the model overestimates or underestimates the variability or the mean. Given the objective of the paper, which is to identify what affects model performance, we consider it equally bad for a model to under- or overestimate streamflow quantity or variability. Hereafter, all results presented will be on transformed values (noted  $N^*$ ,  $Ki^*$ ,  $Bm^*$  and  $Bd^*$ ). Since the criteria focus on different parts of the hydrograph, they are complementary and cross correlation is low. The highest correlation is 0.52 between  $N^*$  and  $Bd^*$ , because these two criteria are influenced by the highest flows ; all correlation between the criteria are presented in the supplementary material.

### 13.3.3. How should the impacts of catchment features impacts on model performance be assessed ?

The impact of one or several feature(s) on model's performance is assessed by analyzing the model performance during the validation period (1992-2002).

#### 13.3.3.1. One-dimensional analysis

The motivation for this one-dimensional analysis is to assess the impact of each feature taken independently, and better understand their relation to model performance. Given that one feature

was considered at a time, correlations between features do not impact the results : correlated features will only have a similar impact on performance. For each feature, the assessment of a feature's impact on model performance is assessed by a three-steps procedure. The catchment set is first ranked by increasing feature values and then divided into five classes composed of an equal number of catchments. Then, the Kruskal-Wallis nonparametric test (Kruskal & Wallis, 1952) is used to evaluate whether at least one class has a performance significantly different from the others. In our analysis, we chose a significance level of  $10^{-3}$  : if the p-value returned by the test is lower than  $10^{-3}$ , we considered that the feature  $x$  has a significant impact on the criteria  $y$ . The third step of the analysis is to assess whether or not the performance varies monotonously with the feature. To assess this, we simply checked that the mean performance per class increased or decreased with the mean feature value per class. We refrained from using correlation tests (typically the Spearman test) for two reasons : (i) the test proved insufficient for large samples (Prairie, 1996) and (ii) we also wished to capture nonmonotonous behaviors. Indeed, this one-dimensional analysis aims at identifying all relevant features and interpreting their impact on model performance regarding hydrological processes, which is why we chose an analysis based on the Kruskal-Wallis test.

### 13.3.3.2. Multidimensional analysis

The supplementary material shows that some of the features were correlated. To take into account these correlations and be able to rank the relative impact of the features on each efficiency criterion, a widely used step-wise approach was employed : the regression tree. The aim of the analyses via tree-building algorithms is to predict dependent variables from a set of factor effects. For example, Sauquet & Catalogne (2011) used this method to estimate flow duration curves. Regression tree approaches perform successive binary splittings of a given data set (each efficiency criterion) according to decision variables (the features). The algorithm identifies the best possible predictors, starting from the most discriminating and proceeding to the least important. The optimal choices are determined recursively by increasing the homogeneity within the two resulting clusters. The decision variables are selected automatically by the algorithm among the 29 catchment features. The only constraint consists in imposing at least 100 catchments in each final cluster (leaf), to capture general trends. In this study the regression trees are less used to predict the level of efficiency one could expect for a type of catchment, than to understand what combination of features leads to high or low model performance.

## 13.4. Results and discussion

### 13.4.1. Model performance

Figure 13.20 compares the model performance for the model calibration and validation periods. The performance is assessed by the objective function used for calibration (Kling-Gupta efficiency on squared streamflow).

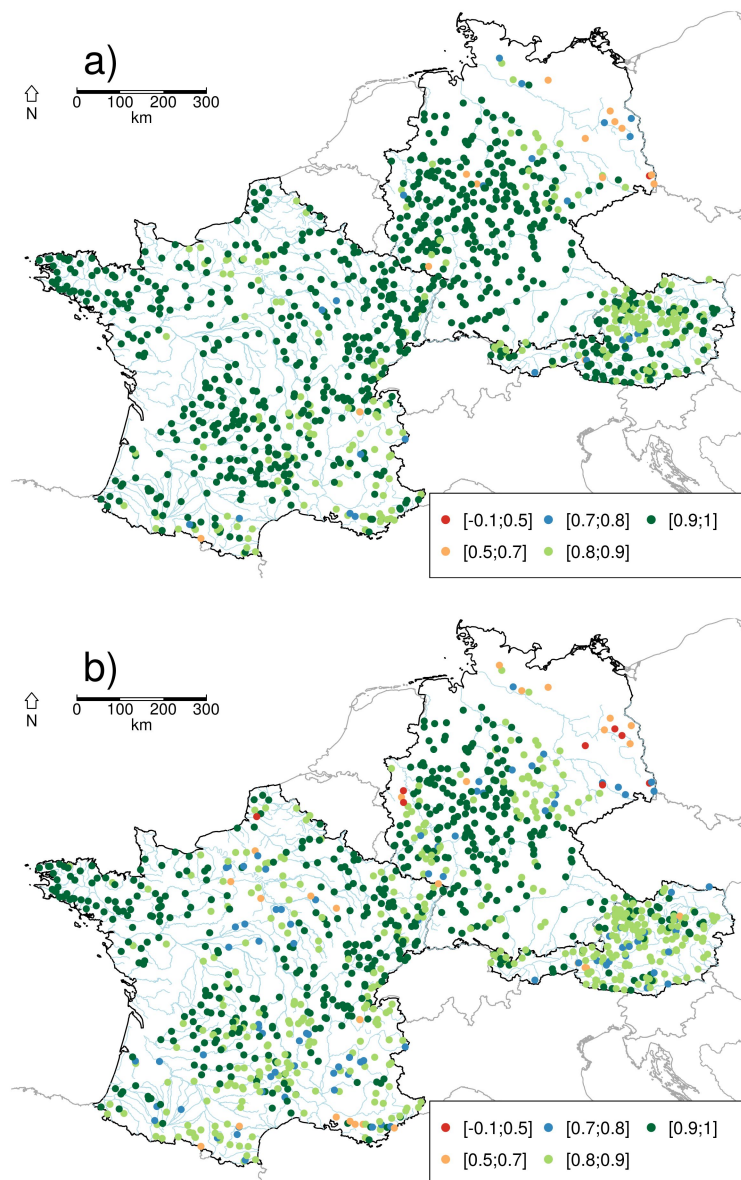


FIGURE 13.20. – Model performance at the catchments identified by the location of their outlet during : a) calibration (1982-1992) and b) validation (1992-2002). The model performance for this figure is measured by the objective function used for calibration (Kling-Gupta efficiency on squared streamflow).

According to the Kling-Gupta efficiency on squared streamflow ( $K_s$ ), the median performance over the catchment set is 0.92 during calibration (1982-1992) and 0.88 during validation (1992-2002). In terms of nontransformed Nash-Sutcliffe efficiency ( $N$ ), these values correspond to 0.81 and 0.76, respectively. During calibration, 92% of the catchments have a  $K_s$  higher than 0.85 and 0% of the catchments have a negative  $K_s$  value. During validation, 76% of the catchments have a  $K_s$  higher than 0.85 and only one catchment a negative  $K_s$  value ( $K_s = -0.03$ ).

The mean performance obtained for this study can be compared to other large-sample studies. For example, [Nicolle et al. \(2014\)](#) found a mean  $N$  of 0.69 using GR6J over a set of 21 catchments located in France, [Parajka et al. \(2007\)](#) found a median  $N$  of 0.71 using HBV on 320 catchments located in Austria. [Arheimer et al. \(2012\)](#) found a median value of 0.74 using the HYPE model over 318 Swedish catchments and [Newman et al. \(2015\)](#) found that 90% of the catchments

had a  $N \geq 0.55$  using the Sacramento Soil Moisture Accounting Model over 671 American catchments.

The structure of GR6J appears versatile enough to represent the variety of hydrological behaviors present in the catchment set. Furthermore, the good performance during the validation period shows that the model is robust. However, the contrasted performance over the data set means that the model does lack robustness on some catchments, which is an expected outcome of such a large-scale study. The performance differences between the countries will be discussed in section 13.4.4.2 in relation with the findings of the analysis.

## 13.4.2. One-dimensional analysis

All corresponding figures, as well as an overview of the one-dimensional analysis results, can be found in the supplementary material. For the sake of clarity, we choose to discuss only the impact of certain features in the text. These features were selected because they came out in both the one-dimensional and the multi-dimensional analysis.

### 13.4.2.1. Performance of high flow simulation

According to the Kruskal and the monotonous link tests, the features that are important to high flow simulation are : catchment area ( $A$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ), variation of the flashiness of streamflow ( $FIQcv$ ), mean fraction of solid precipitation ( $Fs$ ), variation of precipitation ( $Pcv$ ) and irregularity of streamflow ( $Qir$ ). For high flow modeling, information on hydrological data (precipitation and streamflow) seems to have more predictive power than physiographic catchment attributes (morphological, pedological features). This result is in agreement with other studies at the regional and national scale, see e.g., Uhlenbrook *et al.* (2002) or Merz *et al.* (2009). We will focus here on the impact of catchment area ( $A$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) and the seasonality of streamflow ( $Qir$ ).

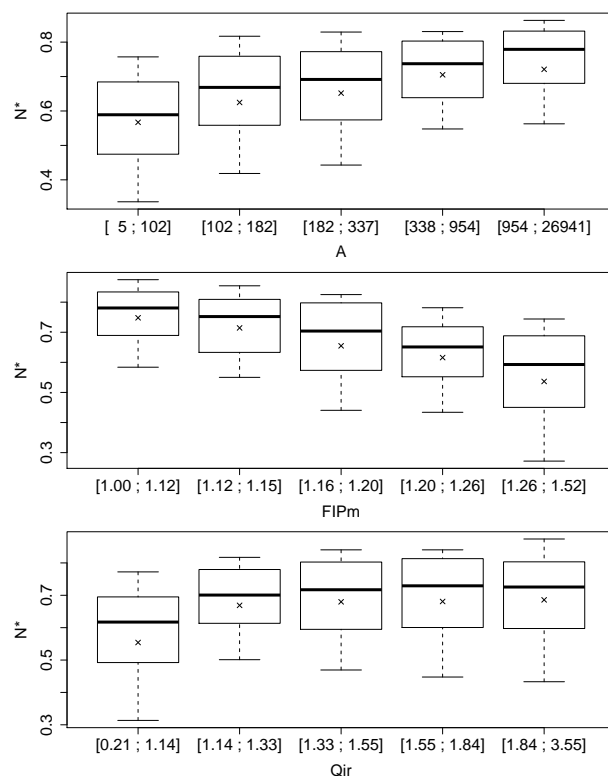


FIGURE 13.21. – Impact of catchment area ( $A$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) and the seasonality of streamflow ( $Qir$ ) on high flow simulations. According to the design of the one-dimensionnal analysis, the catchment set is ranked by increasing feature values and then divided into five classes composed of an equal number of catchments.

Figure 13.21 shows that area has a positive impact on high flow simulations : the larger the catchment, the better the model performance. On a set of 459 Austrian catchments, [Merz et al. \(2009\)](#) showed that the mean annual specific floods computed from observed streamflow data is strongly dependent on catchment area : the larger the catchment, the lesser the magnitude of the floods. Their literature review also showed that this result is not specific to the Austrian context but widely found over different data sets. For example, on a set of 83 German catchments, [Guse et al. \(2010\)](#) showed that high flow magnitude decreases as catchment area increases. In other words, larger catchments have a smoother behavior during high flows, avoiding large peaks. Obviously, this smooth behavior is easier to reproduce by the model.

The flashiness of precipitation has a negative impact on high flow simulations : the performance is lower for catchments experiencing highly variable precipitations. Catchments generally have a low-pass behavior : precipitation is a high-frequency signal when streamflow is a low-frequency signal ([Sivapalan, 2003](#)). This means that even if a catchment experiences flashy precipitation, the impact on the streamflow signal will be limited. However, from the model point of view, the variability of precipitations first needs to be reduced before reproducing streamflow variability. Hence when precipitations are highly variable, it is more difficult to reduce their variability and the performance decreases. This result is consistent with previous findings with soil moisture accounting models : GR4J and a simplified version of TOPMODEL in France ([Oudin et al., 2004](#)). The study shows that the models find it difficult to smooth the rainfall input properly. In other words, the models struggle to reproduce the “natural” low-pass behavior of catchments, and model performance decreases when the rainfall input is highly variable.



Streamflow seasonality has a positive impact on high flow simulations : the more seasonal, the higher the performance. A part of this behavior can be explained by the efficiency criteria selected for the high flow analysis ( $N^*$ ). Indeed, the Nash-Sutcliffe criterion shows mathematically higher values when streamflow is more seasonal, i.e., when the mean behavior is a poor benchmark (Garrick *et al.*, 1978; Schaeffli & Gupta, 2007). In addition, catchments showing low streamflow seasonality are by definition catchments where high flows can occur throughout the year. As a consequence, a mixture of different processes contributes to high flow generation. Merz & Blöschl (2003) show that rainfall-driven high flows (occurring more often in nonseasonal catchments) are more variable than, for example, snowmelt high flows. In seasonal catchments, similar processes lead to high flow generation, i.e., the high flows are more predictable and model performance increases.

### 13.4.2.2. Performance of low flow simulation

According to the Kruskal and monotonous link tests, the features that are important to low flow simulation are : catchment area ( $A$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) and variation of precipitation ( $Pcv$ ), the latter two being highly correlated. We will focus here on the impact of catchment area ( $A$ ) and the variation of precipitation ( $Pcv$ ).

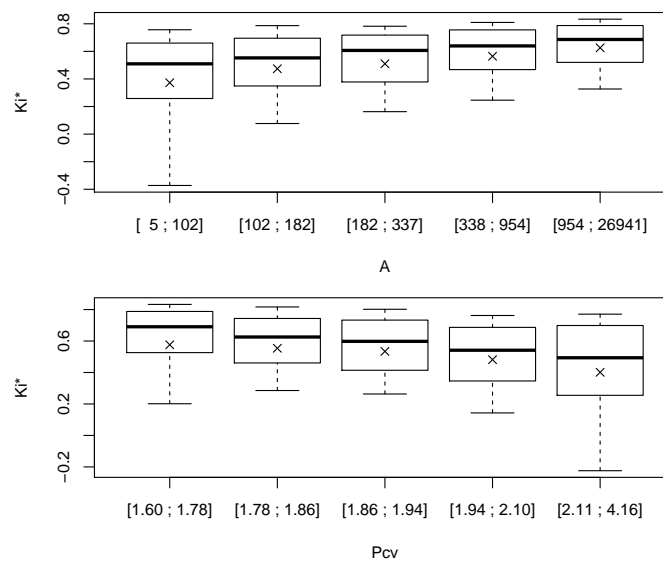


FIGURE 13.22. – Impact of catchment area ( $A$ ) and variation of precipitation ( $Pcv$ ) on low flow simulation. According to the design of the one-dimensionnal analysis, the catchment set is ranked by increasing feature values and then divided into five classes composed of an equal number of catchments.

Figure 13.22 shows that area has a positive impact on model performance : low flow simulations are improved on large catchments. Nicolle *et al.* (2014) studied the relationships between low flow efficiency for five models in simulation and in forecasting mode and catchment features tailored to low flow : the base-flow index ( $BFI$ ) and the  $Q_{90}/Q_{50}$  ratio (where  $Q_{90}$  and  $Q_{50}$  are the 90th and 50th percentiles of the flow duration curve, respectively). They could not satisfactorily relate performance to catchment or streamflow features ; however, their results suggest that models tend to overestimate low flows. As a result, models have less low flow efficiency in catchments where low flows are pronounced. This result is in agreement with van

Esse *et al.* (2013), who state that conceptual hydrological models generally perform better on wetter catchments than on drier catchments. In this context, the positive impact of area on low flow efficiency might be due to the fact that large catchments are mostly located in the lowlands and hence are more likely to have aquifers sustaining rivers during the low flow period. Since the low flows are sustained, it makes it easier for the model to reproduce them.

The coefficient of variation of precipitation ( $Pcv$ ), describing the daily variability of precipitation inputs, has a negative impact on model performance : low flow simulations are damaged when precipitations are variable. Among the dominant drivers of low flows are evapotranspiration and soil moisture dynamics (Merz & Plate, 1997; Trambauer *et al.*, 2013). These processes are particularly difficult to model because they are complex and measurements are often insufficient. This effect is emphasized when precipitation inputs are variable because the model first has to cope with precipitation variability before reproducing complex processes. As a result, the simulation of the soil moisture is poorer during and at the end of the dry season, resulting in a poor low flow representation. Moreover, the correlation between  $Pcv$  and the aridity index ( $AI$ ) is 0.42. In other words, the catchments experiencing variable precipitations are also among the driest. Following the conclusions of van Esse *et al.* (2013), the negative effect of  $Pcv$  on model performance might, in part, be related to the severity of the low flow period. Finally, Newman *et al.* (2015) showed that the model tends to underestimate flow variability, the result being that low flows are often overestimated. They showed that seasonal catchments (high short- and long-term precipitation variability) have a particularly negative low flow bias, indicating that the model performs worse in these catchments. Our results are in agreement with Newman *et al.* (2015) and relate the poor performance of models during the low flow period to soil moisture pattern and catchment aridity.

#### 13.4.2.3. Performance of water balance estimation

According to the Kruskal and monotonous link tests, the features that are important to water balance estimations are : variability and seasonality of actual evapotranspiration ( $AEcv$ ,  $AEir$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ), variation of precipitation ( $Pcv$ ) and the catchment aridity index ( $AI$ ). We will focus here on the impact of the seasonality of actual evapotranspiration ( $AEir$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) and catchment aridity ( $AI$ ).

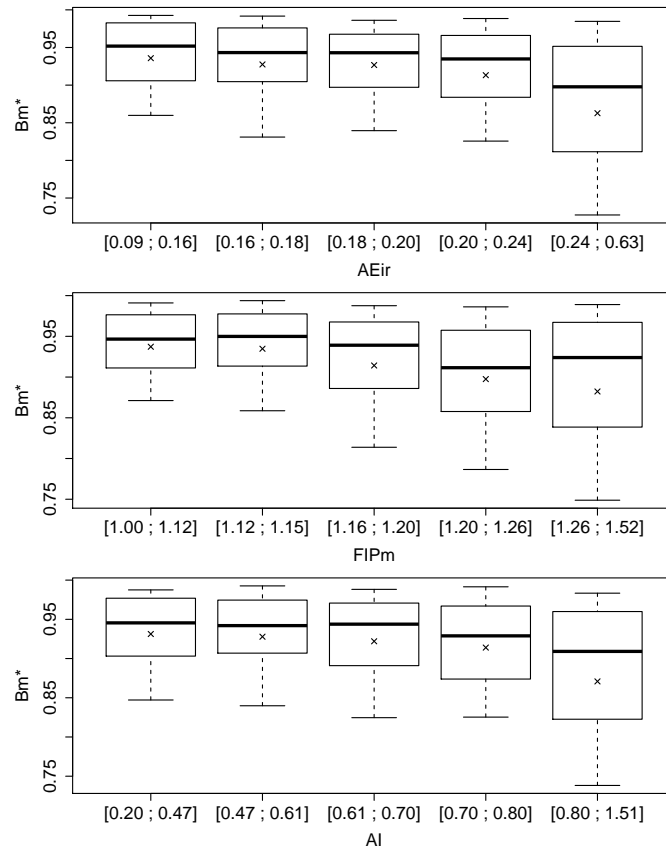


FIGURE 13.23. – Impact of seasonality of actual evapotranspiration ( $AEir$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) and catchment aridity ( $AI$ ) on water balance estimation. According to the design of the one-dimensionnal analysis, the catchment set is ranked by increasing feature values and then divided into five classes composed of an equal number of catchments.

Figure 13.23 shows that seasonality of actual evapotranspiration ( $AEir$ ) has a negative impact on model performance : the performance of water balance reproduction decreases when actual evapotranspiration is seasonal. A pronounced seasonality of actual evapotranspiration indicates a seasonally variable precipitation input and soil moisture, which is harder for the model to handle because of the related nonlinearities.

$FIPm$  has a negative impact on water balance modeling : the model fails to estimate the water balance accurately for catchments with high precipitation flashiness. Part of this is likely related to the difficulty of adequately measuring the rainfall inputs for heavy rainstorms, which is often the case for catchments experiencing flashy precipitation. Merz *et al.* (2009) have shown that water balance modeling is damaged by false estimates of rainfall inputs. Moreover, precipitation flashiness is correlated with the seasonality of precipitation ( $R = 0.53$ ). Seasonally variable precipitations indicate that the amount of water involved in the components of the water balance are variable over time, a situation that is harder for the model to reproduce.

Catchment aridity ( $AI$ ) has a negative impact on model performance : water balance estimation decreases as catchment aridity increases. Wang & Alimohammadi (2012) studied the relations between water balance components and climate variability on 277 catchments located in the USA. Using the Budyko framework, they related catchment aridity with two states : catchments that are water-limited and catchments that are energy-limited. Their results showed that under energy-limited conditions, most of the precipitation anomaly is transferred to

the runoff anomaly, but under water-limited conditions, most of the precipitation anomaly is transferred to storage change, and some of precipitation anomaly is transferred to the evapotranspiration anomaly. The catchments in our data set are mostly energy-limited, i.e., a small variation in precipitation leads to high streamflow anomalies. But when aridity increases, they become water-limited and the partitioning of precipitation into runoff, evaporation and storage becomes variable, making it harder for the model to reproduce the water balance. These results are complementary to those of Merz & Blöschl (2009), who showed that in a wet climate (energy-limited), catchments tend to be wet prior to most high flow events and hence the runoff coefficients are, generally, high. Hence the impact of evapotranspiration and groundwater changes are reduced, making the water balance easier for the model to capture.

#### 13.4.2.4. Performance of streamflow variability estimation

According to the Kruskal and monotonous link tests, the features that are important to streamflow variability estimations are : catchment area ( $A$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) and variation of the flashiness of streamflow ( $FIQcv$ ). All corresponding figures can be found in the supplementary material.

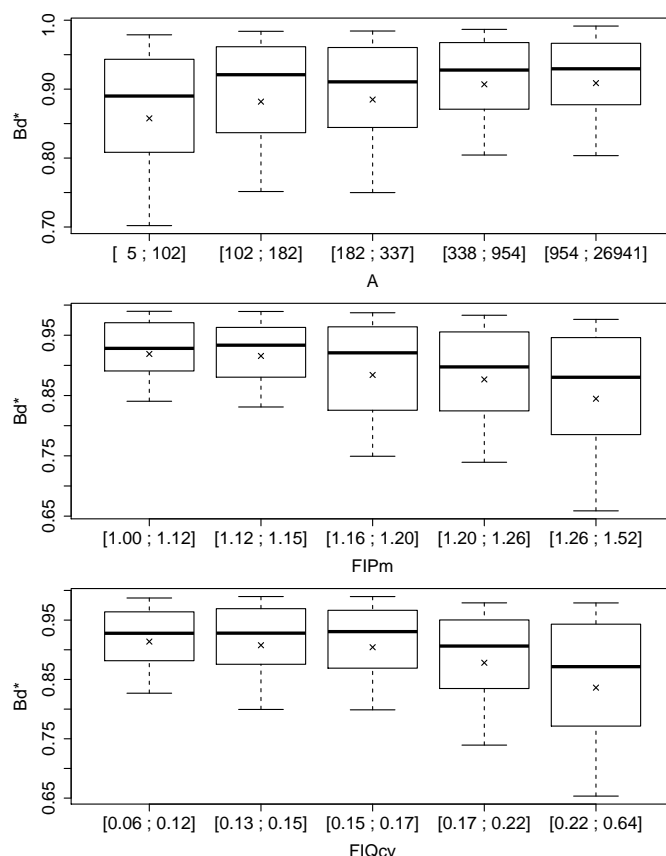


FIGURE 13.24. – Impact of catchment area ( $A$ ), mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) and variation of the flashiness of streamflow ( $FIQcv$ ) on streamflow variability estimation ( $Bd^*$ ). According to the design of the one-dimensionnal analysis, the catchment set is ranked by increasing feature values and then divided into five classes composed of an equal number of catchments.

Figure 13.24 shows that area has a positive impact on model performance ( $Bd^*$ ) : the larger the catchment the better the streamflow variability estimation. Merz & Blöschl (2003) have shown

that the flood variation coefficient tends to decrease as the catchment area increases. This result is in line with Sivapalan (2003) and shows that larger catchments have lower streamflow variability, which is easier for the model to capture. Since  $Bd^*$  is slightly correlated with model performance during high flow ( $N^*$ ) the effect of catchment area on  $Bd^*$  is increased by the fact the high flows are better modeled in larger catchments.

The mean flashiness of precipitations has a negative impact on streamflow variability estimations. The results of Wang & Alimohammadi (2012) indicate that, the variability of streamflow is primarily influenced by the variability of precipitations. Hence higher flashiness in precipitation result in high streamflow variability, decreasing the performance of the model, which struggles to reproduce streamflow variability. This result is supported by Merz & Blöschl (2003), who showed that the variation in floods is greater for rainfall-driven floods.

The variation in streamflow flashiness ( $FIQcv$ ) has a negative impact on streamflow variability estimations. Newman *et al.* (2015) demonstrated that models tend to underestimate flow variability. This underestimation is of course more pronounced when the model has to reproduce a highly variable behavior, which decreases its performance. This effect is boosted by the fact that several models gave poor performance because they failed to simulate sharp flow peaks reliably, as shown by the study of van Esse *et al.* (2013).

#### 13.4.2.5. Nonmonotonous behaviors : the case of aridity index and water yield

Aridity index ( $AI$ ) and water yield ( $WY$ ) returned to being positive for the Kruskal-Wallis test, but the evolution of model performance between classes was not monotonous. Figure 13.25 shows how they impact performance for high flows and water balance estimations (respectively,  $N^*$  and  $Bm^*$ ).

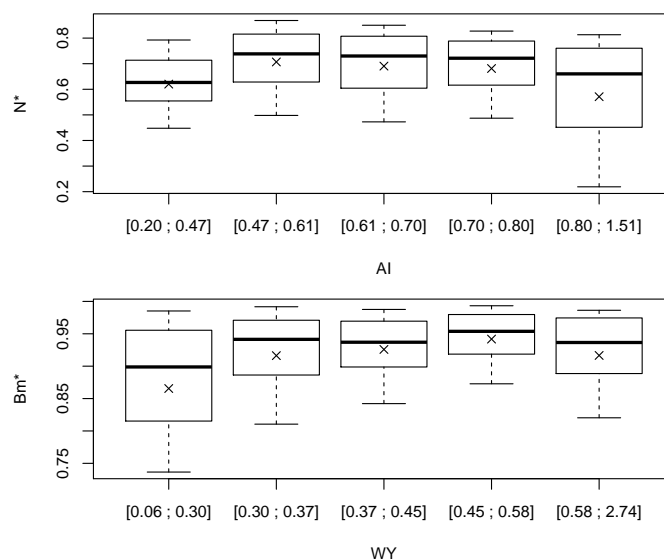


FIGURE 13.25. – Impact of the aridity index ( $AI$ ) on high flow efficiency ( $N^*$ ) and of water yield ( $WY$ ) on water balance reproduction ( $Bm^*$ ).

Figure 13.25 shows that model performance decreases for an aridity index between 0.47 and 1.51. The first remark is that the more arid the catchment is the lower the model's performance,

which is related to the fact that the correlation between streamflow and precipitations is weaker in arid catchments (nonlinear behavior). In more arid catchments, the soil moisture dynamics and evapotranspiration processes, which are often poorly known, become the first drivers of streamflow (Merz & Plate, 1997; Trambauer *et al.*, 2013). As a result, the streamflow signal is more difficult to reproduce for the model. For the lowest class of aridity however, performance increases with aridity. This class is mostly composed of mountainous catchments, indicating that the decrease in performance could be linked to the greater uncertainties associated with rainfall inputs in these cases (Gottardi, 2009).

Performance for water balance estimations increases for a water yield between 0.06 and 0.58 and decreases for a higher yield value. The increases in performance is related to the fact that productive catchments are wetter catchments, which is easier for the model to deal with. Following the conclusions of Merz & Blöschl (2009), the impact of evapotranspiration and groundwater changes is reduced in wetter catchments, making the water balance easier for the model to capture. For the last yield class, where performance decreases, 62% of the catchments have *WY* higher than 0.7 and 15% *WY* higher than 1. These catchments either have a problem with the input data (precipitation might be underestimated) or are receiving underground water from outside the catchment (a situation that is difficult for a catchment model to simulate).

### 13.4.3. Multidimensional analysis

#### 13.4.3.1. Explanatory power of the regression trees

In this section we focus on assessing which criteria are explained by the features studied. The mean square error (*MSE*) is used to measure the quality of the regression-tree model : the lower the *MSE*, the better the trees explain model performance. Given that the criteria are normalized, *MSE* values can be directly compared for the four criteria.

Tableau 13.12. – Summary of the regression trees' complexity and performance, measured by the number of leaves and the mean square error (*MSE*), respectively.

	$N^*$	$Ki^*$	$Bm^*$	$Bd^*$
<b>Number of leaves</b>	7	4	5	5
<b>MSE</b>	0.025	0.082	0.006	0.010

Table 13.12 shows that the trees have similar degrees of complexity : simple (four leaves) for  $Ki^*$  to more complex (seven leaves) for  $N^*$ . This is due to the constraint of at least 100 catchments per leaf : for some criteria it is not possible to decipher general trends and hence the tree structure is simpler. However, the more complex trees are not necessarily the ones that perform better ; for example,  $N^*$  (seven leaves) has a *MSE* of 0.025, whereas  $Bm^*$  (five leaves) has a *MSE* of 0.006. Regarding the weak relationships found for  $Ki^*$ , we might hypothesize that for low flow criteria, catchment features might be second-order drivers. Indeed, van Esse *et al.* (2013) stressed that measurement errors occur more often during low flows. Our results suggest that data quality is indeed a first-order factor, decreasing the explanatory power of the catchment features.

### 13.4.3.2. Hydrological interpretation of the regression trees

In this section, we focus on ranking the features' importance and understanding how their interaction impacts model performance. The trees for the four criteria are shown in figure 13.26.

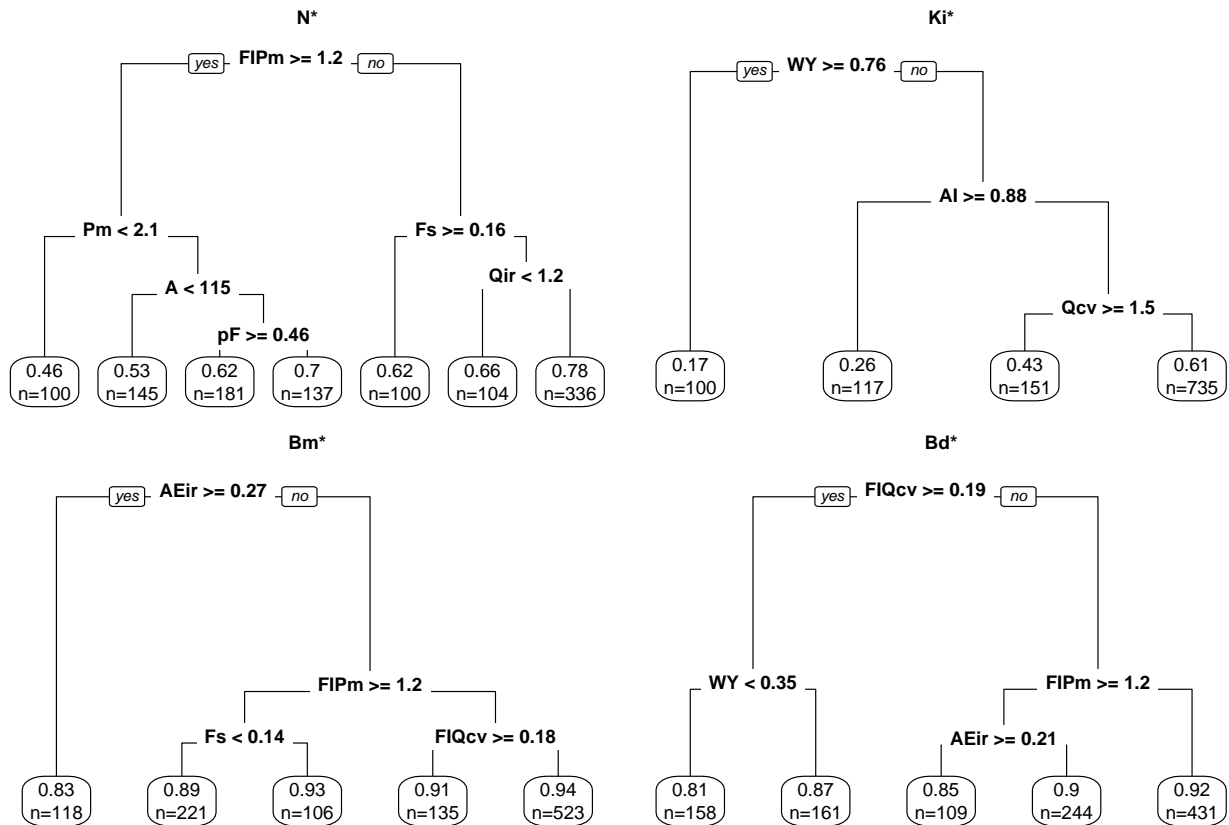


FIGURE 13.26. – Regression trees calibrated on the whole data set for  $K^*$ ,  $Ki^*$ ,  $Ns^*$  and  $Bm^*$ . The tree leaves gather information on (i) the mean performance in each leaf and (ii) the number of catchments in the leaf ( $n$ ).

Figure 13.26 shows that model performance in high flows ( $N^*$ ) is mainly influenced by the flashiness of precipitation : the higher the flashiness the lower the performance. This result is in agreement with the one-dimensional analysis : the model fails to reproduce variable behaviors. This effect is attenuated by a larger amount of precipitations ( $Pm \geq 2.1mm/day$ ), larger catchment area ( $A \geq 115km^2$ ) and less forest coverage ( $pF \leq 46\%$ ). Indeed, the two first features ( $Pm$  and  $A$ ) tend to smooth the hydrological response of the catchment, making it easier for the hydrological model to reproduce. On the other hand, large forest cover is equivalent to a rough land cover that tends to increase the time of concentration within a catchment (Samaniego & Bárdossy, 2007) and hence reduces the correlation between precipitation and streamflow, making it harder for the model to deal with. In the case of low precipitation flashiness, model performance is affected by a higher fraction of solid precipitations ( $Fs \geq 16\%$ ) and more pronounced seasonal streamflow ( $Qir \geq 1.2$ ). These results appear in contradiction with the results of the one-dimensional analysis where performance increased with seasonality due to an improved predictability of streamflow on these catchments. The correlations between  $FIPm$ ,  $Fs$  and  $Qir$  are weak, so it is unlikely that the change of behavior is due to the inclusion of  $FIPm$  prior to  $Fs$  and  $Qir$ . The fraction of solid precipitation is directly linked

with catchment elevation, so that the decrease in model performance is probably related to the larger uncertainties associated with rainfall inputs in mountainous catchments. Streamflow seasonality decreases model performance for catchments with low variability in precipitation and low fraction of solid precipitation, i.e., for catchments where there is no seasonality or variability in the precipitation inputs, hence when the model has to simulate a variable output from nonvariable inputs. It is likely that for such catchments, streamflow variability is caused by groundwater and evapotranspiration dynamics, which are hard to deal with for the model (Merz & Blöschl, 2009).

Model performance during low flows ( $Ki^*$ ) is mainly influenced by the water yield : the model performs worse for productive catchments ( $WY \geq 0.76$ ). The productivity of a catchment is mostly determined by its behavior during high flows since streamflow volumes are much greater for this phase than for low flows and determine productivity as well as water balance. Hence catchments with high water yield values are characterized by productive high flows and large variability of low flows features because they are water-limited during the low flow period (Wang & Alimohammadi, 2012). In other words, if productive catchments are easier to model during high flows (Merz & Blöschl, 2009), the impact of evapotranspiration and ground-water changes on streamflow during low flows becomes dominant and is not well reproduced by the model. The effect of water yield is boosted by higher aridity ( $AI \geq 0.88$ ) and more variable streamflow ( $Qcv \geq 1.5$ ). The one-dimensional analysis showed that model performance decreases with low flow severity. This is probably because more humid catchments receive some precipitation even during the low flow period and hence experience less severe low flows. As a result, low flow are less sustained in arid catchments and the performance decreases, which corroborates the result of Newman *et al.* (2015). Finally, streamflow variability is more important for the low flows because the model has to reproduce a more variable behavior when there is not much precipitation.

Model performance for water balance reproduction ( $Bm^*$ ) is mainly influenced by the seasonality of actual evapotranspiration : the model performs worse for seasonal catchments. This result is in line with the one-dimensional analysis and is supported by the results of Merz & Blöschl (2009) and Wang & Alimohammadi (2012). Indeed,  $Bm^*$  is mostly related to the catchments' long-term behavior during high- and intermediate flows and is strongly correlated with long-term evaporation. More specifically, our results show that a seasonal evapotranspiration indicates that the amount of water involved in the components of the balance is variable over time, which is difficult for the model to deal with. This effect is boosted when the seasonality/variability of the other components of the water balance is high : high precipitation variability ( $FIPm \geq 1.2$ ,  $Fs < 0.14$ ) and high streamflow variability ( $FIQcv \geq 0.18$ ).

Model performance for streamflow variability estimation ( $Bd^*$ ) is mainly influenced by the variability of streamflow : the model performs worse for catchments with variable streamflow ( $FIQcv \geq 0.19$ ). This result is corroborated by the findings of the one-dimensional analysis. Indeed, since models tend to underestimate flow variability (Newman *et al.*, 2015), this model behavior is more pronounced for catchments where the observed variability is high. This effect is attenuated for productive catchments ( $WY \geq 0.35$ ). Indeed,  $Bd^*$  is mostly influenced by poor high-flows simulations that occurred preferably in nonproductive catchments (Merz & Blöschl, 2009). Likewise, the negative effect of  $FIQcv$  is increased by highly variable precipitations ( $FIPm \geq 1.2$ ) and evapotranspiration ( $AEir \geq 0.21$ ). For catchments with variable climatic forcing, streamflow variability depends on various processes, making it more difficult for the model to capture (Merz & Blöschl, 2003).



#### 13.4.4. What benefit can we expect from a multinational experiment ?

##### 13.4.4.1. Do we improve the transferability of results with a multinational experiment ?

In this section, we wish to assess the added value of working on multinational data sets in terms of the transferability of results. To achieve this, we set up a calibration-validation experiment based on regression trees and different catchment sets. We defined four catchment sets according to the location of the catchments : (i) the multinational set, (ii) the catchments located in Austria, (iii) the catchments located in France and (iv) the catchments located in Germany. Each of these sets can serve as a calibration or a validation set, there are therefore 16 possible combinations for each criterion. The regression trees calibrated at the national scale are gathered in the supplementary material.

To assess the transferability of results, we simply computed the  $MSE$  for each of the trees calibrated on the set  $a$  and validated on set  $b$  : the lower the  $MSE$ , the more transferable the tree (see figure 13.27). Then we performed a Student  $t$ -test to assess if the trees calibrated on the national sets have significantly different  $MSE$  values than the trees calibrated on the multinational set when validated on a given set. In other words, we wished to assess if for a given line in figure 13.27 the  $MSE$  in each column was significantly different from the column “All”.

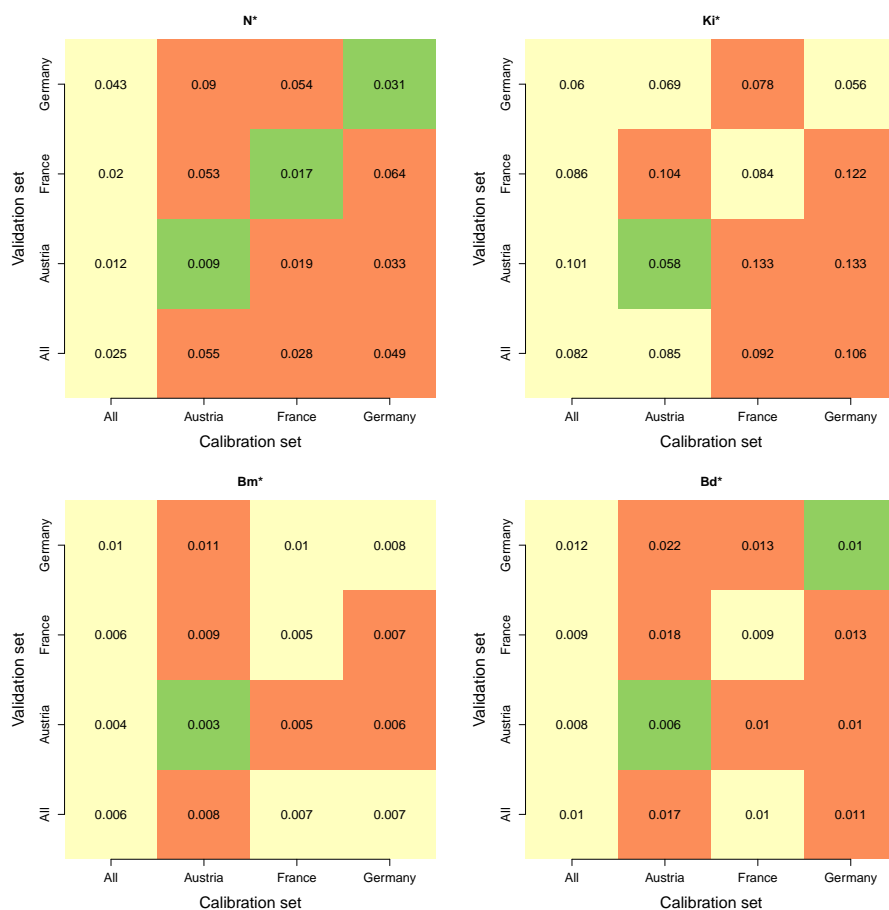


FIGURE 13.27. – Performance of the regression tree ( $MSE$ ) for the different calibration-validation set-ups : when the trees are calibrated or validated on catchments located in all countries, Austria, France and Germany. The numbers on the plot are the  $MSE$  values. The color code presents the result of the  $t$ -test : red, yellow and green indicates that the performance is significantly worse, equivalent and significantly better, respectively, than the tree calibrated on the whole set.

Figure 13.27 shows that for all criteria, the  $MSE$  values are lower on the diagonal (from bottom left to top right). This is an expected outcome since in this case the trees are calibrated and validated on the same catchment set.

For the high flow criterion ( $N^*$ ), the trees calibrated over the Austrian catchments showed lower performance when validated on the other sets. This stems from the fact that most of the Austrian catchments are located in the mountains with the mean altitude of the Austrian catchments 1100 m versus 550 m and 380 m for France and Germany, respectively. As a result, the Austrian high flows are mostly snowmelt-fed (Merz & Blöschl, 2003) and hence the results are less transferable to the other countries where the proportion of mountainous catchments is lower.

Likewise for the low flow criterion ( $Ki^*$ ), the trees calibrated over the Austrian catchments showed lower performance when validated on the other sets. Since the Austrian catchments are mostly mountainous, they have winter low flows, related to the storage of precipitation in the snowpack. On the other hand, French and German catchments have mostly summer low flows,

related to the long-term groundwater dynamics and evaporation. Figure 13.27 shows that the trees calibrated on the German data set obtain lower performance when validated on the other sets. German catchments tends to be larger in this data set : the mean catchment area is 1900 km<sup>2</sup> for Germany, 420 km<sup>2</sup> for Austria and 710 km<sup>2</sup> for France. According to the result of the one-dimensional analysis, larger catchments are more likely to have aquifers sustaining rivers during the low flow period. The transferability of the trees describing low flow behavior appears smaller than the transferability for high flows. This results suggests that the low flows drivers are more catchment-specific than the high flows drivers.

Regarding the mean bias ( $Bm^*$ ), the trees validated on Germany seems to lack robustness and in addition, even the tree calibrated on Germany does not seem sufficient to explain much of the mean bias. For this study, we did not used geological features but it is likely that for the German catchments, groundwater dynamics are a significant part of the water balance. Since we did not use geological features, the groundwater dynamics are not directly described and hence the explanatory power of the tree is weak for the German catchment set.

Finally, for the variability bias ( $Bd^*$ ) the trees calibrated on Austria seem to lack robustness when validated on the other sets. This behavior is probably related to the more seasonal streamflow of the Austrian catchments : the high flows mostly occurred during the spring and are snowmelt-fed. As a result, temperature is a main driver of high flows which is not the case for France and Germany where precipitation is the main driver.

The contrasted robustness of trees is due to a difference in the main drivers for streamflow generation between the three countries. As a result, the trees calibrated in a particular country can lack robustness when validated on a country where the main drivers for streamflow generation differ. In other words, the results are not always transferable between countries when calibrated on a national catchment set. On the contrary, the trees calibrated on the whole set yield satisfactory performance when validated on the national subsets. This result indicates that one indeed improves the transferability of results by extending the database over several countries.

#### 13.4.4.2. Linking model performance and catchment features at the national scale

In this section, we wish to interpret the differences in model performance between the three countries with regards to the findings of the analysis. Figure 13.28 represents the distribution of model performance over the three countries during the validation period (1992-2002). Performance is measured by the set of efficiency criteria.

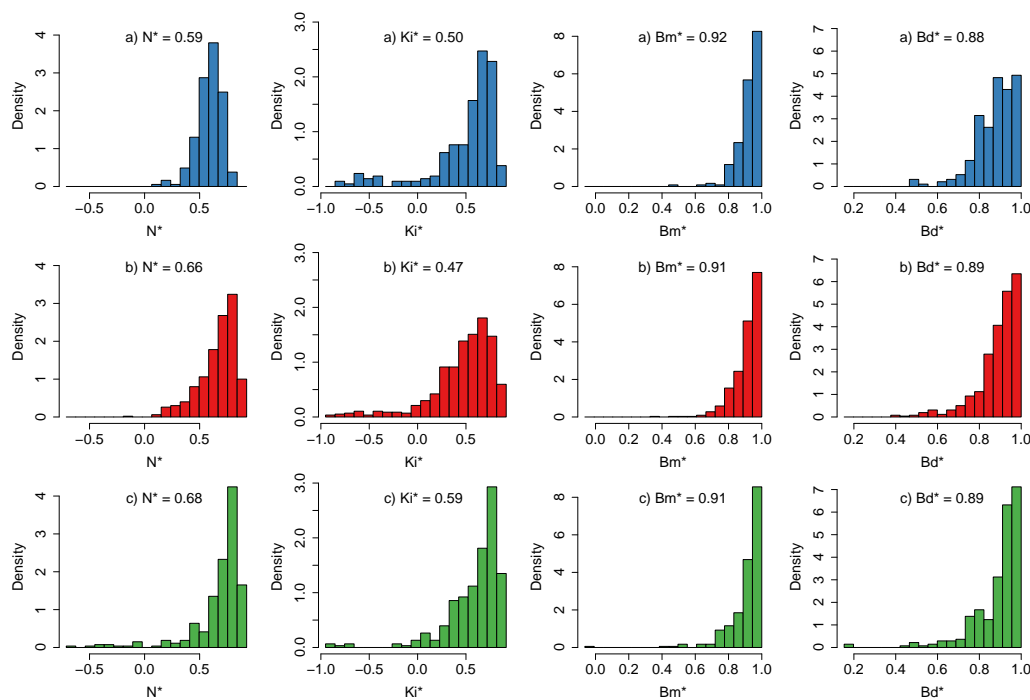


FIGURE 13.28. – Density of the model performance of GR6J in high flow ( $N^*$ ), low flows ( $Ki^*$ ), water balance ( $Bm^*$ ) and streamflow variability ( $Bd^*$ ) observed for a) Austria, b) France and c) Germany. The mean values are written on the plots.

Figure 13.28 shows that the German data set provides the best values in high flows and low flows. This result is encouraging since GR6J had rarely been used on German catchments. The model is less efficient in representing the mean behavior of Austrian catchments during high flow (see  $N^*$ ). However, the scatter around the mean value is narrower, which suggests that the errors made are on Austrian catchments during high flow are more consistent over the catchments. Apart from Austrian catchment features, this behavior might be an artifact of not calibrating the values of the snow routine. Since most of the selected Austrian catchments are snowmelt-fed, it is possible the Austrian catchments are more heavily impacted by this choice, especially during high flow. For low flows, the model performs worst over the French catchments, followed by Austria and Germany. For all three countries, the criteria describing the behavior on low flows are lower than those describing the simulation on high flows. This result is in agreement with van Esse *et al.* (2013) and Nicolle *et al.* (2014). low flow simulation is particularly efficient in Germany, with very few simulations having  $Ki^*$  lower than 0.3. The performance of water balance and streamflow variability estimation is equivalent and very good for the three countries.

According to the findings of the multidimensional analysis, the most relevant catchment features corresponding to each efficiency criteria are : mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) for high flows, water yield ( $WY$ ) for low flows, irregularity of actual evapotranspiration ( $AEir$ ) for mean bias and variation of streamflow flashiness ( $FIQcv$ ) for streamflow variability estimations. Figure 13.29 illustrates the distribution of of these features for each country separately, i.e., at the national scale, to explain the contrasted performances over the three countries.

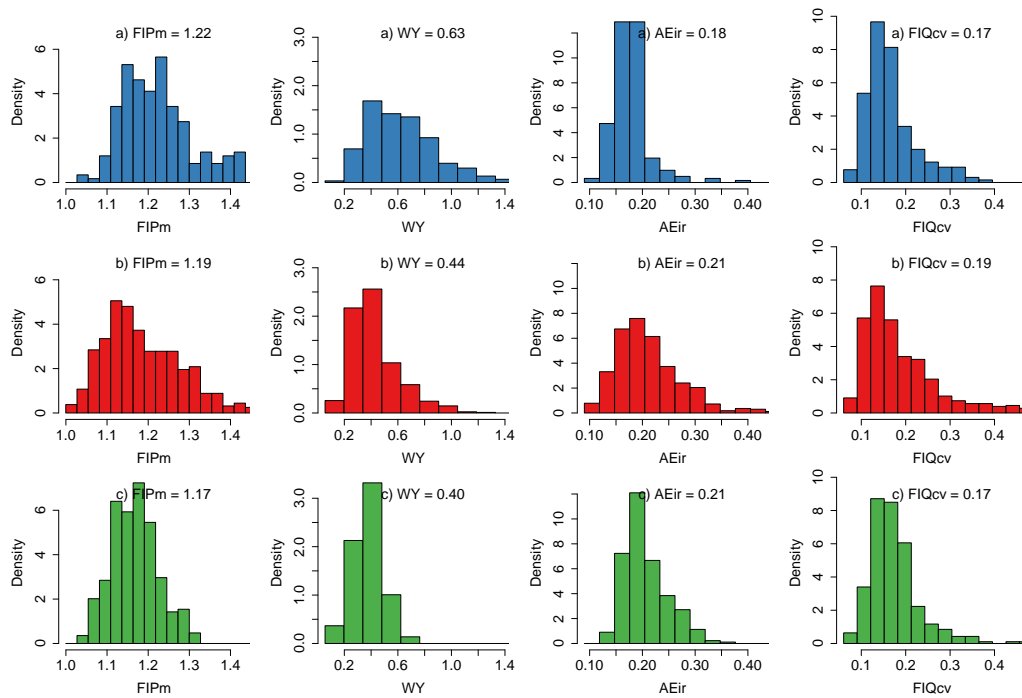


FIGURE 13.29. – Density of mean flashiness of precipitation ( $FIPm$ ), water yield ( $WY$ ), irregularity of actual evapotranspiration ( $AEir$ ) and variation of streamflow flashiness ( $FIQcv$ ) observed for a) Austria, b) France and c) Germany. The mean values are written on the plots.

The flashiness of precipitation ( $FIPm$ ) is higher for Austria, intermediate for France and lower for Germany. According to the findings of the analysis, the model performance in high flows is higher when the  $FIPm$  is low. These differences in the precipitation behavior explain why the model performs worse in Austria during high flow and better on Germany. The catchments' yield is higher for Austria, intermediate for France and lesser for Germany. According to the findings of the analysis, the model performance in low flows is higher when the  $WY$  is low. Again, the contrasted model performance between the countries can be explained by the differences in their catchment features. Regarding the irregularity of actual evapotranspiration ( $AEir$ ), the French and German catchments are more seasonal. As a result, water balance is better estimated over the Austrian catchments. The variability of streamflow flashiness is higher for France; however, it does not have a knock-on effect on the variability bias estimation ( $Bd^*$ ). The second-order features for  $Bd^*$  are  $FIPm$  and  $WY$ : the higher  $FIPm$  the lower the  $Bd^*$  and the higher the  $WY$  the higher the  $Bd^*$ .  $FIPm$  and  $WY$  take intermediate values (respectively, 1.19 and 0.44) for France that buffer the impact of  $FIQcv$  on streamflow variability estimations.

## 13.5. Conclusions and perspectives

The aim of this study was to look for objective causes to interpret model performance. The results show that flashiness of both precipitation and streamflow, catchment area, catchment aridity and seasonality of evaporation are the most significant explanatory features. The performance of the GR6J hydrological model :

- **decreases with rainfall variability** : the model has more difficulty handling more variable climates, and this is probably due to the larger uncertainty on the more variable

- inputs, and to the difficulty of reducing precipitation variability to the level of streamflow variability ;
- **decreases with streamflow variability** : the model has more difficulty working with flashier streams. The worst situation occurs with catchments that are water-limited, i.e., when streamflow variability is due to evapotranspiration and groundwater dynamics ;
  - **increases with catchment size** : a larger catchment has on average a smoother behavior that the model has less difficulty reproducing. Interestingly, this remains true even for a lumped model. Moreover, the input quantities (precipitation in particular) are known with less uncertainty on large catchments than on the small ones ;
  - **decreases with catchment aridity** : the more arid catchments have more nonlinear responses, which are harder for the model to handle because streamflow is less correlated with precipitation inputs and more driven by groundwater and evapotranspiration dynamics, which are poorly known.

Given the variety of catchments, features and efficiency criteria used, we consider that the above results provide general insights into the causal factors for hydrological model performance. One of the limits of this analysis lies in the list of features used. For this multinational study, only information sources available for the three countries were used. This is why we did not use geological features - which are qualitative and complex to interpret - even though they might have helped to explain low flow simulation efficiency, for example.

For this analysis, we calibrated the model to a single objective function. Because we worked on a validation period and interpreted model performance with regards to hydrological processes, we believe that these results will be mostly unimpacted by a change of the objective function. However, another limit is the use of a single hydrological model to analyze the relations between catchment features and performance. This opens up two interesting paths for further work :

- Repeat this analysis for either a different type of model that would not require calibration (and infer parameter values from catchment physical features) or the same model in regionalization mode (again without the possibility of calibration). It would then be instructive to see how model performance is affected ;
- Repeat the analysis for a model that would allow its structure to vary from one catchment to another : the model used herein (GR6J) belongs to the category of the ‘one-size-fits-all’ models. However, alternative approaches have been developed to adapt the model structure to each catchment and its dominant processes (Clark *et al.*, 2011; Fenicia *et al.*, 2011). Again, it would be instructive to see how the performance of these flexible models depends on catchment features, continuing on the path explored by van Esse *et al.* (2013).

## Acknowledgements

The authors would like to acknowledge the Knowledge and Innovation Center (Climate KIC) for funding the first author. We acknowledge SCHAPI for providing streamflow data for France, and Météo France for providing the SAFRAN climate archive over France as well as the hydrographic service of Austria (HZB) for providing streamflow data for Austria. For providing the discharge data for Germany, we are grateful : Bavarian State Office of Environment (LfU), Baden-Württemberg Office of Environment, Measurements and Environmental Protection (LUBW), Brandenburg Office of Environment, Health and Consumer Protection (LUGV), Saxony State Office of Environment, Agriculture and Geology (SMUL), Saxony-Anhalt Office of Flood Protection and Water Management (LHW), Thuringen State Office of Environment and Geology

---

(TLUG), Hessian Agency for the Environment and Geology (HLUG), Rhineland Palatinate Office of Environment, Water Management and the Factory Inspectorate (LUWG), Saarland Ministry for Environment and Consumer Protection (MUV), Office for Nature, Environment and Consumer Protection North Rhine-Westphalia (LANUV NRW), Lower Saxony Office for Water Management, Coast Protection and Nature Protection (NLWKN), Water and Shipping Management of the Fed. Rep. (WSV), prepared by the Federal Institute for Hydrology (BfG).





# Bibliographie

- Adamovic, M., Braud, I., Branger, F. & Kirchner, J.W. (2015) Assessing the simple dynamical systems approach in a Mediterranean context : application to the Ardèche catchment (France). *Hydrology and Earth System Sciences* **19**, 2427–2449.
- Ajami, K., N., 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**, 112–135.
- Ali, G., Tetzlaff, D., Soulsby, C., McDonnell, J.J. & Capell, R. (2012) A comparison of similarity indices for catchment classification using a cross-regional dataset. *Advances in Water Resources* **40**, 11–22.
- Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. & Smith, M. (1998) FAO Irrigation and drainage paper No. 56. *Rome : Food and Agriculture Organization of the United Nations* pp. 26–40.
- Allred, B. & Haan, C.T. (1991) Variability of optimized parameter estimates based on observed record length. *Transactions of the ASAE* **34**, 2421–2426.
- Anderson, R.M., Koren, V.I. & Reed, S.M. (2006) Using SSURGO data to improve Sacramento Model a priori parameter estimates. *Journal of Hydrology* **320**, 103–116.

- Andréassian, V., Bourgin, F., Oudin, L., Mathevet, T., Perrin, C., Lerat, J., Coron, L. & Berthet, L. (2014) Seeking genericity in the selection of parameter sets : Impact on hydrological model efficiency. *Water Resources Research* .
- Andréassian, V., Hall, A., Chahinian, N. & Schaake, J. (2006) *Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model Parameterization : Results of the Model Parameter Experiment—MOPEX*, vol. IAHS Publ. 307.
- Andréassian, V., Le Moine, N., Perrin, C., Ramos, M.H., Oudin, L., Mathevet, T., Lerat, J. & Berthet, L. (2012) All that glitters is not gold : the case of calibrating hydrological models : Invited Commentary. *Hydrological Processes* **26**, 2206–2210.
- Andréassian, V., Perrin, C., Berthet, L., Le Moine, N., Lerat, J., Loumagne, C., Oudin, L., Mathevet, T., Ramos, M.H. & Valéry, A. (2009) Crash tests for a standardized evaluation of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* p. 1757.
- Arabie, P., Hubert, J., L. & De Soete, G. (1996) *Clustering and classification*. World Scientific Publishing.
- Arheimer, B., Dahné, J., Donnelly, C., Lindström, G. & Strömqvist, J. (2012) Water and nutrient simulations using the HYPE model for Sweden *vs.* the Baltic Sea basin – influence of input-data quality and scale. *Hydrology Research* **43**, 315.
- Arnaud, P., Lavabre, J., Sol, B. & Desouches, C. (2008) Regionalization of an hourly rainfall generating model over metropolitan France for flood hazard estimation. *Hydrological Sciences Journal* **53**, 34–47.
- Aubert, Y. (2012) *Estimation des valeurs extrêmes de débit par la méthode Shyreg : réflexions sur l'équifinalité dans la modélisation de la transformation pluie en débit*. Ph.D. thesis, UPMC.
- Aubert, Y., Arnaud, P., Ribstein, P. & Fine, J.A. (2014) La méthode SHYREG débit—application sur 1605 bassins versants en France métropolitaine. *Hydrological Sciences Journal* **59**, 993–1005.
- Beck, H.E., van Dijk, A.I.J.M., de Roo, A., Miralles, D.G., McVicar, T.R., Schellekens, J. & Bruijnzeel, L.A. (2016) Global-scale regionalization of hydrologic model parameters. *Water Resources Research* **52**, 3599–3622.
- Bell, V.A. & Moore, R.J. (2000) The sensitivity of catchment runoff models to rainfall data at different spatial scales **4**, 653–667.
- Bergström, S. (1995) *Computer models of watershed hydrology - The HBV model*. Water Resources Publications, Highlands Ranch, Colorado, USA.
- Best, A.E., Zhang, L., McMahon, T.A. & Western, A.W. (2003) Development of a model for predicting the changes in flow duration curves due to altered land use conditions. *MODSIM 2003 International Congress on Modelling and Simulation*, vol. 2, pp. 861–866, Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand.
- Beven, K.J. (2000) Uniqueness of place and process representations in hydrological modelling pp. 203–213.

- Beven, K.J. (2012) *Rainfall-runoff modelling : the primer*. Wiley-Blackwell, Chichester, West Sussex ; Hoboken, NJ, 2nd ed edn.
- Beven, K.J. & 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**, 43–69.
- Bierkens, M.F.P., Bell, V.A., Burek, P., Chaney, N., Condon, L.E., David, C.H., de Roo, A., Döll, P., Drost, N., Famiglietti, J.S., Flörke, M., Gochis, D.J., Houser, P., Hut, R., Keune, J., Kollet, S., Maxwell, R.M., Reager, J.T., Samaniego, L., Sudicky, E., Sutanudjaja, E.H., van de Giesen, N., Winsemius, H. & Wood, E.F. (2015) Hyper-resolution global hydrological modelling : what is next ? : “Everywhere and locally relevant”. *Hydrological Processes* **29**, 310–320.
- Blöschl, G., Sivapalan, M., Wagener, T., Viglione, A. & Savenije, H. (2013) *Runoff Prediction in Ungauged Basins. Synthesis across Processes, Places and Scales*. Cambridge University Press, New York.
- Boldetti, G. (2012) *Estimation of the parameters of hydrological models on ungauged basins : a comparison of direct and indirect approaches*. Thèse de doctorat, AgroParisTech, Paris.
- Boldetti, G., Riffard, M., Andréassian, V. & Oudin, L. (2010) Data-set cleansing practices and hydrological regionalization : is there any valuable information among outliers ? *Hydrological Sciences Journal* **55**, 941–951.
- Booker, D. & Snelder, T. (2012) Comparing methods for estimating flow duration curves at ungauged sites. *Journal of Hydrology* **434-435**, 78–94.
- Boughton, W. & Chiew, F. (2007) Estimating runoff in ungauged catchments from rainfall, PET and the AWBM model. *Environmental Modelling & Software* **22**, 476–487.
- Bourgin, F. (2014) *Comment quantifier l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique ?* Ph.D. thesis, Agrocampus Ouest.
- Bourgin, P.Y., Lobligeois, F., Peschard, J., Andréassian, V., Le Moine, N., Coron, L., Perrin, C., Ramos, H. & Khalifa, A. (2010) Description des caractéristiques morphologiques, climatiques et hydrologiques de 4436 bassins versants français .
- Bronstert, A., Creutzfeldt, B., Graeff, T., Hajnsek, I., Heistermann, M., Itzerott, S., Jagdhuber, T., Kneis, D., Lück, E., Reusser, D. & Zehe, E. (2012) Potentials and constraints of different types of soil moisture observations for flood simulations in headwater catchments. *Natural Hazards* **60**, 879–914.
- Budyko, M.I. (1974) *Climate and life*, vol. 18 of *International geophysics series*. New-York : Academic Press.
- Burn, D.H. (1990) An appraisal of the “region of influence” approach to flood frequency analysis. *Hydrological Sciences Journal* **35**, 149–165.
- Castellarin, A., Botter, G., Hughes, D.A., Liu, S., Ouarda, T.B.M.J., Parajka, J., Post, D.A., Sivapalan, M., Spence, C., Viglione, A. & Vogel, R.M. (2013) Prediction of flow duration curves in ungauged basins. *Runoff Prediction in Ungauged Basins* (eds. G. Blöschl, M. Sivapalan, T. Wagener, A. Viglione & H. Savenije).

- Castellarin, A., Galeati, G., Brandimarte, L., Montanari, A. & Brath, A. (2004) Regional flow-duration curves : reliability for ungauged basins. *Advances in Water Resources* **27**, 953–965.
- Castiglioni, S., Castellarin, A. & Montanari, A. (2009) Prediction of low-flow indices in ungauged basins through physiographical space-based interpolation. *Journal of Hydrology* **378**, 272–280.
- Castiglioni, S., Lombardi, L., Toth, E., Castellarin, A. & Montanari, A. (2010) Calibration of rainfall-runoff models in ungauged basins : A regional maximum likelihood approach. *Advances in Water Resources* **33**, 1235–1242.
- Cipriani, T., Toilliez, T. & Sauquet, E. (2012) Estimation régionale des débits décennaux et durées caractéristiques de crue en France. *La Houille Blanche* pp. 5–13.
- Clark, M.P., Kavetski, D. & Fenicia, F. (2011) Pursuing the method of multiple working hypotheses for hydrological modeling. *Water Resources Research* **47**, W09301.
- Clark, M.P., Schaefli, B., Schymanski, S.J., Samaniego, L., Luce, C.H., Jackson, B.M., Freer, J.E., Arnold, J.R., Dan Moore, R., Istanbulluoglu, E. & Ceola, S. (2016) Improving the theoretical underpinnings of process-based hydrologic models. *Water Resources Research* pp. 2350–2365.
- 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*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Coron, L., Perrin, C. & Michel, C. (2016) airGR : Suite of GR hydrological models for precipitation-runoff modelling. R package version 1.0.2. <http://webgr.irstea.fr/modeles/?lang=en>.
- Coron, L., Thirel, G., Delaigue, O., Perrin, C. & Andreassian, V. (2017) airGR : A suite of lumped hydrological models in an R-package. *Environmental Modelling & Software* (in prep.).
- Crabit, A., Colin, F., Moussa, R. & Lagacherie, P. (2010) Investigating dominant processes on small poorly gauged catchments : an intercomparison approach for catchment similarity study. Abstracts GRResearch, Vienna, Austria.
- Cressie, N. (1991) *Statistics for Spatial Data*.
- 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**, 402–423.
- Daroussin, J., Hollis, J., Jamagne, M., Jones, R., King, D., Le Bas, C., Ngongo, L., Thomasson, A., Vanmechelen, L. & Van Ranst, E. (1994) A Geographical Knowledge Database on Soil Properties for Environmental Studies. Tech. rep., European Communities.
- de Lavenne, A., Thirel, G., Andréassian, V., Perrin, C. & Ramos, M.H. (2016) Spatial variability of the parameters of a semi-distributed hydrological model. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences IAHS* **373**, 87–94.

- Dehotin, J. & Braud, I. (2008) Which spatial discretization for distributed hydrological models? Proposition of a methodology and illustration for medium to large-scale catchments. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions* **12**, 769–796.
- Dingman, S.L. (1978) Drainage density and streamflow : a closer look. *Water Resour. Res.* **14**, 1183–1187.
- Dingman, S.L. (1992) *Physical Hydrology*. Waveland press edn.
- Drogue, G., Leviandier, T., Pfister, L., Idrissi, A.E., Iffly, J.F., Hoffmann, L., Guex, F., Hingray, B. & Humbert, J. (2002) The applicability of a parsimonious model for local and regional prediction of runoff. *Hydrological sciences journal* **47**, 905–920.
- Duan, Q., Schaake, J., Andréassian, V., Franks, S., Goteti, G., Gupta, H., Gusev, Y., Habets, F., Hall, A., Hay, L., Hogue, T., Huang, M., Leavesley, G., Liang, X., Nasonova, O., Noilhan, J., Oudin, L., Sorooshian, S., Wagener, T. & Wood, E. (2006) Model Parameter Estimation Experiment (MOPEX) : An overview of science strategy and major results from the second and third workshops. *Journal of Hydrology* **320**, 3–17.
- Ducharne, A. (2009) Reducing scale dependence in TOPMODEL using a dimensionless topographic index. *Hydrology & Earth System Sciences* **13**, 2399–2412.
- Durand, Y., Brun, E., Mérindol, L., Guyomarch, G., Lesaffre, B. & Martin, E. (1993) A meteorological estimation of relevant parameters for snow models. *Annals of glaciology* **18**, 65–71.
- Déqué, M., Dreveton, C., Braun, A. & Cariolle, D. (1994) The ARPEGE/IFS atmosphere model : a contribution to the French community climate modelling. *Climate Dynamics* **10**, 249–266.
- Edijatno, Nascimento, N., Yang, X., Makhlof, Z. & Michel, C. (1999) GR3j : a daily watershed model with three free parameters. *Hydrological Sciences Journal* **44**, 263–277.
- EEA (2007) *CLC2006 technical guidelines*. Publications Office, Luxembourg.
- Efstratiadis, A., Tegos, A., Varveris, A. & Koutsoyiannis, D. (2014) Assessment of environmental flows under limited data availability : case study of the Acheloos River, Greece. *Hydrological Sciences Journal* **59**, 731–750.
- Engeland, K., Braud, I., Gottschalk, L. & Leblois, E. (2006) Multi-objective regional modelling. *Journal of Hydrology* **327**, 339–351.
- Ewen, J. (2011) Hydrograph matching method for measuring model performance. *Journal of Hydrology* **408**, 178–187.
- 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**, W11510.
- Fennessey, N. & Vogel, R.M. (1990) Regional flow-duration curves for ungauged sites in Massachusetts. *Journal of Water Resources Planning and Management* **116**, 530–549.
- Fernandez, W., Vogel, R.M. & Sankarasubramanian, A. (2000) Regional calibration of a watershed model. *Hydrological Sciences Journal* **45**, 689–707.

- Finke, P., Hartwich, R., Dudal, R., Ibanez, J., Jamagne, M., King, D., Montanarella, L. & Yassoglou, N. (2001) *Georeferenced soil database for Europe*. European Soil Bureau Scientific Committee, Italy.
- Folton, N. & Lavabre, J. (2006) Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model Parameterization : Results of the Model Parameter Experiment–MOPEX. *IASH Publ.* **307**, 264–278.
- Franchini, M. & Suppo, M. (1996) Regional analysis of flow duration curves for a limestone region. *Water Resources Management* **10**, 199–218.
- Friedman, M. (1937) The use of ranks to avoid the assumption of normality implicit in the analysis of variance. *J. Am. Stat. Assoc.* **32**, 675–701.
- Ganora, D., Claps, P., Laio, F. & Viglione, A. (2009) An approach to estimate nonparametric flow duration curves in ungauged basins. *Water Resources Research* **45**, 10.
- Gao, H. (2015) *Landscape-based hydrological modelling. Understanding the influence of climate, topography and vegetation on catchment hydrology*. Ph.D. thesis, Tu Delft.
- Gao, H., Tang, Q., Ferguson, C.R., Wood, E. & Lettenmaier, D.P. (2010) Estimating the water budget of major US river basins via remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* **31**, 3955–3978.
- Garambois, P.A. (2012) *Etude régionale des crues éclair de l'arc méditerranéen français. Elaboration de méthodologies de transfert à des bassins versants non jaugés*. Ph.D. thesis, INP Toulouse.
- Gardner, L.R. (2009) Assessing the effect of climate change on mean annual runoff. *Journal of Hydrology* **379**, 351–359.
- Garrick, M., Cunnane, C. & Nash, J.E. (1978) A criterion of efficiency for rainfall-runoff models. *Journal of Hydrology* **36**, 375–381.
- Garçon, R. (1996) Prévision opérationnelle des apports de la durance à serre-ponçon à l'aide du modèle MORDOR, bilan de l'année 1994-1995 pp. 71–76.
- Ghosh, B. (1951) Random distance within a rectangle and between two rectangles. *Bulletin of Cal. Math. Soc.* **43**, 17–24.
- Gottardi, F. (2009) *Estimation statistique et réanalyse des précipitations en montagne Utilisation d'ébauches par types de temps et assimilation de données d'enneigement Application aux grands massifs montagneux français*. Ph.D. thesis, Institut Polytechnique de Grenoble, Grenoble.
- Gottschalk, L., Leblois, E. & Skøien, J.O. (2011) Distance measures for hydrological data having a support. *Journal of Hydrology* **402**, 415–421.
- 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**, 80–91.

- 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**, 463–477.
- Gupta, V.K. & Sorooshian, S. (1985) The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models. *Journal of Hydrology* **81**, 57–77.
- Guse, B., Hofherr, T. & Merz, B. (2010) Introducing empirical and probabilistic regional envelope curves into a mixed bounded distribution function. *Hydrology and Earth System Sciences* **14**, 2465–2478.
- Hall, J., Arheimer, B., Aronica, G.T., Bilibashi, A., Boháč, M., Bonacci, O., Borga, M., Burlando, P., Castellarin, A., Chirico, G.B., Claps, P., Fiala, K., Gaál, L., Gorbachova, L., Gül, A., Hannaford, J., Kiss, A., Kjeldsen, T., Kohnová, S., Koskela, J.J., Macdonald, N., Mavrova-Guirguinova, M., Ledvinka, O., Mediero, L., Merz, B., Merz, R., Molnar, P., Montanari, A., Osuch, M., Parajka, J., Perdigão, R.A.P., Radevski, I., Renard, B., Rogger, M., Salinas, J.L., Sauquet, E., Šraj, M., Szolgay, J., Viglione, A., Volpi, E., Wilson, D., Zaimi, K. & Blöschl, G. (2015) A European Flood Database : facilitating comprehensive flood research beyond administrative boundaries. *Proceedings of the International Association of Hydrological Sciences* **370**, 89–95.
- Harmel, R., Smith, P., Migliaccio, K., Chaubey, I., Douglas-Mankin, K., Benham, B., Shukla, S., Muñoz-Carpena, R. & Robson, B. (2014) Evaluating, interpreting, and communicating performance of hydrologic/water quality models considering intended use : A review and recommendations. *Environmental Modelling & Software* **57**, 40–51.
- Heitz, L.F. & Khosrowpanah, S. (2010) *Prediction of Flow Duration Curves for Use in Hydropower Analysis at Ungaged Sites in Pohnpei, FSM*. Water and Environmental Research Institute of the Western Pacific, University of Guam.
- Holko, L., Parajka, J., Kostka, Z., Škoda, P. & Blöschl, G. (2011) Flashiness of mountain streams in Slovakia and Austria. *Journal of Hydrology* **405**, 392–401.
- Hope, A. & Bart, R. (2012) Evaluation of a Regionalization Approach for Daily Flow Duration Curves in Central and Southern California Watersheds : Evaluation of a Regionalization Approach for Daily Flow Duration Curves in Central and Southern California Watersheds. *Journal of the American Water Resources Association* **48**, 123–133.
- Horn, B.K. (1981) Hill shading and the reflectance map. *Proceedings of the IEEE* **69**, 14–47.
- Hosking, J. (1990) L-Moments : Analysis and Estimation of Distribution Using Linear Combination of Order Statistics. *Journal of the Royal Statistical Society* **52**, 105–124.
- Jankowsky, S., Branger, F., Braud, I., Rodriguez, F., Debionne, S. & Viallet, P. (2014) Assessing anthropogenic influence on the hydrology of small peri-urban catchments : Development of the object-oriented PUMMA model by integrating urban and rural hydrological models. *Journal of Hydrology* **517**, 1056–1071.
- Jothityangkoon, C., Sivapalan, M. & Farmer, D.L. (2001) Process controls of water balance variability in a large semi-arid catchment : downward approach to hydrological model development. *Journal of Hydrology* **254**, 174–198.

- 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.
- Kim, U. & Kaluarachchi, J.J. (2008) Application of parameter estimation and regionalization methodologies to ungauged basins of the Upper Blue Nile River Basin, Ethiopia. *Journal of Hydrology* **362**, 39–56.
- Klemeš, V. (1986) Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal* **31**, 13–24.
- Kling, H. & Gupta, H. (2009) On the development of regionalization relationships for lumped watershed models : The impact of ignoring sub-basin scale variability. *Journal of Hydrology* **373**, 337–351.
- Kochanek, K., Renard, B., Arnaud, P., Aubert, Y., Lang, M., Cipriani, T. & Sauquet, E. (2014) A data-based comparison of flood frequency analysis methods used in France. *Natural Hazards and Earth System Sciences* **14**, p–295.
- Kokkonen, T.S., Jakeman, A.J., Young, P.C. & Koivusalo, H.J. (2003) Predicting daily flows in ungauged catchments : model regionalization from catchment descriptors at the Coweeta Hydrologic Laboratory, North Carolina. *Hydrological Processes* **17**, 2219–2238.
- Koren, V.I., Smith, M., Wang, D. & Zhang, Z. (2000) Use of Soil Property Data in the Derivation of Conceptual Rainfall-Runoff Model Parameters. *15th Conference on Hydrology, AMS, Long Beach, CA*.
- Krinner, G., Viovy, N., de Noblet-Ducoudré, N., Ogée, J., Polcher, J., Friedlingstein, P., Ciais, P., Sitch, S. & Prentice, I.C. (2005) A dynamic global vegetation model for studies of the coupled atmosphere-biosphere system. *Global Biogeochemical Cycles* **19**.
- Kruskal, W.H. & Wallis, W.A. (1952) Use of Ranks in One-Criterion Variance Analysis. *J. Am. Stat. Assoc.* **47**, 583–621.
- Kumar, R., Samaniego, L. & Attinger, S. (2013) Implications of distributed hydrologic model parameterization on water fluxes at multiple scales and locations. *Water Resources Research* **49**, 360–379.
- Laaha, G. & Blöschl, G. (2007) A national low flow estimation procedure for Austria. *Hydrological Sciences Journal* **52**, 625–644.
- Lamb, R., Crewett, J. & Calver, A. (2000) Relating hydrological model parameters and catchment properties to estimate flood frequencies from simulated river flows. *Proceedings of BHF*, pp. 3.57–3.64, Newcastle, UK.
- 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 ?* Ph.D. thesis.
- Le Moine, N., Andréassian, V., Perrin, C. & Michel, C. (2007) How can rainfall-runoff models handle intercatchment groundwater flows? Theoretical study based on 1040 French catchments. *Water Resources Research* **43**, W06428, 11.



- Lebecherel, L. (2015) *Sensibilité des calculs hydrologiques à la densité des réseaux de mesure hydrométrique et pluviométrique*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Lebecherel, L., Andréassian, V. & Perrin, C. (2013) On regionalizing the Turc-Mezentsev water balance formula. *Water Resources Research* **49**, 7508–7517.
- Leleu, I., Tonnelier, I., Puechberty, R., Gouin, P., Viquendi, I., Cobos, L., Foray, A., Baillon, M. & Ndimba, P.O. (2014) Re-founding the national information system designed to manage and give access to hydrometric data. *La Houille Blanche* **1**, 25–32.
- Ley, R., Casper, M.C., Hellebrand, H. & Merz, R. (2011) Catchment classification by runoff behaviour with self-organizing maps (SOM). *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2947–2962.
- L'hôte, Y., Chevallier, P., Coudrain, A., Lejeune, Y. & Etchevers, P. (2005) Relationship between precipitation phase and air temperature : comparison between the Bolivian Andes and the Swiss Alps / Relation entre phase de précipitation et température de l'air : comparaison entre les Andes Boliviennes et les Alpes Suisses. *Hydrological Sciences Journal* **50**.
- Li, H., Zhang, Y. & Zhou, X. (2015) Predicting Surface Runoff from Catchment to Large Region. *Advances in Meteorology* **2015**, 1–13.
- Liang, X., Lettenmaier, D.P., Wood, E. & Burges, S.J. (1994) A Simple hydrologically Based Model of Land Surface Water and Energy Fluxes for GSMs. *J. Geophys. Res.* **14**, 415–428.
- Linsley, R. (1982) *Hydrology for Engineers*. McGraw-Hill series in water resources and environmental engineering, McGraw-Hill, University of Michigan.
- Linsley, R. & Crawford, N.H. (1960) Computation of a synthetic streamflow record on a digital computer. *International Association of Scientific Hydrology* **51**, 526–538.
- Livneh, B. & Lettenmaier, D.P. (2012) Multi-criteria parameter estimation for the Unified Land Model. *Hydrology and Earth System Sciences* **16**, 3029–3048.
- Loague, K. (2010) *Rainfall-runoff modelling*. No. 4 in IAHS Benchmark Papers in Hydrology, IAHS.
- Lobligeois, F. (2014) *Mieux connaître la distribution spatiale des pluies améliore-t-il la modélisation des crues ? Diagnostic sur 181 bassins versants français*. Ph.D. thesis, AgroParitech, Paris.
- 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**, 575–594.
- Mathevet, T. (2005) *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire ? Développement empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants*. Ph.D. thesis, Paris.
- Mathevet, T., Michel, C., Andréassian, V. & Perrin, C. (2006) A bounded version of the Nash-Sutcliffe criterion for better model assessment on large sets of basins. *IAHS-AISH Publication* **307**, 211–219.

- McGuinness, J.L. & Bordne, E.F. (1972) *A comparison of lysimeter-derived potential evapotranspiration with computed values*. 1452, US Dept. of Agriculture.
- Mendicino, G. & Senatore, A. (2013) Evaluation of parametric and statistical approaches for the regionalization of flow duration curves in intermittent regimes. *Journal of Hydrology* **480**, 19–32.
- Merz, B. & Plate, E. (1997) An analysis of the effects of spatial variability of soil and soil moisture on runoff. *Water Resources Research* **33**, 2909–2922.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2003) A process typology of regional floods. *Water Resources Research* **39** (12), 1340.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2004) Regionalisation of catchment model parameters. *Journal of Hydrology* **287**, 95–123.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2005) Flood frequency regionalisation—spatial proximity vs. catchment attributes. *Journal of Hydrology* **302**, 283–306.
- Merz, R. & Blöschl, G. (2009) Process controls on the statistical flood moments - a data based analysis. *Hydrological Processes* **23**, 675–696.
- Merz, R., Parajka, J. & Blöschl, G. (2009) Scale effects in conceptual hydrological modeling. *Water Resources Research* **45**, **W09405**.
- Merz, R., Parajka, J. & Blöschl, G. (2011) Time stability of catchment model parameters : Implications for climate impact analyses. *Water Resources Research* **47**, **W02531**.
- Michel, C. (1983) Que peut-on faire en hydrologie avec un modèle à un paramètre? *La Houille Blanche* **1**, 39–44.
- Michel, C. (1991) *Hydrologie appliquée aux petits bassins ruraux, Hydrology handbook (in French)*. Cemagref, Antony, France.
- Montanari, A. & Brath, A. (2004) A stochastic approach for assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations. *Water Resources Research* **40**, 11.
- Mouelhi, S. (2003) *Vers une chaîne cohérente de modèles pluie-débit conceptuels globaux aux pas de temps pluriannuel, annuel, mensuel et journalier*. Ph.D. thesis, Paris, ENGREF.
- Nachtergaele, F., Van Velthuizen, H., Verelst, L., Batjes, N., Dijkshoorn, K., Van Engelen, V., Fischer, G., Jones, A., Montanarella, L. & Petri, M. (2008) Harmonized world soil database. *Food and Agriculture Organization of the United Nations* .
- Nash, J. & Sutcliffe, J.V. (1970) River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology* **10**, 282–290.
- 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**, 209–223.

- Nicolle, P., Andréassian, V. & Sauquet, E. (2013) Blending neighbor-based and climate-based information to obtain robust low-flow estimates from short time series. *Water Resources Research* **49**, 8017–8025.
- Nicolle, P., Pushpalatha, R., Perrin, C., François, D., Thiéry, D., Mathevet, T., Le Lay, M., Besson, F., Soubeyroux, J.M., Viel, C., Regimbeau, F., Andréassian, V., Maugis, P., Augéard, B. & Morice, E. (2014) Benchmarking hydrological models for low-flow simulation and forecasting on French catchments. *Hydrology and Earth System Sciences* **18**, 2829–2857.
- Nobre, A., Cuartas, L., Hodnett, M., Rennó, C., Rodrigues, G., Silveira, A., Waterloo, M. & Saleska, S. (2011) Height Above the Nearest Drainage – a hydrologically relevant new terrain model. *Journal of Hydrology* **404**, 13–29.
- Oldekop, E.M. (1911) *On the evaporation from the surface of river basins*. Trans. Meteorol. Obs. Univ., Univ. Tartu.
- Olden, J.D. & Poff, N.L. (2003) Redundancy and the choice of hydrologic indices for characterizing streamflow regimes. *River Research and Applications* **19**, 101–121.
- Ouarda, T.B.M.J., Girard, C., Cavadias, G.S. & Bobée, B. (2001) Regional flood frequency estimation with canonical correlation analysis. *Journal of Hydrology* **254**, 157–173.
- Oudin, L. (2004) *Recherche d'un modèle d'évapotranspiration potentielle pertinent comme entrée d'un modèle pluie-débit global*. Ph.D. thesis, ENGREF (AgroParisTech).
- Oudin, L., Andréassian, V., Lerat, J. & Michel, C. (2008a) Has land cover a significant impact on mean annual streamflow? An international assessment using 1508 catchments. *Journal of Hydrology* **357**, 303–316.
- Oudin, L., Andréassian, V., Loumagne, C. & Michel, C. (2006a) How informative is land-cover for the regionalization of the GR4j rainfall-runoff model? Lessons of a downward approach. *IAHS Publication* .
- Oudin, L., Andréassian, V., Perrin, C. & Anctil, F. (2004) Locating the sources of low-pass behavior within rainfall-runoff models. *Water Resources Research* **40**, **W11101**.
- Oudin, L., Andréassian, V., Perrin, C., Michel, C. & Le Moine, N. (2008b) Spatial proximity, physical similarity, regression and ungaged catchments : A comparison of regionalization approaches based on 913 French catchments. *Water Resources Research* **44**.
- 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**, 290–306.
- Oudin, L., Kay, A., Andréassian, V. & Perrin, C. (2010) Are seemingly physically similar catchments truly hydrologically similar? *Water Resources Research* **46**, **W11558**.
- Oudin, L., Perrin, C., Mathevet, T., Andréassian, V. & Michel, C. (2006b) Impact of biased and randomly corrupted inputs on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology* **320**, 62–83.

- Parajka, Blöschl, G. & Merz, R. (2007) Regional calibration of catchment models : Potential for ungauged catchments. *Water Resources Research* **43**, W06406, 16.
- Parajka, J. & Blöschl, G. (2012) MODIS-based snow cover products, validation, and hydrologic applications. *Multi-scale Hydrologic remote Sensing : Perspectives and application*, pp. 185–212, FL : CRC Press.
- Parajka, J., Merz, R. & Blöschl, G. (2003) Estimation of daily potential evapotranspiration for regional water balance modeling in Austria. *11th International Poster Day and Institute of Hydrology Open Day Transport of Water, Chemicals and Energy in the Soil–Crop Canopy–Atmosphere System*, pp. 299–306, Slovak Acad. of Sci., Bratislava.
- Parajka, J., Merz, R. & Blöschl, G. (2005) A comparison of regionalisation methods for catchment model parameters. *Hydrology & Earth System Sciences Discussions* **2**.
- Pechlivanidis, I.G., Jackson, B.M., Mcintyre, N.R. & Wheeler, H.S. (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. *Global NEST journal* **13**, 193–214.
- Perrin, C. (2000) *Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative*. Ph.D. thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble.
- Perrin, C., Michel, C. & Andréassian, V. (2003) Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology* **279**, 275–289.
- Perrin, C., Oudin, L., Andréassian, 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**, 131–151.
- Prairie, Y.T. (1996) Evaluating the predictive power of regression models. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences* **53**, 490–492.
- Pushpalatha, R. (2013) *Low-flow simulation and forecasting on French river basins : a hydrological modelling approach*. Ph.D. thesis, AgroParisTech, Paris.
- Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N., Mathevet, T. & Andréassian, V. (2011) A downward structural sensitivity analysis of hydrological models to improve low-flow simulation. *Journal of Hydrology* **411**, 66–76.
- Quintana-Segui, P., Le Moigne, P., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., Canellas, C., Franchisteguy, L. & Morel, S. (2008) Analysis of Near-Surface Atmospheric Variables : Validation of the SAFRAN Analysis over France. *J. Appl. Meteor. Climatol.* **47**, 92–107.
- Rauthe, M., Steiner, H., Riediger, U., Mazurkiewicz, A. & Gratzki, A. (2013) A Central European precipitation climatology – Part I : Generation and validation of a high-resolution gridded daily data set (HYRAS). *Meteorologische Zeitschrift* **22**, 235–256.
- Reed, S., Koren, V., Smith, M., Zhang, Z., Moreda, F., Seo, D.J. & DMIP Participants, a. (2004) Overall distributed model intercomparison project results. *Journal of Hydrology* **298**, 27–60.

- Reichl, J.P.C., Western, A.W., McIntyre, N.R. & Chiew, F.H.S. (2009) Optimization of a similarity measure for estimating ungauged streamflow. *Water Resources Research* **45**, W10423, 15.
- Rianna, M., Russo, F. & Napolitano, F. (2011) Stochastic index model for intermittent regimes : from preliminary analysis to regionalisation. *Natural Hazards and Earth System Science* **11**, 1189–1203.
- Ribatet, M., Sauquet, E., Grésillon, J.M. & Ouarda, T.B.M.J. (2007) A regional Bayesian POT model for flood frequency analysis. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment* **21**, 327–339.
- Roche, M. (1971) Les divers types de modèles déterministes. *La Houille Blanche* pp. 111–130.
- Rodriguez, E., Morris, C.S. & Belz, J.E. (2006) A global assessment of the SRTM performance. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* **72**, 249–260.
- Rojas-Serna (2005) *Quelle connaissance hydrométrique minimale pour définir les paramètres d'un modèle pluie-débit ?* Thèse de doctorat, AgroParitech, Paris.
- Rojas-Serna, C., Michel, C., Perrin, C., Andreassian, V., Hall, A., Chahinian, N., Schaake, J. & others (2006) Ungauged catchments : how to make the most of a few streamflow measurements? *IAHS publication* **307**, 230.
- Ruelland, D., Ardoin-Bardin, S., Billen, G. & Servat, E. (2008) Sensitivity of a lumped and semi-distributed hydrological model to several methods of rainfall interpolation on a large basin in West Africa. *Journal of Hydrology* **361**, 96–117.
- Samaniego, L. & Bárdossy, A. (2007) Relating macroclimatic circulation patterns with characteristics of floods and droughts at the mesoscale. *Journal of Hydrology* **335**, 109–123.
- Samaniego, L., Kumar, R. & Attinger, S. (2010) Multiscale parameter regionalization of a grid-based hydrologic model at the mesoscale. *Water Resources Research* **46**, 25.
- Saulnier, G.M. & Le Lay, M. (2009) Sensitivity of flash-flood simulations on the volume, the intensity, and the localization of rainfall in the Cévennes-Vivarais region (France). *Water Resources Research* **45**, W10425.
- Sauquet, E. (2006) Mapping mean annual river discharges : geostatistical developments for incorporating river network dependencies. *Journal of Hydrology* **331** (1-2), 300–314.
- Sauquet, E. & Catalogne, C. (2011) Comparison of catchment grouping methods for flow duration curve estimation at ungauged sites in France. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2421–2435.
- Schaake, J., Duan, Q., Koren, V.I. & Hall, A. (2001) Toward improved parameter estimation of land surface hydrology models through the Model Parameter Estimation Experiment (MOPLEX). *Soil-vegetation-atmosphere Transfer Schemes and Large-scale Hydrological Models : Proceedings of an International Symposium (Symposium S5) Held During the Sixth Scientific Assembly of the International Association of Hydrological Sciences (IAHS) at Maastricht, The Netherlands, from*, vol. 18, p. 91.

- Schaefli, B. & Gupta, H.V. (2007) Do Nash values have value? *Hydrological Processes* **21**, 2075–2080.
- Searcy, J.K. (1959) *Flow-duration curves*. USGS Water Supply paper 1542-A.
- Seibert, J. (1999) Regionalisation of parameters for a conceptual rainfall-runoff model. *Agricultural and forest meteorology* **98**, 279–293.
- Singh, R.D., Mishra, S.K. & Chowdhary, H. (2001) Regional flow-duration models for large number of ungauged Himalayan catchments for planning microhydro projects. *Journal of Hydrologic Engineering* **6**, 310–316.
- Sivapalan, M. (2003) Process complexity at hillslope scale, process simplicity at the watershed scale : is there a connection? *Hydrological Processes* **17**, 1037–1041.
- Skøien, J.O. & Blöschl, G. (2007) Spatiotemporal topological kriging of runoff time series. *Water Resources Research* **43**, W09419, 21.
- Smith, M.B., Koren, V.I., Zhang, Z., Reed, S.M., Pan, J.J. & Moreda, F. (2004) Runoff response to spatial variability in precipitation : an analysis of observed data. *Journal of Hydrology* **298**, 267–286.
- Sorooshian, S., Gupta, V.K. & Fulton, J.L. (1983) Evaluation of Maximum Likelihood Parameter Estimation Techniques for Conceptual Rainfall-Runoff Models' Influence of Calibration Data Variability and Length on Model Credibility. *Water Resources Research* **19** (1), 251–259.
- Spearman, C. (1904) The proof and measurement of association between two things. *Amer. J. Psychol.* **15**, 72–101.
- Szolgay, J., Hlavčová, K., Kohnová, S. & Danihlík, R. (2003) Regional estimation of parameters of a monthly water balance model. *Journal of Hydrology and Hydromechanics* **51**, 256–273.
- Tarboton, D.G. & Ames, D.P. (2001) Advances in the mapping of flow networks from digital elevation data. *World water and environmental resources congress*, pp. 20–24, Am. Soc Civil Engrs USA.
- Trambauer, P., Maskey, S., Winsemius, H., Werner, M. & Uhlenbrook, S. (2013) A review of continental scale hydrological models and their suitability for drought forecasting in (sub-Saharan) Africa. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* **66**, 16–26.
- Tramblay, Y., Bouvier, C., Ayrat, P.A. & Marchandise, A. (2011) Impact of rainfall spatial distribution on rainfall-runoff modelling efficiency and initial soil moisture conditions estimation. *Natural Hazards and Earth System Science* **11**, 157–170.
- Turc, L. (1954) Le bilan en eau des sols : relation entre les précipitations, l'évaporation et l'écoulement. *Ann. Agron.* pp. 491–595.
- Uhlenbrook, S., Steinbrich, A., Tetzlaff, D. & Leibundgut, C. (2002) Regional analysis of the generation of extreme floods. vol. 274, pp. 243–250, IAHS Publication, Cape Town, South Africa.

- 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.
- van Esse, W.R., Perrin, C., Booij, M.J., Augustijn, D.C.M., Fenicia, F., Kavetski, D. & Lobligeois, F. (2013) The influence of conceptual model structure on model performance : a comparative study for 237 French catchments. *Hydrology and Earth System Sciences* **17**, 4227–4239.
- Vannier, O. (2013) *Apport de la modélisation hydrologique régionale à la compréhension des processus de crues en zone méditerranéenne*. Ph.D. thesis, Université de Grenoble.
- Vannier, O., Braud, I. & Anquetin, S. (2014) Regional estimation of catchment-scale soil properties by means of streamflow recession analysis for use in distributed hydrological models. *Hydrological Processes* **28**, 6276–6291.
- Vansteenkiste, T., Tavakoli, M., Van Steenbergen, N., De Smedt, F., Batelaan, O., Pereira, F. & Willems, P. (2014) Intercomparison of five lumped and distributed models for catchment runoff and extreme flow simulation. *Journal of Hydrology* **511**, 335–349.
- Vapnik, V.N. & Chervonenkis, A.Y. (1971) On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities. *Theory of Probability and its Application* **XVI (2)**, 264–280.
- 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**, 1627–1644.
- Viglione, A., Chirico, G.B., Woods, R. & Blöschl, G. (2010) Generalised synthesis of space–time variability in flood response : An analytical framework. *Journal of Hydrology* **394**, 198–212.
- Vogel, R.M. & Fennessey, N.M. (1995) Flow Duration Curves II : a review of Applications in Water resources planning. *Journal of Water Resources Planning and Management* **31**, 11.
- Vogel, R.M., Wilson, I. & Daly, C. (1999) Regional regression models of annual streamflow for the United States pp. 148–157.
- Wagener, T., Sivapalan, M., Troch, P. & Woods, R. (2007) Catchment Classification and Hydrologic Similarity. *Geography Compass* **1**, 901–931.
- Wagener, T. & Wheater, H.S. (2006) Parameter estimation and regionalization for continuous rainfall-runoff models including uncertainty. *Journal of Hydrology* **320**, 132–154.
- Wang, D. & Alimohammadi, N. (2012) Responses of annual runoff, evaporation, and storage change to climate variability at the watershed scale. *Water Resources Research* **48**, W05546.
- Westerberg, I.K., Guerrero, J.L., Younger, P.M., Beven, K.J., Seibert, J., Halldin, S., Freer, J.E. & Xu, C.Y. (2011) Calibration of hydrological models using flow-duration curves. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 2205–2227.
- Winsemius, H.C., Savenije, H.H.G. & Bastiaanssen, W.G.M. (2008) Constraining model parameters on remotely sensed evaporation : justification for distribution in ungauged basins? *Hydrology and Earth System Sciences* **12**, 1403–1413.

- Wolock, D.M., Winter, T.C. & McMahon, G. (2004) Delineation and Evaluation of Hydrologic-Landscape Regions in the United States Using Geographic Information System Tools and Multivariate Statistical Analyses. *Environmental Management* **34**, S71–S88.
- Wood, E.F., Roundy, J.K., Troy, T.J., van Beek, L.P.H., Bierkens, M.F.P., Blyth, E., de Roo, A., Döll, P., Ek, M., Famiglietti, J., Gochis, D., van de Giesen, N., Houser, P., Jaffé, P.R., Kollet, S., Lehner, B., Lettenmaier, D.P., Peters-Lidard, C., Sivapalan, M., Sheffield, J., Wade, A. & Whitehead, P. (2011) Hyperresolution global land surface modeling : Meeting a grand challenge for monitoring Earth's terrestrial water. *Water Resources Research* **47**, W05301.
- Woods, R. & Sivapalan, M. (1999) A synthesis of space-time variability in storm response : Rainfall, runoff generation, and routing. *Water Resources Research* **35** (8), 2469–2485.
- Xia, Y. (2004) Impacts of data length on optimal parameter and uncertainty estimation of a land surface model. *Journal of Geophysical Research* **109**.
- Yadav, M., Wagener, T. & Gupta, H. (2007) Regionalization of constraints on expected watershed response behavior for improved predictions in ungauged basins. *Advances in Water Resources* **30**, 1756–1774.
- Yakir, H. & Morin, E. (2011) Hydrologic response of a semi-arid watershed to spatial and temporal characteristics of convective rain cells. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 393–404.
- Zoccatelli, D., Borga, M., Viglione, A., Chirico, G.B. & Blöschl, G. (2011) Spatial moments of catchment rainfall : rainfall spatial organisation, basin morphology, and flood response. *Hydrology and Earth System Sciences* **15**, 3767–3783.
- Zvloenski, M., Kohnova, S., Hlavcovà, K., Szolgay, J. & Parajka, J. (2008) Regionalisation of rainfall-runoff model parameters based on geographical location of gauged catchments. *J. H ydrol . H ydromech.* **56** (3), 176–189.



# **Flux du modèle CemaNeigeGRE6J**



## 14.1. Flux d'évaporation

L'évapotranspiration réelle calculée par le modèle (ETR) est calculée par la formule présentée à l'équation 3.2. L'évapotranspiration potentielle (E0) est calculée à l'aide de la formule d'Oudin (équation 2.4). La figure [14.30](#) présente la cartographie du ratio entre l'ETR moyenne de long terme et E0 moyenne de long terme sur les bassins versants de l'échantillon.

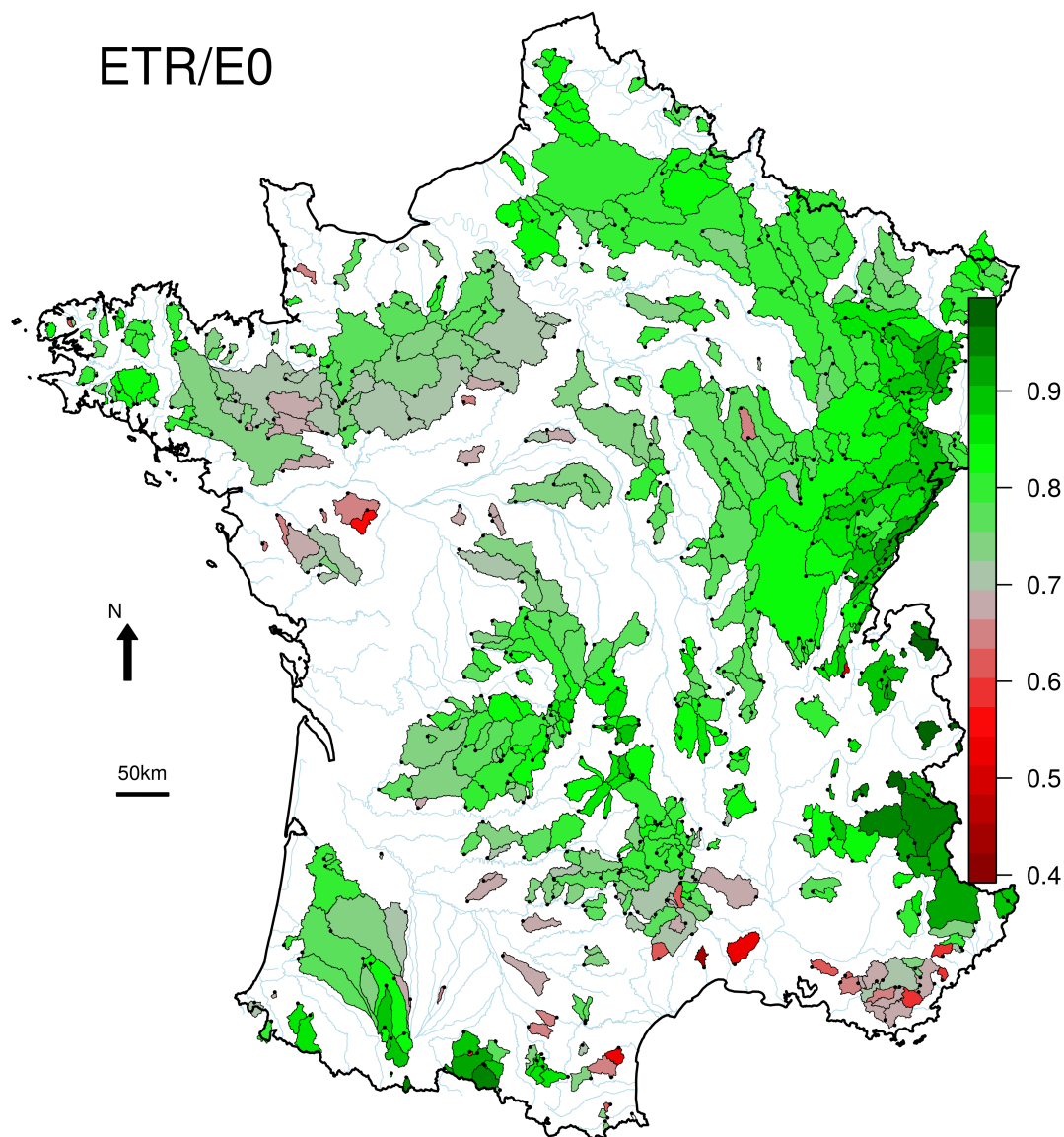


FIGURE 14.30. – Ratio de l'ETR moyenne de long terme sur l'E0 moyenne de long terme.

## 14.2. Flux souterrains

Les flux souterrains sont calculés par le modèle à l'aide de la formule présentée à l'équation 3.6. Les flux sont positifs si le bassin gagne de l'eau, négatifs s'il perd de l'eau. La figure 14.31 présente la cartographie du ratio entre les flux souterrains ( $L$ ) moyens de long terme et les précipitations moyennes de long terme.

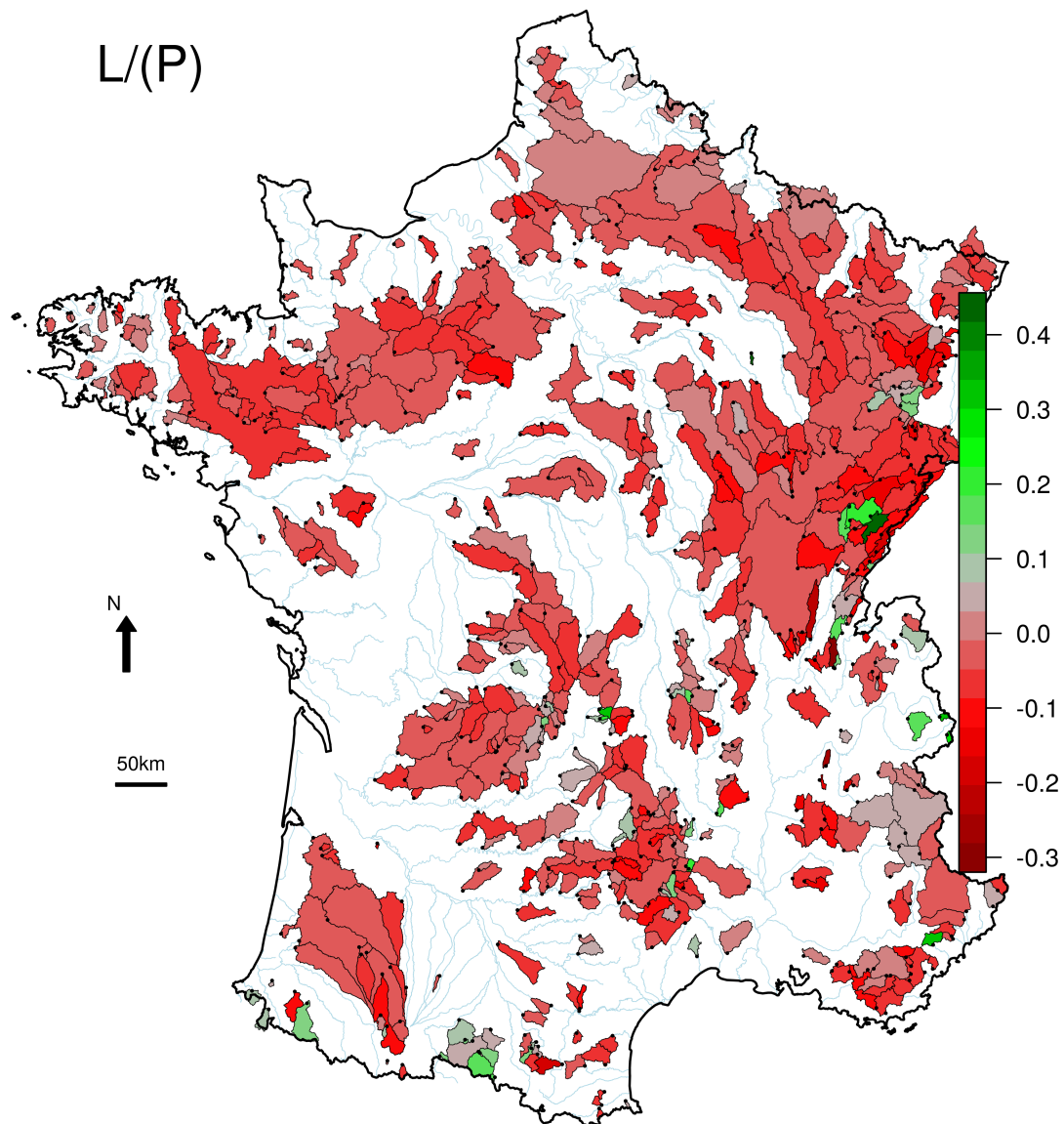


FIGURE 14.31. – Ratio des flux souterrains calculés par le modèle (L) par les.

### 14.3. Rendement des bassins

La figure 14.32 présente la cartographie du ratio entre les débits moyens de long terme calculés par le modèle et les précipitations moyennes de long terme.

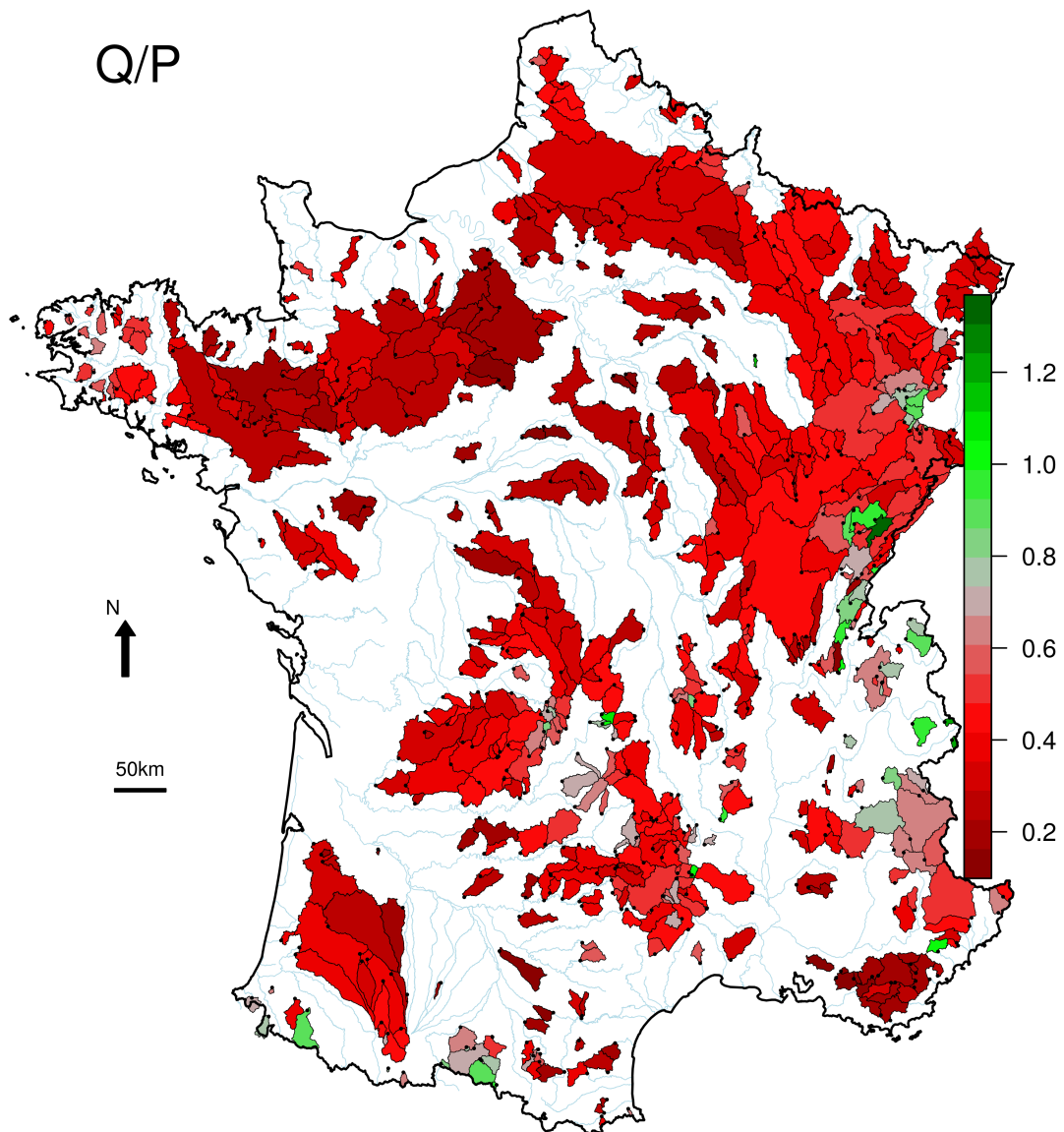


FIGURE 14.32. – Rendement des bassins versants.