ECOLE NATIONALE DU GENIE RURAL, DES EAUX ET DES FORÊTS

N° attribué par la bibliothèque
|_|_|_|_|_|_|_|_|_|_|

THESE

pour obtenir le grade de
DOCTEUR de l'ENGREF

Spécialité: Sciences de l'eau
préparée dans l'Unité de Recherche Hydrosystèmes et bioprocédés
Cemagref, Antony
dans le cadre de **l'Ecole Doctorale Géosciences et Ressources Naturelles**

présentée et soutenue publiquement par

Claudia Rojas Serna

le 16 décembre 2005

à **l'Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et des Forêts**

Quelle connaissance hydrométrique minimale pour définir les paramètres d'un modèle pluie-débit ?

JURY

M. Charles Obled	Rapporteur
M. Christophe Bouvier	Rapporteur
M. Claude Michel	Directeur de thèse
M. Gérard Degoutte	Examinateur
M. Benoît Hingray	Examinateur

A la mémoire de mes grands parents, Agripina Magaña, Enrique Rojas, Juana Sotelo et Arturo Serna.

Remerciements

En tout premier lieu, je tiens à remercier Claude Michel, mon directeur de thèse, qui a encadré ces travaux avec une disponibilité et une immense patience. La clarté de ses idées et sa rigueur scientifique m'ont beaucoup apporté tout au long de ce parcours. Je lui suis profondément reconnaissante et je lui manifeste toute ma gratitude et mon respect.

Je remercie également le professeur Charles Obled ainsi que M. Christophe Bouvier qui se sont acquittés de la délicate tâche de rapporter sur cette thèse. Toute ma gratitude s'adresse aussi aux membres du jury MM. Gérard Dégoutte et Benoît Hingray, qui m'ont fait l'honneur de lire ce texte et de participer au jury de soutenance de cette thèse.

Je tiens à remercier tout particulièrement Vazken Andréassian et Charles Perrin, mes conseillers d'études, leurs remarques et conseils m'ont été précieux. Je leur suis profondément reconnaissante et je leur garde toute mon amitié.

Je suis très largement redevable à Cécile Loumagne pour sa disponibilité et ses conseils avisés.

J'exprime mes plus vifs remerciements aux MM. Gérard Dégoutte, Pierre Hubert, Eric Parent et Pierre Ribstein pour avoir accepté d'être membres du comité de suivi de cette thèse. Je les remercie pour l'intérêt qu'ils ont manifesté sur ce travail et par les critiques et remarques dont j'ai bénéficié.

Je tiens à remercier le Conseil National de Science et Technologie du Mexique (Conacyt) qui m'a accordé la bourse dont j'ai bénéficiée pour la réalisation de ces travaux. Je remercie également à la Société Française d'Exportation des Ressources Éducatives (SFERE) pour son appui.

Ces recherches ont reçu les soutiens de la Direction de l'Eau du Ministère de l'Ecologie et du Développement Durable sur la période 2003-2005 et du programme de recherche ECosphère COntinentale ECCO-PNRH de l'Institut National des Sciences de l'Univers (INSU) sur la même période

J'ai trouvé dans l'Unité de Recherche Hydrosystèmes et bioprocédés (HBAN) du Cemagref un environnement scientifique et un cadre de travail de qualité. Je tiens à remercier Jean-Luc Pujol et Gildas Le Bozec pour m'avoir accueilli dans cette unité.

J'exprime aussi ma reconnaissance aux autres membres de l'équipe d'hydrologie, du Cemagref Antony. Leurs encouragements et leurs avis ont été très utiles dans la conduite de ma recherche; Jean-Louis Rosique pour son aide efficace pour la gestion des problèmes informatiques ; Mamoutou Tangara pour ses encouragements, ainsi que Marine Riffard et Julien Lerat ; Sophie Morin, Valérie Dansin et Sylvie Tonachella pour les nombreux services que je leur ai demandés.

Au cours de cette thèse, j'ai également apprécié la collaboration des différents doctorants et stagiaires du Cemagref, en particulier Ludovic Oudin, Jean-Luc Payan et Nanée Chahinian.

Je remercie également les personnes qui m'ont fourni les données nécessaires pour la validation de ce travail ; en particulier Jesus Campos Lopez, Ricardo Martínez Lagunes, Juan Carlos Valencia, Gaspar Monterrosa et Alejandro Díaz Ponce de la Commission Nationale de l'Eau du Mexique par sa disponibilité et accessibilité.

Je tiens à exprimer toute ma gratitude à Elisabeth Maltese pour sa disponibilité et ses conseilles pendant la rédaction de cette thèse.

Je remercie tous les membres de ma famille pour leur amour et leur soutien constant. Je remercie Alberto pour ses conseils, sa patience, et ses qualités professionnelles et humaines.

Qu'il me soit enfin permis de remercier tous mes amis et tous ceux qui m'ont encouragée et appuyée au cours de ces trois années et que je n'ai pas mentionnés.

Résumé

Résumé

La recherche entreprise au cours de la présente thèse s'intéresse à la détermination des paramètres d'un modèle pluie-débit sur les bassins non jaugés. L'idée principale est d'utiliser un minimum de mesures ponctuelles de débit pour estimer ces paramètres. Les approches pour optimiser les paramètres que nous avons conçues utilisent de façon particulière la connaissance *a priori* de ces paramètres :

- Dans une première approche, une fonction objectif est construite en considérant deux termes : les écarts par rapport aux paramètres *a priori* et les erreurs de simulation sur les quelques mesures de débit disponibles. L'analyse a porté sur quatre estimations différentes des écarts-types des paramètres.
- Dans une deuxième approche, l'information *a priori* est synthétisée par un ensemble fini de jeux de paramètres et on choisit le jeu qui minimise les erreurs par rapport aux quelques mesures ponctuelles de débit. Dans ce cas, deux méthodes différentes sont comparées : l'une consiste à chercher le jeu optimum parmi 3^p jeux de paramètres pour un modèle ayant $\boldsymbol{p}$ paramètres dans sa structure. L'autre méthode choisit le jeu de paramètres parmi ceux des bassins jaugés similaires au bassin non jaugé étudié, selon des caractéristiques physio-climatiques. C'est cette deuxième approche utilisant un recueil des jeux de paramètres d'un grand nombre de bassins jaugés qui est apparue comme la plus prometteuse.

Au delà de la méthode d'optimisation de paramètres, on a essayé de rechercher la meilleure stratégie d'acquisition de mesures de débit. L'objectif est de planifier ces mesures pendant les jours où le potentiel d'information est maximal pour discriminer, parmi les jeux de paramètres candidats, celui qui a le plus de chances d'être efficace.
Le résultat principal de cette recherche est qu'il faut viser les jours où le débit est susceptible de prendre les plus hautes valeurs possibles.

Cette étude a nécessité le rassemblement de données journalières sur un grand nombre de bassins versants répartis sur quatre continents, et sans sélection *a priori* puisqu'aucune sélection est possible pour un bassin non jaugé.
Le succès d'une méthode de détermination des paramètres pour un bassin non jaugé ne peut être mesuré que de façon statistique puisqu'aucune série complète n'est disponible pour vérifier le bien fondé de la méthode pour un bassin particulier. C'est pourquoi le succès se mesure par l'augmentation de la probabilité de dépasser un critère d'efficacité fixé à l'avance.

Cette voie de recherche, qui n'avait pas été employée jusqu'à présent, a débouché sur des résultats qui sont intéressants puisqu'avec seulement deux mesures de débit, on obtient un jeu de paramètres qui permet au modèle GR4J d'être statistiquement équivalent à beaucoup de modèles de la littérature qui auraient pu être calés de façon conventionnelle sur une longue série de débits.

Un résultat intéressant également est que la méthode peut s'appliquer à des modèles plus complexes que GR4J. Le nombre de paramètres n'influe pas de façon exponentielle sur le nombre de mesures à acquérir.

Dans le futur il conviendra de donner à la stratégie d'acquisition de mesures, un caractère dynamique en modifiant le jeu de paramètres utilisé pour simuler les débits que l'on peut attendre des pluies en cours, alors que dans toute notre recherche, ces débits potentiels était déterminés en fonction d'un jeu fixe de paramètres *a priori*, faiblement influencé par les caractéristiques physio-climatiques des bassins.

Resumen

Resumen

La investigación realizada en la presente tesis trata sobre la determinación de los parámetros de un modelo lluvia-gasto en las cuencas no aforadas. La idea principal es utilisar un mínimo de medidas puntuales de gasto para estimar éstos parámetros. Los métodos que concebimos para la optimisation de los parámetros de un modelo, utilizan de manera particular la información *a priori* de éstos parámetros :

- El primer método utiliza una función objetivo que es construida considerando dos términos : las diferencias correspondientes a los parámetros *a priori* y los errores correspondientes a las medidas de gasto disponibles. El análisis abarca cuatro estimaciones diferentes de las desviaciones estándar de los parámetros.

- En el segundo método, la información *a priori* es sintetizada por un conjunto finito de juegos de parámetros y seleccionamos el juego de parámetros que minimiza los errores correspondientes a las medidas puntuales de gasto. En éste caso, dos métodos diferentes son comparados : uno consiste en buscar el juego optimo entre 3^p juegos de parámetros para un modelo teniendo p parámetros en su estructura. El otro método selecciona el juego de parámetros entre los pertenecientes a cuencas aforadas que son similares a la cuenca no aforada estudiada, de acuerdo a caractéristicas físicas y climáticas.

Entre éstos dos métodos, el segundo que utiliza una selección de juegos de parámetros de un gran número de cuencas aforadas, aparece como el más prometedor. Por otro lado, más allá del método de optimisation de parámetros, se trató de investigar la mejor estratégia de adquisición de medidas de gasto. El objetivo es planificar éstas medidas durante los días donde el potencial de la información es máximo para discriminar, entre los juegos de parámetros candidatos, el que dispone de más oportunidades de ser eficaz.

El resultado principal de ésta investigación es que es necesario retener los días donde el gasto es suceptible de tomar los más altos valores posibles.
El presente estudio necesitó de reunir datos diarios de un gran número de cuencas repartidas en cuatro continentes y sin selección *a priori* ya que ninguna selección est possible para una cuenca no aforada.

El éxito de un método de determinación de los parámetros de un modelo en una cuenca no aforada, solamente puede ser medido de manera estadística, ya que ninguna serie completa es disponible para verificar lo bien fundado del método para una cuenca en particular. Por ésta razon, el éxito de los métodos se mide con la aumentación de la probabilidad de depasar un criterio de eficacidad, fijado con anterioridad.

La presente vía de investigación que no había sido utilizada hasta el presente, a iniciado con resultados que son interesantes, ya que solamente con dos medidas de gasto, se obtiene un juego de parámetros que permite al modelo GR4J de ser estadísticamente equivalente a muchos de los modelos de la literatura que hubieran podido ser calibrados de manera convencional sobre una larga serie de datos.

De igual manera, un resultado interesante es que el método puede aplicarse a modelos más complejos que el modelo GR4J. El número de parámetros del modelo, no influye de manera exponencial sobre el número de medidas a adquerir.

En el futuro convendría proporcionar a la estratégia de adquisición de medidas, un carácter dinámico, modificando el juego de parámetros utilizado para simular los gastos que se pueden esperar de las lluvias en curso, ya que en nuestra investigación, éstos gastos potenciales eran determinados en función de un juego fijo de parámetros *a priori*, que es débilmente influenciado por las caractéristicas físicas y climáticas de las cuencas.

Abstract

Abstract

This research concerns the determination of model parameters of a rainfall-runoff model for ungauged catchments. The main idea is to use the minimal number of measured flows in order to estimate model parameters. Two approaches are proposed to optimize the parameters based on the use of a "*a priori*" knowledge of these parameters.

- In the first approach an objective function is built considering two terms: the deviations from "*a priori*" parameters and the deviations from flow measurements.
- In a second approach, "a priori" information is made of an a priori ensemble of parameter sets, and the optimal parameter set is chosen in order to minimise the deviations when comparing some specific measurements of flow to the flows computed with individual parameter sets. In this case, two different methods are evaluated: one consists of seeking the optimum set among $\mathbf{3^p}$ sets of parameters for a model having **p** parameters in its structure. The other method chooses the parameter set among those of selected gauged catchments on the basis of similarity of physical and climatic characteristics. This approach seems to be the most promising.

This work concerns also the research of the best strategy of acquisition of flow measurements. The objective is to plan these measurements during the days when the potential of information is the best to discriminate, among the sets of parameters candidates, the one which has the most chances to be effective.
The main result of this research is that the measurements should be done on the days when the flow takes his highest possible values.

This study have required the compilation of daily data from a great number of catchments spread over four continents, and without any "*a priori*" selection since it is not possible to do a selection for an ungauged basin. The performance of a method of determination of the parameters for an ungauged basin can be measured only in statistical terms, since no complete series are available to verify the goodness of the method for a particular basin. For that reason the performance of a model is measured in terms of the probability of exceeding a given criterion of effectiveness.

This original way of research led to very interesting results: with only two point measurements of flow, the GR4J model is statistically equivalent to many models of the literature, which would have been calibrated in a conventional way with a long series of measured flows.
Another interesting result is that the proposed method can be applied to more complex models than GR4J. The number of model parameters does not compound in an exponential way the number of required measurements.

For further research it will be convenient to endow the measurement strategy with a dynamic feature, i.e., using measurements already made to update the selection of days presenting the greatest potential for parameter determination. In the present research these days were determined based on the average parameter set, with limited influence of physiographie and climatic basin characteristics.

Sommaire

Sommaire

Liste de tableaux

Liste de figures

Introduction générale

Introduction générale

Les eaux des rivières sont une ressource de plus en plus utilisée à des fins variées. Elles peuvent également présenter une menace pour les populations riveraines ou les ouvrages d'art. Les hydrologues, dont ces eaux sont l'objet d'étude, sont en conséquence sollicités pour la prévision des crues ou des étiages, la prédétermination des débits pour le dimensionnement d'ouvrages d'art, ou le dimensionnement de réservoirs de stockage d'eau ou d'écrêtement des crues. Mais pour fournir aux ingénieurs de bons outils pour la gestion de l'eau, l'hydrologue doit identifier les modèles qui représentent le comportement des bassins versants.

Les problèmes peuvent se poser en tout point d'un réseau hydrographique. Pour y répondre l'hydrologue doit disposer des données permettant la paramétrisation de modèles pertinents. Malheureusement, il ne dispose pas toujours des données d'une station de mesure des écoulements sur le point hydrographique auquel il s'intéresse. Le plus souvent, cependant, l'hydrologue dispose de données de pluie qui sont généralement beaucoup plus abondantes et mieux distribuées spatialement que les séries de débit. C'est la raison qui nous pousse naturellement à nous intéresser aux modèles pluie-débit : ils nous permettent de reconstituer ou de compléter des séries de débit à partir des séries de pluie.

Les modèles pluie-débit s'adaptent aux particularités du comportement hydrologique d'un bassin versant au travers de leurs paramètres. Pour pouvoir appliquer utilement ces modèles, l'hydrologue a besoin d'une méthode permettant de déterminer leurs paramètres, quel que soit le bassin versant.
Le plus simple serait de pouvoir s'appuyer sur des relations régionales obtenues en établissant des liens statistiques entre les valeurs des paramètres et des descripteurs climatiques ou physiques des bassins. Cependant, la nature individuelle des bassins versants et la grande complexité des déterminants hydrologiques rendent délicate toute application directe des formulations régionales pour déterminer la valeur des paramètres. Les modèles restent, dans ces conditions, à des niveaux de performance souvent incompatibles avec les exigences de fiabilité opérationnelle.

Dans cette thèse, nous avons renoncé à l'idée de trouver une estimation satisfaisante des paramètres du modèle sans aucune mesure de débit. Nous prenons aussi acte de l'échec de toutes les tentatives publiées depuis trois décennies. **Nous avons choisi d'explorer des approches intermédiaires pour estimer les paramètres des modèles pluie-débit sur les bassins sans station hydrométrique.** Nous partons du principe qu'il est toujours possible au cours de la durée de vie d'un projet d'aménagement (quelques années) d'acquérir quelques jaugeages de débit **sur le point hydrographique considéré. En conséquence, nous avons cherché comment prendre en compte ces quelques mesures de débit dans la détermination des paramètres et nous** avons aussi voulu déterminer le minimum de mesures de débit nécessaires pour définir de façon fiable les valeurs des paramètres des modèles pluie-débit.

Il est probablement important de chercher à connaître les dates où l'information qui est tirée de ces mesures a le plus grand potentiel. En conséquence, nous avons cherché à établir la meilleure stratégie d'acquisition des débits.

L'objectif principal de cette thèse est d'utiliser quelques mesures ponctuelles de débit d'une rivière, pour estimer les paramètres d'un modèle pluie-débit. Nous proposons ici une voie nouvelle où sont combinées une information hydrologique régionale et une information locale issue de mesures ponctuelles.

Cette recherche est exposée en sept chapitres :

Le premier chapitre présente l'état de l'art de la modélisation pluie-débit sur les sites hydrographiques sans station hydrométrique. Elle présente notre approche qui consiste à exploiter quelques mesures ponctuelles de débit, pour la détermination des paramètres d'un modèle pluie-débit.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons la base de données de 1111 bassins versants utilisée dans cette recherche. Ils sont situés en Australie, au Brésil, en Côte d'Ivoire, aux États-Unis, en France et au Mexique. Ces bassins sont traités successivement comme non jaugés pour appliquer différentes méthodes puis comme jaugés pour estimer leurs performances respectives.

Le troisième chapitre présente les modèles globaux pluie-débit, plus spécifiquement à réservoirs, utilisés pour le développement de notre méthode. Ces modèles dépendent d'un nombre variable de paramètres à caler. Ce jeu de modèles de complexité croissante pourra nous aider à découvrir l'impact de la complexité d'un modèle sur son succès dans son application aux bassins non jaugés.

Dans le quatrième chapitre, nous présentons le protocole suivi pour évaluer les méthodes proposées de détermination des paramètres.

Le cinquième chapitre est consacré aux deux premières stratégies de calage proposées. L'une repose sur de la normalisation des paramètres en fonction des incertitudes *a priori* des paramètres. L'autre fait appel à la normalisation des erreurs sur les débits.

Le sixième chapitre présente une première estimation du nombre de mesures nécessaires pour le calage d'un modèle.

Le septième chapitre analyse deux autres approches de calage d'un modèle pluie-débit. Dans ces approches, nous choisissons de travailler avec un ensemble fini de jeux de paramètres. Une approche utilise l'information de types de bassins issus d'un classement préalable des bassins. L'autre approche recherche les paramètres parmi les jeux de paramètres appartenant à des bassins versants jaugés semblables, au bassin non jaugé.
Le huitième chapitre est consacré à l'analyse de sept stratégies d'acquisition de mesures de débit dans un bassin versant non jaugé et à l'influence de la complexité du modèle sur la meilleure de ces stratégies d'acquisition de mesures.

Chapitre 1

Chapitre 1

État de l'art de la modélisation pluie-débit sur bassins non jaugés

Au cours des trente dernières années, de nombreuses études ont été menées sur la façon de représenter le comportement hydrologique d'un bassin versant sans station hydrométrique. L'approche favorite des modélisateurs a consisté à rechercher un modèle n'utilisant que des paramètres physiques qui peuvent être observés ou déduits de mesures simples.

Face à l'impossibilité d'aboutir dans cette voie, d'autres efforts ont été déployés pour chercher à relier les paramètres des modèles hydrologiques et les caractéristiques physiques ou climatiques du bassin. On parle d'approches de *régionalisation,* qui cherchent à exploiter toutes les informations disponibles dans une région.

Dans ce qui suit, nous présentons une description globale des travaux réalisés dans ce domaine. Une description détaillée des études aurait été trop longue. Nous nous sommes donc contentés de ne mentionner que certaines études qui nous ont semblé intéressantes à souligner.

Nous n'avons pas cherché à donner une place à part aux travaux menés au Cemagref sur ce sujet. Nous avons voulu les présenter dans ce chapitre afin de situer notre recherche dans le contexte des travaux menés par l'équipe d'hydrologie sur la thématique de la modélisation pour les bassins non jaugés.

1.1 Intérêt de considérer une région homogène

Beaucoup de chercheurs ont voulu se placer dans un environnement homogène avant de mettre au point leur solution pour les bassins non jaugés.

Un type de régionalisation qui a été largement étudié et est utilisé régulièrement s'appuie sur la similarité des comportements et des caractéristiques des bassins, pour le transfert des paramètres d'un modèle, des bassins jaugés aux bassins non jaugés.

De nombreuses études ont été faites sur cette approche à l'échelle régionale, avec l'établissement de liens statistiques entre les valeurs des paramètres et des descripteurs climatiques ou physiques des bassins.

Une liste non exhaustive par ordre chronologique est présentée ci-dessous :

- Juncker (1971) a défini des régions homogènes, en exploitant une information obtenue à une échelle globale. Géographiquement, il a distingué et cartographié 48 comportements possibles de bassins, en analysant 7 composants du cycle hydrologique : précipitation, végétation, sol, évapotranspiration potentielle, pente, perméabilité et ruissellement de surface.

- Mimikou (1984) a étudié l'influence de la superficie du bassin sur des caractéristiques de l'écoulement, telles que : le débit de la crue maximale observée, le temps de réponse et la pointe de l'hydrogramme unitaire, etc. Son étude a porté sur 11 bassins versants au nord-ouest de la Grèce, avec des superficies de 200 à 5000 km².

- Nathan et McMahon (1990, 1992) et Reimers (1990), utilisant des caractéristiques physiques de bassins telles que la pédologie, la géologie, la physiographie et le couvert végétal, ont créé des groupes pour 184 bassins du sud-est de l'Australie. Ils ont trouvé que la détermination de groupes de bassins est très sensible aux types de variables explicatives utilisées.

- Tulu (1991) s'est appuyé sur la similarité géologique et des conditions morphologiques et de végétation de 4 bassins jaugés en Ethiopie, pour obtenir les paramètres du modèle HYBSCH qu'il a ensuite utilisé sur un bassin non jaugé.

- Burn et Boorman (1993) ont utilisé la similarité entre des caractéristiques de bassins pour définir plusieurs groupes dans un échantillon de 99 bassins versants en Grande Bretagne.

- Sefton et al. (1995) ont appliqué le modèle IHACRES à 100 bassins jaugés du Royaume Uni. Ils ont utilisé les caractéristiques physiques des bassins, telles que la superficie, géologie, topographie et climat pour analyser la réponse dynamique. Ils ont extrapolé les résultats des 100 bassins jaugés, à 8 bassins non jaugés.

- Uhlenbrook et al. (1998) ont appliqué le modèle HBV dans une région de 257 km² au sud-ouest de l'Allemagne (4 bassins avec des superficies de 0.1 à 40 km², avec de conditions physiographiques et climatiques similaires) pour relier les paramètres optimisés du modèle ainsi que sa sensibilité aux caractéristiques du bassin. Le modèle a été calé avec 10 ans de données.

- Post et al. (1998) mentionnent l'influence des phénomènes à grande échelle, comme le climat et la végétation, sur le comportement hydrologique de bassins voisins. Ils ont démontré que les simulations de débits peuvent être plus correctes quand on considère un pas de temps plus grand (rendement inter annuel). Ils ont appliqué ces considérations pour obtenir le paramètre de rendement du modèle IHACRES sur 17 petits bassins non jaugés (superficies de 4 à 65 ha) à Victoria en Australie et sur 3 bassins des États Unis.

- Burn, (1997) et Burn et Goel (2000) ont appliqué des tests d'homogénéité sur 59 bassins au Canada en utilisant l'information de 25 sites jaugés. Ils ont considéré les quantiles de crue et des indices de saisonnalité des régimes, pour estimer la fréquence des crues à l'échelle régionale sur de sites jaugés ou non jaugés.

- Micovic et Quick (1999) mentionnent que l'hétérogénéité entre bassins ne permet pas de relier le débit aux caractéristiques des bassins.

- Haché et al. (2002) ont analysé des corrélations pour la détermination de régions homogènes et la régression multiple comme méthode d'estimation des variables hydrologiques. L'étude a montré que l'utilisation d'un voisinage améliore significativement les estimations des quantiles du débit maximum printanier, par rapport à une approche classique utilisant toutes les stations des régions géographiques fixes.

1.2 Approches de type régressif

L'approche régionale la plus couramment utilisée est l'utilisation de régressions simples ou multiples pour relier les paramètres du modèle hydrologique aux caractéristiques physiques du bassin.

Nous présentons dans les paragraphes suivants, des études qui ont utilisé ce type de régionalisation hydrologique.

- L'étude de James (1972) avec le modèle Stanford à 22 paramètres a consisté à caler 13 de ses paramètres avec des données d'entrée de précipitation, d'évaporation, de débit (d'au moins 3 ans, non nécessairement consécutifs). L'étude sur 16 petits bassins ruraux en Kentucky (entre 0.67 et 24 miles²) et 2 bassins urbains, suggère une corrélation entre les caractéristiques des bassins et les paramètres du modèle.

- Jarboe et Haan (1974) ont obtenu des relations entre 4 paramètres d'un modèle de bilan d'eau et les caractéristiques (topographie, géologie, etc.) de 17 bassins dans le Kentucky. Ensuite ils les ont appliquées sur six autres bassins de la région avec des résultats acceptables.

- Egbuniwe et Todd (1976) ont réalisé une étude dans 2 sous-bassins du Niger. Les paramètres ont été déterminés et calibrés pour le bassin Kontagora avec 1781 miles² de surface qui est un bassin pérenne et jaugé. Ces paramètres ont été extrapolés pour le bassin Malendo, qui est intermittent et non jaugé, avec une surface de 3480 miles². Les donnés d'entrée du modèle Stanford qui a été utilisé, sont : le débit, la précipitation horaire, l'évaporation et les paramètres du bassin. Les deux sous-bassins sont adjacents et ont un climat identique. Les paramètres indicatifs du climat ont été déterminés sur un troisième bassin adjacent avec des conditions similaires. Les simulations ont été considérées comme encourageantes.

- L'étude de Magette et al. (1976) porte sur 21 bassins versants en Virginie, en Caroline du Nord, en Caroline du Sud et au Tennessee, avec des surfaces de 3,8 à 1236 ha. A partir de régressions linéaires et multiples, les données de 5 bassins de l'échantillon ont été utilisées pour obtenir 6 paramètres du modèle Stanford. Ces équations faisaient intervenir 15 caractéristiques des bassins (surface, périmètre hydraulique, pente, relief, perméabilité, longueur du lit, etc.). Les simulations ont pu être validées pour seulement 5 bassins jaugés.

- Mazenc et al. (1984) ont étudié l'influence de la physiographie de 17 bassins versants en Bretagne, sur les paramètres des modèles AMANDE et MARTINE (respectivement à 8 et 6 paramètres) et sur les débits des bassins. Ils ont déterminé des équations pour les évaluer sur six autres bassins bretons, avec des résultats moins satisfaisants que ceux obtenus pour les 17 bassins qui ont servi pour le calage des régressions.

- Weeks et Ashkanasy (1985) ont relié les 18 paramètres du modèle Sacramento à six caractéristiques de 8 bassins de la rivière Brisbane (5000 km^2). Les sous-bassins utilisés ont des superficies de 90 à 880 km². Ils attribuent leurs résultats satisfaisants à l'existence d'une homogénéité hydrologique.

- Pirt et Bramley (1985) ont obtenu des équations de régression reliant les paramètres hydrologiques du modèle IEM4 pour 4 bassins différents à 17 caractéristiques géomorphologiques

- Srikanthan et Goodspeed (1988) ont réalisé une régionalisation des paramètres de 4 modèles sur 22 bassins, en les reliant aux caractéristiques physiques des bassins.

- Reimers (1990) a déterminé le ruissellement moyen annuel et le débit moyen journalier annuel de crue pour 41 bassins du nord-est du Brésil, avec des superficies de 137 à 50000 km². L'auteur a utilisé des régressions multiples en utilisant 21 caractéristiques physiographiques, climatiques et d'utilisation des sols des bassins. Il a remarqué que les variables géologiques (usage du sol) sont particulièrement importantes pour les petits bassins, tandis que les variables physiographiques et climatiques sont importantes pour les grands bassins.

- Gan et al. (1990) ont estimé le débit moyen annuel pour 81 bassins au sud-est de Victoria en Australie en utilisant des régressions faisant intervenir la taille du bassin et des paramètres statistiques de la pluie (pluie moyenne annuelle parmi autres). Ils mentionnent que les erreurs d'estimation du débit moyen annuel sur les bassins non jaugés, peuvent être calculées à partir des moyennes des erreurs trouvées sur les bassins jaugés.

- Ando (1990) a effectué une régionalisation des paramètres d'un modèle à partir de régressions multiples, en utilisant des données géologiques, l'usage et type du sol, sur 30 bassins du Japon (superficies de 22 à 800 km²), pour déterminer la relation pluie-écoulement après averses.

- Goldman et al. (1990) ont utilisé des régressions pour obtenir des relations avec des indices de précipitation et des caractéristiques du sol, pour estimer le débit sur 7 petits bassins (superficies autour de 7 acres) avec la méthode de Monte Carlo.

- Vandewiele et al. (1991) ont trouvé des équations régionales pour évaluer le bilan d'eau avec un modèle mensuel. Ils ont considéré des caractéristiques lithologiques (perméabilité du sous-sol) de 60 bassins jaugés, avec des superficies de 16 à 3100 km² au nord du Belgique. Ils ont appliqué ces équations sur 5 des 60 bassins de l'échantillon avec de très bons résultats.

- Braun et Renner (1992) ont obtenu des relations *a priori* pour les paramètres du modèle HBV3, sur 5 petits bassins suédois (de 40 à 200 km²) situés dans différentes régions physiographiques. Ils ont utilisé des caractéristiques des bassins (végétation, type de sol, etc.). Ils mentionnent que les relations entre les paramètres du modèle et les caractéristiques des bassins ont pu être établies grâce à la petite taille de l'échantillon.

- Servat et Dezetter (1992, 1993) ont étudié 20 bassins dans le Nord-Ouest de la Côte d'Ivoire, avec des surfaces de 100 à 4500 km². Les auteurs ont déterminé les paramètres des modèles CREC et GR3J, respectivement à 7 et 3 paramètres. Ils ont utilisé des régressions multiples en utilisant des variables physiques et climatiques (reliées à l'usage du sol et à la distribution de la pluie au cours de l'année) dans les bassins. GR3J a donné de meilleurs résultats grâce à son petit nombre de paramètres.

- Johansson (1994) a trouvé une corrélation significative entre l'évapotranspiration et des caractéristiques géologiques de 11 bassins suédois entre 1.6 et 350 km², pour estimer leurs débits avec le modèle HBV.

- Makhlouf (1994) a cherché des relations pour les quatre paramètres de la version proposée par Nascimento (1995) du modèle GR4J, en considérant 13 caractéristiques physiques et climatiques des bassins. L'analyse sur 23 bassins versants en Bretagne des caractéristiques, telles que : la superficie, la géologie, la végétation, etc., lui a permis de construire un modèle régional à deux paramètres avec des relations assez satisfaisantes et deux paramètres fixes. Parmi les 14 caractéristiques de 34 bassins de la Moselle, que l'auteur a considéré pour trouver des relations acceptables pour deux paramètres du modèle se trouvent l'altitude, la pente, la perméabilité du sol.

- Abdulla et Lettenmaier (1997) ont estimé les paramètres du modèle VIC-2L (two-layer Variable Infiltration Capacity), pour une grande région de 637000 km² du bassin de la rivière Arkansas-Red. Ils ont utilisé l'information de 34 bassins de la région analysée pour estimer les équations régionales. Ensuite, ils ont appliqué ces équations à 6 bassins non jaugés. La superficie des bassins varie entre 258 et 5278 km².

- Yeh et al. (1997) ont comparé des procédures de régression pour arriver à des relations entre les paramètres du modèle HUI de Nash sur 42 bassins à Taiwan. Ils mentionnent que le choix de variables dépendantes peu corrélées, devrait augmenter l'efficacité des équations régionales.

- Yeh et al. (1997) ont relié des caractéristiques des bassins jaugés aux paramètres de 9 modèles pour estimer des quantiles de crues. Ils ont appliqué ces équations sur un petit bassin (5 km²) en Louisiane.

- Post et Jakeman (1996, 1999) ont utilisé six caractéristiques (dont la densité de drainage et la pente) de 16 petits bassins jaugés (moins de 1km² de superficie) dans la région de Victoria en Australie, pour obtenir les six paramètres du modèle IHACRES. Ils mentionnent que les relations peuvent être appliquées à d'autres bassins de superficie similaire dans la région qui a été étudiée.

- Seibert (1999) a relié les paramètres du modèle HVB de 11 bassins en Suède à trois caractéristiques physiques (la superficie et les pourcentages de lac et de forêt).

- Fernandez et al. (2000) ont appliqué des équations régionales de régression pour le modèle « abcd » calé sur 33 bassins versants du sud-est des États Unis, sur trois autres bassins. Ils mentionnent qu'il n'a pas été possible de créer un modèle permettant d'estimer les débits sur des sites sans mesures physiques.

- Campbell et Bates (2001) ont régionalisé les paramètres du modèle RORB pour 39 bassins au sud-ouest d'Australie, en utilisant une méthode Bayesienne.

- Yokoo et al. (2001) ont utilisé des régressions multiples pour les 12 paramètres du modèle Tank sur 12 bassins du Japon, avec des superficies entre 100 à 800 km². Ils ont utilisé 16 caractéristiques géographiques, telles que la topographie, le type et ocupation usage du sol et la géologie.

- Drogue et al. (2002) ont utilisé le modèle MHR pour régionaliser des débits dans le bassin transfrontalier de l'Alzette (Luxembourg-France-Belgique). Ils ont calibré le modèle sur des sous-bassins et ils ont obtenu un jeu de paramètres régional grâce à des corrélations significatives avec les caractéristiques des bassins. Ils ont notamment mis en évidence l'influence de la perméabilité des formations géologiques.

- Blazkova (2002) a utilisé la méthode de Monte Carlo pour estimer les paramètres du modèle TOPMODEL sur un bassin traité comme non jaugé (26 km²) situé dans la République Tchèque, pour estimer la fréquence des inondations.

- Xu (2003) a calé sur 26 bassins (de 6 à 4000 km²) de Suède, les paramètres du modèle NOPEX-6. Ensuite l'auteur a obtenu des équations pour relier les paramètres du modèle aux caractéristiques physiques de 22 des bassins. Les équations ont été testées sur les 4 autres bassins pour estimer ses débits. Le transfert des équations de régression des petits bassins à des grands bassins, a été jugé possible.

1.3 Utilisation de modélisations à différents pas de temps (Makhlouf,1994)

Un modèle mensuel à deux paramètres a été mis au point par Makhlouf (1994) pour chercher à relier les paramètres difficiles à expliquer du modèle journalier GR4J. Ainsi, pour les bassins de Bretagne, il a obtenu de bons résultats en régionalisation.

La parenté des structures des modèles mensuel GR2M et journalier GR4J, a permis d'établir des relations significatives entre les paramètres des deux modèles. Ceci a montré qu'un modèle à plus grand pas de temps qui accorde plus d'importance aux fonctions du rendement du modèle, permet l'établissement des relations plus fiables des deux paramètres correspondants du modèle GR4J.

Dans ce même ordre d'idées, on peut citer l'étude de Vandewiele et Elias (1995) qui dans un échantillon de 75 bassins versants en Belgique, ont interpolé les paramètres d'un modèle mensuel à partir des paramètres de bassins voisins (avec un écart maximum de 30 km entre les centres de gravité du bassin étudié et les bassin voisins) et avec la méthode du krigeage. Ils ont mis en évidence l'intérêt de créer des familles de modèles pouvant présenter des liens entre leurs paramètres.

1.4 Utilisation d'un modèle physique distribué (Morvan, 2000)

L'utilisation d'un modèle physique distribué, permet de caler un grand nombre de paramètres utilisables sur l'ensemble d'une région. On peut ensuite simuler les débits sur n'importe quel sous-bassin non jaugé de la même région.

Le modèle physique distribué MODCOU utilise une approche conceptuelle à l'échelle de la zone de production dont le bassin est discrétisé. Le modèle a été testé pour des sous-bassins du Rhône disposant d'une station de mesure, les paramètres du modèle ont été calibrés avec les données de 3 ans des stations retenues.

Morvan considère que le modèle MODCOU calé sur un domaine initial, est transposable à chacun des sous-bassins du Rhône, cela à condition que l'ensemble des types de sols et de végétations des bassins voisins soit représenté sur le domaine initial. Il a considéré le type de sol, le mode d'occupation et la pente du terrain pour établir 14 zones de production pour le Rhône. Le modèle MODCOU a obtenu des résultats encourageants de simulations de débit dans plusieurs sous-bassins non jaugés du Rhône.

1.5 Méthode globale (Perrin, 2000; 2002)

Perrin a effectué une classification hiérarchique ascendante de 429 bassins répartis en France, aux États Unis, en Australie, en Côte d'Ivoire et au Brésil. Il a utilisé des descripteurs hydro-climatiques simples pour classer les bassins, tels que l'évapotranspiration potentielle, la pluie, la lame d'eau écoulée, les débits disponibles, les crues, les étiages et la superficie.

L'auteur mentionne que, dans la démarche classique des régressions, on minimise l'erreur d'estimation des paramètres du modèle. Cependant, cette approche n'effectue pas une maximisation sur les performances des modèles.

C'est pourquoi, il a proposé une méthodologie améliorée où les relations entre les descripteurs des bassins ont pour objectif de maximiser les performances du modèle.

Perrin a sélectionné les meilleurs bassins pour lesquels le modèle GR4J donne lieu à de bons calages. Il a ainsi retenu 131 bassins pour estimer et caler les paramètres issus des régressions. Ces paramètres ont été utilisés sur l'échantillon de 429 bassins considérés comme non jaugés. Les 4 variables explicatives qu'il a utilisées sont : la superficie, la pluie annuelle moyenne, l'évapotranspiration annuelle moyenne et un coefficient saisonnier d'irrégularité des pluies.

Les résultats restent assez encourageants (Figure 1.1).

L'auteur mentionne que « l'établissement d'équations de régression pouvant apporter un gain par rapport à l'utilisation de paramètres constants réside probablement dans le fait que l'on est très loin de pouvoir identifier toutes les caractéristiques qui trahiraient le comportement réel d'un bassin vis-à-vis de la transformation pluie-débit, et qui puissent en même temps être pertinentes pour le modèle considéré ».

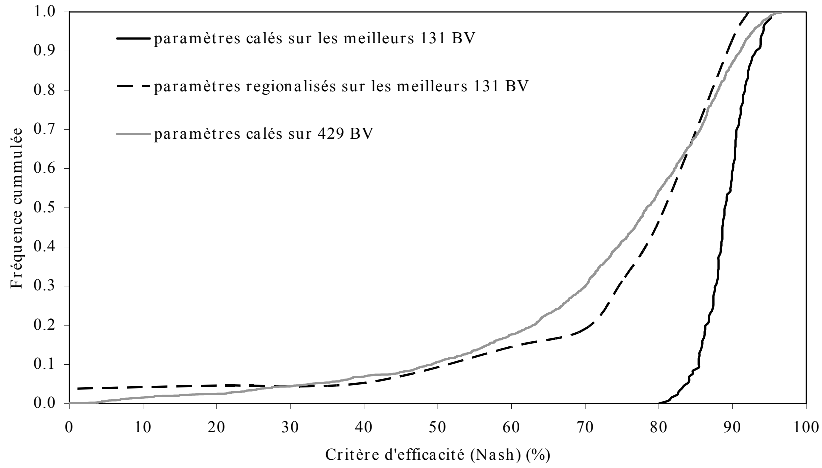


Figure 1.1 : Distributions des performances du modèle GR4J sur un échantillon de 131 bassins versants considérés comme non jaugés. En utilisant les paramètres calés et régionalisés avec les meilleurs 131 bassins d'une échantillon de 429 bassins versants (Perrin, 2000).

1.6 Comparaison des méthodes de régionalisation (Merz et Blöschl, 2004 ; Parajka et al. 2005)

- Merz et al. (2004) ont simulé les débits sur 308 bassins en Autriche en utilisant le modèle HBV à 11 paramètres. Dans leur comparaison des approches de régionalisation, ils ont conclu que l'utilisation de la moyenne des paramètres dans un voisinage en amont et en aval fournit une meilleure performance du modèle. Ils mentionnent que la méthode basée sur des régressions multiples faisant intervenir le climat et la physiographie des bassins fournit des performances faibles. Ainsi, ils ont conclu qu'apparemment la proximité spatiale fournit plus d'information sur les débits que les caractéristiques du bassin.
- Parajka et al. (2005) ont comparé des méthodes de régionalisation sur 320 bassins en Autriche. L'approche de krigeage a été la plus performante. La seconde méthode fournissant des bonnes performances, suit une approche similaire, en transposant l'ensemble des paramètres du modèle à partir d'un bassin similaire par ses caractéristiques géologiques et physiques.

1.7 Conclusion sur les efforts menés sur l'estimation des paramètres sur des bassins non jaugés

La procédure plus usuelle est le transfert de l'information de bassins versants voisins au bassin étudié qui est généralement réalisé après une régionalisation préalable.

Des nombreuses méthodes de régionalisation ont été proposées dans la littérature pour déterminer les paramètres d'un modèle sur les sites non jaugés. Nous citons ici quelques remarques qui nous ont paru importantes :

- Parmi les procédures les plus largement utilisées, on trouve les régressions liant les paramètres du modèle aux caractéristiques physiographiques mesurables du bassin. Toutefois, les régressions ne sont pas toujours très claires à interpréter et des précautions doivent par conséquent être prises en interprétant la signification physique des descripteurs du paramètre trouvés par des régressions.

- La considération des similarités entre bassins a été, en général, explorée par un voisinage entre bassins (études menées dans une zone où des sous-bassins sont considérés). Les limites géographiques ne sont pas les mêmes que celles correspondant à une même réponse hydrologique.

- L'intérêt de créer une famille de modèles à différents pas de temps a été démontré avec des résultats très encourageants. Mais il reste à effectuer la régionalisation sur les modèles à grand pas de temps.

- Il semble que les approches basées sur une proximité spatiale (voisinage de bassins) fournissent de meilleures performances que celles basées sur les attributs physiographiques des bassins (analyse de régressions).

Généralement les modèles appliqués sur des bassins non jaugés ne sont pas assez performants.

Il faudra donc veiller à bien définir les performances annoncées sur les bassins non jaugés. Il est probable que cette thèse mette, comme la plupart des études précédentes, l'accent sur la similarité entre bassins.

Chapitre 2

Chapitre 2

Échantillon de données

L'analyse des approches proposées dans cette recherche pour déterminer les paramètres d'un modèle pluie-débit (au pas de temps journalier) sur des bassins non jaugés, est réalisée sur un large échantillon de données, comptant 1111 bassins versants. Cet échantillon a été rassemblé pendant les travaux de cette recherche. Il est important de signaler que dans tous les travaux réalisés dans cette recherche, nous avons pris soin d'utiliser l'ensemble de l'échantillon de bassins versants pour étudier les différentes approches développées dans les chapitres suivants. L'objectif est ainsi de garantir, une homogénéité et une robustesse pour tous les résultats des analyses effectuées.

Notre échantillon comprend des bassins présentant des caractéristiques physico-climatiques très diverses. Ces bassins sont situés dans six pays qui se trouvent dans quatre continents différents[1]. Ils sont répartis comme suit :

En Afrique :	10 bassins versants en Côte d'Ivoire
En Amérique :	4 bassins versants au Brésil
	500 bassins versants aux États Unis
	260 bassins versants au Mexique
En Europe :	305 bassins versants en France
En Océanie :	32 bassins versants en Australie

Les bassins situés en France, en Australie, en Côte d'Ivoire, au Brésil et une partie des bassins situes aux États Unis ont été déjà utilisés dans d'autres recherches réalisées au Cemagref. Ainsi, cette partie de l'échantillon a été constituée progressivement par Edijatno (1991), Makhlouf (1994), Chiew et McMahon, (1994), Nascimento (1995), Baudez (1997), Edijatno et al. (1999), Loumagne et al. (1999), Perrin (2000) et Andréassian 2002).

Les données des 428 bassins MOPEX correspondant aux États Unis ont été acquis grâce à la participation de l'équipe d'hydrologie du Cemagref d'Antony au projet MOPEX (voir Annexe A). Les bassins du Mexique ont été fournis par la Commission Nationale de l'Eau du Mexique.

Pour chacun des bassins, quatre types de données traditionnelles utilisées en modélisation pluie-débit ont été rassemblés. Au niveau des données physiques, nous ne disposons que de la **superficie.** Au niveau climatique, nous disposons des séries de données journalières de **pluie** et d'évapotranspiration potentielle. Au niveau hydrométrique, nous disposons pour chaque bassin de séries de données journalières de **débit.**

Nous présentons les bassins par ordre décroissant du nombre de bassins par pays. Dans l'Annexe B, figure une liste avec le nom, le code, les périodes disponibles des séries de

[1] Dans l'hémisphère Nord, ce que nous appelons « hiver » comprend les mois de novembre-avril, tandis que dans l'hémisphère sud, l'hiver comprend les mois de mai à octobre.

données journalières (de pluie, de débit et d'évapotranspiration potentielle), la superficie, et quatre caractéristiques physio-climatiques des bassins.

2.1 Bassins versants situés aux Etats Unis

Les données des 500 bassins versants situés aux États Unis ont comme origine deux sources différentes : 36 bassins proviennent de la base de données de l'*Agricultural Research Service* (ARS) (Thurman et Roberts, 1995) et les données de 464 bassins versants ont été fournies par le *Model Parameter Estimation Experiment* (MOPEX) (Cong et al., 2004).

Les bassins sont très variés, en raison de la diversité des climats sur le territoire des États Unis (9 364 000 km^2). Le climat est tropical en Floride et à Hawaii, méditerranéen au sud de la Californie, continental humide dans les États du Nord-est. Les Grandes Plaines à l'ouest de la rivière Mississippi présentent un climat semi-aride, tandis que le Grand Bassin du sud-ouest est aride. Dans le nord-ouest, les basses températures hivernales sont parfois atténuées, en janvier et février, par des vents chauds qui soufflent depuis les pentes orientales des Montagnes Rocheuses.

Les pluies sont intenses dans la région nord-ouest, proche de l'Océan Pacifique, et elles sont plus faibles dans les zones du sud-est.

Données des bassins MOPEX

La participation de l'équipe d'hydrologie du Cemagref d'Antony au projet MOPEX nous a permis d'accéder à des données de pluie, de débit et d'évapotranspiration de 464 bassins versants[2]. L'Annexe A présente un résumé du but du projet MOPEX. La superficie des bassins MOPEX varie entre 2030 et 10330 km².

Données des bassins ARS

Les 36 bassins versants ARS sont de petite taille, leur superficie varie de 0.1 à 300 km² et il s'agit de bassins expérimentaux.

Perrin (2002, 2003) a utilisé ces bassins dans son approche comparative des modèles globaux pluie-débit, il a calculé les moyennes pondérées des stations pluviométriques disponibles. Perrin a calculé l'évapotranspiration potentielle avec la formule de Hargreaves et Samani (1992).

Les sites des exutoires des bassins MOPEX et ARS sont montrés dans la Figure 2.1.

[2] Perrin (2002 ;2003) a utilisé 36 de ces bassins MOPEX dans son approche comparative des modèles globaux pluie-débit.

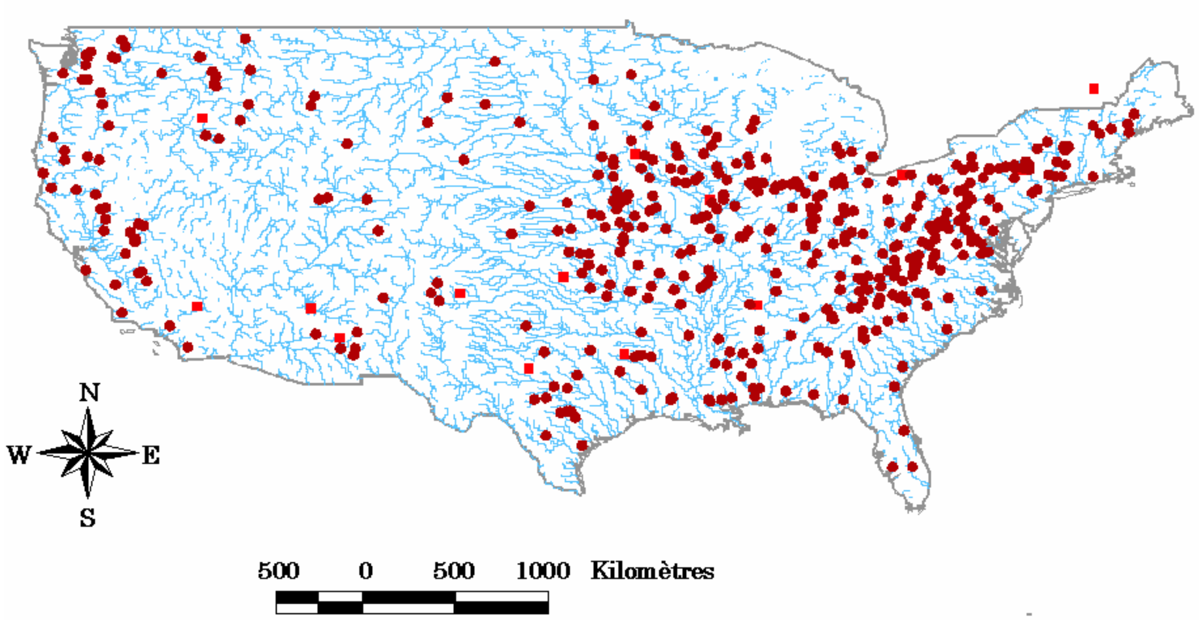


Figure 2.1 : Localisation des 500 exutoires des bassins versants sur le territoire des États Unis (le symbole ● indique les bassins MOPEX et ■ indique les bassins ARS).

2.2 Bassins versants situés en France

Nous disposons de 305 bassins français qui ont été utilisés par Perrin (2000) dans son étude de comparaison des modèles pluie-débit. Ils sont répartis dans les six Agences de l'Eau : 3 basins en *Artois-Picardie*, 56 bassin en *Seine-Normandie*, 65 en *Loire-Bretagne*, 31 bassins sur *Rhin-Meuse*, 61 bassins en *Adour-Garone* et 91 bassins en *Rhône-Méditerranée-Corse*.

Les données de débit proviennent de la banque de données HYDRO du Ministère de l'Environnement, les données de pluie et dévapotranspiration potentielle ont été fournies par Météo-France[3].

La France a un climat tempéré à dominante océanique. On peut distinguer quatre types de climat : océanique typique, océanique de transition, de montagne et méditerranéen. Les températures et les précipitations sont modérées, il peut se présenter des phénomènes climatiques extrêmes mais ils sont assez rares. Les régimes sont très variés, en montagne les cours d'eau sont alimentés des eaux printanières et quelques-uns ont une alimentation glaciaire. Les cours d'eau méditerranéens sont plus irréguliers, avec des étiages très prononcés et des crues violentes généralement en automne. Les hautes eaux se présentent en hiver.

La répartition des exutoires des bassins situés en France se trouve dans la Figure 2.2.

[3] Pour ces bassins, Perrin (2000) a retenu 740 postes pluviométriques (en fonction de leur localisation par rapport aux bassins étudiés). Les données de l'ETP ont été calculées avec la formule de Penman (1948).

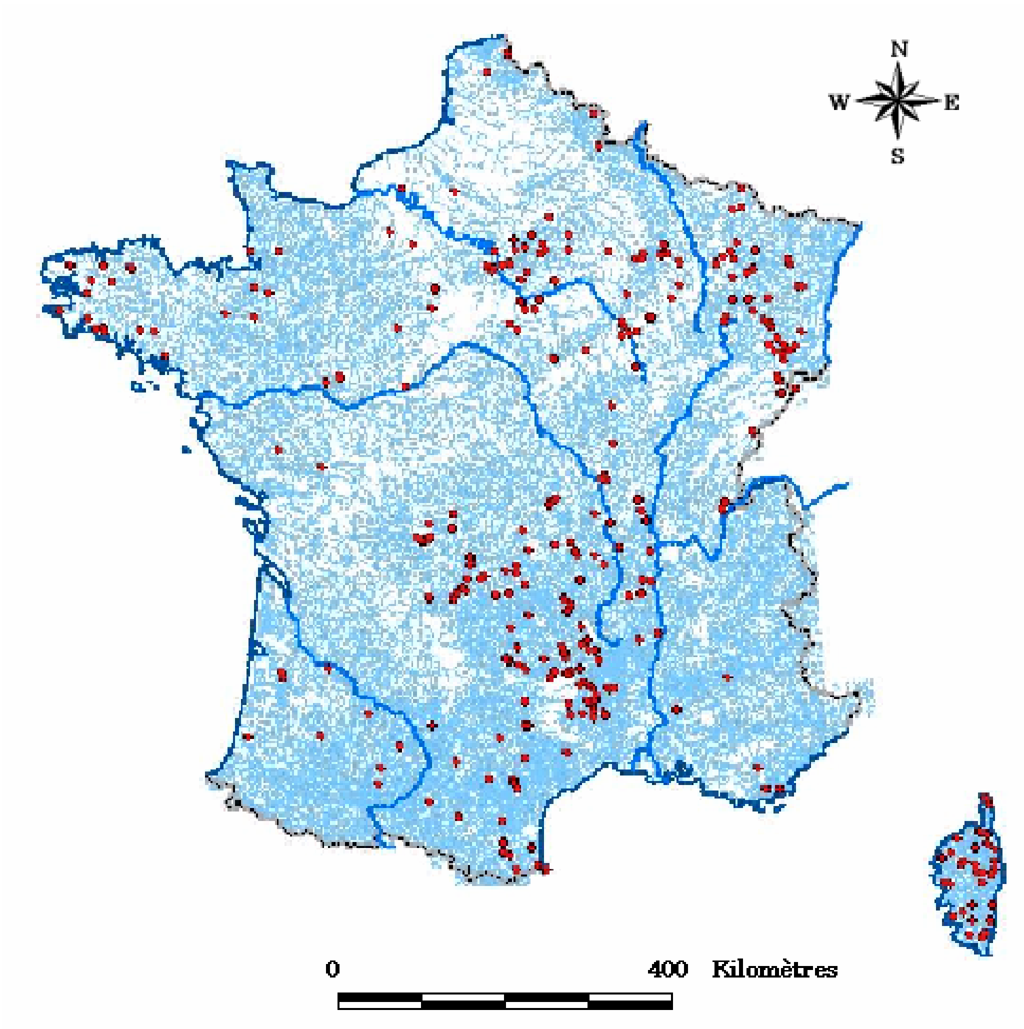


Figure 2.2 : Localisation des 305 exutoires des bassins versants sur la France.

2.3 Bassins versants situés au Mexique

Les données des 260 bassins mexicains ont été fournies par la *Comision Nacional de Agua* (CNA) qui appartient au Ministère de l'Environnement et des Ressources Naturelles du Mexique.

Les données hydrométriques journalières utilisées sont issues de la banque de données du *Banco Nacional de datos de Aguas Superficiales* (BANDAS) créée par l'*Instituto Mexicano de Tecnología del Agua* (IMTA) pour la CNA. Des 2014 stations hydrométriques disponibles, nous avons extrait 260 stations, en faisant attention de ne pas retenir de stations avec des stockages d'eau en amont ou n'atteignant pas le minimum nécessaire de postes pluviométriques (Schaake et al., 2000).

Les données pluviométriques proviennent de la banque de données climatologiques ERIC de la CNA qui regroupe les données des postes pluviométriques et les stations climatologiques répartis sur le territoire mexicain.

L'évapotranspiration potentielle a été calculée avec la formule proposée par Oudin (2004), qui présente un progrès par rapport à la formule de Penman pour la modélisation hydrologique.

Les exutoires des bassins mexicains retenus sont montrés dans la Figure 2.3.

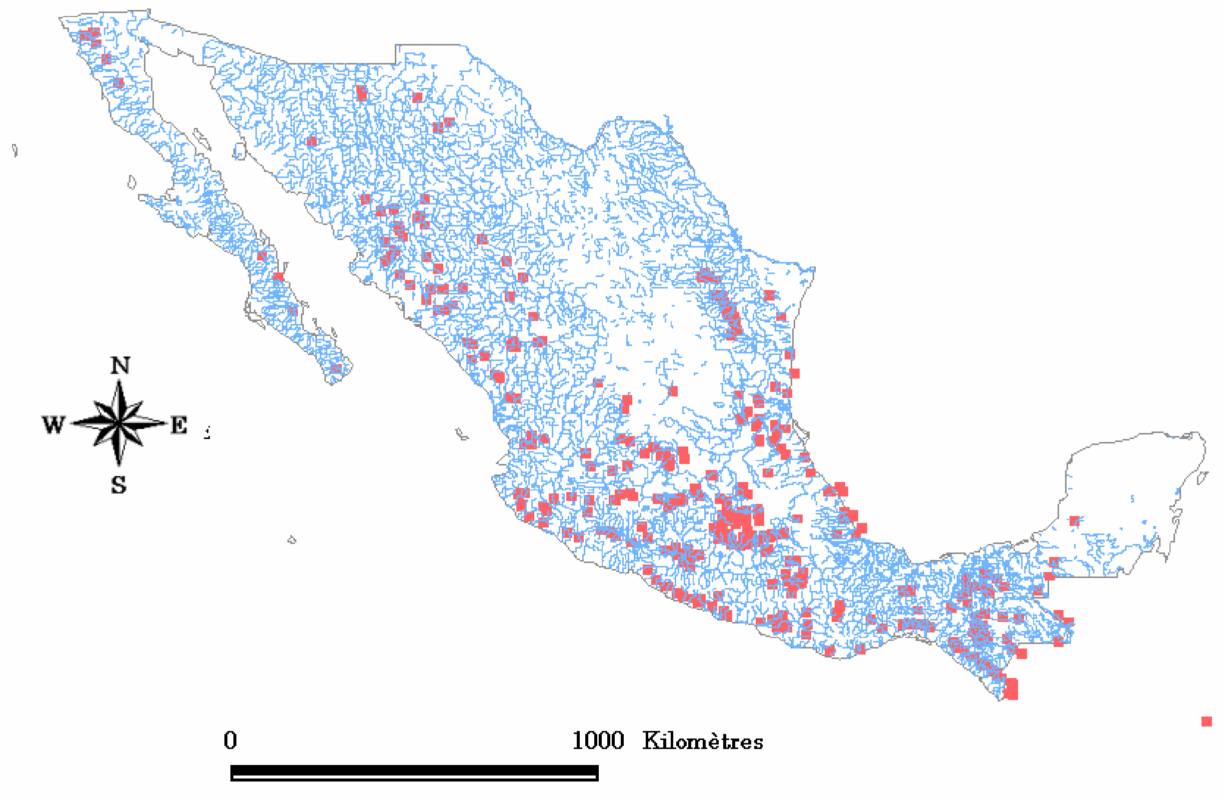


Figure 2.3 : Localisation des 260 exutoires des bassins versants sur le Mexique.

2.4 Bassins versants situés en Australie

Les 32 bassins situés en Australie proviennent de l'*Australian Bureau of Meteorology*. Les données de précipitation sont des moyennes de bassin et l'évapotranspiration potentielle a été estimée avec la formule de Morton (1983).

L'Australie a un climat chaud et sec, les températures sont élevées et les précipitations faibles. Une grande partie du territoire de l'Australie est aride, la zone tropicale présente une sécheresse pendant la saison la plus chaude. Elle compte aussi une partie où le climat est tempéré et une autre partie est de type méditerranéen.
La répartition des exutoires des bassins australiens est illustrée à la Figure 2.4.

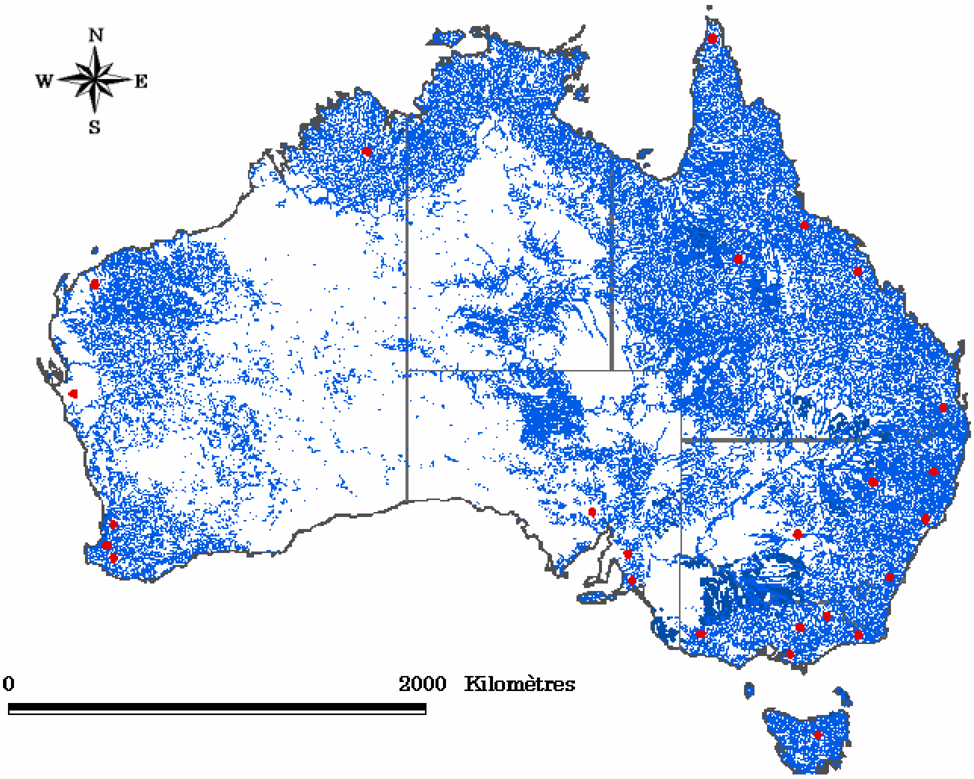


Figure 2.4 : Localisation des 32 exutoires des bassins versants sur l'Australie.

2.5 Bassins versants situés en Côte d'Ivoire

Les 10 bassins versants de Côte d'Ivoire ont été aussi utilisés par Perrin (2000) et ils sont le produit d'une étude menée par l'Institut de Recherche pour le Développement (IRD) à Abidjan.

L'évaporation potentielle a été calculée avec la formule de Penman (1948).

Le climat en Côte d'Ivoire varie en fonction du Front Intertropical, le sud est très humide et le nord est plus sec avec les saisons moins marquées. La Figure 2.5 montre les exutoires des 10 bassins ivoiriens.

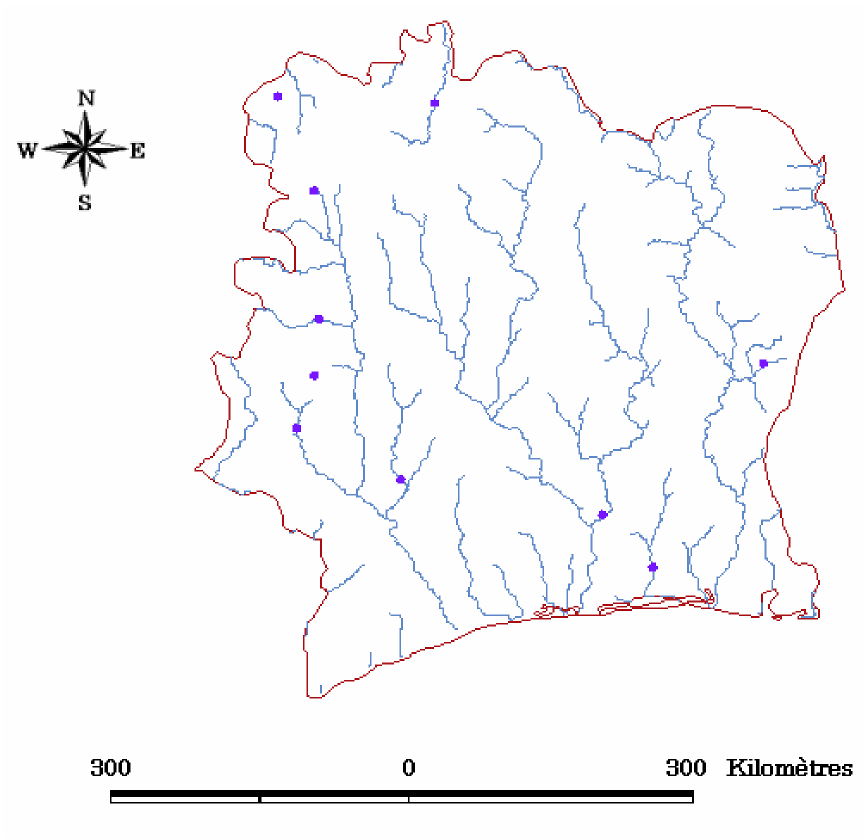


Figure 2.5 : Localisation des 10 exutoires des bassins versants sur la Côte d'Ivoire.

2.6 Bassins versants situés au Brésil

Les 4 bassins du Brésil proviennent de l'Université de Minas Gerais, Belo Horizonte[4].

Les précipitations annuelles sur la zone d'étude excède 1300 mm, l'évapotranspiration potentielle moyenne varie entre 60 mm en juillet et août et 110 mm en décembre et janvier, la température moyenne varie entre 17° en période sèche à 24° en saison humide.

Les bassins apparaissent dans la Figure 2.6.

[4] D'après une étude menée par Melo et Nascimento (1999) et ils ont été utilisés par Perrin (2000)

Figure 2.6 : Localisation des exutoires des 4 bassins versants sur le Brésil.

2.7 Caractéristiques des bassins

La diversité hydro-climatique de notre échantillon peut être appréciée par les caractéristiques physico-climatiques dont nous disposons pour chacun des 1111 bassins versants de l'échantillon et que nous utiliserons au cours de notre recherche :

La superficie, S [km^2]
La pluie moyenne journalière, $\overline{P}$ [mm]
L'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, ETP [mm]
La probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, PBP

Avec l'objectif de disposer de plus de renseignements sur la grande variabilité des climats de l'échantillon étudié, nous présentons ici d'autres paramètres climatiques :

Le coefficient d'irrégularité de pluie, $CP = 100\dfrac{Pmx - Pmn}{\overline{Pm}}$ [%]

où Pmx est la pluie mensuelle moyenne du mois le plus pluvieux, Pmn la pluie mensuelle moyenne du mois le moins pluvieux et Pm la pluie moyenne mensuelle.

Le rendement du bassin, $R = \frac{Qa}{Pa}$ [%]

où Qa est le débit annuel moyen et Pa la pluie annuelle moyenne.

L'indice d'aridité, $R = \frac{ETPa}{Pa}$ [%]

où $ETPa$ est l'évapotranspiration potentielle annuelle moyenne.

Dans la Figure 2.7, on observe pour les bassins de chacun des pays[5] les débits annuels moyens en fonction des pluies moyennes annuelles. Ce graphique montre la diversité de comportements hydrologiques des bassins, avec des pluies annuelles moyennes de 200 à 4150 mm dans l'ensemble de l'échantillon (y compris dans l'échantillon du Mexique). Les débits annuels varient de 0.1 à 4900 mm.

Les Figure 2.8 à 2.15 montrent les distributions des paramètres hydro-climatiques présentés précédemment.

[5] Par la suite nous nommons comme « échantillon-pays » l'un des six sous-échantillons définis par les bassins de chacun des pays.

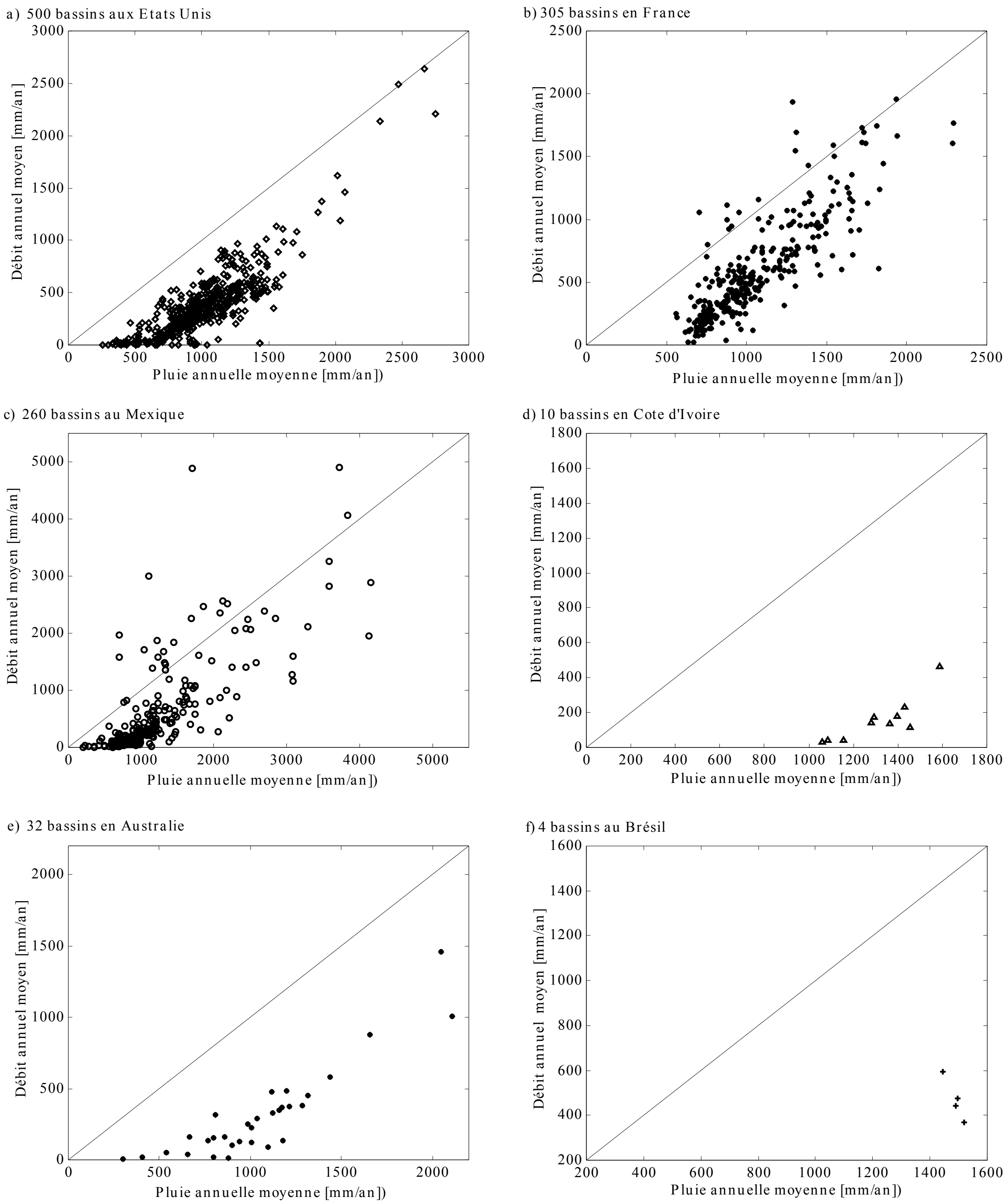


Figure 2.7 : Pluie et débit annuels moyens pour les 1111 bassins de l'échantillon

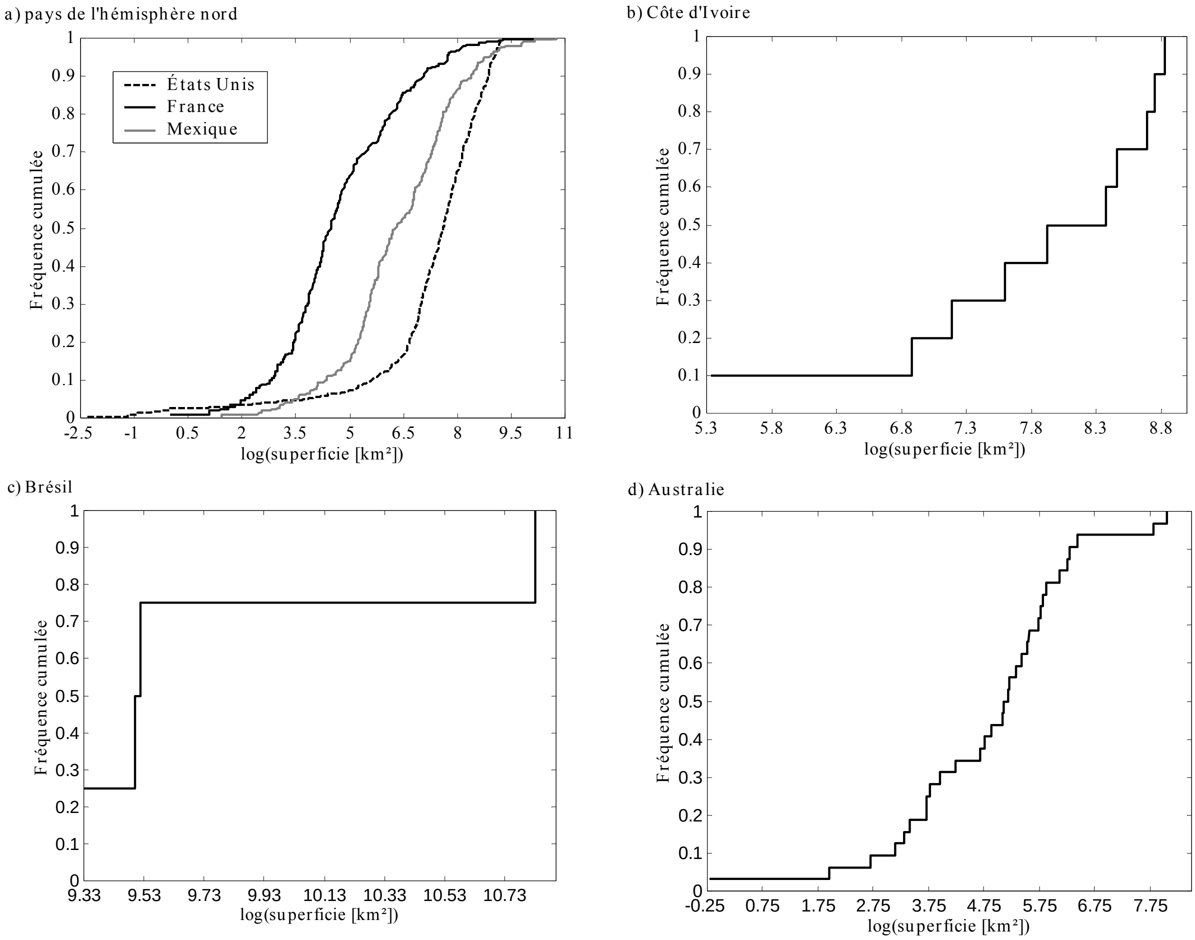


Figure 2.8 : Distribution des superficies des 1111 bassins de l'échantillon

Les distributions des superficies des bassins situés sur trois pays de l'hémisphère nord figurent dans un même graphique. Des graphiques indépendants sont présentés pour la Côte d'Ivoire, le Brésil et l'Australie.

La taille des bassins de l'échantillon varie de 0,1 à 50600 km², avec une superficie médiane de 854 km² et une moyenne de 2000 km². 10% des bassins de l'échantillon ont une superficie inférieure à 150 km² et 20% des bassins ont une superficie supérieure à 3000 km². Les 4 bassins du Brésil sont parmi les plus grands, avec des superficies de 11300 à 50600 km². En France le bassin de la Seine à Paris fait 43800 km² et au Mexique le bassin de l'Usumacinta à Boca del Cerro fait 47700 km².

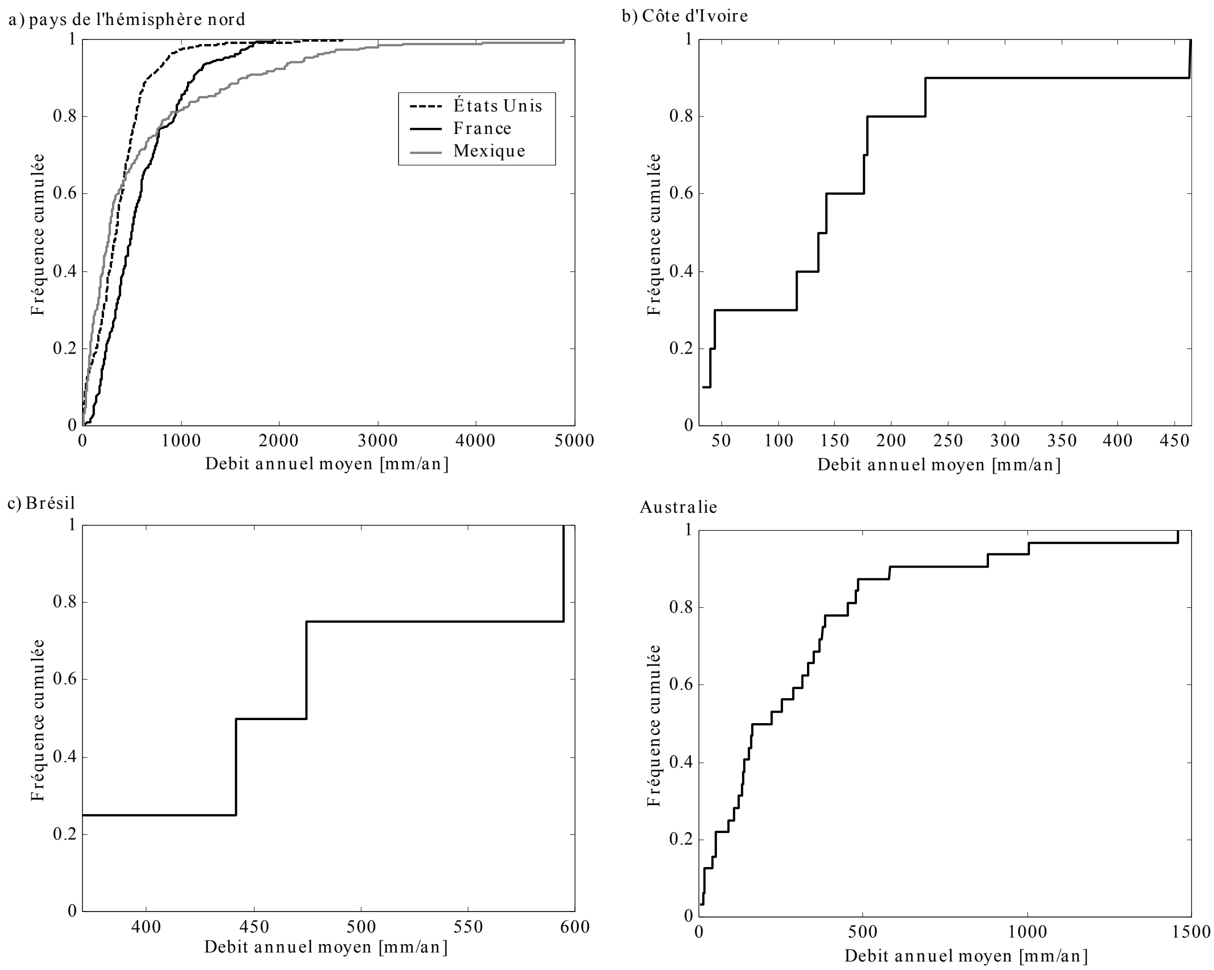


Figure 2.9 : Distribution du débit annuel moyen des 1111 bassins de l'échantillon

Le débit moyen sur les bassins de l'échantillon est très varié, il peut même être presque nul sur le bassin expérimental *Walnut Gulc*h aux États Unis et par exemple, d'environ de 4900 mm/an sur la station *Platanar* au sud du Mexique. La médiane du débit annuel moyen sur l'ensemble de l'échantillon est de 360 mm/an. 20% des bassins de l'échantillon ont un débit annuel inférieur à 200 mm/an tandis que 20% des bassins ont débit annuel supérieur à 700 mm/an.

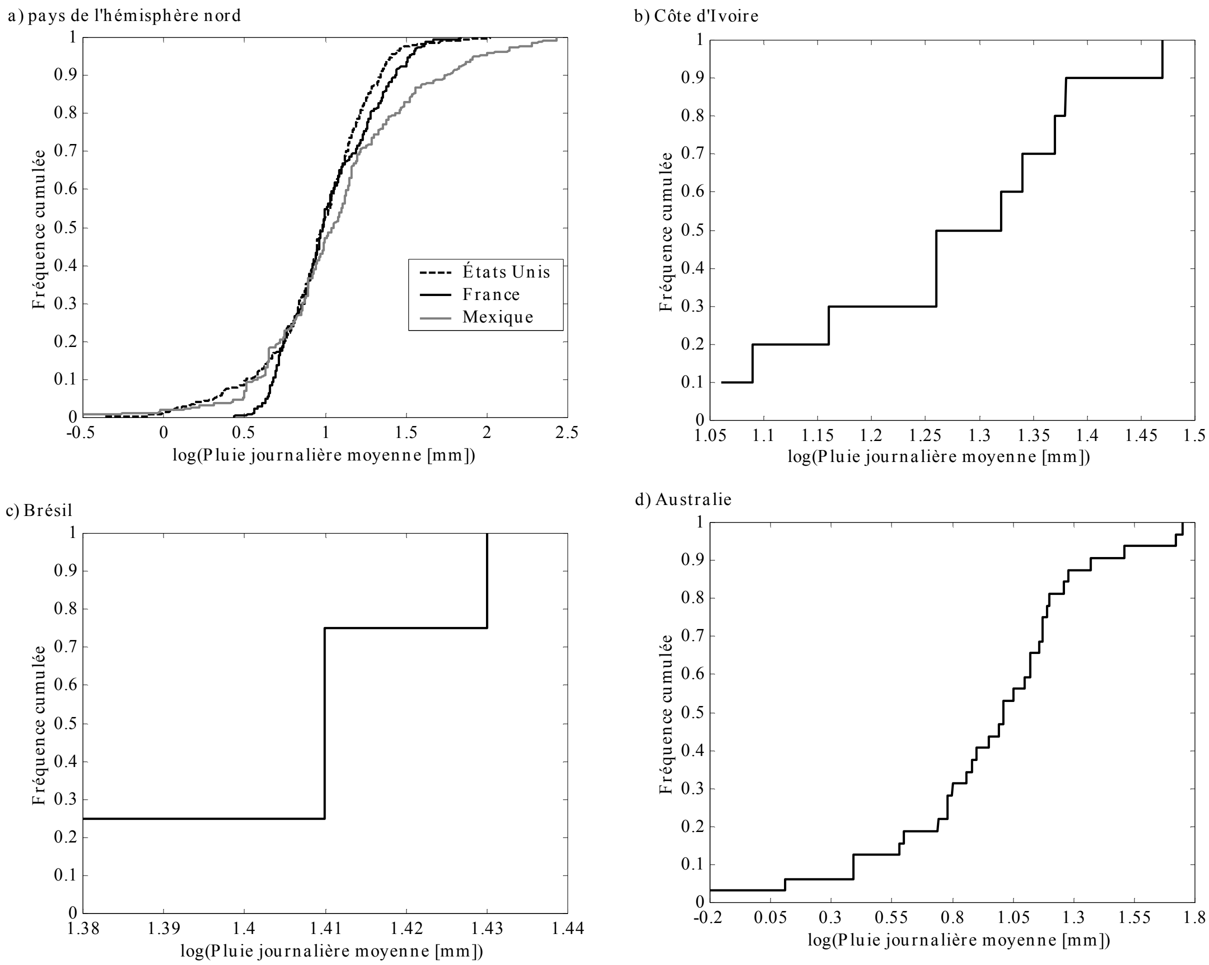


Figure 2.10 : Distribution de la pluie journalière moyenne des 1111 bassins de l'échantillon

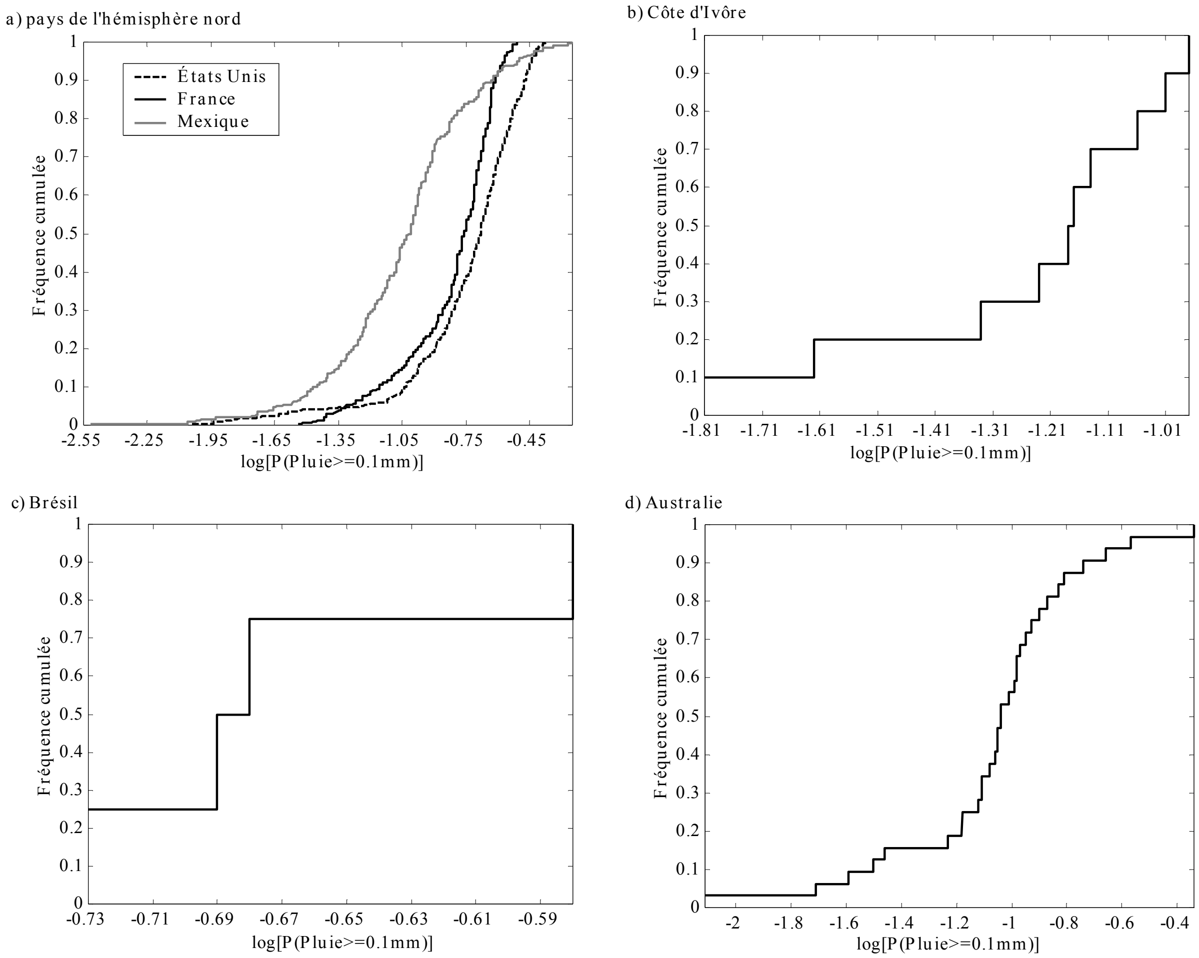


Figure 2.11 : Distributions de la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm sur les 1111 bassins de l'échantillon

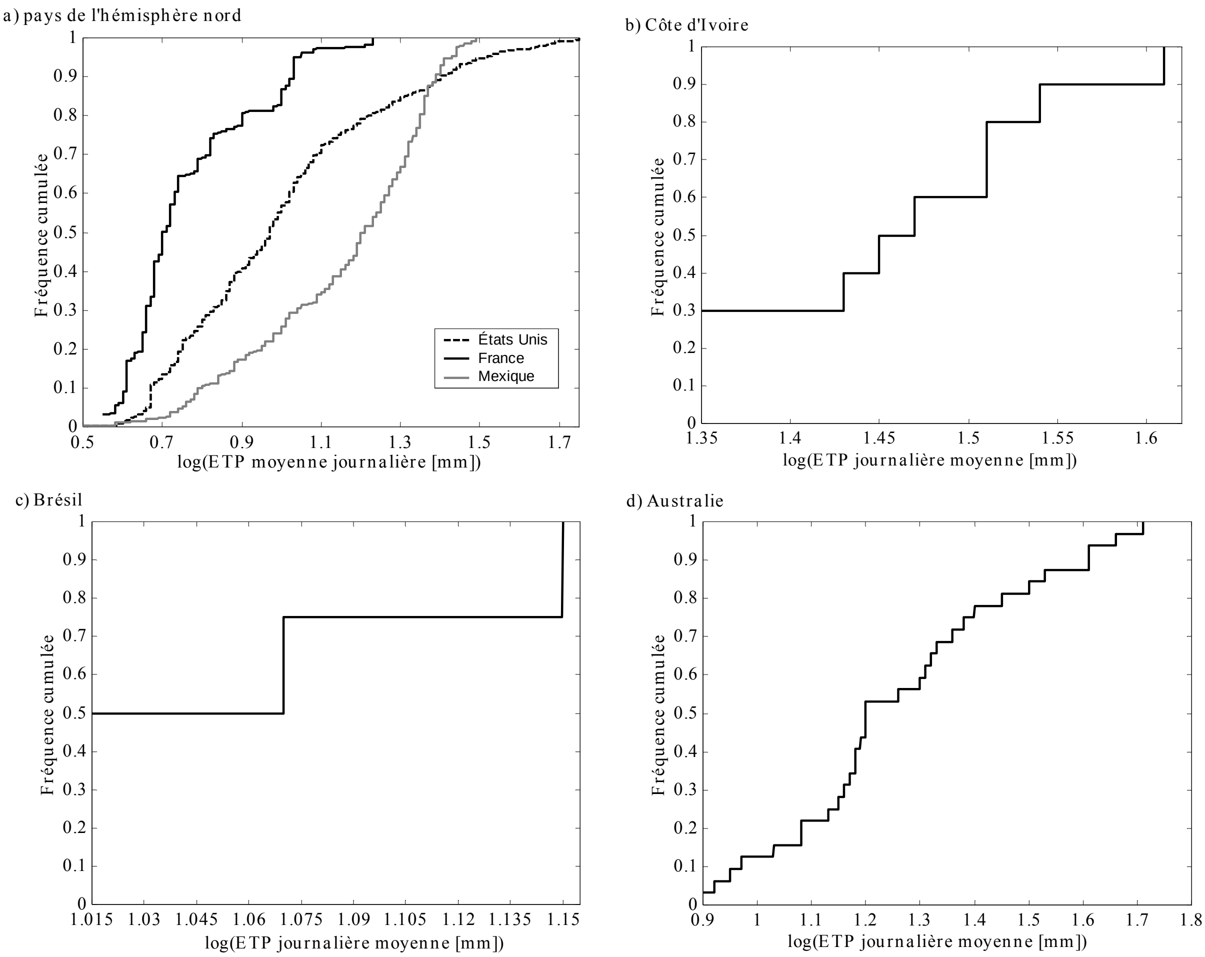


Figure 2.12 : Distributions de l'ETP journalière moyenne des 1111 bassins de l'échantillon

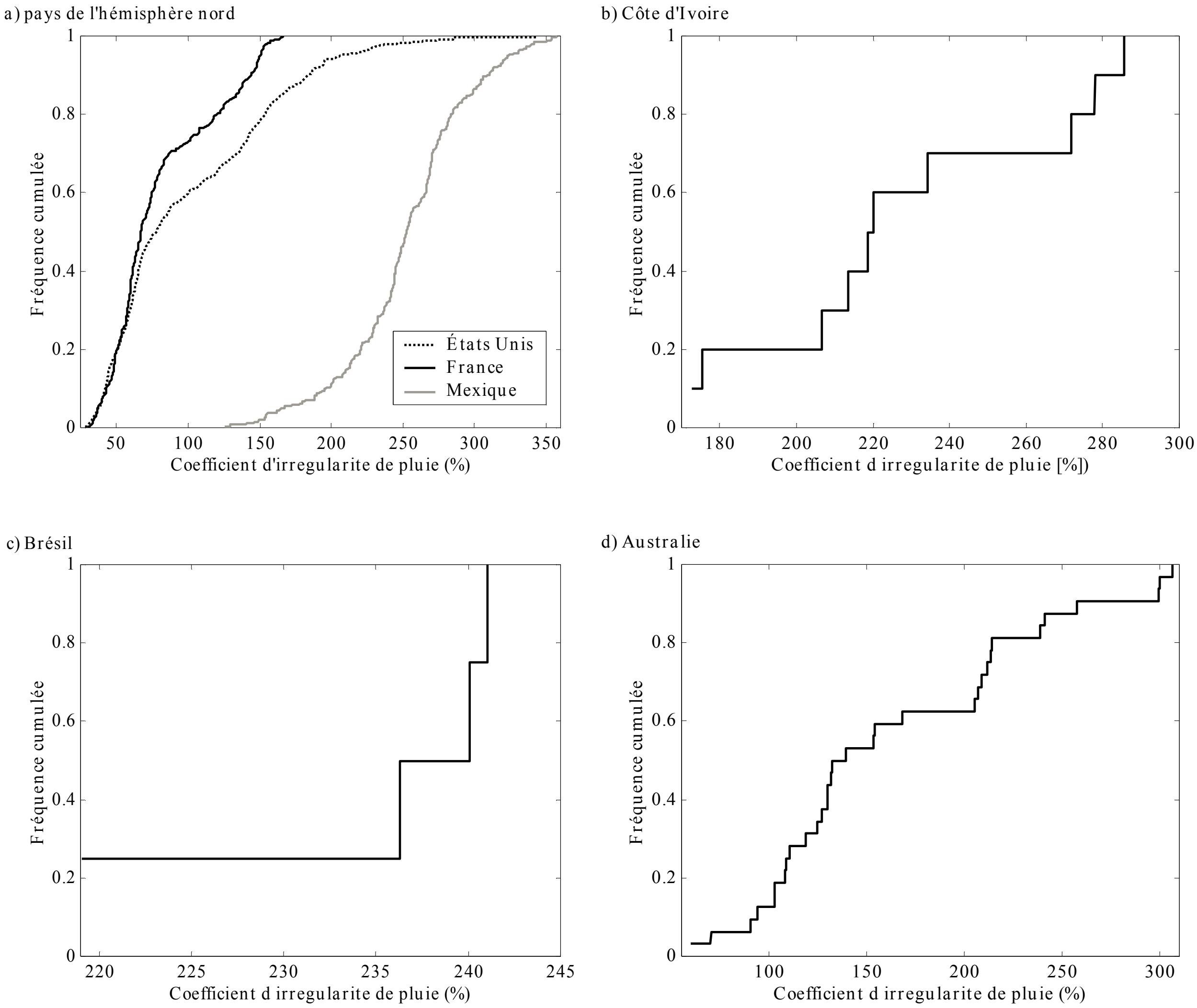


Figure 2.13 : Distributions du coefficient d'irrégularité de pluie des 1111 bassins de l'échantillon.

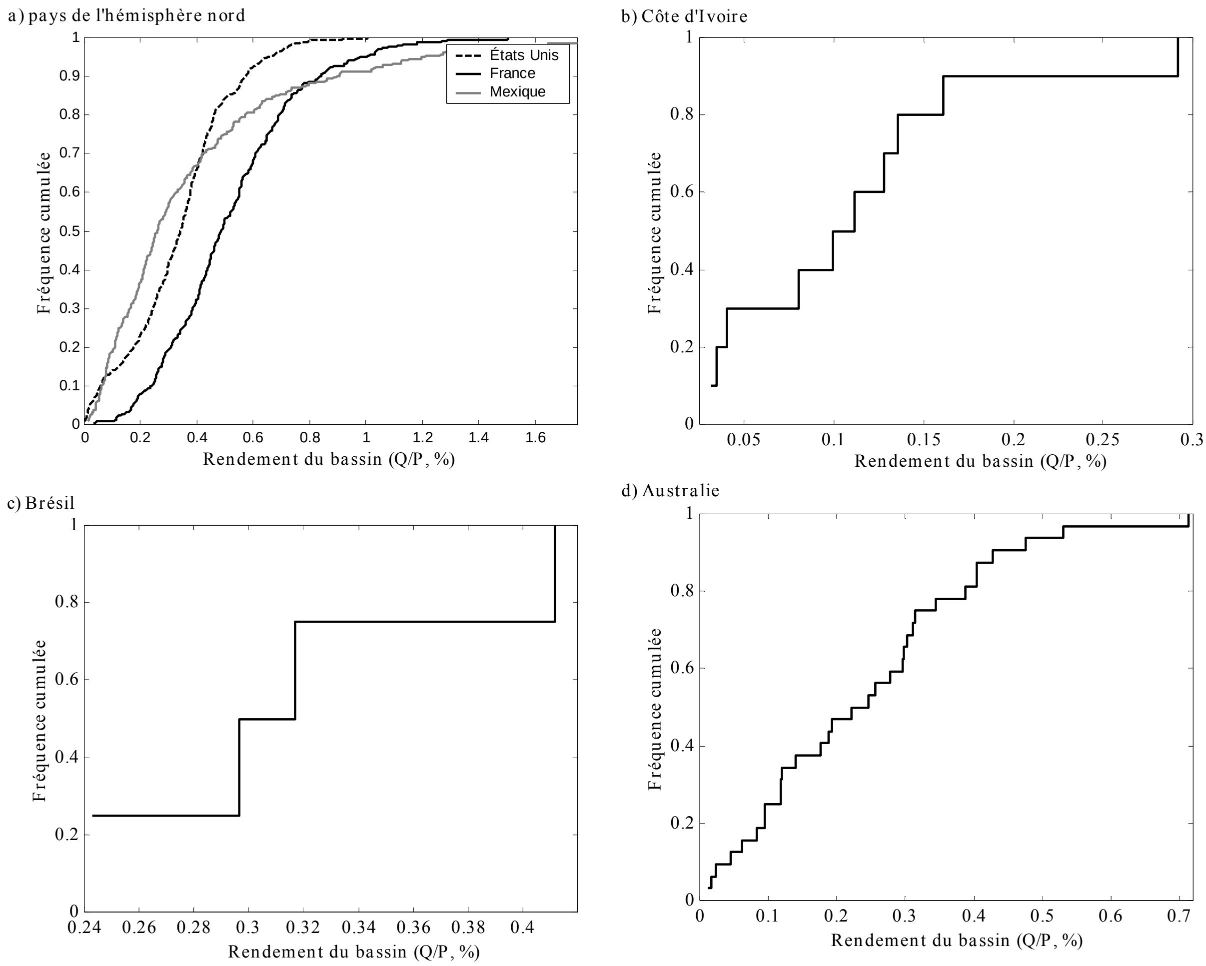


Figure 2.14 : Distributions du rendement des 1111 bassins de l'échantillon.

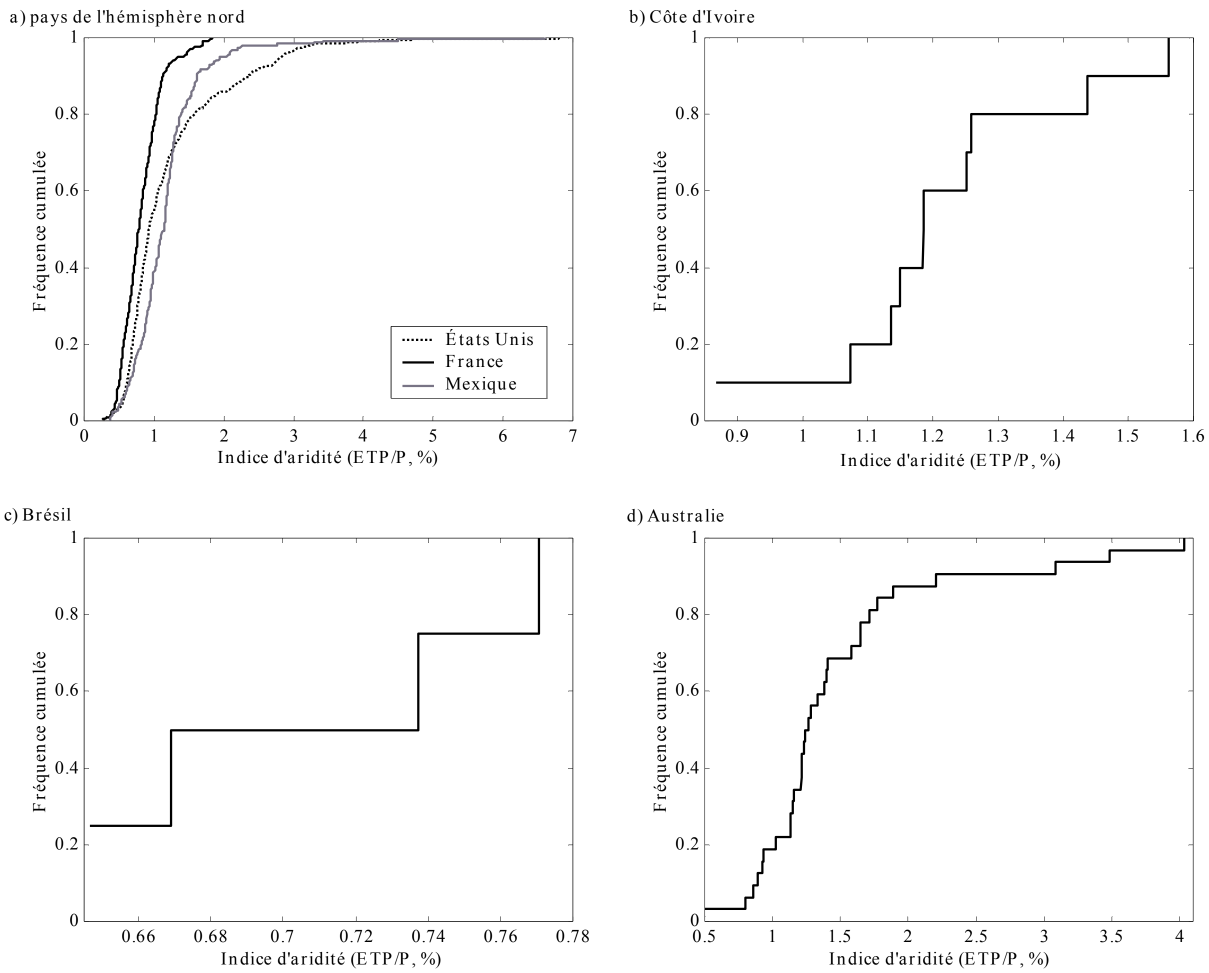


Figure 2.15 : Distributions de l'indice d'aridité des 1111 bassins de l'échantillon.

2.8 Conclusions sur l'échantillon de données

Nous disposons d'un échantillon de 1111 bassins versants répartis sur les États Unis, la France, le Mexique, l'Australie, la Côte d'Ivoire et le Brésil. Cet échantillon regroupe une grande variabilité de conditions hydro-climatiques qui va conférer à la méthode d'évaluation des paramètres d'un modèle pluie-débit, une grande généralité.

Chapitre 3

Chapitre 3

Choix des modèles pluie-débit pour l'estimation des paramètres sur des bassins non jaugés

Au pas de temps journalier, Perrin (2000) a démontré que le modèle GR4J était un des meilleurs modèles de la littérature hydrologique actuelle. Notre thèse porte essentiellement sur l'estimation des paramètres de ce modèle sur des bassins non jaugés. Toutefois, il nous a semblé intéressant de voir comment les problèmes que nous allions rencontrer évoluaient avec le nombre de paramètres et la structure du modèle.

Pour satisfaire cet objectif, nous nous sommes contentés de tester les nouvelles approches avec sept modèles appartenant à deux familles de modèles :

- La famille des modèles GR (Génie Rural) qui a été développée au Cemagref-Antony.
- La famille TOPMO (dérivé de TOPMODEL : TOPography-based hydrological MOdel) dont le modèle d'origine TOPMODEL (qui n'est pas utilisé dans notre recherche) est très souvent évoqué dans les travaux de recherche en hydrologie.

Un des intérêts de notre travail est d'analyser l'influence de la complexité d'un modèle sur les approches étudiées. Les modèles retenus ont, pour la famille GR : 1, 2, 3 et 4 paramètres et pour la famille TOPMO : 5, 6 et 8 paramètres.

Les modèles à 4 et à 8 paramètres ont été utilisés dans de nombreuses recherches (par exemple, Perrin, 2000 ; Oudin, 2004), leurs performances ont toujours été élevées. Le modèle à 3 paramètres a été largement analysé dans une thèse sur la prévision de crues (Tangara, 2005). Les autres modèles ont été conçus ici dans le but de satisfaire l'objectif de notre recherche sur l'influence de la complexité d'un modèle[6].

3.1 Architecture des modèles appartenant à la famille GR

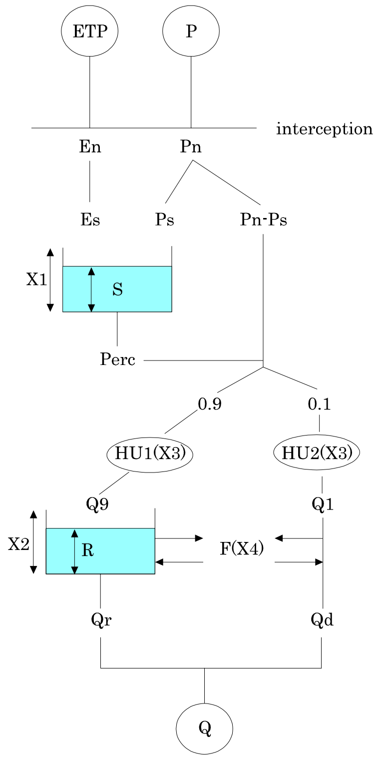
Le modèle GR4J (modèle du Génie Rural à 4 paramètres Journalier) a été développé au Cemagref et a dans ses domaines d'application, la modélisation pluie-débit à peu de paramètres en vue d'une utilisation sur des bassins versants non-jaugés. Ce modèle a été progressivement amélioré par Nascimento (1995), Edijatno et al. (1999) jusqu'à la version actuelle par Perrin et al. (2003). Les relations explicatives obtenues par Perrin (2000), pour la prédétermination des quatre paramètres intervenant dans la dernière version, sont présentées par la suite.

[6] Une démarche empirique a été suivie pour mettre au point les versions des modèles GR1J, GR3J, TOPMO5 et TOPMO6 qui ont été testés sur l'ensemble de l'échantillon de bassins. Ces structures sont présentées dans la Annexe 3.1 et 3.2.

L'architecture détaillée du modèle GR4J est présentée dans l'Annexe C. Ici nous présentons les paramètres des modèles dans l'ordre décroissant du nombre de paramètres.

Après un schéma simplifié de chacun des modèles, on présente dans les Tableaux 3.1 à 3.7, des résultats statistiques sur les paramètres suite au calage de chaque modèle sur les 1111 bassins versants décrits dans le chapitre précédent. Ces résultats statistiques vont constituer ce que nous appelons par la suite, notre connaissance *a priori* sur les paramètres du modèle. Les distributions correspondant aux paramètres des modèles sont présentées après ces valeurs statistiques.

Modèle GR4J



X1 = capacité maximale du réservoir de production

X4 = coefficient d' échanges souterrains

X2 = capacité maximale du réservoir de routage

X3 = temps de base de l' hydrogramme unitaire

Figure 3.1 : Schéma et paramètres de la structure du modèle GR4J

Pour conserver un domaine de variation similaire pour tous les paramètres, nous leur avons appliqué des transformations. Les paramètres transformés varient dans l'intervalle]-10 ;+10[. L'algorithme d'optimisation utilise ces valeurs transformées.

Les paramètres réels sont obtenus à partir des valeurs transformées de la façon suivante :

$$X1 = e^{x_1}$$

$$X2 = e^{x_2}$$

$$X3 = 5 + 0.45x_3$$

$$X4 = \sinh(x_4)$$

où x_1, x_2, x_3 et x_4 ont pour caractéristiques statistiques les valeurs affichées dans le Tableau 3.1. Les distributions des paramètres sont illustrées à la Figure 3.2.

Connaissance *a priori*	Paramètre transformé			
	x_1	x_2	x_3	x_4
valeur moyenne	6.20	3.88	-6.11	-0.09
écart-type	1.09	1.49	3.66	1.72
Régressions*	$x_1 = 5.77 + 0.02\,\mathbf{log}(\boldsymbol{S}) - 0.15\,\mathbf{log}(\boldsymbol{PBP}) - 0.11\,\mathbf{log}(\boldsymbol{ETP}) + 0.3\,\mathbf{log}(\overline{\boldsymbol{P}})$ $x_2 = 2.81 + 0.03\,\mathbf{log}(\boldsymbol{S}) - 0.92\,\mathbf{log}(\boldsymbol{PBP}) - 1.48\,\mathbf{log}(\boldsymbol{ETP}) + 1.53\,\mathbf{log}(\overline{\boldsymbol{P}})$ $x_3 = -8.04 + 0.39\,\mathbf{log}(\boldsymbol{S}) + 0.86\,\mathbf{log}(\boldsymbol{PBP}) + 0.65\,\mathbf{log}(\boldsymbol{ETP}) - 0.39\,\mathbf{log}(\overline{\boldsymbol{P}})$ $x_4 = 1.32 - 0.07\,\mathbf{log}(\boldsymbol{S}) + 1.42\,\mathbf{log}(\boldsymbol{PBP}) + 0.36\,\mathbf{log}(\boldsymbol{ETP}) - 0.1\,\mathbf{log}(\overline{\boldsymbol{P}})$			

*Les régressions ont été obtenues avec 4 variables physico-climatiques retenues dans le chapitre précédent[7] :
la superficie du bassin, $\boldsymbol{S}$
la pluie journalière moyenne, $\overline{\boldsymbol{P}}$
l'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, $\boldsymbol{ETP}$
la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, $\boldsymbol{PBP}$

Tableau 3.1 : Statistiques sur les paramètres du modèle GR4J, suite au calage sur les 1111 bassins versants de notre échantillon.

[7] Les relations considèrent le logarithme lépérien.

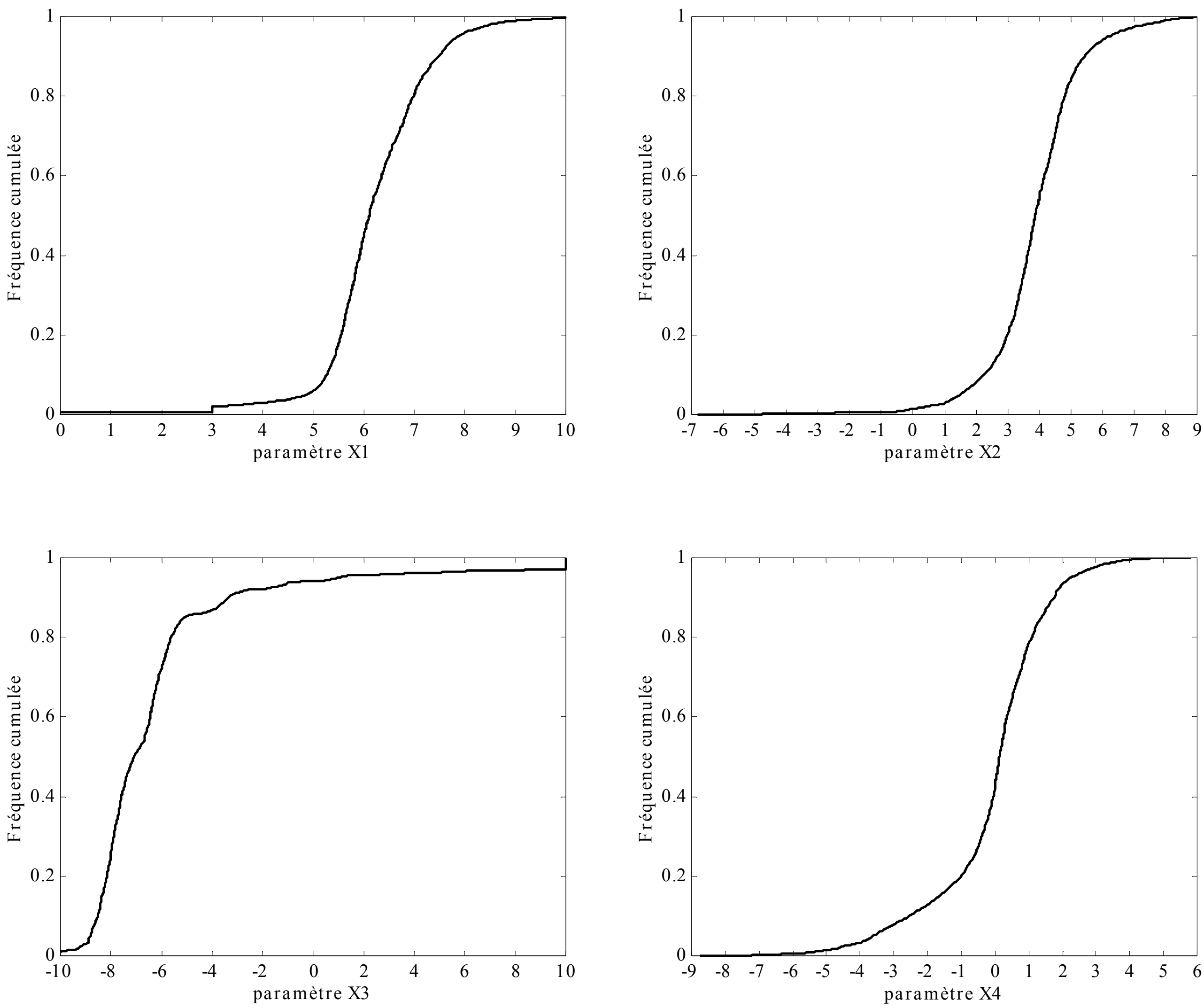
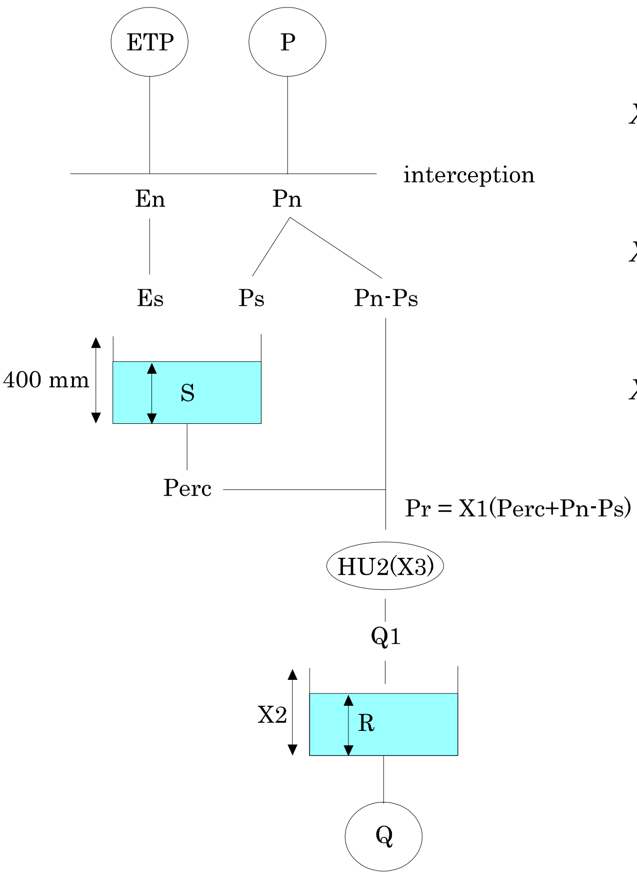


Figure 3.2 : Distribution des paramètres du modèle GR4J sur les 1111 bassins versants de l’échantillon.

Modèle GR3J



$X1 = coefficient\ de\ correction\ de\ la\ pluie\ efficace$

$X3 = temps\ de\ base\ de\ l'\ hydrogramme\ unitaire$

$X2 = capacite\ maximale\ du\ réservoir\ de\ transfer$

Figure 3.3 : Schéma et paramètres de la structure du modèle GR3J

Les paramètres réels sont obtenus à partir des valeurs transformées de la façon suivante :

$$\boldsymbol{X}1 = \boldsymbol{e}^{x_1}$$
$$\boldsymbol{X}2 = \boldsymbol{e}^{x_2}$$
$$X3 = 0.45x_3 + 5.5$$

où $\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2$ et $\boldsymbol{x}_3$ ont pour caractéristiques statistiques les valeurs affichées dans le Tableau 3.2. Les distributions des paramètres sont illustrées à la Figure 3.4.

Connaissance *a priori*	paramètre		
	x_1	x_2	x_3
valeur moyenne	-0.01	5.37	-7.91
écart-type	0.78	2.63	3.51
Régressions*	$x_1 = 0.508 - 0.001\log(S) 0.708\log(PBP) 0.315\log(ETP) - 0.215(\overline{P})$		
	$x_2 = 4.29 + 0.004\log(S) 0.12\log(PBP) - 0.23\log(ETP) + 1.37(\overline{P})$		
	$x_3 = -8.22 + 0.36\log(S) + 0.93\log(PBP) - 0.68\log(ETP) - 0.46(\overline{P})$		

*Les régressions ont été obtenues avec 4 variables physico-climatiques retenues dans le chapitre précédent :
la superficie du bassin, S
la pluie journalière moyenne, $\overline{P}$
l'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, ETP
la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, PBP

Tableau 3.2 : Statistiques sur les paramètres du modèle GR3J, suite au calage sur les 1111 bassins versants de notre échantillon.

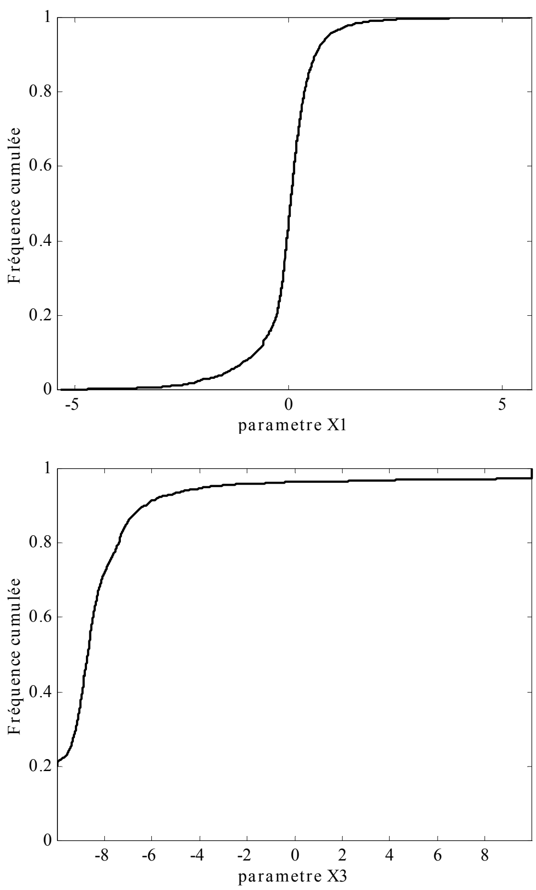


Figure 3.4 : Distribution des paramètres du modèle GR3J sur les 1111 bassins versants de l'échantillon.

Modèle GR2J

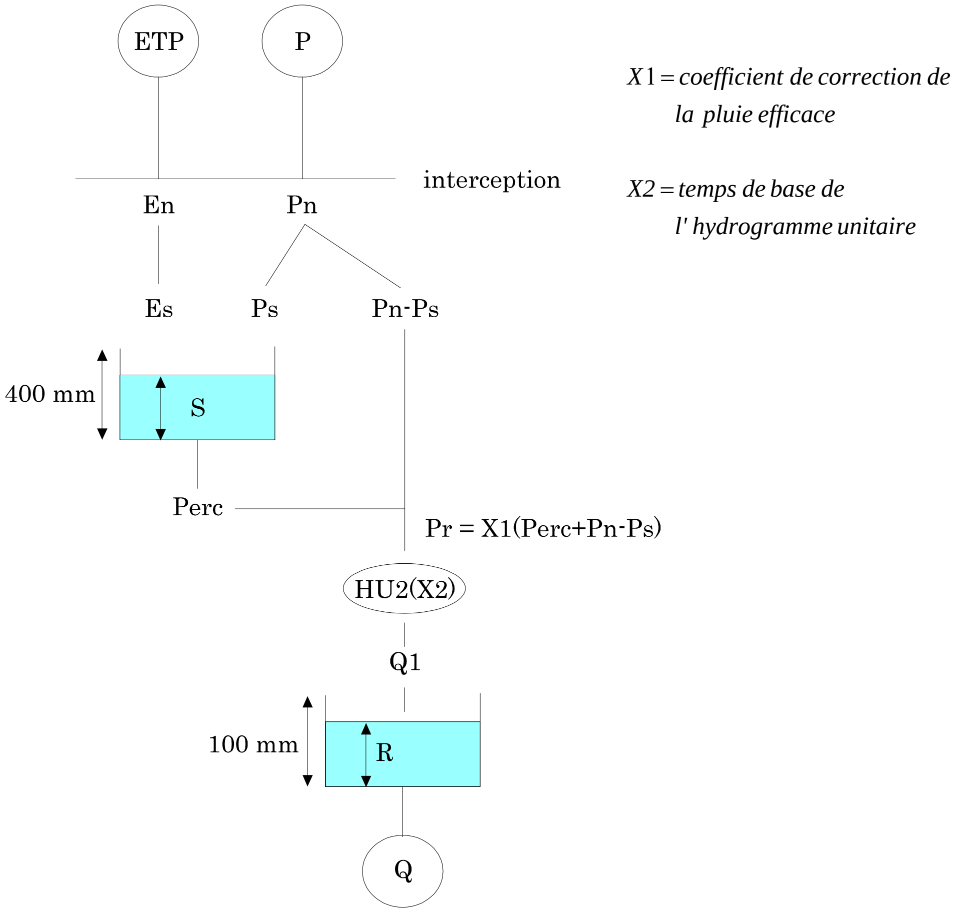


Figure 3.5 : Schéma et paramètres de la structure du modèle GR2J

Les paramètres réels sont obtenus à partir des valeurs transformées de la façon suivante :

$$\boldsymbol{X}1 = \boldsymbol{e}^{x_1}$$
$$X2 = 0.45x_2 + 5.5$$

où x_1 et x_2 ont pour caractéristiques statistiques les valeurs affichées dans le Tableau 3.3. Les distributions des paramètres sont illustrées à la Figure 3.6.

Connaissance *a priori*	paramètre	
	$\boldsymbol{x}_1$	$\boldsymbol{x}_2$
valeur moyenne	-0.05	-6.65
écart-type	0.78	5.19
Régressions*	$\boldsymbol{x}_1 = 0.47 - 0.0011\boldsymbol{og}(\boldsymbol{S}) + 0.68\,\mathbf{log}(\boldsymbol{PBP}) + 0.29\,\mathbf{log}(\boldsymbol{ETP}) - 0.2(\overline{\boldsymbol{P}})$	
	$\boldsymbol{x}_2 = -9.22 + 0.171\boldsymbol{og}(\boldsymbol{S}) + 1.98\,\mathbf{log}(\boldsymbol{PBP}) + 2.38\,\mathbf{log}(\boldsymbol{ETP}) + 0.86(\overline{\boldsymbol{P}})$	

*Les régressions ont été obtenues avec 4 variables physico-climatiques retenues dans le chapitre précédent :
la superficie du bassin, $\boldsymbol{S}$
la pluie journalière moyenne, $\overline{\boldsymbol{P}}$
l'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, ***ETP***
la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, ***PBP***

Tableau 3.3 : Statistiques sur les paramètres du modèle GR2J, suite au calage sur les 1111 bassins versants de notre échantillon.

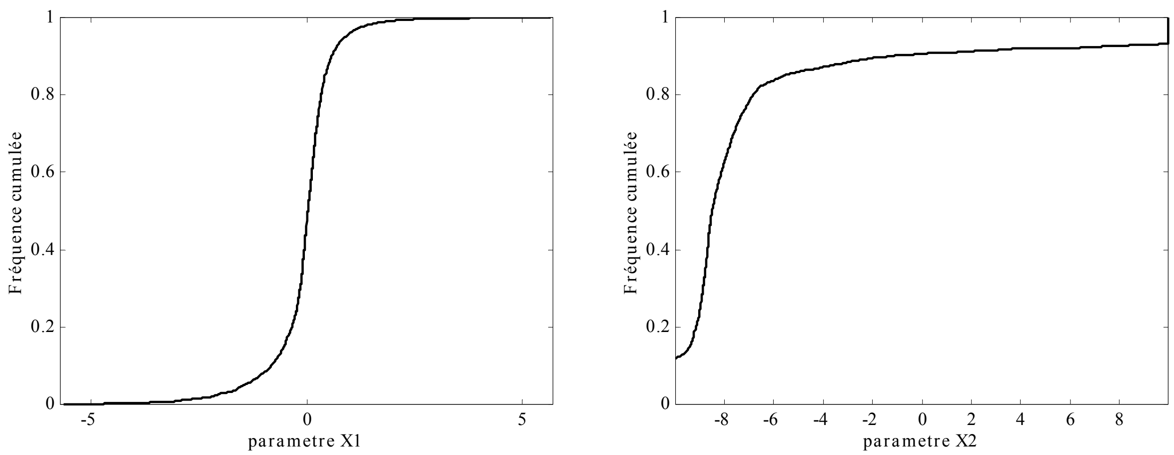


Figure 3.6 : Distribution des paramètres du modèle GR2J sur les 1111 bassins versants de l'échantillon.

Modèle GR1J

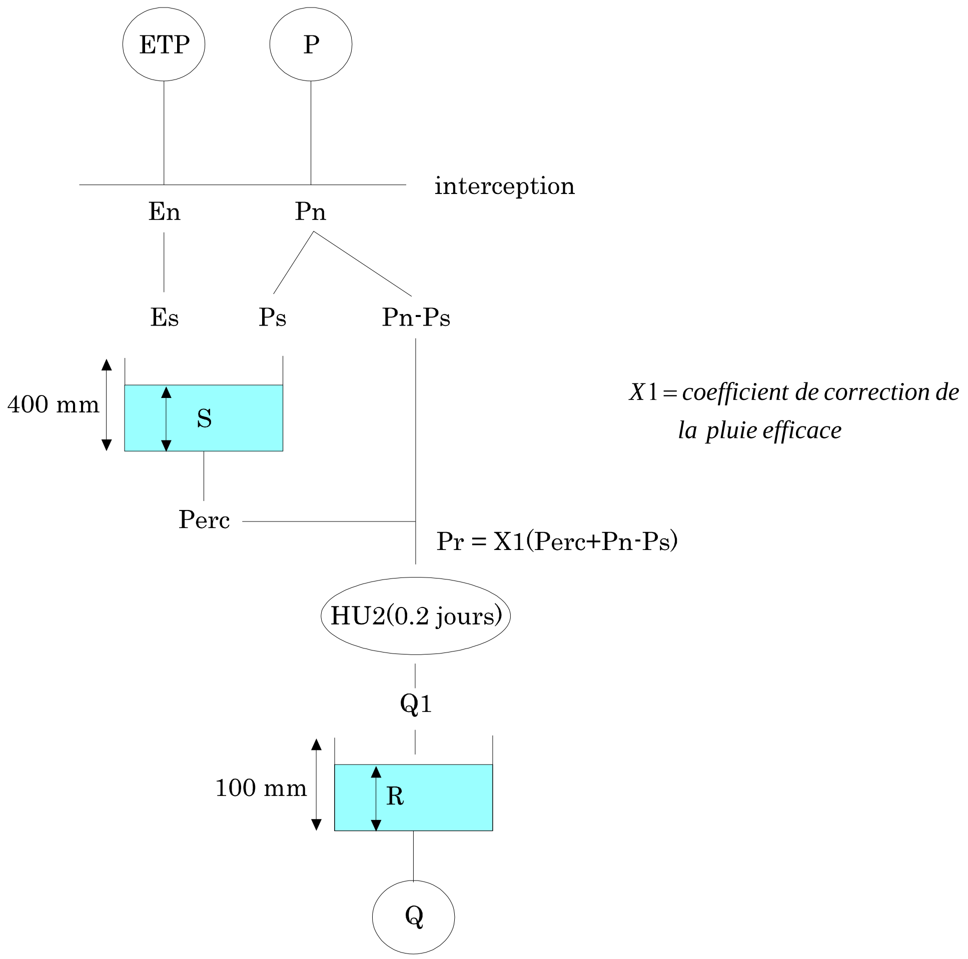


Figure 3.7 : Schéma et paramètres de la structure du modèle GR1J

Les paramètres réels sont obtenus à partir des valeurs transformées de la façon suivante :

$$\boldsymbol{X}1 = \boldsymbol{e}^{x_1}$$

où $\boldsymbol{x}_1$ a pour caractéristiques statistiques les valeurs affichées dans le Tableau 3.4. La distributions des paramètres sont illustrées à la Figure 3.8.

Connaissance *a priori*	paramètre $\boldsymbol{x}_1$
valeur moyenne	-0.09
écart-type	0.78
Régressions*	$\boldsymbol{x}_1 = 0.46 + 0.0041\boldsymbol{log}(\boldsymbol{S}) + 0.62\,\mathbf{log}(\boldsymbol{PBP})0.13\,\mathbf{log}(\boldsymbol{ETP}) - 0.16(\overline{\boldsymbol{P}})$

*Les régressions ont été obtenues avec 4 variables physico-climatiques retenues dans le chapitre précédent :
la superficie du bassin, ***S***
la pluie journalière moyenne, $\overline{\boldsymbol{P}}$
l'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, ***ETP***
la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, ***PBP***

Tableau 3.4 : Statistiques sur les paramètres du modèle GR1J, suite au calage sur les 1111 bassins versants de notre échantillon.

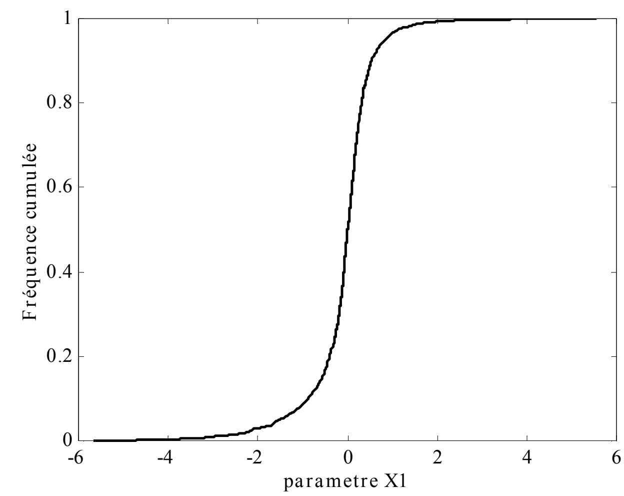


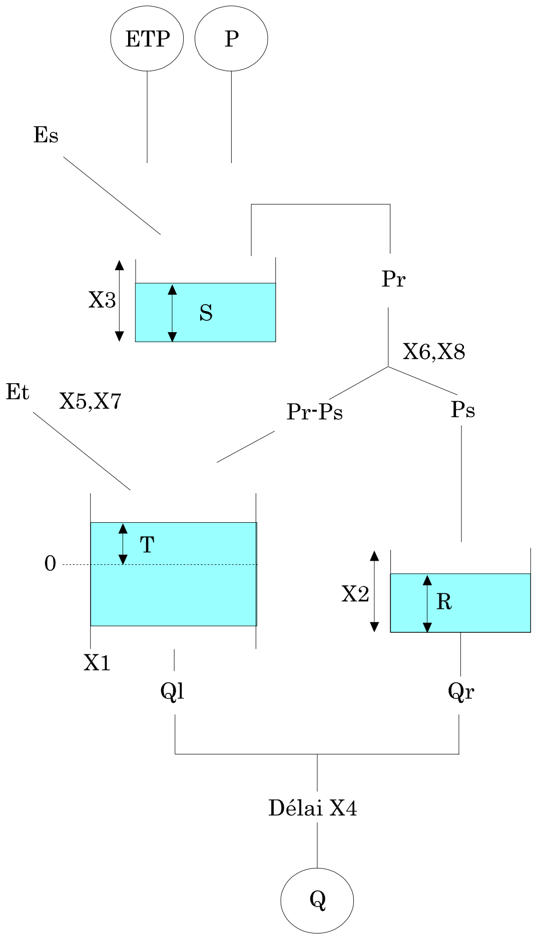
Figure 3.8 : Distribution des paramètres du modèle GR1J sur les 1111 bassins versants de l'échantillon.

3.2 Architecture des modèles appartenant à la famille TOPMO

Le modèle journalier pluie-débit TOPography-based hydological MODEL a été développé au Royaume-Uni à l'Institute of Environmental and Biological Sciences à l'University of Lancaster, Lancaster, et à la School of Geography, University of Leeds, Leeds (Beven and Kirkby, 1979). Le modèle se caractérise par la prise en compte la variabilité spatiale du bassin pour évaluer le paramètre topographique (son application est bien adaptée au SIG), l'utilisation des paramètres mesurés sur le terrain et la considération de zones saturées variables. Ici la description de la variabilité spatiale du paramètre topographique est remplacée par une distribution statistique paramétrée dont les paramètres sont calés.

Une présentation des architectures des modèles TOPMO8, TOPMO6 et TOPMO5 figure en Annexe D. Ici nous présentons les schémas de leurs structures.

Modèle TOPMO8



X1 = coefficient de récession du réservoir exponentiel

X2 = capacité maximale du réservoir de transfert

X3 = capacité maximale du réservoir d'interception

X4 = délai

X5 = coefficient de la fonction d'évapotranspiration

X6 = coefficient de la fonction de pluie nette

X7 = coefficient de la fonction d'évapotranspiration

X8 = coefficient de la fonction de pluie nette

Figure 3.9 : Schéma et paramètres de la structure du modèle TOPMO8

Les paramètres réels sont obtenus à partir des valeurs transformées de la façon suivante :

$$\boldsymbol{X}1 = \boldsymbol{e}^{x_1}$$
$$X2 = \sinh(x_2)$$
$$\boldsymbol{X}3 = \boldsymbol{e}^{x_3}$$
$$X4 = 0.45x_4 + 5.5$$
$$X5 = \sinh(x_5)$$
$$\boldsymbol{X}6 = \boldsymbol{e}^{x_6}$$
$$X7 = \sinh(x_7)$$

où $\boldsymbol{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7}$ et $\boldsymbol{x_8}$ ont pour caractéristiques statistiques les valeurs affichées dans le Tableau 3.5. Leurs distributions sont illustrées à la Figure 3.10.

Connaissance *a priori*	paramètre							
	$\boldsymbol{x}_1$	$\boldsymbol{x}_2$	$\boldsymbol{x}_3$	$\boldsymbol{x}_4$	$\boldsymbol{x}_5$	$\boldsymbol{x}_6$	$\boldsymbol{x}_7$	$\boldsymbol{x}_8$
valeur moyenne	4.26	-1.41	4.93	-8.55	-1.58	6.13	-8.79	4.13
écart-type	1.17	1.26	1.36	3.10	1.00	1.82	1.48	2.38
Régressions*	$x_1 = 3.85 - 0.04 log(S) - 0.28\log(PBP) + 0.15\log(ETP) + 0.26\log(\overline{P})$							
	$x_2 = -0.24 - 0.13 log(S) + 0.43\log(PBP) + 0.34\log(ETP) - 0.33\log(\overline{P})$							
	$x_3 = 2.11 + 0.06 log(S) - 1.56\log(PBP) + 0.37\log(ETP) + 0.78\log(\overline{P})$							
	$x_4 = -7.87 + 0.181 log(S) + \log(PBP) - 0.28\log(ETP) - 0.65\log(\overline{P})$							
	$x_5 = -2.83 + 0.009 log(S) - 0.83\log(PBP) + 0.14\log(ETP) + 0.34\log(\overline{P})$							
	$x_6 = 8.04 - 0.1 log(S) - 0.2\log(PBP) - 1.92\log(ETP) + 0.4\log(\overline{P})$							
	$x_7 = -10.11 + 0.002 log(S) - 0.859\log(PBP) + 0.184\log(ETP) + 0.39\log(\overline{P})$							
	$x_8 = -10.11 + 0.0021 log(S) - 0.86\log(PBP) + 0.18\log(ETP) + 0.39\log(\overline{P})$							

*Les régressions ont été obtenues avec 4 variables physico-climatiques retenues dans le chapitre précédent :
la superficie du bassin, $\boldsymbol{S}$
la pluie journalière moyenne, $\overline{\boldsymbol{P}}$
l'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, ***ETP***
la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, ***PBP***

Tableau 3.5 : Statistiques sur les paramètres du modèle TOPMO8, suite au calage sur les 1111 bassins versants de notre échantillon.

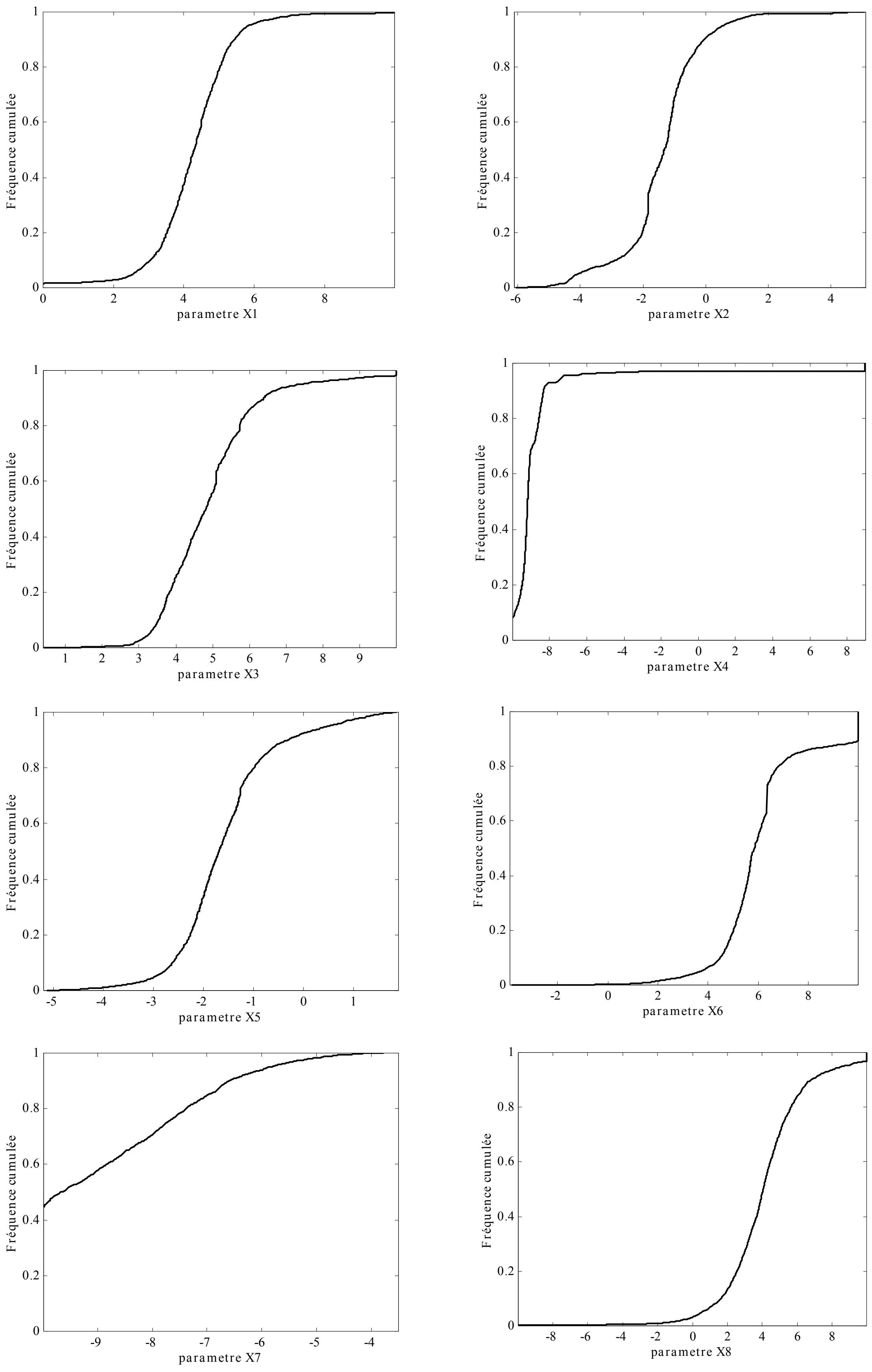
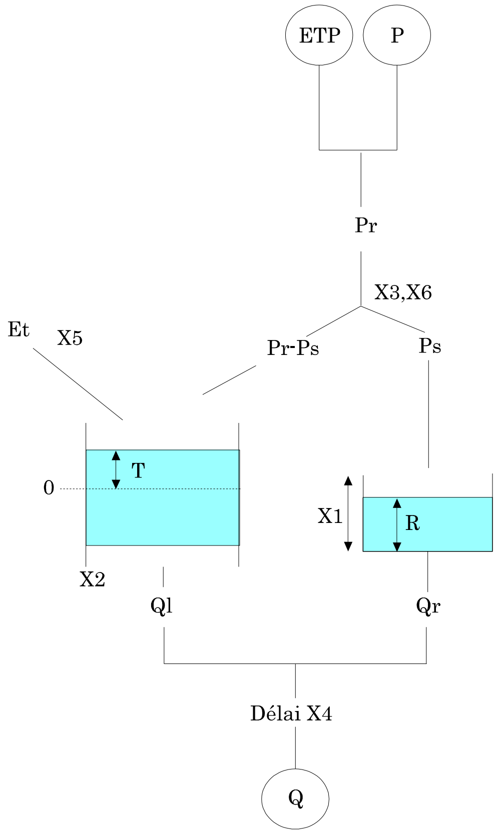


Figure 3.10 : Distribution des paramètres X3, X4, X5, X6, X7 et X8 du modèle TOPMO8 sur les 1111 bassins versants de l'échantillon.

Modèle TOPMO6



$X1 =$ ***capacité maximale du réservoir de transfert***

$X2 =$ ***coefficient de récession du réservoir exponentiel***

$X3 =$ ***coefficient de la fonction de pluie nette***

$X4 =$ ***délai***

$X5 =$ ***coefficient de la fonction d'évapotranspiration***

$X6 =$ ***coefficient de la fonction de pluie nette***

Figure 3.11 : Schéma et paramètres de la structure du modèle TOPMO6

Les paramètres réels sont obtenus à partir des valeurs transformées de la façon suivante :

$$X1 = e^{x_1}$$
$$X2 = e^{x_2}$$
$$X3 = e^{x_3}$$
$$X4 = 0.45x_4 + 5.5$$
$$X5 = e^{x_5}$$
$$X6 = 0.1875 * x_6 + 2.125$$

où x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 et x_6 ont pour caractéristiques statistiques les valeurs affichées dans le Tableau 3.6. Les distributions des paramètres sont illustrées à la Figure 3.12.

Connaissance *a priori*	paramètre					
	$\boldsymbol{x}_1$	$\boldsymbol{x}_2$	$\boldsymbol{x}_3$	$\boldsymbol{x}_4$	$\boldsymbol{x}_5$	$\boldsymbol{x}_6$
valeur moyenne	3.60	4.36	5.00	-8.55	5.88	3.27
écart-type	1.73	2.36	1.44	3.28	2.29	6.66
Régressions*	$x_1 = 2.91 + 0.02\,log(S) - 1.16\log(PBP) - 0.31\log(ETP) + 0.35\log(\overline{P})$					
	$x_2 = 1.27 + 0.26\,log(S) - 0.82\log(PBP) - 0.73\log(ETP) + 0.97\log(\overline{P})$					
	$x_3 = 1.54 + 0.21\,log(S) - 0.89\log(PBP) - 0.34\log(ETP) + 0.92\log(\overline{P})$					
	$x_4 = -7.76 + 0.12\,log(S) + 1.25\log(PBP) + 0.46\log(ETP) - 0.77\log(\overline{P})$					
	$x_5 = 6.45 + 0.27\,log(S) - 0.45\log(PBP) - 3.48\log(ETP) - 0.07\log(\overline{P})$					
	$x_6 = 3.54 + 0.05\,log(S) + 3.79\log(PBP) - 2.72\log(ETP) + 1.37\log(\overline{P})$					

*Les régressions ont été obtenues avec 4 variables physico-climatiques retenues dans le chapitre précédent :
la superficie du bassin, $\boldsymbol{S}$
la pluie journalière moyenne, $\overline{\boldsymbol{P}}$
l'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, ***ETP***
la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, ***PBP***

Tableau 3.6 : Statistiques sur les paramètres du modèle TOPMO6, suite au calage sur les 1111 bassins versants de notre échantillon.

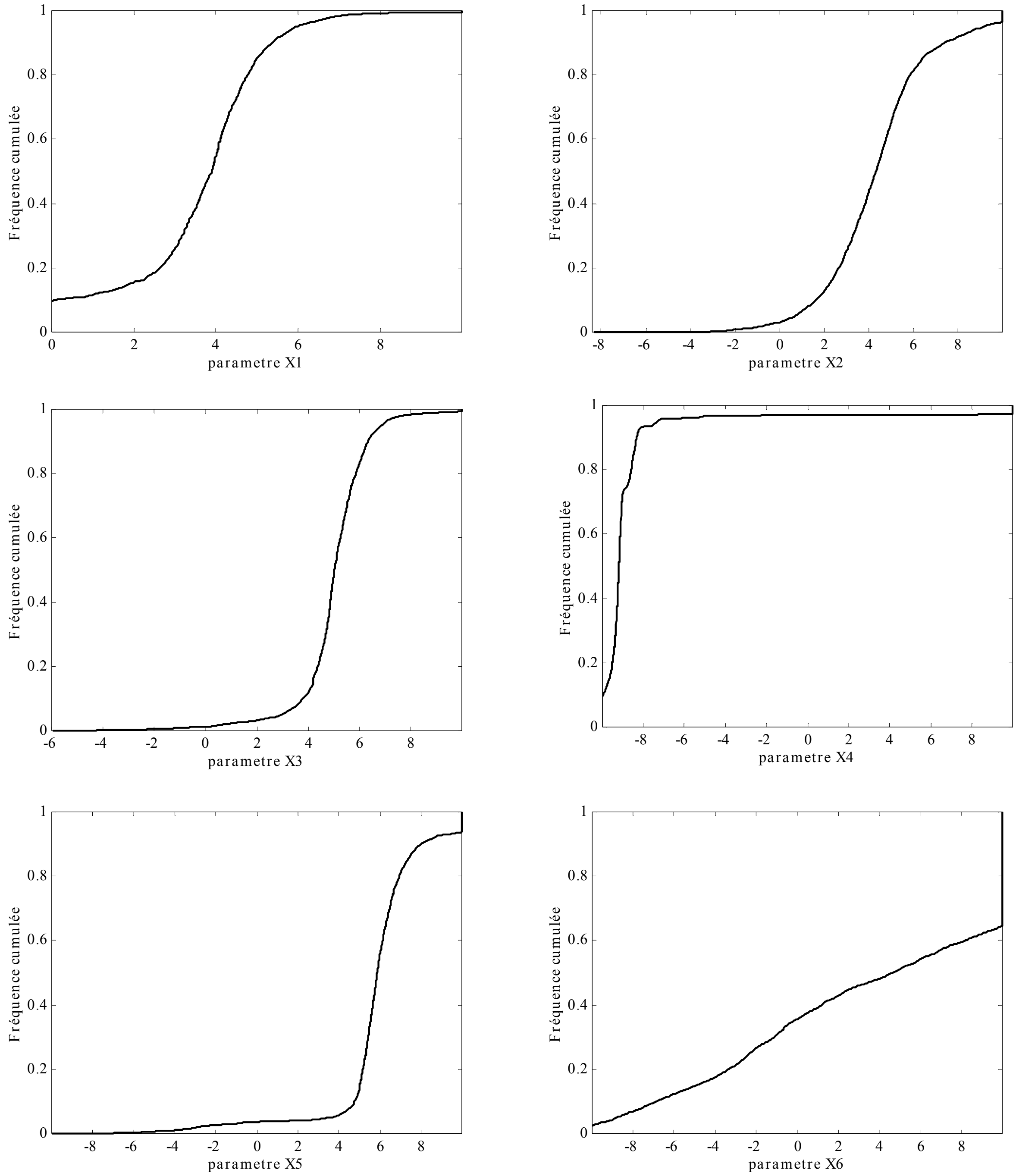
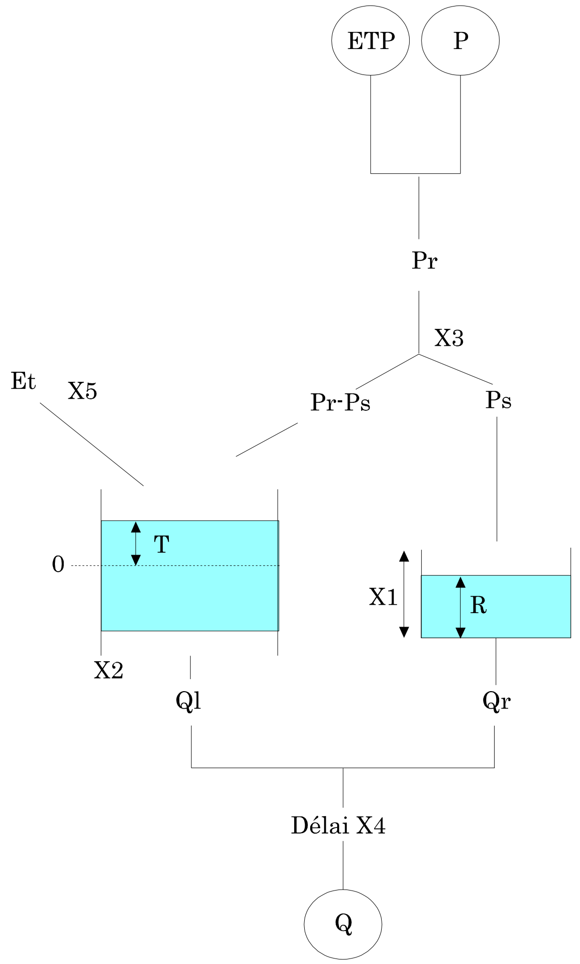


Figure 3.12 : Distribution des paramètres du modèle TOPMO6 sur les 1111 bassins versants de l'échantillon.

Modèle TOPMO5



$X1 =$ ***capacité maximale du réservoir de transfert***

X2 = coefficient de récession du réservoir exponentiel

X3 = coefficient de la fonction de pluie nette

X4 = délai

X5 = coefficient de la fonction d'évapotranspiration

Figure 3.13 : Schéma et paramètres de la structure du modèle TOPMO5

Les paramètres réels sont obtenus à partir des valeurs transformées de la façon suivante :

$$X1 = e^{x_1}$$
$$X2 = e^{x_2}$$
$$X3 = e^{x_3}$$
$$X4 = 0.45x_4 + 5.5$$
$$X5 = e^{x_5}$$

où x_1, x_2, x_3, x_4 et x_5 ont pour caractéristiques statistiques les valeurs affichées dans le Tableau 3.7. Les distributions des paramètres sont illustrées à la Figure 3.14.

Connaissance *a priori*	paramètre				
	$\boldsymbol{x}_1$	$\boldsymbol{x}_2$	$\boldsymbol{x}_3$	$\boldsymbol{x}_4$	$\boldsymbol{x}_5$
valeur moyenne	3.37	4.00	4.00	-8.56	5.53
écart-type	1.81	2.37	1.90	3.23	3.39
Régressions*	$x_1 = 1.82 + 0.04 1og(S) - 0.7 \log(PBP) - 0.47 \log(ETP) + 1.17 \log(\overline{P})$				
	$x_2 = 0.36 + 0.34 1og(S) - 1.41 \log(PBP) - 1.01 \log(ETP) + 1.29 \log(\overline{P})$				
	$x_3 = 0.59 + 0.18 1og(S) - 1.66 \log(PBP) - 0.93 \log(ETP) + 1.77 \log(\overline{P})$				
	$x_4 = -7.98 + 0.19 1og(S) + 1.19 \log(PBP) - 0.16 \log(ETP) - 0.58 \log(\overline{P})$				
	$x_5 = 6.16 + 0.31 1og(S) - 1.68 \log(PBP) - 4 \log(ETP) - 0.07 \log(\overline{P})$				

*Les régressions ont été obtenues avec 4 variables physico-climatiques retenues dans le chapitre précédent :
la superficie du bassin, $\boldsymbol{S}$
la pluie journalière moyenne, $\overline{\boldsymbol{P}}$
l'évapotranspiration potentielle journalière moyenne, ***ETP***
la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm, ***PBP***

Tableau 3.7 : Statistiques sur les paramètres du modèle TOPMO5, suite au calage sur les 1111 bassins versants de notre échantillon.

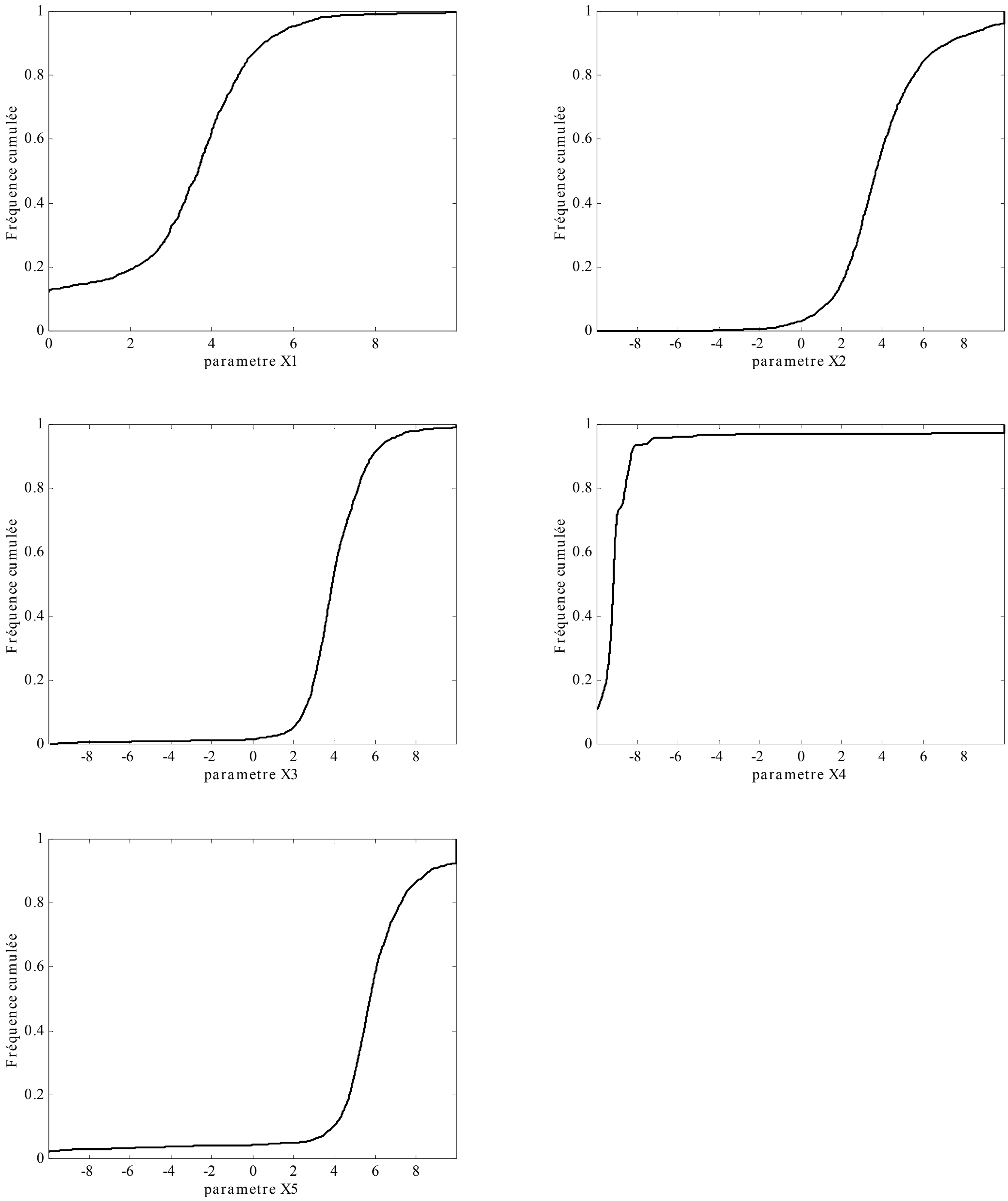


Figure 3.14 : Distribution des paramètres du modèle TOPMO5 sur les 1111 bassins versants de l'échantillon.

3.3 Conclusions sur les deux familles de modèles choisies

Nous avons rassemblé dans ce chapitre la connaissance a priori sur quelques modèles et leurs paramètres. Il nous a paru intéressant de retenir une séquence de modèles ayant un nombre croissant de paramètres pour évaluer dans notre recherche l'influence de la complexité d'un modèle sur la manière de l'utiliser dans un bassin non jaugé.

Nous avons privilégié GR4J, un modèle très parcimonieux, en espérant profiter de sa parcimonie pour déterminer les paramètres avec un nombre limité de mesures de débit. Il nous paraît intéressant de vérifier les résultats obtenus en utilisant un modèle ayant un nombre de paramètres significativement plus élevé. C'est pourquoi, nous nous proposons de faire une recherche identique de l'influence du nombre de mesures à acquérir sur la détermination des paramètres du modèle TOPMO8.

Chapitre 4

Chapitre 4

Protocole d'évaluation d'une méthode de détermination des paramètres

Il existe de nombreuses techniques mathématiques d'estimation des paramètres d'un modèle hydrologique. Elles permettent, au cours de la phase d'optimisation, de déterminer les valeurs des paramètres les plus représentatives du comportement du bassin étudié.

Cette phase d'optimisation est également appelée calage d'un modèle. Elle fait appel à un algorithme mathématique.

Pour évaluer les valeurs des paramètres des modèles dans notre étude, nous avons choisi de traiter les modèles en appliquant une même méthode d'estimation des jeux des paramètres. Nous utilisons un mode automatique d'optimisation, car il est plus rapide et surtout moins subjectif (et donc reproductible) que les techniques manuelles.

Nous décrivons et justifions dans ce chapitre, en deux étapes, le choix du protocole d'évaluation sélectionné. Tout d'abord, une partie bibliographique rappelle les algorithmes les plus utilisés, ainsi que quelques études de la littérature qui ont comparé diverses méthodes d'optimisation.

Dans un deuxième temps, nous présentons et justifions notre choix de l'algorithme sélectionné, à partir d'une réflexion sur les points traités dans la première étape. Nous décrivons le protocole d'évaluation de la méthode utilisé pour estimer les paramètres d'un modèle pluie-débit sur des bassins non jaugés.

Ce protocole comporte trois phases : la phase de démarrage qui consiste en la mise en place de l'échantillon et des modèles, la phase de « calage » consistant en l'optimisation des paramètres, enfin, la phase de « contrôle » où l'évaluation d'une méthode de calage est déterminée.

4.1 Caler un modèle : optimisation de ses paramètres

Caler un modèle consiste à rapprocher le plus possible le comportement du modèle de celui du bassin modélisé, c'est-à-dire, reproduire au mieux le comportement hydrologique du bassin. En général, la méthode de rapprochement de ces comportements consiste en l'optimisation des paramètres du modèle. Elle utilise une fonction critère appelée fonction objectif, qui permet de quantifier la similitude entre ces deux comportements. La fonction objectif est au choix de l'utilisateur du modèle.

Gupta et Sorooshian (1985) mentionnent que le calage d'un modèle demande le choix d'un critère de qualité, celui d'une méthode ainsi que la prise en compte des séries de données. Elles sont destinées à fournir des informations nécessaires au calage[8].

Dans la pratique, il existe deux types de techniques pour caler un modèle : les techniques manuelles, qui utilisent des critères graphiques et les techniques automatiques qui utilisent un algorithme de calcul. Ces dernières sont les plus utilisées, surtout du fait de leur rapidité. Cependant, elles sont souvent confrontées à des problèmes numériques qui perturbent l'optimisation.

Duan et al. (1992) ont décrit certains problèmes tels que : l'interdépendance ou la compensation entre les paramètres, la faible sensibilité de la fonction objectif à la modification de quelque(s) paramètre(s) ou l'existence de plusieurs zones de convergence.

Certains auteurs ont fait des études sur les problèmes concernant l'optimisation des paramètres d'un modèle. Ibbitt et O'Donnell (1971) abordent ces problèmes en analysant la surface de réponse. Sorooshian et al. (1993) mentionnent le cas où la valeur optimale globale est difficile à observer. Sorooshian et Gupta (1985) ont défini la notion d'identifiabilité des jeux de paramètres.

D'autres auteurs ajoutent que l'estimation des paramètres d'un modèle doit aller de pair avec une réflexion approfondie sur ses problèmes structurels qui limitent l'efficacité de la méthode de calage utilisée (Gan et Biftu, 1996; Hendrickson et al. 1988; Pickup 1977; Sorooshian et al., 1993; Sorooshian et Gupta, 1985). Sorooshian et Gupta (1983) estiment que l'amélioration de l'observation de l'optimum et la facilité de calage demandent une analyse des caractéristiques structurelles du modèle et une reparamétrisation judicieuse de certaines de ses composantes. Une attention particulière à la qualité des données utilisées pour le calage est nécessaire.

Ici, on peut donc résumer les remarques sur l'estimation du jeu optimal des paramètres d'un modèle. Le jeu est dépendant de la fonction objectif utilisée (Ibbitt et Hutchinson, 1984; Sefe et Boughton, 1982; Sorooshian, 1981). Il dépend aussi de la méthode d'optimisation (Duan et al., 1992; Gan et Biftu, 1996) et des séries de données utilisées (Allred et Haan, 1991; Gupta et Sorooshian, 1983; Sorooshian et Gupta, 1983; Yapo et al., 1996). Les difficultés pour identifier l'existence de ce jeu optimal de paramètres proviennent principalement des caractéristiques de la structure du modèle et des erreurs possibles sur les données.

Ainsi, l'exigence qu'on peut avoir pour une méthode de calage d'un modèle est de pouvoir identifier un jeu de paramètres qui donne une performance « acceptable » du modèle calé. Cette acceptabilité des performances du modèle est évaluée par une méthode de calage-contrôle, en utilisant dans notre cas, comme critère de performance, le critère de Nash borné décrit dans ce même chapitre (critère C2M).

[8] La fonction implicite du calage est de compenser les imprécisions possibles du modèle et les erreurs contenues dans les données utilisées.

4.2 Choix d'un protocole d'évaluation

Au cours des trente dernières années, diverses études ont été faites sur l'analyse des méthodes d'optimisation globales et locales (Ibbitt et O'Donnell, 1971; Johnston et Pilgrim, 1976; Pickup, 1977; Gupta, 1985; Gupta et Sorooshian, 1985; Hendrickson et al., 1988; Duan et al., 1992; Sorooshian et al., 1993; Tanakamaru, 1995; Gan et Biftu, 1996; Cooper et al., 1997; Franchini et Galeati, 1997; Franchini et al., 1998). Ces études ont été menées principalement pour des bassins jaugés (utilisation de séries de données complètes de débits).

D'après ces études, nous pouvons retenir quatre exigences d'application d'un méthode de calage d'un modèle. Ces exigences sont valables qu'il s'agisse d'une méthode globale ou d'une méthode locale. Le modélisateur doit choisir pour le calage :

1. la méthode d'optimisation ;
2. la fonction objectif ;
3. les données de débits (utilisées pour effectuer le calage et la validation) et
4. le critère de validation.

Un cinquième point à considérer dans le cas d'un méthode locale est :

5. le point de départ de l'espace des paramètres (jeu *a priori* de paramètres).

Avant de définir ces cinq points dans notre recherche, le protocole général d'évaluation est exposé dans les paragraphes suivants.

Il est important de mentionner que cette recherche ne comprend pas de comparaison des modèles hydrologiques présentés auparavant ou des critères de validation. Elle est menée en proposant des approches de calage, plus particulièrement, en proposant des fonctions objectif à utiliser sur les bassins non jaugés. Ces approches sont testées par l'intermédiaire de deux familles de modèles, celle du modèle GR (Génie Rural) et celle du modèle TOPMO (dérivé de TOPMODEL : TOPography-based hydrological MOdel). D'autres modèles appartenant à des familles différentes peuvent être calés avec les approches testées ici.

Partant de ce point de vue, il faut alors définir l'évaluation des méthodes de calage à tester. Étant donné qu'un critère de calage permet de rapprocher le comportement de la structure du modèle hydrologique de celui du bassin, le plus simple est d'évaluer les résultats des simulations du modèle calé par les approches proposées. Ainsi, les performances de la méthode seront quantifiées par les performances des modèles.

Par ailleurs, il existe plusieurs critères qui permettent d'apprécier les performances des modèles et en général, ces critères s'appliquent en fonction des objectifs fixés. Ils peuvent être des objectifs de simulation, de prévision, sur les bassins jaugés ou non jaugés.

Dans cette recherche, nous adoptons la procédure du « split–sample test » (Klemeš, 1986) qui est la plus utilisée dans les études de comparaison des modèles. Elle consiste à scinder chaque série de donnés disponibles en deux sous–périodes[9] indépendantes. Le modèle est

[9] Elles seront désignées, par la suite, par bassins-périodes.

ensuite calé sur le premier bassin–période (phase de « calage »). Avec les paramètres ainsi optimisés, les simulations sont faites sur le deuxième bassin–période pour la validation (phase de « contrôle »). La même procédure est appliquée une deuxième fois en échangeant le rôle des deux périodes et cela pour chaque bassin de l'échantillon.

Sur cette base, le protocole d'évaluation d'une méthode d'estimation des paramètres d'un modèle, sur l'ensemble de l'échantillon des bassins traités comme non jaugés, est mené comme suit :

1. Les modèles présentés au chapitre précédent sont programmés dans un environnement homogène (langage de programmation : Fortran).
2. Le large échantillon de données, présenté dans le chapitre 2, est utilisé : pour chaque bassin versant, les enregistrements disponibles de pluie, débit et évapotranspiration potentielle ont été découpés en deux périodes de données.
3. La méthode de « calage–contrôle » (« split–sample test ») est appliquée sur chaque bassin en le traitant comme non jaugé, mais où l'on se propose de faire un petit nombre (N) de mesures ponctuelles de débit :

   3.1 Les paramètres du modèle sont obtenus par « calage » sur la première période de chaque bassin. Ce calage est réalisé automatiquement avec l'optimisation d'une fonction objectif en utilisant un petit nombre N de données de débit appartenant à cette première période. Cette fonction objectif sera élaborée au fur et à mesure dans les chapitres suivants.

   La sélection des jours pendant lesquels les mesures de débit seront effectuées est le cœur de la méthode que nous cherchons à mettre au point. La stratégie d'acquisition de ces mesures est donc l'objet principal de la thèse

   3.2 Les simulations de débit sont faites sur la deuxième période de chaque bassin avec les paramètres obtenus dans le point 3.1. Ces simulations sont évaluées avec le critère d'évaluation (« contrôle ») sélectionné (point 4.6). Le contrôle est réalisé avec toutes les données disponibles sur cette deuxième période.

   3.3 La procédure décrite précédemment (points 3.1 et 3.2) est répétée en considérant cette fois la deuxième période en « calage » et la première en « contrôle ».

   3.4 Enfin, l'évaluation de la stratégie d'acquisition de mesures et d'optimisation des paramètres sur l'ensemble de l'échantillon est effectuée en calculant la moyenne arithmétique sur tous les 2222 contrôles correspondants aux 1111 basins versants. La performance d'ensemble de la stratégie, peut être évaluée avec la moyenne arithmétique des 2222 résultats obtenus en « contrôle ».

Un diagramme de ce protocole d'évaluation de la méthode d'évaluation des paramètres d'un modèle sur les bassins non jaugés est présenté dans la Figure 4.1.

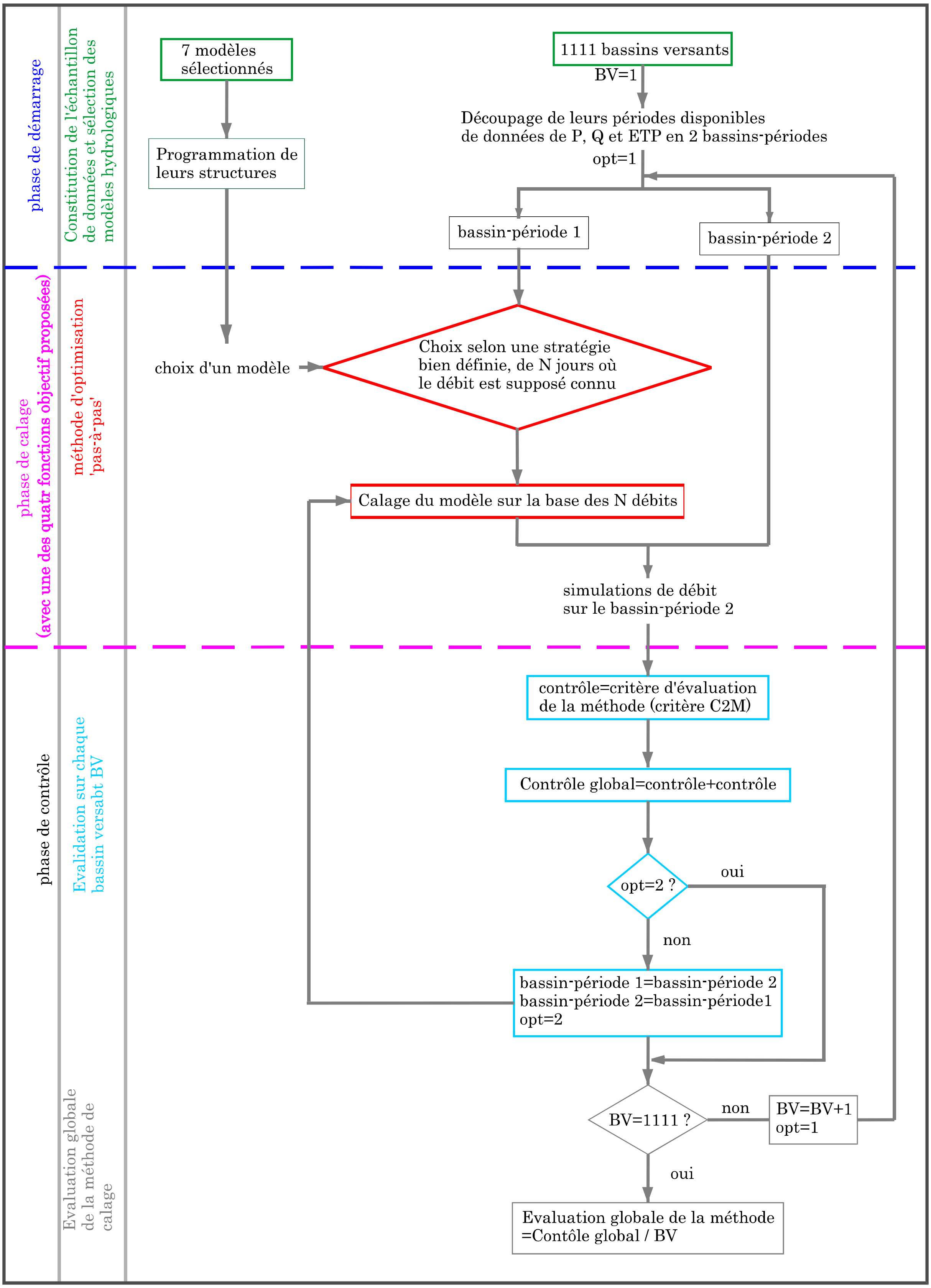


Figure 4.1 : Diagramme du protocole d'évaluation en contrôle de la méthode de détermination des paramètres d'un modèle sur les bassins non jaugés.

4.3 Choix de la méthode d'optimisation

Nous choisissons une méthode locale d'optimisation, la méthode « pas-à-pas » (Michel, 1989; Nascimento, 1995).

Ce choix de la stratégie d'optimisation est surtout fondé sur les recherches effectuées ces vingt dernières années au Cemagref (Michel, 1989 ; Makhlouf, 1994 ; Nascimento, 1995 ; Edijatno et al., 1999 ; Perrin, 2000 ; Andréassian, 2002).

Nous mentionnons ici deux points qui nous ont paru intéressants :

- Du point de vue pratique, un grand échantillon justifie ce choix. Notre échantillon comprend 1111 bassins versants (ce qui représente 2222 périodes de calage pour chacun des 7 modèles testés). Une méthode globale multiplierait de façon considérable le temps de calcul.
- Dans la pratique, les méthodes globales ne garantissent pas une meilleure efficacité en contrôle, même si elles favorisent les performances au calage par rapport aux méthodes locales. Elles limitent la stabilité des paramètres, tandis que les méthodes locales, en partant d'un point fixe, favorisent cette stabilité qui est primordiale dans une perspective d'explication des paramètres.

La méthode d'optimisation pas-à-pas, pour adapter un jeu de paramètres *a priori* d'un modèle au bassin étudié, optimise une fonction objectif, soit en la maximisant, soit en la minimisant. Cette fonction objectif est choisie par l'utilisateur. Nous traitons particulièrement cette fonction dans notre recherche.

Le point de départ de la méthode choisie est un jeu *a priori* x_k^0 de paramètres, auquel est associé une valeur F^0 de la fonction objectif F. Ce jeu initial de paramètres est ensuite ajusté par l'intermédiaire de petites variations $\pm\Delta x$ effectuées sur chaque valeur des k paramètres du modèle (la valeur initiale de Δx est 0.64). On évalue chaque fois la fonction objectif et on choisit les paramètres qui correspondent à la meilleure amélioration de la fonction objectif (ici, valeur minimale de la fonction). Si sur le même paramètre, il y a un nombre d'améliorations égal à 2 fois le nombre de paramètres à optimiser, on accélère la recherche de l'optimum en changeant la variation Δx en la multipliant par 2. Par contre, s'il n'y a pas d'amélioration, après la variation de chaque paramètre, on continue la recherche de l'optimum en divisant Δx par 2. Dans le cas où le nombre d'itérations dans une même direction, est égal à 4 fois le nombre de paramètres à optimiser, la recherche de l'optimum est accélérée par l'intermédiaire d'un lissage exponentiel des Δx fructueux effectués sur chaque paramètre. Ces variations sur les paramètres permettent d'arriver à une amélioration optimale de la valeur de la fonction objectif F^*.

La recherche du jeu optimum de paramètres s'arrête, soit quand la variation Δx est égale à 0.01 (déviation minimale d'un paramètre) où si elle n'apporte plus d'amélioration sur la valeur de la fonction objectif, ou encore quand le nombre d'itérations est égal à 100 fois le nombre de paramètres à optimiser. Nous remarquerons que l'optimum a toujours été identifié avant d'arriver à cette dernière situation.

4.4 Choix de la fonction objectif

Traditionnellement, la somme des carrés des erreurs de simulation est choisie comme fonction objectif à optimiser.

L'objectif principal de ce travail étant le calage des paramètres d'un modèle sur les bassins non jaugés, il nous semble important de souligner qu'il s'agit ici de rechercher une fonction objectif dans le but d'optimiser ces paramètres sur ces bassins versants sans station de jaugeage. Dans les chapitres suivants, nous présentons et analysons au fur et à mesure quatre stratégies d'estimation des paramètres sur les bassins non jaugés. Dans le chapitre 5, nous présentons une fonction objectif « $CRIT$ » basée sur la normalisation des variations des paramètres et les écarts entre les débits ponctuels observés, ainsi qu'une fonction « $CRIT2$ » sur la base d'une analyse de ces écarts entre les débits.

Dans le chapitre 7, nous analysons une troisième approche basée sur une fonction objectif « $CRIT3$ » qui considère un classement des bassins à partir des distributions de leurs paramètres a priori dans l'échantillon. Enfin, dans ce chapitre 7, nous analysons une quatrième approche, utilisant une fonction objectif « $CRIT4$ », concernant des catégories de bassins à partir des distributions de leurs caractéristiques physico-climatiques.

4.5 Les données de débit

Les 1111 bassins versants seront traités, lors de la période de calage, comme non jaugés. Pour cela, nous n'utiliserons que quelques mesures ponctuelles de débit pour appliquer les fonctions objectif proposées dans le chapitre 5 pour le calage d'un modèle.

Dans notre recherche de l'information hydrométrique ponctuelle minimale, nous avons choisi d'avancer de façon décroissante. Nous avons alors considéré que 50 mesures ponctuelles sont déjà un nombre relativement important d'observations de débit pour un bassin non jaugé et c'est à partir de cette quantité d'informations que notre recherche s'est construite. L'analyse est ainsi menée en considérant une réduction de l'information sur le calage de 50, à 20, puis 10 et 5 mesures de débit. Elles seront en général utilisées en évaluant les performances du critère de calage. L'acceptabilité d'une information hydrométrique minimale est évaluée par les résultats sur les périodes de contrôle.

Au cours de notre recherche des analyses spécifiques rendent nécessaires d'autres diminutions sur l'information utilisée. Par exemple, 50, 30, 20, 10, 7, 6, 5, 4, 3, 2 et 1 mesures ponctuelles seront utilisées.

En ce qui concerne les données de débits à utiliser dans la validation, il est important de mentionner que nous utiliserons les séries de débits mesurés sur les bassins, ceci pour les comparer avec les débits simulés dans la phase de validation finale. Autrement dit, nous profiterons des séries de données de débit disponibles pour évaluer les performances des calages proposés, en effectuant les comparaisons entre les débits calculés et ceux mesurés.

4.6 Choix d'un critère de validation.

La qualité de la méthode de calage est appréciée en évaluant les simulations du modèle, effectuée dans la phase de « contrôle », avec le critère classique de Nash-Sutcliffe (1970). Le critère classique a la forme suivante :

$$Nash = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Qobs_i - Qcalc_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Qobs_i - \overline{Qobs}\right)^2} \qquad \text{Eq. 4.1}$$

où n représente le nombre total de jours d'une période de contrôle, *Qobs* est le débit observé le jour i et *Qcalc* est le débit calculé le jour i.

Ce critère varie dans l'intervalle $]-\infty\ ;\ 1]$.

Une transformation du critère de Nash permettant de limiter l'intervalle de variation du ce critère à $]-1\ ;1]$, a été proposée par Mathevet (2005). Cette transformation donne le critère C2M :

$$C2M = \frac{Nash}{2 - Nash} \qquad \text{Eq. 4.2}$$

Les nouvelles limites du critère de validation, permettent de ne pas donner trop d'importance aux valeurs fortement négatives en contrôle (bassins pour lesquels le modèle ne fonctionne pas bien).

Nous adoptons cette transformation du critère de Nash comme le critère de validation des simulations. Quand le critère C2M est égal à 1, cela signifie qu'il n'y pas d'erreur du modèle (les écarts entre les débits observés et calculés sont nuls). Une liste des équivalences du critère de Nash sur le critère C2M est présentée dans l'Annexe E.

4.7 Point de départ de l'espace de paramètres

Le jeu initial des paramètres est aussi appelé jeu des valeurs *a priori* des paramètres : c'est le point de départ de la recherche d'un jeu optimal des paramètres d'un modèle. Ces valeurs constituent un guide pour la méthode d'optimisation, permettant de définir l'axe de recherche d'un optimum dans l'espace de valeurs des paramètres.

Quelques recherches ont été menées sur l'influence du point de départ pour des méthodes locales utilisant des données synthétiques. Ibbitt et O'Donnell (1971) ont considéré des points de départ différents sur huit méthodes locales. Ils ont trouvé que la convergence s'oriente, en général, vers des points différents, la convergence globale étant rarement atteinte. Gupta et Sorooshian (1985) ont montré avec deux méthodes locales, la difficulté de convergence vers l'optimum lorsque l'on choisit des points de départ trop éloignés de la zone de convergence globale. Tanakamaru (1995) a travaillé avec le modèle Tank où il a trouvé aussi ce problème de convergence. Pickup (1977) a plutôt attribué ces problèmes de convergence, dans les cas de modèles complexes, à des problèmes d'identifiabilité d'un seul optimum du fait de l'interdépendance entre paramètres.

Malheureusement, en raison du très faible nombre de bassins utilisés au cours de ces études, il est difficile de conclure de façon définitive sur cette méthode.

Les méthodes globales ont été conçues pour éviter la dépendance des résultats vis-à-vis du point de départ (constatée pour les méthodes locales). Le plus souvent elles proposent des procédures multidéparts qui utilisent par exemple, une procédure stochastique. Ces méthodes demandent de longs temps de calcul, car elles explorent une grande partie de l'espace des paramètres (ainsi la plupart des algorithmes locaux ont besoin de la détermination d'un population initiale de points pour ensuite la faire évoluer).

La démarche progressive en complexifiant la méthode d'optimisation pas-à-pas, par l'introduction d'un deuxième point de départ, a été étudiée sur quatre modèles avec des données réelles (Perrin, 2000). Elle a montré que la méthode pas-à-pas était suffisamment robuste.

Une méthode multi-départs sélectionne au hasard des points de départ qui peuvent être très éloignés des valeurs de convergence dans l'espace des paramètres, et la démarche consistant à considérer deux points de départ dans cet espace n'apporte pas d'améliorations sensible.

Le choix du jeu des paramètres est fait en deux phases d'optimisation sur notre première fonction objectif proposée *CRIT* .

La première phase d'optimisation des paramètres trouve un point de départ choisi pour donner des résultats satisfaisants sur l'ensemble de l'échantillon. Plutôt que de trouver un point de départ sur chaque bassin, il est apparu intéressant, dans un premier temps, de considérer l'ensemble des bassins de l'échantillon pour rechercher des statistiques a priori sur les paramètres. Les séries de débits observés sur chaque bassin ont été utilisées pour ce premier calage du modèle et le calcul de la moyenne arithmétique des 2222 jeux de paramètres (bassins–périodes) obtenus lors de cette première optimisation a été effectué. Par cette démarche, nous obtenons donc un jeu de paramètres qui est le centre de gravité global.

D'autres possibilités de point de départ ont été testées. Cette question est traitée en détail dans le chapitre 5 avec le modèle GR4J. Il nous a paru pertinent, dans un premier temps, de montrer ici deux des trois jeux possibles de paramètres *a priori* des modèles à traiter.

Pour déterminer les deux jeux *a priori* de départ de l'optimisation, de même que dans la première étape, nous avons calculé, sur les 2222 jeux des paramètres de l'échantillon, obtenus lors de la deuxième optimisation, la médiane et la moyenne arithmétique. Elles représentent deux points de départ possibles de l'espace des paramètres.

Les Figure 4.2, Figure 4.3 et Figure 4.4 montrent pour chacun des modèles, les projections des nuages de paramètres et des deux points de départs possibles obtenus, sur des plans formés par les paramètres.

Dans le chapitre 5, nous faisons le choix d'analyser trois points de départ : le jeu de paramètres médians obtenu sur l'échantillon, le jeu de paramètres moyens obtenus également sur l'échantillon et le jeu de paramètres issu des régressions.

Ce choix est fait au niveau des performances de la méthode de calage proposée dans ce chapitre et nous l'évaluons par l'intermédiaire des résultats globaux du modèle. Nous prendrons comme point de départ de l'espace des paramètres, les valeurs qui apportent les meilleures simulations globales.

Toujours dans ce chapitre, la variabilité des paramètres calés et la convergence vers un optimum similaire sont analysées pour le modèle GR4J.

Nous rappelons que les approches de calage pour les bassins non jaugés seront étudiées ultérieurement, en ne considérant que quelques mesures ponctuelles de débit. Par conséquent, le jeu *a priori* des paramètres choisi sera appliqué aux 1111 bassins traités comme non jaugés.

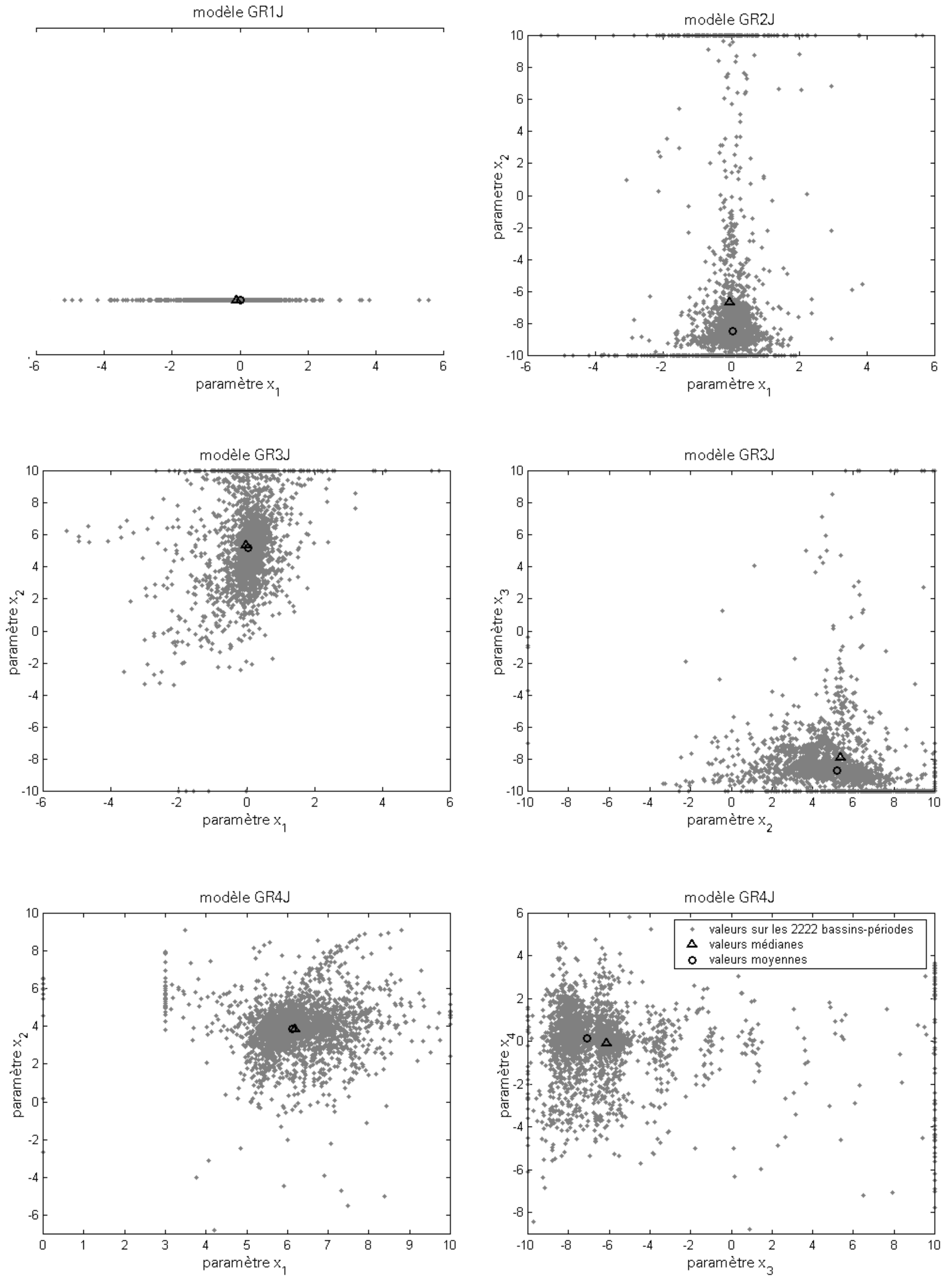


Figure 4.2 : Projections des nuages de points sur des plans de l'espace des paramètres transformés des modèles GR1J, GR2J , GR3J et GR4J. Les points concernant les deux possibilités a priori (deux centres de gravité du nuage) sont les valeurs des médianes et les valeurs moyennes sur l'échantillon.

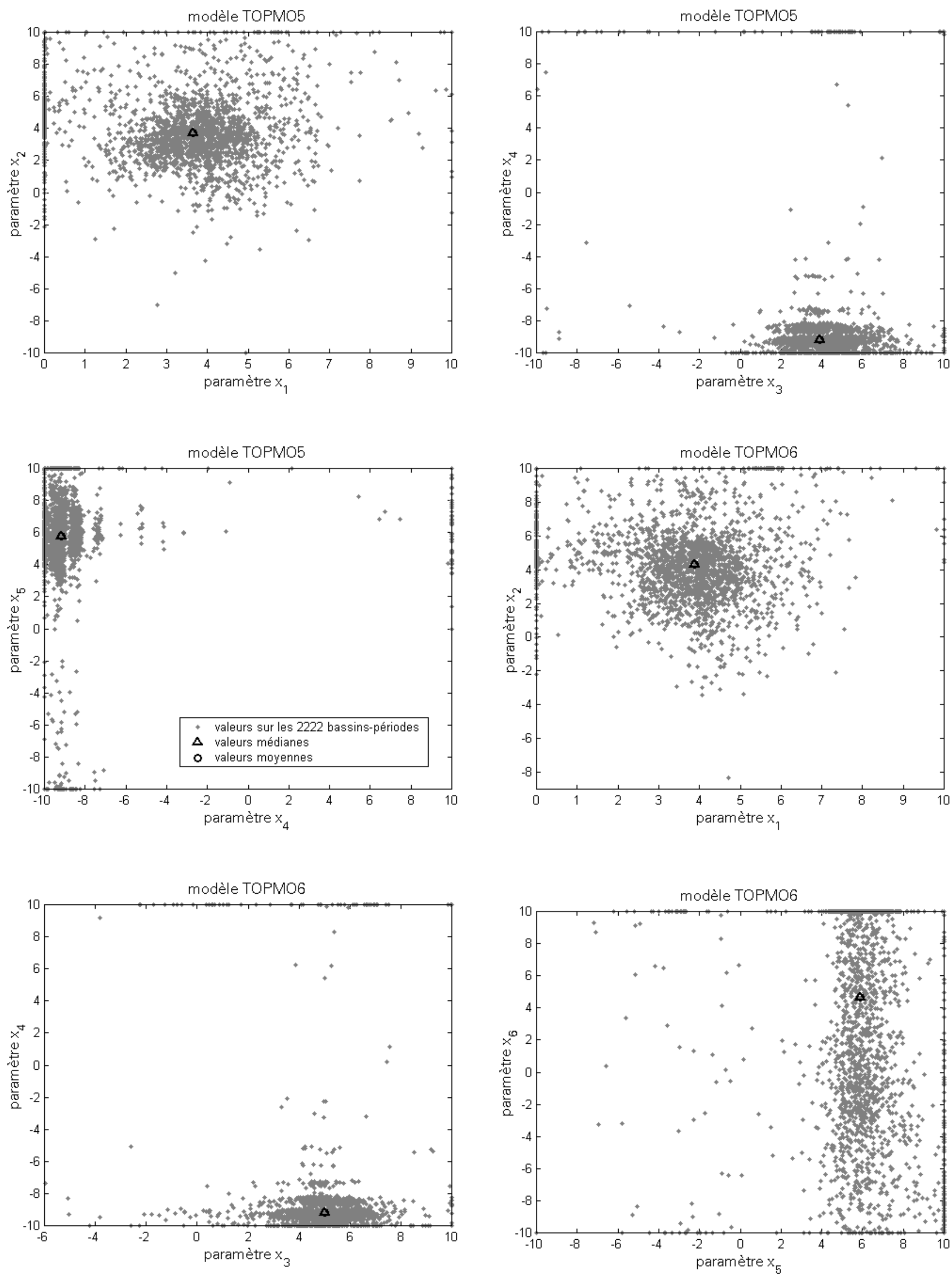


Figure 4.3 : Projections des nuages de points sur des plans de l'espace des paramètres transformés des modèles TOPMO5 et TOPMO6. Les points concernant les deux possibilités a priori (deux centres de gravité du nuage) sont les valeurs des médianes et les valeurs moyennes sur l'échantillon.

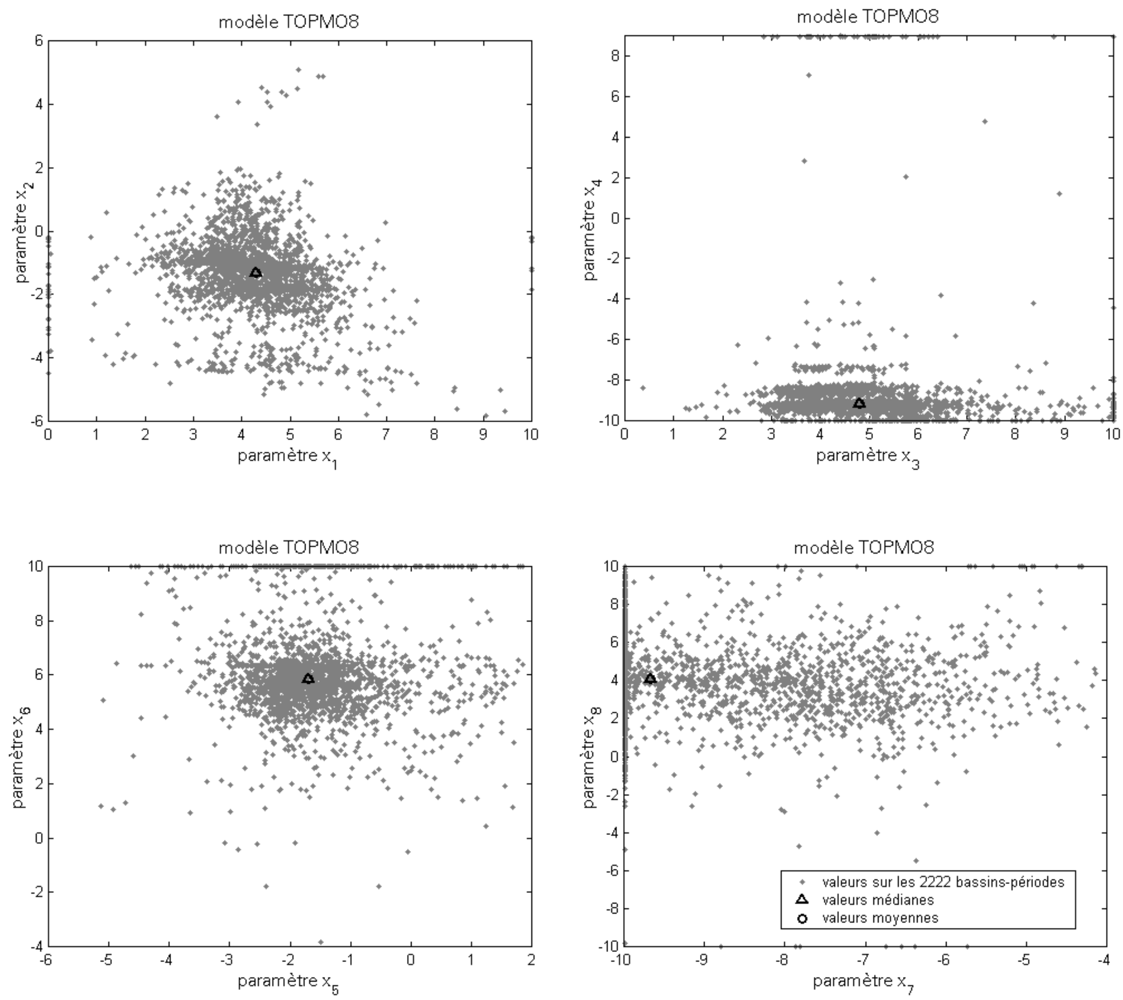


Figure 4.4 : Projections des nuages de points sur des plans de l'espace des paramètres transformés du modèle TOPMO8. Les points concernant les deux possibilités a priori (deux centres de gravité du nuage) sont les valeurs des médianes et les valeurs moyennes sur l'échantillon.

4.8 Faut-il prendre en compte les débits nuls lors du calage d'un modèle ?

Il est intéressant de connaître dans un premier temps, les performances maximales que l'on peut attendre des modèles, pour pouvoir jauger de façon relative les performances maximales de la méthode de calage du modèle. Pour cela, il nous paraît intéressant d'évaluer dans un premier temps, l'information fournie par les débits nuls lors du calage d'un modèle.

Les débits ponctuels sur le point hydrographique d'intérêt sont une information utile pour l'optimisation des paramètres d'un modèle pluie-débit. Mais, dans le cas des bassins où le climat est aride ou tropical, et même sous d'autres climats, les écoulements superficiels peuvent être visibles seulement dans une certaine période de l'année. On parle alors d'écoulements intermittents. Dans ce cas, on peut enregistrer des données de débit nul. Et pour savoir s'il est intéressant de tenir compte des jours où le débit est égal à zéro, nous nous basons sur la comparaison des performances du modèle GR4J, en optimisant ses paramètres en considérant ou non les mesures nulles de débit.

Le traitement est fait sur l'échantillon de 1111 bassins versants. On utilise la procédure qui consiste à caler sur la première période de la série de données et valider sur la deuxième période (chapitre 4). La simulation des débits sur chaque bassin est réalisée avec l'optimisation des paramètres du modèle (avec la méthode pas-à-pas présentée au chapitre 4), en prenant tous les jours disponibles sur la série de données de chaque bassin. L'efficacité du modèle est évaluée avec le critère C2M.

Nous avons deux cas pour le choix des jours des débits disponibles pour y faire une des N mesures de débit :

- Tous les jours où les débits sont strictement supérieurs à zéro ($Q > 0$).
- Tous les jours où les débits sont supérieurs ou égaux à zéro ($Q \geq 0$).

Le Tableau 4.1 montre les performances du modèle GR4J pour les deux cas testés. La Figure 4.5 illustre les différences entre les critères de validation avec critère de référence les deux possibilités mentionnées précédemment.

cas	résultat moyen en calage (critère C2M, %)	résultat moyen en validation (critère C2M, %)
1. : $débits > 0$	43.0%	35.8%
2. : $débits \geq 0$	43.1%	35.7%

Tableau 4.1 : Résultats des efficacités moyennes du modèle GR4J sur l'échantillon de 1111 bassins versants. L'optimisation des paramètres du modèle est faite en excluant les débits nuls ou en conservant tous les débits.

Les résultats du Tableau 4.1 montrent que si on ne considère pas les jours où le débit est nul pour optimiser les paramètres du modèle pluie-débit, on peut améliorer légèrement les simulations des débits des bassins. Le résultat moyen en contrôle (qui est le plus important à retenir) est très légèrement amélioré sans la considération des débits nuls, même si, en phase de calage, le résultat est légèrement inférieur.

La comparaison entre les validations fait sur la Figure 4.5, montre que pour quelques bassins-périodes, l'information qu'apportent les débits nuls sur l'optimisation des paramètres du modèle GR4J, n'est pas intéressante. Donc, on évitera les jours où le débit est égal à zéro. Ce résultat est assez normal car un débit nul n'est pas une information aussi riche qu'un débit positif. Il s'agit d'une information tronquée par le seuil 0.

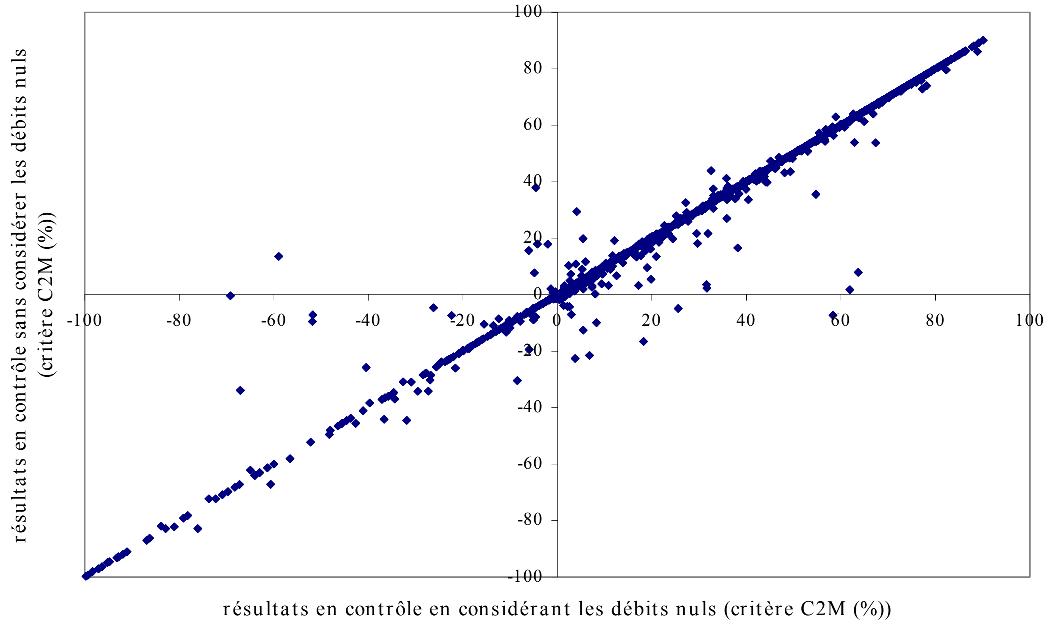


Figure 4.5 : Comparaison des validations des simulations sur les 2222 bassins-périodes de l'échantillon de 1111 bassins versants, en considérant tous les débits disponibles pour l'optimisation des paramètres du modèle GR4J. Sur les ordonnées on n'a pas pris en compte les débits nuls.

4.9 Niveau de performances que l'on peut attendre des modèles sélectionnés

Le Tableau 4.2 présente les performances moyennes des modèles obtenues dans les phases de calage et de contrôle, sur les 2222 bassins-périodes des bassins. Ces résultats ont été obtenus en calant (bassins considérés comme jaugés) le modèle avec la méthode décrite précédemment et en utilisant la fonction objectif traditionnelle des moindres carrés.

Performances (C2M moyen)	GR1J	GR2J	GR3J	GR4J	TOPMO5	TOPMO6	TOPMO8
calage	22.7	31.7	38. 9	42.9	39.7	41.7	43.5
contrôle	19.2	27.1	32.3	35.8	32.2	34.2	35.9

Tableau 4.2 : Performances moyennes sur l'échantillon de 1111 bassins versants en considérant les bassins comme jaugés

Pour nous aider dans l'interprétation des résultats, nous fixons un seuil d'acceptabilité des simulations. Ce seuil est basé sur les résultats globaux du plus simple modèle, en considérant les 1111 bassins versants comme jaugés.

Ces résultats globaux des modèles calés avec l'intégralité des séries de données de débit disponibles[10] sur chaque bassin, mettent en évidence les capacités des structures des modèles à simuler la transformation pluie-débit en conditions réelles.

Dans ces conditions, les performances en « contrôle » du Tableau 4.2 sont les meilleures que l'on puisse espérer pour chacun des modèles. Elles montrent l'amélioration de simulations à mesure que l'on utilise un modèle ayant un nombre plus grand de paramètres. Il existe un écart de 20 points de C2M entre les performances minimale et maximale en calage. Mais, l'écart entre les performances en contrôle des modèles ayant, respectivement, la performance minimale (modèle GR1J) et la performance maximale (modèles GR4J et TOPMO8) n'est plus que de 16 points.

Il est très intéressant d'observer la similarité des résultats des modèles GR4J et TOPMO8. D'ailleurs, Perrin (2000) a remarqué que les structures de ces modèles se trouvent parmi les plus performantes de 39 modèles, évalués selon six différents critères de qualité. Pour ces 39 modèles, il y avait près de 20 points d'écart maximum entre les performances moyennes en contrôle de ces modèles appliqués sur 429 bassins.

Nous proposons de fixer le seuil d'acceptabilité des méthodes étudiées dans cette thèse au niveau de la valeur obtenue, pour des bassins jaugés, avec un modèle très simple. En se référant au Tableau 4.2, ce seuil est égal à 27.1 % pour les résultats du modèle GR2J, ou à 19.2% pour le modèle GR1J. Si l'on veut rester exigeant, le seuil de 27% en validation du critère C2M, devrait être choisi. Par la suite, nous considérerons que le nombre de mesures N est satisfaisant, si la méthode proposée permet d'atteindre une valeur C2M comprise dans la fourchette [19-27%].

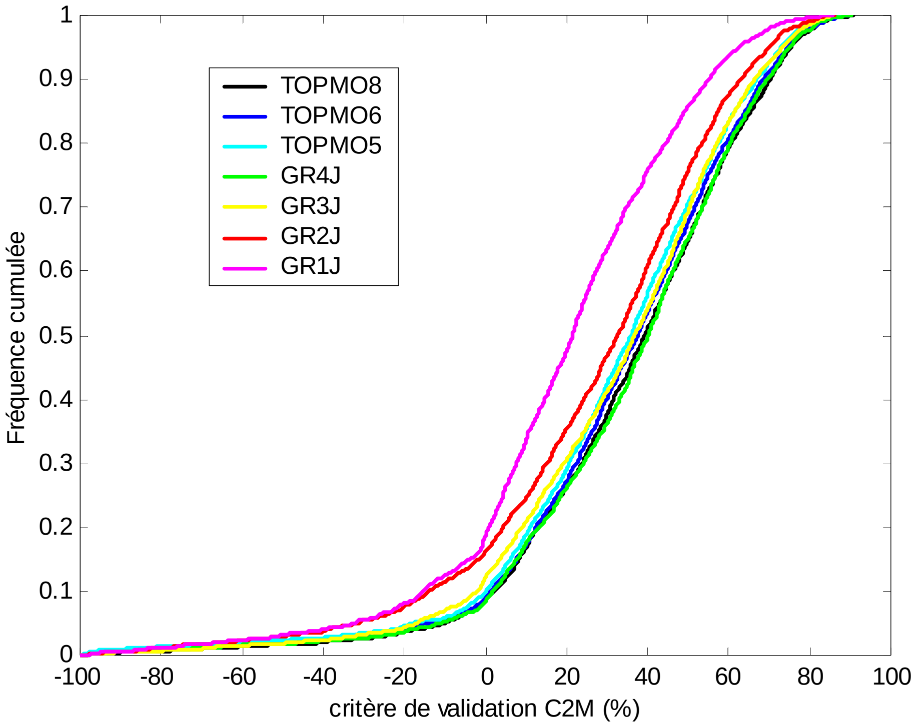


Figure 4.6 : Distributions des performances en contrôle des modèles sur les 1111 bassins versants traités comme jaugés.

[10] Mais sans considérer les mesures des débits nuls.

La Figure 4.6 complète les commentaires précédents, en présentant l'évolution des distributions cumulées du critère obtenu avec l'optimisation de la fonction objectif traditionnelle des moindres carrés, pour les structures GR1J, GR2J, GR3J, GR4J, TOPMO5, TOPMO6 et TOPMO8, sur l'échantillon des 1111 bassins.

La Figure 4.7 et la Figure 4.8 permettent de comparer les performances en calage et en contrôle sur chaque bassin, respectivement, sur chaque échantillon-pays défini dans le chapitre 3 et pour les différents modèles.

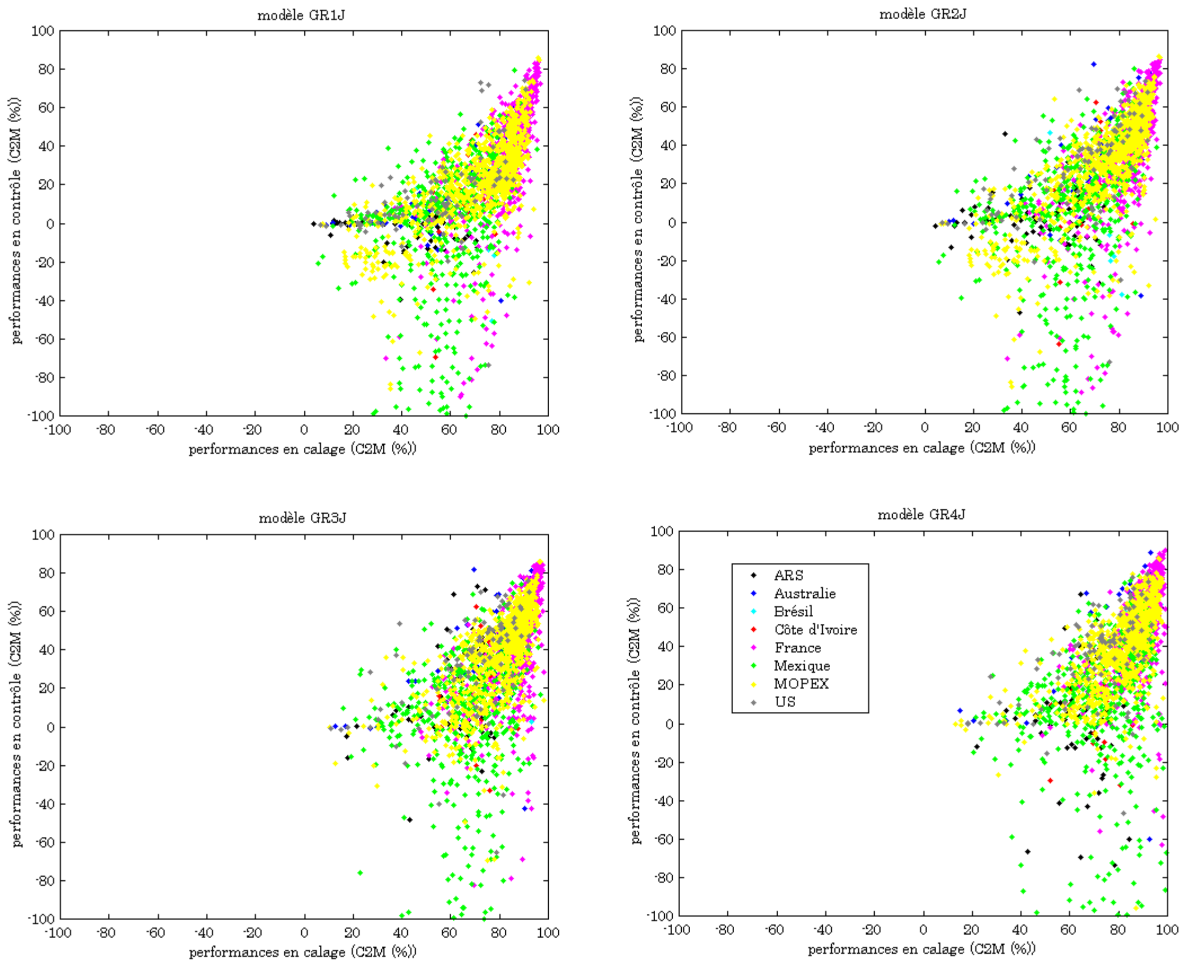


Figure 4.7 : Comparaison des résultats des performances des modèles en calage et en contrôle, sur chaque échantillon-pays, pour la familles de modèles GR.

Ces Figure 4.7 et Figure 4.8 permettent de mieux observer sur les différents pays, la tendance des performances à diminuer sur la phase de contrôle. Tous les échantillons-pays présentent des bassins où cette tendance est plus nette.

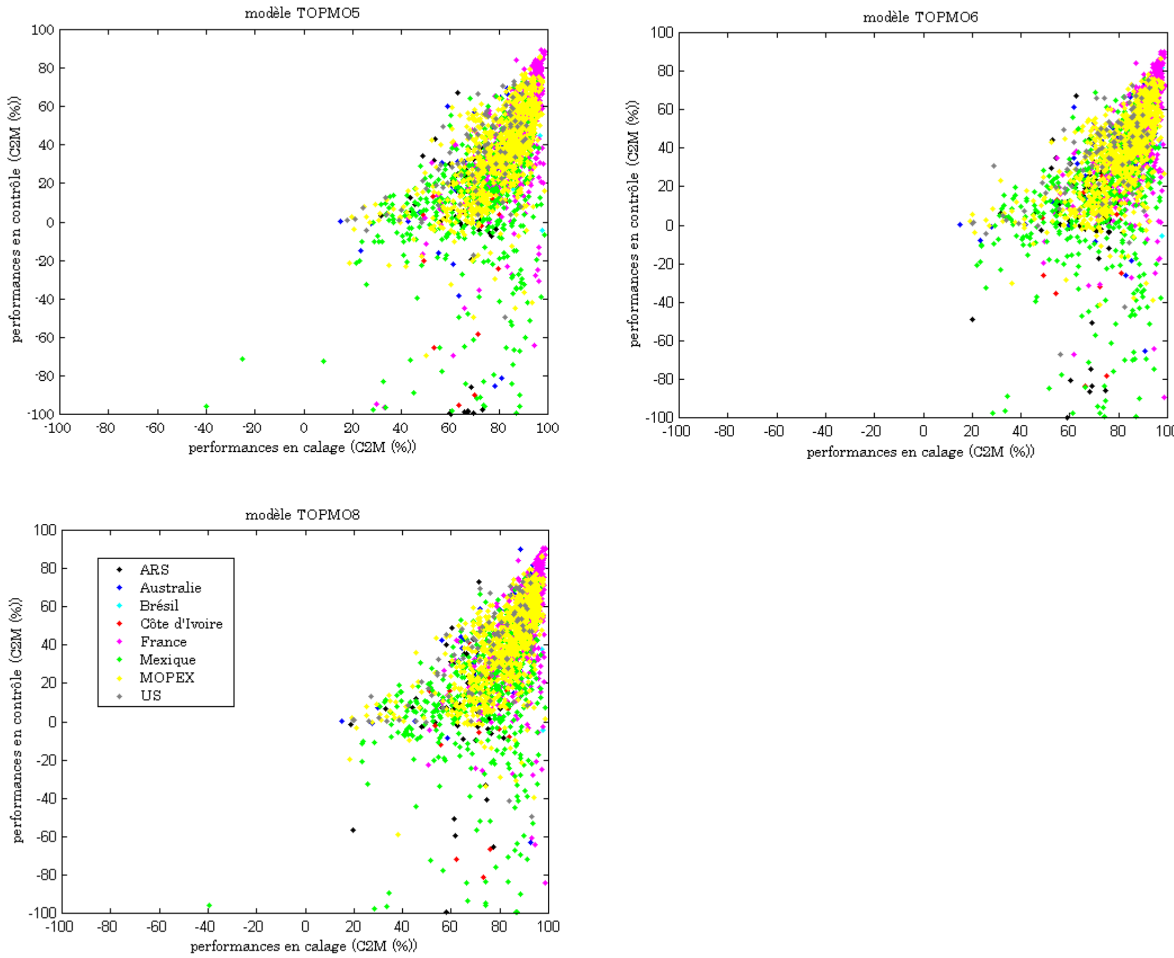


Figure 4.8 : Comparaison des performances des modèles en calage et en contrôle, sur chaque échantillon-pays, pour la famille des modèles TOPMO.

4.10 Détermination des conditions initiales en début de simulation

Au fur et à mesure que le modèle fonctionne, un réajustement progressif de ses états internes s’effectue, de telle sorte qu’au bout d’un certain nombre de pas de temps, d’éventuelles erreurs commises sur les états initiaux du modèle n’ont plus d’importance.

Cependant, comme il a été précisé dans le chapitre 3, si les niveaux des réservoirs dont dépendent les modules de routage ou de production du modèle, prennent des valeurs très erronées, le modèle ne réussira pas à donner des simulations de débit satisfaisantes. Si on ne laisse pas au modèle la possibilité d’équilibrer de lui-même ses réservoirs, les erreurs d’initialisation peuvent interagir avec le processus d’optimisation. La procédure de calage peut en effet essayer de compenser ces erreurs possibles des états initiaux.

Nous avons donc réservé, la première année de chaque bassin–période à la mise en route du modèle, afin de ne pas tenir compte des erreurs du modèle dues aux mauvaises conditions initiales. Pendant cette première année, les valeurs de débits simulés ne sont pas prises en compte dans le calcul de la fonction objectif des critères d'évaluation, autant en calage qu'au contrôle.

4.11 Conclusion sur le protocole d'évaluation des stratégies d'acquisition de données

Dans ce chapitre, nous avons présenté le protocole d'évaluation de notre méthode d'estimation des paramètres d'un modèle sur des bassins sans station hydrométrique. Les principales phases de cette protocole d'évaluation sont :

La phase de mise en place, appelée « phase de démarrage », qui consiste en la constitution de la base de données et en la sélection des modèles servant à tester la méthode de calage. La procédure « split–sample test » a été adoptée pour évaluer des performances des modèles.

La phase de calage, où l'optimisation des paramètres des structures est réalisée. Le choix de la méthode pas-à-pas a été fait pour minimiser une des quatre fonctions objectif examinées dans ce travail. Pour chaque bassin, un nombre N de mesures ponctuelles de débits, tirées au hasard sur la période de calage, seront utilisées pour effectuer cette phase de calage. Le nombre N maximum est limité à 50 mesures de débit.

La phase de contrôle, où les simulations de débit sont faites en utilisant les paramètres obtenus à l'issue de la phase de calage[11]. Le critère d'évaluation sélectionné est le critère C2M et le seuil d'acceptabilité sur ce critère est compris dans la fourchette [0.19-0.27], intervalle correspondant aux performances en validation des modèles les plus simples.

A titre de résumé, la Figure 4.9 présente les résultats en contrôle sur les 1111 bassins, pour les modèles GR4J, GR2J et GR1J. Sur cette figure, les deux courbes correspondant au modèle GR4J, illustrent la situation actuelle des bassins jaugés et la situation quand ils sont traités comme non jaugés. Ces distributions permettent d'observer la dégradation des simulations, quand il n'est pas possible de caler un modèle, c'est-à-dire quand un jeu *a priori* de paramètres est utilisé sans optimisation. Les courbes des modèles GR2J et GR1J montrent la fourchette d'acceptabilité des simulations, ce sont les distributions avec des performances plus faibles du Tableau 4.2.

La courbe située à gauche du graphique montre les performances du modèle GR4J en l'absence de données de débit. Cette courbe caractérise l'état « non jaugé » d'un bassin[12]. On a moins de 14 chances sur 100 d'avoir un critère C2M dépassant 50%. Si le bassin est jaugé et que l'on dispose de 2 à 5 ans de données, cette probabilité remonte à 35 chances

[11] L'analyse de la prise en compte des jours à débit nul dans le calage d'un modèle nous a permis de retenir que les débits nuls ne fournissent pas d'information intéressant pour le calage du modèle.

[12] Il s'agit des performances sans calage des paramètres. Par exemple, un jeu a priori avec des valeurs fixes sur les moyennes.

sur 100. Acquérir quelques mesures ponctuelles de débit doit nous permettre de progresser entre 14 et 35%. Sur cette figure, nous avons indiqué par une flèche le déplacement que l'on recherche, pour rejoindre un seuil d'acceptabilité des simulations, par l'intermédiaire d'un calage effectué en ajoutant N mesures ponctuelles de débit.

Notre tache sera d'élaborer des consignes de mesure pour découvrir à quels moments il est fructueux d'aller sur le terrain mesurer un débit.

On peut alors se demander quelle est la valeur minimale du nombre N de mesures qui permettent de caler un modèle sur un bassin non jaugé avec une probabilité de qualité de simulation acceptable. Nous chercherons à établir cette valeur N.

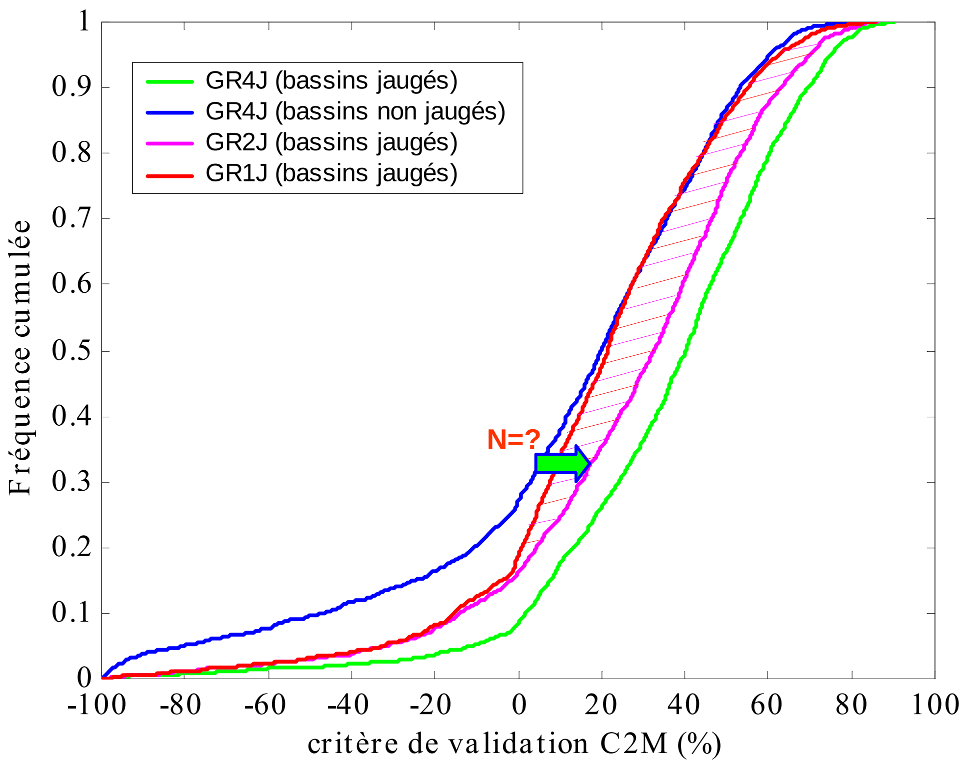


Figure 4.9: Distribution des résultats en contrôle pour les modèles GR4J, GR2J et GR1J. Les courbes présentées pour GR4J portent sur les bassins non jaugés et jaugés. Les courbes des modèles GR2J et GR1J portent sur les bassins jaugés.

Chapitre 5

Chapitre 5

Choix d'une stratégie de calage

Les paramètres d'un modèle pluie-débit permettent de l'adapter aux caractéristiques intrinsèques du bassin à l'étude. Mais pour déterminer ces paramètres, il faut disposer de mesures de débit pour pouvoir caler les valeurs de ces paramètres. Comment rendre un modèle applicable aux bassins dépourvus de station de mesures de débit ? Peut-on déterminer les paramètres, en mesurant certaines caractéristiques physiques du bassin telles que la conductivité électrique du sol, l'épaisseur de la couche du sol, etc ? Cette stratégie ne semble convenable que pour des modèles fondés sur la physique.

En revanche, lorsque l'on veut appliquer des modèles globaux aux bassins sans station hydrométrique, une autre voie est nécessaire : quelques mesures de débit pourraient elles permettre le calage des paramètres ?

Dans les trente dernières années, beaucoup de recherches ont été consacrées à l'amélioration des algorithmes d'optimisation de paramètres (Brazil et Hudlow, 1980 ; Brazil et Krajewski, 1987 ; Beven et Binley, 1992 ; Sorooshian et al., 1993 ; Sorooshian et Gupta, 1995 ; Kuczera et Parent, 1998). Dans le chapitre 3, nous avons décrit les deux grandes catégories de ces algorithmes : les *méthodes locales* et les *méthodes globales*.

Comme cela a été dit auparavant, dans le cadre de cette recherche, nous travaillons avec la méthode locale dite « pas-à-pas ». Cette méthode opère l'optimisation d'une fonction objectif choisie préalablement par l'utilisateur. Dans ce chapitre, nous proposons une fonction objectif à minimiser dans les cas des bassins non jaugés. Cette optimisation (pour la recherche d'un jeu « optimal » de paramètres) utilise au démarrage un vecteur initial des paramètres.

Ce chapitre est divisé en trois parties :

Dans la première partie, nous présentons une méthode d'analyse permettant de caler un modèle pluie-débit sur un bassin sans station hydrométrique. Cette approche est introduite à partir de la méthode classique de calage (critère des moindres carrés). La stratégie de calage proposée ici opère une minimisation d'une fonction objectif qui comprend deux termes. Le premier considère les valeurs *a priori* des paramètres du modèle ; le deuxième prend en compte les erreurs sur l'estimation d'un nombre très réduit de débits mesurés ponctuellement.

Le deuxième partie est consacrée à la définition des valeurs *a priori* des paramètres d'un modèle. Pour ceci, nous analysons les performances du modèle GR4J en utilisant trois jeux de valeurs *a priori* de ses paramètres : le premier utilise les valeurs moyennes, le deuxième les valeurs médianes et le troisième les valeurs issues de régressions effectuées par Perrin (2000). Ces valeurs du troisième jeu fournissent les plus faibles performances.

De ce fait, nous estimons de nouvelles relations *a priori* issues de régressions multiples. Pour cela, nous choisissons une relation pour chaque paramètre parmi douze relations qui impliquent jusqu'à 4 variables explicatives du bassin comme celles vues au chapitre 3. Ces relations ainsi calculées permettent d'obtenir une meilleure performance moyenne du modèle, grâce à une adéquation plus fine au contexte hydroclimatique du bassin.

Dans la troisième et dernière partie de ce chapitre, nous abordons le problème de la normalisation des paramètres dans la fonction critère proposée dans la première partie. Cette normalisation va se faire naturellement en fonction des incertitudes *a priori* des paramètres. Notre analyse est basée sur une comparaison des simulations du modèle, en fonction de quatre méthodes d'estimation des incertitudes sur les paramètres. Nous avons utilisé la méthode classique d'estimation des incertitudes sur les paramètres par une approximation linéaire. Nous avons aussi analysé trois autres méthodes : l'étude de sensibilité régionale qui considère la distribution des paramètres *a priori* sur l'échantillon ; l'étude des variations des paramètres entre les deux sous-périodes d'un même bassin ; enfin, la méthode que nous appelons la « tolérance » qui établit une mesure du risque de s'éloigner des valeurs « optimales » des paramètres. Nous avons également conçu une méthode alternative de calage d'un modèle, basée sur la normalisation des débits.

5.1 Connaissance *a priori* des paramètres d'un modèle : quel jeu de paramètres choisir ?

La recherche d'un jeu optimal des paramètres du modèle est l'étape indispensable pour l'utilisation du modèle. Cette étape est déjà très complexe dans les cas des bassins jaugés, et elle le devient encore plus lorsque l'on s'intéresse aux bassins non jaugés. Pour la recherche d'un jeu « optimal » des paramètres du modèle, on fait appel à des procédures d'optimisation, et c'est l'hydrologue qui a le choix d'un critère de qualité ou d'une méthode pour identifier les paramètres recherchés.

L'optimisation des paramètres d'un modèle peut être perturbée par l'existence d'optima locaux (existence de plusieurs zones de convergence) et par les compensations possibles entre paramètres (Johnston and Pilgrim, 1976).

Dans le cas où nous avons une connaissance des débits sur une période suffisamment longue (abondance d'informations), il est logique de procéder à l'optimisation des paramètres du modèle en réduisant uniquement l'écart entre valeurs mesurées et calculées. Tel est le critère traditionnel[13] des moindres carrés, qui mesure les erreurs sur les débits calculés à partir des observés (Eq. 5.1 et Eq. 5.2).

$$critère = \frac{1}{N}\sum\left(écarts_{débits}\right)^2 \qquad \text{Eq. 5.1}$$

Où $écarts_{débits}$ sont les écarts entre les débits calculés et les débits mesurés. Le critère de calage traditionnel est mis sous forme adimensionnelle en divisant le critère précédent par la variance des débits observés.

[13] fonction objectif $F0$

$$FO(Calage_{traditionnel}) = Minimiser\left[\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(Qobs_i - Qcalc_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(Qobs_i - \overline{Qobs_i}\right)^2}\right] \qquad \text{Eq. 5.2}$$

Où FO est la fonction objectif utilisée dans le calage traditionnel, $Qobs_i$ et $Qcalc_i$ sont les valeurs observées et calculées de débit au jour i. $\overline{Qobs}$ est la moyenne des valeurs mesurées de débit et N est le nombre de valeurs journalières disponibles de débit observé (rappelons qu'en général, il existe une longue série de débits mesurés qui permet l'utilisation de ce critère traditionnel de calage).

Les résultats de cette approche traditionnelle pour les modèles des familles GR et TOPMO présentés dans le chapitre 3.

L'estimation des performances des modèles (la meilleure que l'on puisse espérer), figure dans le Tableau 4.2 du chapitre 4, où les performances des modèles montrent l'amélioration de simulations à mesure que l'on utilise un modèle à un nombre plus grand de paramètres. Cependant, il est très intéressant d'observer la similarité des résultats des modèles GR4J et TOPMO8 qui, dans l'étude comparative de Perrin (2000) s'étaient montrés parmi les plus performants.

Lorsque les valeurs mesurées sont, soit en très petit nombre, soit connues avec une grande incertitude, il semble risqué de faire porter tout le poids de l'estimation des paramètres sur ces quelques valeurs au travers d'une telle fonction objectif. Dans le cas de bassins sans station hydrométrique, le nombre de jaugeages à réaliser doit être le plus réduit possible. Il est donc nécessaire d'utiliser une connaissance *a priori* des valeurs des paramètres du modèle, pour l'introduire dans la recherche du jeu « optimal » des paramètres d'un modèle.

Si les valeurs *a priori* des paramètres (obtenues à partir des caractéristiques des bassins et des climats analogues) sont à elles seules insuffisantes pour obtenir des résultats exploitables, elles sont une première approximation de la valeur des paramètres. Etant donné l'incertitude sur les débits, il peut être prudent de chercher à ne pas trop s'éloigner de ces estimations *a priori* et à garder un écart limité avec les paramètres initiaux :

$$écarts \quad paramètres = \frac{1}{p}\sum\left(\theta - \theta_0\right)^2 \qquad \text{Eq. 5.3}$$

Où p est le nombre de paramètres du modèle, θ_0 les paramètres *a priori* et θ les paramètres à optimiser[14].

Nous proposons pour cela un critère d'optimisation mixte qui permet d'exploiter une information ponctuelle sur les débits tout en donnant une certaine importance aux estimations *a priori* des paramètres :

[14] Par la suite nous utilisons $\theta_0 = x_0$ et $\theta = x$.

$$FO(Calage_{alternatif}) = Minimiser\left[écarts_{paramètres} + écarts_{débits}\right] \qquad \text{Eq. 5.4}$$

Notons que le premier terme semble indispensable si l'on a moins de mesures que de paramètres dans le modèle.

Dans l'Eq. 5.4, nous nommons $CRIT$ le critère associé à la méthode de $Calage_{alternatif}$. En conservant l'idée des moindres carrés, il est possible d'écrire l'Eq. 5.4 sous la forme suivante :

$$CRIT = \frac{1}{p}\sum_{1}^{p}\left(écarts_{paramètres}\right)^2 + \frac{1}{N}\sum_{1}^{N}\left(écarts_{débits}\right)^2 \qquad \text{Eq. 5.5}$$

Il n'est pas sûr que la meilleure solution soit de donner le même poids aux deux termes de l'Eq. 5.5. Il faut donc envisager de faire varier le poids de ces termes. Il sera ainsi possible d'introduire une pondération α sur les écarts et de considérer une moyenne pondérée de la forme :

$$CRIT = \alpha\frac{1}{p}\sum\left(écarts_{paramètres}\right)^2 + (1-\alpha)\frac{1}{N}\sum\left(écarts_{débits}\right)^2 \qquad \text{Eq. 5.6}$$

avec $0 \le \alpha \le 1$.

Il est évident que α devra diminuer quand N augmente, afin de converger vers le critère classique pour les bassins jaugés ($\alpha = 0$).

Afin de combiner les écarts relatifs aux paramètres *a priori* et aux débits, il est nécessaire d'avoir un critère qui soit la somme de deux termes adimensionnels. Par conséquent, l'optimisation proposée pour les paramètres est faite en minimisant la somme de deux sous-critères :

1. Une somme des écarts relatifs à un jeu de paramètres *a priori* ;
2. Une somme des erreurs relatives sur les quelques débits jaugés disponibles :

Sous forme adimensionnel, le critère $CRIT$ peut être donné par :

$$CRIT = \alpha\frac{1}{p}\sum_{k=1}^{p}\left(\frac{x_k - x_k^0}{\sigma_k^0}\right)^2 + (1-\alpha)\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(Qobs_i - Qcalc_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(Qobs_i - \overline{Qobs_i}\right)^2} \qquad \text{Eq. 5.7}$$

Dans l'Eq. 5.7, *Qobs* et *Qcalc* sont les valeurs mesurées et calculées de débit, $\overline{Qobs}$ la moyenne des débits observés, *N* est le nombre de valeurs de débit observé disponibles, *p* est le nombre de paramètres optimisés, x_k est la valeur du paramètre *k* au cours de l'optimisation (*p* paramètres au total), x_k^0 et σ_k^0 est la valeur et l'écart-type *a priori* du paramètre *k*.

Si N est égal à 1, le dénominateur du deuxième terme est égal à 0. Pour parer à cette éventualité, on normalisera par la somme des carrés des $Qobs$.

De plus pour éviter de donner trop d'importance aux fortes valeurs de $Qobs$, nous considérons les racines carrées des écarts de débit. Ainsi, le critère CRIT[15] de calage proposé est :

$$\boldsymbol{CRIT = \alpha \frac{1}{p} \sum_{k=1}^{p} \left(\frac{x_k - x_k^0}{\sigma_k^0} \right)^2 + (1-\alpha) \frac{\sum_{i=1}^{N} \left(\sqrt{Qobs} - \sqrt{Qcalc} \right)^2}{N \left(\overline{\sqrt{Qobs}} \right)^2}} \qquad \text{Eq. 5.8}$$

où $\overline{\sqrt{Qobs}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \sqrt{Qobs}$.

Mais quelles valeurs prendre pour x_k^0 et σ_k^0 ? Dans le paragraphe suivant, nous commençons par étudier la sensibilité des résultats au choix de x_k^0.

5.1.1 Valeurs *a priori* des paramètres : moyennes et médianes

Si nous disposons d'un grand nombre de bassins versants pour lesquels on cale des modèles, il est possible de calculer la moyenne et la médiane des paramètres optimisés. Ce sont deux solutions pour obtenir les paramètres *a priori* x_k^0. Les Tableau 5.1, Tableau 5.2 et Tableau 5.3 montrent les valeurs des paramètres moyens x_k^1 et celles des médianes x_k^2, calculées sur notre échantillon et pour les modèles à 1, 2, 3, 4, 5, 6, et 8 paramètres.

Dans le Tableau 5.4, on peut observer les résultats de la méthode consistant à utiliser sur chaque bassin, le jeu de paramètres moyens et le jeu de paramètres médians.

valeurs	paramètres *a priori* x_k^0									
	GR1J	GR2J		GR3J			GR4J			
	x_1^0	x_1^0	x_2^0	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0
Moyennes x_k^1	-0.09	-0.05	-6.65	-0.01	5.37	-7.91	6.20	3.88	-6.11	-0.09
Médianes x_k^2	0.01	0.03	-8.50	0.05	5.18	-8.71	6.11	3.88	-7.11	0.13

Tableau 5.1 : Paramètres a priori x_k^0 (valeurs moyennes x_k^1 et médianes x_k^2) pour les modèles à 1, 2, 3, et 4 paramètres, sur l'échantillon de 1111 bassins versants.

[15] Dans la suite, nous désignerons par CRIT le critère de calage proposé (critère CRIT utilisé dans l'équation 5.8).

valeurs	paramètres *a priori* x_k^0										
	TOPMO5					TOPMO6					
	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0	x_5^0	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0	x_5^0	x_6^0
Moyennes x_k^1	3.37	4.00	4.00	-8.56	5.53	3.60	4.36	5.00	-8.55	5.88	3.27
Médianes x_k^2	3.66	3.70	3.90	-9.19	5.75	3.89	4.31	5.02	-9.19	5.87	-4.68

Tableau 5.2 : Paramètres a priori x_k^0 *(valeurs moyennes* x_k^1 *et médianes* x_k^2*) pour les modèles à 5 et 6 paramètres, sur l'échantillon de 1111 bassins versants.*

valeurs	paramètres *a priori* x_k^0 du modèle TOPMO8							
	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0	x_5^0	x_6^0	x_7^0	x_8^0
Moyens x_k^1	4.26	-1.41	4.93	-8.55	-1.58	6.13	-8.79	4.13
Médianes x_k^2	4.29	-1.31	4.81	-9.18	-1.70	5.85	-9.67	4.06

Tableau 5.3 : Paramètres a priori x_k^0 *(valeurs moyennes* x_k^1 *et médianes* x_k^2*) pour le modèle à 8 paramètres, sur l'échantillon de 1111 bassins versants.*

paramètres	GR1J	GR2J	GR3J	GR4J	TOPMO5	TOPMO6	TOPMO8
moyens	11.3	11	14.1	13.5	11	11.6	13.4
médianes	9.9	13.5	14.4	12.1	14.6	13.8	15.4

Tableau 5.4 : Performances moyennes du critère moyen C2M sur l'échantillon de 1111 bassins versants, en considérant les bassins comme non jaugés et en utilisant les deux jeux de paramètres : celui des valeurs moyennes et celui des valeurs médianes.

La Figure 5.1 et le Tableau 5.4 montre les distributions des performances de la fonction objectif au niveau des résultats du modèle GR4J. On observe que le critère C2M de validation des simulations prend la valeur de 13.5 quand le jeu de paramètres moyen est utilisé sur chaque bassin. Dans le cas où le jeu de paramètres sur chaque bassin est celui des médianes, la valeur globale du critère en contrôle est 12.1.

5.1.2 Paramètres *a priori* issus de régressions

Après l'étude des performances obtenues avec le modèle à 4 paramètres, l'analyse d'une troisième solution pour l'estimation *a priori* des paramètres sera basée sur le modèle GR4J. Cette solution, en principe plus élaborée, consiste à relier les paramètres optimisés aux caractéristiques climatiques et physiques des bassins versants. Une telle approche a été esquissée par Perrin, et elle peut permettre d'obtenir un jeu de paramètres qui peut prendre la place de x_k^0 dans l'Eq. 5.8.

En ce qui concerne ce jeu *a priori* des paramètres régionaux du modèle GR4J, nous notons x_k^3 la valeur *a priori* du paramètre k (Eq. 5.9 à Eq. 5.12):

Rappelons que pour le modèle GR4J, les valeurs et formules suivantes d'estimation des paramètres en fonction de certaines caractéristiques des bassins avaient été proposées par Perrin (2000) :

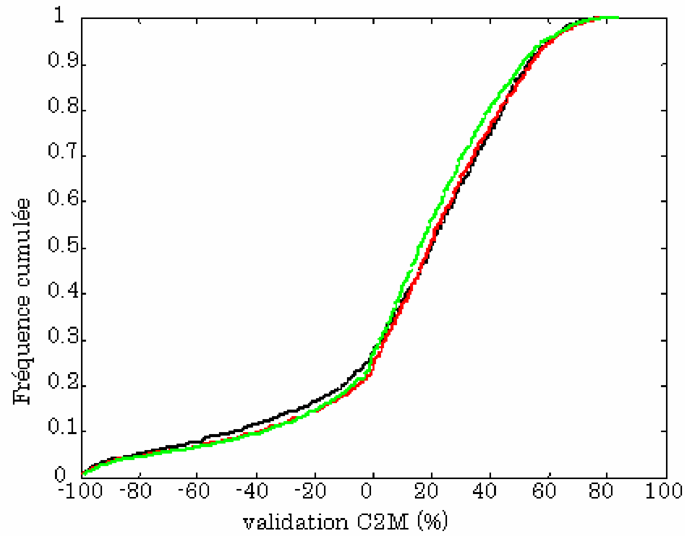
Capacité du réservoir du sol $[mm]$	$x_1^3 = 416$	Eq. 5.9
Capacité du réservoir de routage $[mm]$	$x_2^3 = 0.43(Pmx - Pmn)^{1.07}$	Eq. 5.10
Temps de base de l'Hydrograme Unitaire $[jour]$	$x_3^3 = 0.5 + 1.26\dfrac{S^{0.16}}{\overline{P}^{0.64}}$	Eq. 5.11
Coefficient d'échange $[mm]$	$x_4^3 = -0.59$	Eq. 5.12

Dans le chapitre 3, les variables comprenant les formules précédentes ont été expliquées.

Afin de visualiser le jeu *a priori* de paramètres qui apporte de meilleurs résultats aux simulations, nous montrons dans la Figure 5.1 les distributions des performances du modèle en utilisant les trois solutions pour les paramètres *a priori*. Les performances ont été obtenues sans optimiser les paramètres, c'est-à-dire, en considérant les bassins comme entièrement non jaugés.

Il est très surprenant de constater que l'introduction de l'information physioclimatique disponible sur les bassins n'améliore pas la situation des bassins non jaugés. Au contraire, il semble préférable de faire appel à un simple jeu moyen de paramètres.

Nous pouvons penser que les relations des expressions Eq. 5.9 à Eq. 5.12, calées sur 131 bassins, ne sont pas fiables, car elles sont mal adaptées à l'échantillon beaucoup plus large que nous avons adopté. Nous allons recaler les relations de Perrin (2000) sur les 1111 bassins de notre échantillon.



valeurs a priori	Validation moyenne (C2M, %)
x_k^1 (moyens)	13.5
x_k^2 (médianes)	12.1
x_k^3 (régionaux,(Perrin, 2000))	11.3

Figure 5.1 : Distributions des performances du modèle GR4J en considérant trois solutions pour les paramètres a priori du modèle : les valeurs moyennes, les médianes et celles trouvés par Perrin.

5.1.2.1 Calcul des relations *a priori* de Perrin (2000) pour l'échantillon de 1111 bassins

Comme nous l'avons vu, nous disposons d'un échantillon de 1111 bassins versants avec des conditions climatiques et géographiques très variées. Il nous semble important de mesurer sur l'ensemble de ces bassins (dont beaucoup n'ont pas servi à l'établissement du jeu de paramètres x_k^3), l'intérêt d'utiliser x_k^3 au lieu de x_k^0. Ansi, nous comparons les coefficients des relations des paramètres de la capacité du réservoir de routage x_2^3 et du temps de base de l'Hydrograme Unitaire x_3^3, en réalisant des régressions simples pour ces paramètres. Etant donné que l'optimisation des paramètres porte sur des valeurs transformées (Chapitre 3), nous obtenons à partir des expressions Eq. 5.10 et Eq. 5.11 :

$$x_{2t}^3 = \log\left(X_2^1\right) = \log\left(0.43(Pmx - Pmn)^{1.07}\right) = -0.84 + 1.07\log(Pmx - Pmn) \qquad \text{Eq. 5.13}$$

$$x_{3t}^3 = \left(X_3^1 - 5\right)/0.45 = \left(0.5 + 1.26\frac{S^{0.16}}{P^{0.64}} - 5\right)/0.45 = -10.5 + 2.8\frac{S^{0.16}}{P^{0.64}} \qquad \text{Eq. 5.14}$$

Par conséquent, les régressions portant sur les paramètres transformés ont les formes suivantes :

$$x_{2t}^3 = a_2 + b_2\log(Pmx - Pmn) \qquad \text{Eq. 5.15}$$

$$x_{3t}^3 = a_3 + b_3\frac{S^{0.16}}{P^{0.64}} \qquad \text{Eq. 5.16}$$

Pour calculer les coefficients de régression, nous retenons un bassin sur cinq dans l'échantillon de bassins. Le Tableau 5.5 montre les coefficients des régressions obtenus pour les régressions faites sur 222 bassins (choisis dans l'échantillon de bassins) selon les Eq. 5.15 et Eq. 5.16.

Paramètre x_2^3	Coefficient de détermination	Paramètre x_3^3	Coefficient de détermination
$a_2 = 3.13$ $b_2 = 0.18$	0.01	$a_3 = -7.31$ $b_3 = 0.70$	0.02

Tableau 5.5 : Coefficients de régression des paramètres x_2^3 et x_3^3 sur un sous-échantillon formé en prenant un bassin sur cinq dans l'échantillon de 1111 bassins versants.

Dans le Tableau 5.5, nous pouvons observer que les coefficients des régressions sur les paramètres x_2^3 et x_3^3, sont très différents de ceux établis par Perrin, mais le plus remarquable est la faiblesse des coefficients de détermination : 0.01 et 0.02 respectivement pour les paramètres x_2^3 et x_3^3.

Ces résultats nous font revenir à la Figure 5.1, à partir de laquelle, nous avons pu décider de l'utilisation des valeurs moyennes des paramètres comme jeu de paramètres de départ. Cependant, cette conclusion n'est peut être pas fondée, du fait de la faible pertinence des relations. Il est possible que les variables explicatives choisies par Perrin (2000) ne soient pas pertinentes.

Pour essayer d'éclaircir cette situation, nous allons choisir de nouvelles variables explicatives, sur l'ensemble de notre échantillon.

5.1.2.2 Valeurs régionales *a priori* des paramètres du modèle GR4J issues de régressions triples

La démarche de recherche de nouvelles relations de prédétermination des paramètres suit la démarche classique de régionalisation. Nous cherchons les descripteurs du bassin qui peuvent représenter son comportement hydrologique, et une formule de régression pour les paramètres.

Toutefois, le choix des variables explicatives est réduit, car pour les bassins de notre échantillon nous ne disposons que des séries de pluie et d'évapotranspiration potentielle ainsi que de la superficie des bassins.

Donc, nous utiliserons comme variables explicatives, les descripteurs S, PBP, ETP et $\overline{P}$, décrits au chapitre 2.

Pour la recherche d'équations de régression, nous utiliserons les valeurs transformées des paramètres[16]

La forme générale de régression est la suivante :

[16] Ces valeurs sont utilisées par le critère de calage utilisé sur la méthode d'optimisation des paramètres appliquée ici

$$y_t = a_0 + a_1 y_1 + a_2 y_2 + \ldots + a_k y_k + e \qquad \text{Eq. 5.17}$$

où :

y_t	variable à expliquer (paramètre transformé du modèle pluie-débit)
$a_0, a_1, a_2, \ldots, a_k$	paramètres du modèle de régression (coefficients de régression)
$y_1, y_2, \ldots, y_k$	variables explicatives (descripteurs du bassin)
e	erreur du modèle de régression

L'Annexe F montre les différentes régressions faites pour le modèle GR4J et sur l'échantillon de 1111 bassins versants internationaux. Nous cherchons plutôt à traiter les régressions le plus uniformément possible, ce qui conduit à les accepter telles quelles pour l'estimation des paramètres, même si les variables explicatives ne sont pas significatives. Nous ne nous intéressons pas ici à la justification de retenir une variable, car ce n'est pas l'objectif fixé. Dans les Tableaux de la même Annexe, on peut remarquer un bon rapport de Student pour la 4ème relation qui considère seulement $\overline{P}$. Parmi les relations qui prennent en compte deux variables, la 7ème a le meilleur rapport de Student sur $\overline{P}$, mais on considère $\overline{P}$ et ETP. Les relations qui considèrent trois variables, sont celles qui considèrent $\overline{P}$ et PBP, qui ont un rapport de Student acceptable sur ces variables. Pour la relation prenant en compte les 4 variables, un bon rapport de Student est aussi observé sur $\overline{P}$.

Nous retiendrons et comparerons deux jeux de relations. L'un à trois variables explicatives (la 8ème qui fait intervenir S, PBP et ETP) et l'autre avec quatre variables (la 12ème qui considère en plus $\overline{P}$) (Annexe F.).

Donc, les relations retenues pour chaque paramètre du modèle GR4J, qui peuvent prendre la place de x_k^3, sont :

- relations à trois variables explicatives que nous nommons x_k^4 :

$$x_1^4 = 6.25 + 0.001 og(S) + 0.12\log(PBP) + 0.05\log(ETP) \qquad \text{Eq. 5.18}$$

$$x_2^4 = 5.31 - 0.06\log(S) + 0.46\log(PBP) - 0.67\log(ETP) \qquad \text{Eq. 5.19}$$

$$x_3^4 = -8.68 + 0.41\log(S) + 0.5\log(PBP) + 0.44\log(ETP) \qquad \text{Eq. 5.20}$$

$$x_4^4 = 1.16 - 0.07\log(S) + 1.33\log(PBP) + 0.03\log(ETP) \qquad \text{Eq. 5.21}$$

- relations à 4 variables explicatives, relations nommées x_k^5 :

$$x_1^5 = 5.77 + 0.02 1og(S) - 0.15\log(PBP) - 0.11\log(ETP) + 0.3\log(\overline{P}) \qquad \text{Eq. 5.22}$$

$$x_2^5 = 2.81 + 0.03 1og(S) - 0.92\log(PBP) - 1.48\log(ETP) + 1.53\log(\overline{P}) \qquad \text{Eq. 5.23}$$

$$x_3^5 = -8.04 + 0.39 1og(S) + 0.86\log(PBP) + 0.65\log(ETP) - 0.39\log(\overline{P}) \qquad \text{Eq. 5.24}$$

$$x_4^5 = 1.32 - 0.07 1og(S) + 1.42\log(PBP) + 0.36\log(ETP) - 0.1\log(\overline{P}) \qquad \text{Eq. 5.25}$$

Le Tableau 5.6 montre les rapports de Student correspondant aux régressions précédentes.

Il faut rappeler que le jeu optimum de paramètres utilisés pour les simulations, et obtenu après l'optimisation, porte sur des valeurs transformées décrites dans le Chapitre 3.

paramètres à 3 variables explicatives	Coefficients de régression	Rapport de Student	Coefficients de détermination	paramètres à 4 variables explicatives	Coefficients de régression	Rapport de Student	Coefficients de détermination
x_1	$a_0 = 6.25$		0.0008	x_1	$a_0 = 5.77$		0.008
	$a_1 = 0.001$	0.05			$a_1 = 0.02$	1.37	
	$a_2 = 0.12$	1.23			$a_2 = -0.15$	-1.23	
	$a_3 = 0.05$	0.42			$a_3 = -0.11$	-0.99	
					$a_4 = 0.30$	3.94	
x_2	$a_0 = 5.31$		0.14	x_2	$a_0 = 2.81$		0.14
	$a_1 = -0.06$	-3.62			$a_1 = -0.03$	1.80	
	$a_2 = 0.46$	3.35			$a_2 = -0.92$	-5.88	
	$a_3 = -0.67$	-4.68			$a_3 = -1.48$	-10.29	
					$a_4 = 1.53$	16.07	
x_3	$a_0 = -8.68$		0.06	x_3	$a_0 = -8.04$		0.06
	$a_1 = 0.41$	9.78			$a_1 = 0.39$	8.67	
	$a_2 = 0.50$	1.50			$a_2 = 0.86$	2.13	
	$a_3 = 0.44$	2.28			$a_3 = 0.65$	1.76	
					$a_4 = -0.39$	-1.6	
x_4	$a_0 = 1.16$		0.04	x_4	$a_0 = 1.32$		0.04
	$a_1 = -0.07$	-3.27			$a_1 = -0.07$	-3.37	
	$a_2 = 1.33$	8.31			$a_2 = 1.42$	7.41	
	$a_3 = 0.30$	1.83			$a_3 = 0.36$	2.01	
					$a_4 = -0.10$	-0.85	

Tableau 5.6 : Rapports de Student sur les régressions retenues à 3 et 4 variables explicatives pour les paramètres du modèle GR4J.

5.1.2.3 Quel jeu *a priori* de paramètres choisir ?

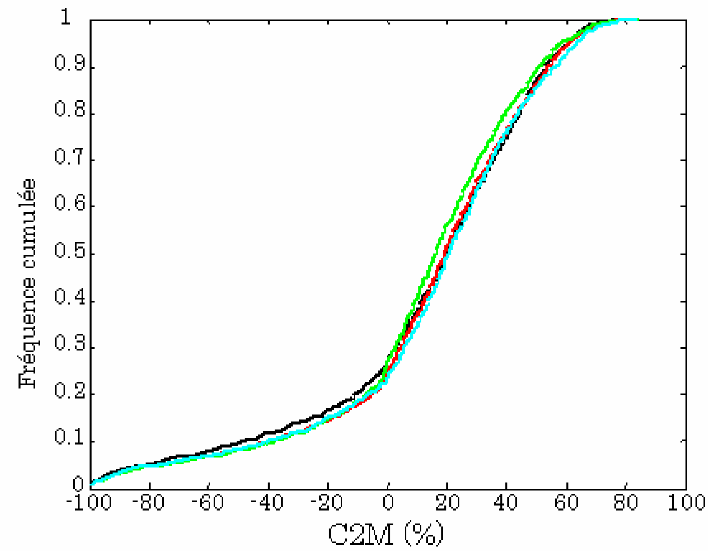
Le choix du jeu *a priori* de paramètres sur l'ensemble des 1111 bassins, est réalisé en mode de contrôle (voir chapitre 3) en comparant les performances du modèle avec : les valeurs moyennes x_k^1, les médianes x_k^2, et les valeurs issues de régressions (x_k^3, x_k^4, x_k^5)[17]. La Figure 5.2 montre cette comparaison.

Étant donné les distributions des performances illustrées sur cette Figure 5.2, la meilleure solution pour l'estimation *a priori* des paramètres d'un modèle semblerait être d'utiliser les relations des régressions triples. Ultérieurement, nous comparerons les simulations de

[17] En effet, pour les valeurs issues des régressions, nous nous intéressons aux relations qui rapportent les meilleures performances. En règle générale, nous comparons les performances des valeurs estimées avec x_k^3 avec celles estimées avec les régressions réalisées avec les quatre variables explicatives : x_k^5.

débit faites en utilisant les deux jeux de relations à trois et quatre variables explicatives : x_k^4 et x_k^5.

Ce choix entre les différentes options ne peut pas être fait ici, puisque c'est une simple composante du critère de calage décrit par l'Eq. 5.8.



valeurs a priori	Validation moyenne (C2M, %)
x_k^1 (moyens)	13.5
x_k^2 (médianes)	12.1
x_k^3 (régionaux, (Perrin, 2000))	11.3
x_k^5 (régionaux, 4 variables)	14.4

Figure 5.2 : Distribution des performances du modèle GR4J pour l'échantillon de 1111 bassins versants. Nous avons considéré 4 jeux a priori des paramètres du modèle : les valeurs moyennes x_k^1, *les valeurs des médianes* x_k^2, *les relations trouvées par Perrin* x_k^3 *et les relations issues des régressions triples (régionales)* x_k^5.

5.2 Normalisation des paramètres

Nous abordons maintenant la question de la normalisation du poids des paramètres *a priori* dans l'équation Eq. 5.8[18]. Nous utilisons les écarts-types σ_k^0 pour normaliser les différences $x_k - x_k^0$ intervenant dans l'expression du critère de calage $CRIT$ proposé (Eq. 5.8). Mais plusieurs approches existent pour un écart-type *a priori* σ_k^0 des paramètres du modèle sur les 1111 bassins de l'échantillon :

- écart-type issu d'une méthode classique d'estimation des incertitudes sur les paramètres par une approximation linéaire ;
- écart-type régional ou écart-type entre bassins ;
- écart-type des écarts entre périodes pour un même bassin ;

[18] L'incertitude est toujours présente dans la détermination de ses paramètres, principalement parce qu'ils sont toujours issus d'une optimisation dépendant d'un échantillon. En général, la sensibilité mesure le taux de variation des paramètres. Nous nous intéressons ici aux incertitudes des évaluations des paramètres avec le critère de calage proposé.

- écart-type que nous nommerons la « tolérance », nouvelle approche que nous expliquons dans la suite.

5.2.1 Écart-type issu de l'approximation linéaire

La première solution pour σ_k^0 est d'utiliser les écarts-types σ_k^2 issus d'une étude de sensibilité effectuée bassin par bassin, sur la base d'une approximation linéaire du modèle par rapport aux paramètres.

L'approche mathématique de l'analyse d'incertitudes par approximation linéaire a été détaillée par Mein et Brown (1978). Elle a été reprise par Thurman et Roberts (1995), par Nascimento (1995) qui l'a appliquée au modèle GR4J et Perrin (2000) qui l'a utilisée pour évaluer les écarts-types des paramètres du modèle GR3J. Elle est utilisée ici pour analyser une solution de l'estimation des écarts-types *a priori* σ_k^0 de l'Eq. 5.8.

Le cadre statistique de l'analyse est le suivant : on approxime les erreurs du modèle en utilisant une formulation linéaire par rapport aux paramètres au voisinage de l'optimum. On utilise une approximation du modèle au premier ordre du développement en série de Taylor de l'Eq. 5.26.

$$Y_i = P_i(X, \beta) + e_i \qquad \text{Eq. 5.26}$$

où:

i	le pas du temps, $1 \le i \le n$,
Y_i	variable observée (débit)
$P_i(X, \beta)$	variable estimée en fonction de la variable d'entrée et des paramètres
X	variable d'entrée
β	vecteur des paramètres
e_i	erreur associée

Pour évaluer le développement de cette série, on évalue l'effet d'une petite variation, ε, de la valeur optimale de chaque paramètre sur la chronique des débits simulés. On évalue chaque fois le résidu, qui est la différence entre les débits calculés avec l'optimum du paramètre et les débits calculés avec la valeur modifiée de l'optimum. Ces résidus sont reliés de façon linéaire aux erreurs du modèle, par l'Eq. 5.27.

$$Q - Q_0 = \sum_{i=1}^{p} \gamma_i \frac{Q_i - Q_0}{\varepsilon} + \mu \qquad \text{Eq. 5.27}$$

où :

Q	vecteur des débits observés

Q_0	vecteur des débits calculés avec le jeu optimum des paramètres (contrôle)
Q_i	vecteur des débits calculés avec le jeu optimum des paramètres, le paramètre i étant modifié d'une petite quantité ε.
$\gamma_i,...,\gamma_p$	coefficients à déterminer qui minimisent l'erreur μ, p étant le nombre de paramètres du modèle.

Perrin (2000) a résumé le cadre mathématique de cette analyse, nous en présentons une copie dans l'Annexe H.

Les écarts-types σ_k^2 issus de l'approximation linéaire, calculés au moyen de l'Eq. 5.27 sont présentés au

Tableau 5.7 (a) modèles de la famille GR, b) et c) modèles de la famille TOPMO).

5.2.2 Écart-type régional ou écart-type entre bassins

Dans l'expression de $CRIT$ (Eq. 5.8), les écarts-types *a priori* σ_k^0 jouent peut-être un rôle très important quand N est petit (c'est le cas quand on a peu de données de débit).

Il est clair que les écarts-types des paramètres utilisés jusqu'à présent reflètent bien l'incertitude moyenne, sur un grand nombre de bassins, des évaluations des paramètres, et il peut paraître légitime d'utiliser ces écarts-types pour normaliser les différences $x_k - x_k^0$ intervenant dans l'expression de $CRIT$.

Cependant, il serait préférable d'utiliser l'écart-type *a priori* de la distribution des x_k sur un grand nombre de bassins versants, ce qui est très différent de la moyenne des écarts-types obtenus, bassin par bassin, par une méthode statistique.

Nous considérons donc sur l'ensemble des 1111 bassins, cet écart-type *a priori* σ_k^1, calculé comme suit :

$$\sigma_k^1 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{NCG}\left(X(k)^2\right)}{NCG} - \left(\frac{\sum_{i=1}^{NCG} X(k)}{NCG}\right)^2} \qquad \text{Eq. 5.28}$$

où :

σ_k^1	écart-type du paramètre *k*, (*k*=1,…,4 pour GR4J)
X(k)	paramètre *k* optimal
NCG	nombre de bassins-périodes utilisés pour le calage des paramètres

Les écarts-types calculés au moyen de l'Eq. 5.28 sont présentés sont présentés au

Tableau 5.7 (a) modèles de la famille GR, b) et c) modèles de la famille TOPMO).

5.2.3 Écart-type entre périodes pour un même bassin

Nous analysons ici un autre type d'écart-type *a priori* : la moyenne des écarts quadratiques entre les paramètres obtenus pour les deux sous-périodes d'un même bassin.

L'idée est de considérer l'écart-type dû aux variations des paramètres calés sur les différentes périodes prises en compte sur la série de donnés de chaque bassin versant. Nous rappelons que sur chaque bassin, nous avons divisé sa série de données en deux périodes. L'écart-type est nommé σ_k^3 et il est calculé comme suit :

$$\sigma_k^3 = \sqrt{\frac{1}{NB}\sum_{j=1}^{NB}\left[X_k(j,1) - X_k(j,2)\right]^2} \qquad \text{Eq. 5.29}$$

Où

σ_k^3	écart-type du paramètre k ($k = 1,...,4$ pour GR4J)
$X_k(j,1)$	paramètre k calé sur la première période de données du bassin j
$X_k(j,2)$	paramètre k calé sur la deuxième période de données du bassin j
NB	nombre de bassins pris en compte

Les valeurs de σ_k^3 sont rassemblées dans le

Tableau 5.7 (a) modèles de la famille GR, b) et c) modèles de la famille TOPMO).

5.2.4 *Tolérance* des paramètres

Nous introduisons ici une notion empirique que nous proposons d'appeler la « tolérance », nommée σ_k^4, qui peut prendre la place de σ_k^0 dans l'Eq. 5.8. La tolérance permet de mesurer l'acceptabilité d'un écart autour d'un jeu « optimal » de paramètres, tout en permettant une simulation acceptable (bon niveau de performance du critère de validation).

Cette « tolérance » a pour objectif de mesurer le risque d'être trop éloigné des valeurs « optimales » des paramètres. Pour la calculer, nous comparons, paramètre par paramètre, les variations des paramètres de GR4J, qui réduisent sa performance. Cette réduction est égale à la différence entre les performances moyennes en calage et en simulation (avec les paramètres optimisés).

Nous procédons comme suit : après avoir réalisé le calage pour optimiser les paramètres et le « contrôle », nous calculons la diminution moyenne de performance du critère de validation (Nash borné (C2M)) sur tous les bassins.

Ainsi, la « tolérance » du paramètre x_k est sa variation qui conduit à une diminution des performances du modèle égale à la diminution obtenue pour ce critère moyen (C2M), sur l'ensemble des 1111 bassins quand on passe du calage au contrôle. Le détail du calcul de ces « tolérances » est exposé dans l'Annexe I.

Dans la démarche pour obtenir les tolérances des paramètres du modèle GR4J, il s'est présenté une sensibilité à l'optimisation du paramètre d'échange x_4 (Annexe I).

Nous nous sommes aperçu que sur ce paramètre x_4, il y avait un biais très sensible à l'optimisation : en augmentant systématiquement de 0,4 la valeur obtenue au calage, on obtenait un meilleur critère C2M en validation.

Nous avons alors essayé d'étudier différentes modalités pour éliminer ce biais. Les développements correspondants sont présentés en Annexe I.

Dans ce qui suit, nous avons choisi de mesurer la tolérance à partir du minimum (baisse minimale du critère C2M) si celui-ci n'est pas égal à 0. La tolérance est sensiblement variable selon l'échantillon considéré. Ceci n'est pas très étonnant puisque les performances sont également fortement modifiées.

Les tolérances obtenues pour les quatre paramètres des modèles sont présentées au Tableau 5.7 (a) modèles de la famille GR, b) et c) modèles de la famille TOPMO).

5.2.5 Écarts-types *a priori* σ_k^0 des paramètres des modèles

Le Tableau 5.7 montre les quatre solutions pour le jeu d'écarts-types *a priori* σ_k^0 des paramètres des modèles à 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 8 paramètres (a) modèles de la famille GR, b) et c) modèles de la famille TOPMO). Ces écarts-types sont calculés en considérant l'échantillon de 1111 bassins versants :

- les σ_k^1 sont les écarts-types entre bassins ou régionaux calculés avec l'Eq. 5.28 ;
- les σ_k^2 sont les écarts-types obtenus sur la base d'une approximation linéaire (Annexe H) ;
- les σ_k^3 sont les écarts-types obtenus pour les deux sous-périodes d'un même bassin, calculés avec l'Eq. 5.29 ;
- les σ_k^4 sont les écarts-types appelés « tolérance » (Annexe I).

Ainsi, dans l'expression $CRIT$ de l'Eq. 5.8, on peut utiliser soit, σ_k^1, soit σ_k^2, soit σ_k^3, soit σ_k^4 pour prendre la place de σ_k^0 qui sont les écarts-types *a priori* des paramètres sur l'échantillon de 1111 bassins versants.

Dans la Figure 5.3, on peut observer que les valeurs des σ_k^0 ne sont pas proportionnelles. L'optimisation des paramètres réalisée au moyen des différentes valeurs des écarts-types de l'Eq. 5.8 risque donc de mener à des optima différents.

écart-type *a priori* σ_k^0 des paramètres du modèle		GR1	GR2J		GR3J			GR4J			
		x_1^0	x_1^0	x_2^0	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0
régionaux	σ_k^1	0.78	0.78	5.19	0.78	2.63	3.51	1.09	1.49	3.66	1.72
approximation linéaire	σ_k^2	0.07	0.07	0.60	0.09	0.27	0.85	0.15	0.19	0.43	0.51
inter-périodes	σ_k^3	0.34	0.34	2.97	0.35	1.38	2.00	0.87	1.08	2.49	1.10
tolérance	σ_k^4	0.14	0.17	1.41	0.22	1.20	1.53	0.83	0.94	2.24	0.51

a) modèles GR1J, GR2J et GR3J

écart-type a priori σ_k^0 des paramètres du modèle		TOPMO5					TOPMO6					
		x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0	x_5^0	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0	x_5^0	x_6^0
régionaux	σ_k^1	1.81	2.37	1.90	3.23	3.39	1.73	2.36	1.44	3.28	2.29	6.66
approximation linéaire	σ_k^2	0.46	0.47	0.32	0.18	0.42	0.50	0.46	0.65	0.17	0.29	2.63
inter-périodes	σ_k^3	1.85	2.01	1.70	1.86	2.37	1.72	1.92	1.59	1.82	1.63	5.50
tolérance	σ_k^4	0.66	2.09	1.18	0.83	1.07	0.41	1.65	0.53	0.83	0.53	8.95

b) modèles TOPMO5 et TOPMO6

écart-type a priori σ_k^0 des paramètres du modèle		x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0	x_5^0	x_6^0	x_7^0	x_8^0
régionaux	σ_k^1	1.17	1.26	1.36	3.10	1.00	1.82	1.48	2.38
approximation linéaire	σ_k^2	0.35	0.87	0.32	0.17	0.62	0.95	0.78	0.43
inter-périodes	σ_k^3	1.12	1.04	1.29	1.73	1.06	1.72	1.35	1.91
tolérance	σ_k^4	0.29	0.51	0.34	0.65	0.49	0.63	2.20	1.69

c) modèle TOPMO8

Tableau 5.7 : Quatre solutions pour les écarts-types a priori σ_k^0 pour optimiser les paramètres des modèles avec l'expression CRIT (Eq. 5.8). x_1^0 sont les paramètres a priori du modèle k étant le numéro du paramètre du modèle

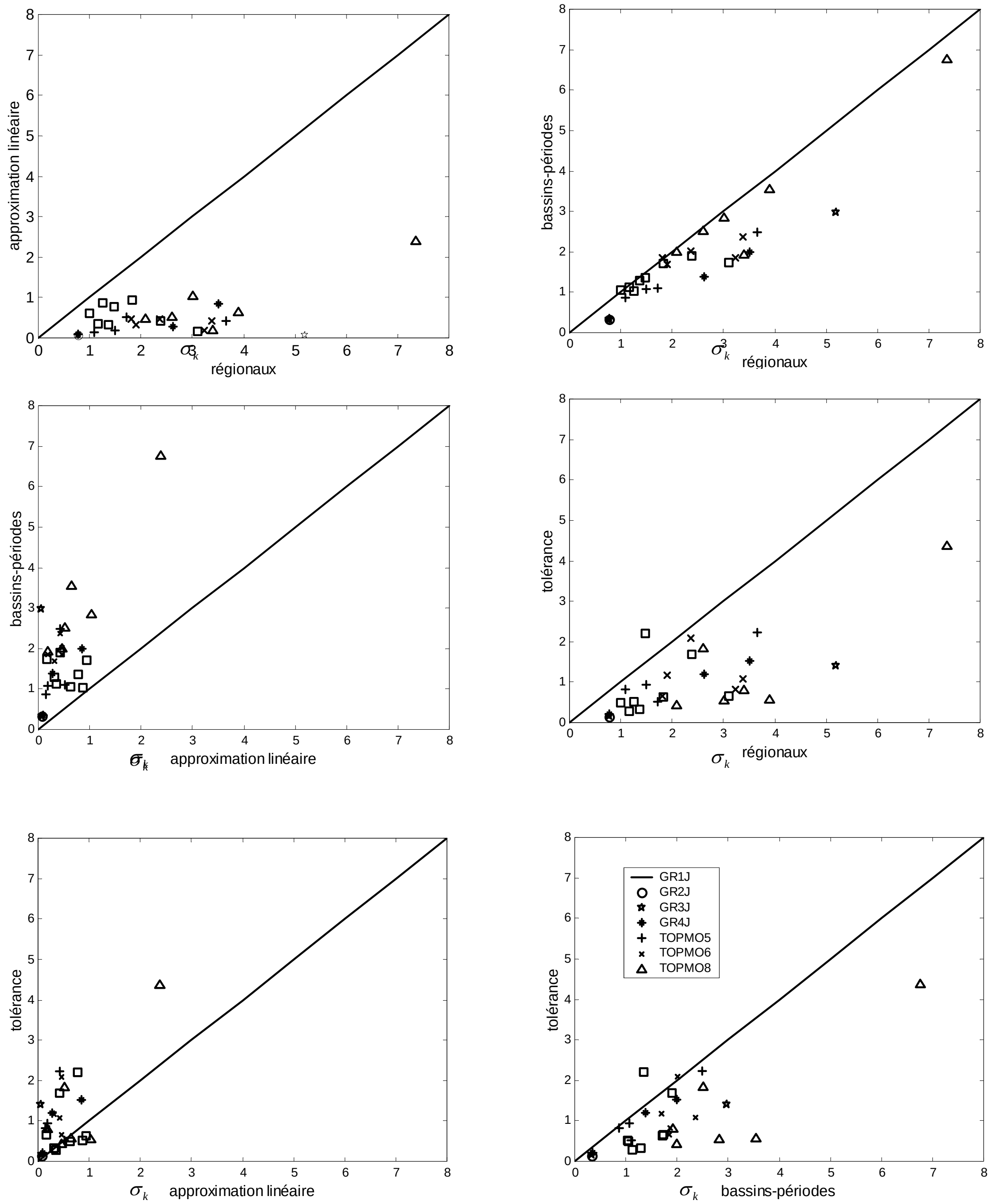


Figure 5.3 : Comparaisons entre les quatre solutions de normalisation des paramètres (σ_k^0) des modèles GR1J, GR2J, GR3J, GR4J, TOPMO5, TOPMO6 et TOPMO8 (écarts-types régionaux σ_k^1, écarts-types approximation linéaire σ_k^2, écarts-types bassins-périodes, σ_k^3 et la « tolérance » σ_k^4.

5.3 Valeurs respectives des choix sur x_k^0 et σ_k^0 dans le critère de calage

Pour analyser les premiers résultats de l'approche proposée, nous utiliserons seulement le modèle GR4J. Les performances des autres modèles seront analysées une fois que cette approche aura été affinée.

Nous présentons ici les performances moyennes en validation issues de la méthode fondée sur le critère $CRIT$ (Eq. 5.8) en comparant, a posteriori, les choix portant sur les termes x_k^0 et σ_k^0.

Adéquation du jeu *a priori* des paramètres (x_k^0) :

D'après la Figure 5.2, les performances du modèle devraient être meilleures lorsque l'on emploie, comme paramètres *a priori* du modèle, les valeurs moyennes x_k^1 et les valeurs issues de régressions triples x_k^3. Ces premiers résultats nous permettent de comparer les performances de la méthode proposée en utilisant ces deux types de jeux *a priori* des paramètres.

Pour les valeurs issues de régressions triples des paramètres, nous conservons les relations $x(3)_k^3$ trouvées pour chaque paramètre qui considèrent trois variables explicatives : S, PBP et ETP (8[èmes] régressions faites (Eq. 5.18-Eq. 5.21)). Nous comparerons plus loin les performances obtenues en utilisant dans le critère de calage les relations à quatre variables explicatives (Eq. 5.22-Eq. 5.25).

Pour l'analyse de l'adéquation de la normalisation des paramètres, le calage du modèle est réalisé en utilisant les quatre types des écarts-types σ_k^0 décrits précédemment.

La Figure 5.4 montre les performances moyennes du modèle GR4J. Cette Figure nous confirme encore que, les paramètres régionaux donnent des simulations légèrement améliorées, par rapport à celles faites en utilisant les paramètres moyens de l'échantillon. Les performances sur l'échantillon de 1111 bassins, pour le critère de calage décrit, avec les quatre types d'écarts, montrent qu'il est legèrement préférable d'utiliser les écarts-types entre périodes.

Lorsque l'on compare les valeurs maximales du critère C2M moyen obtenu par les quatre approches, on s'aperçoit que celles qui correspondent à l'approche par approximation linéaire sont les plus faibles. Les valeurs pour les trois autres approches qui quantifient la variabilité des paramètres sont approximativement égales.

Le choix final ne semble pas très important. Il semble toutefois que la meilleure stratégie consiste à prendre pour x_k^0 le jeu de paramètres des régressions et pour σ_k^0 l'écart-type quadratique moyen inter-périodes (graphique c) de la Figure 5.4.

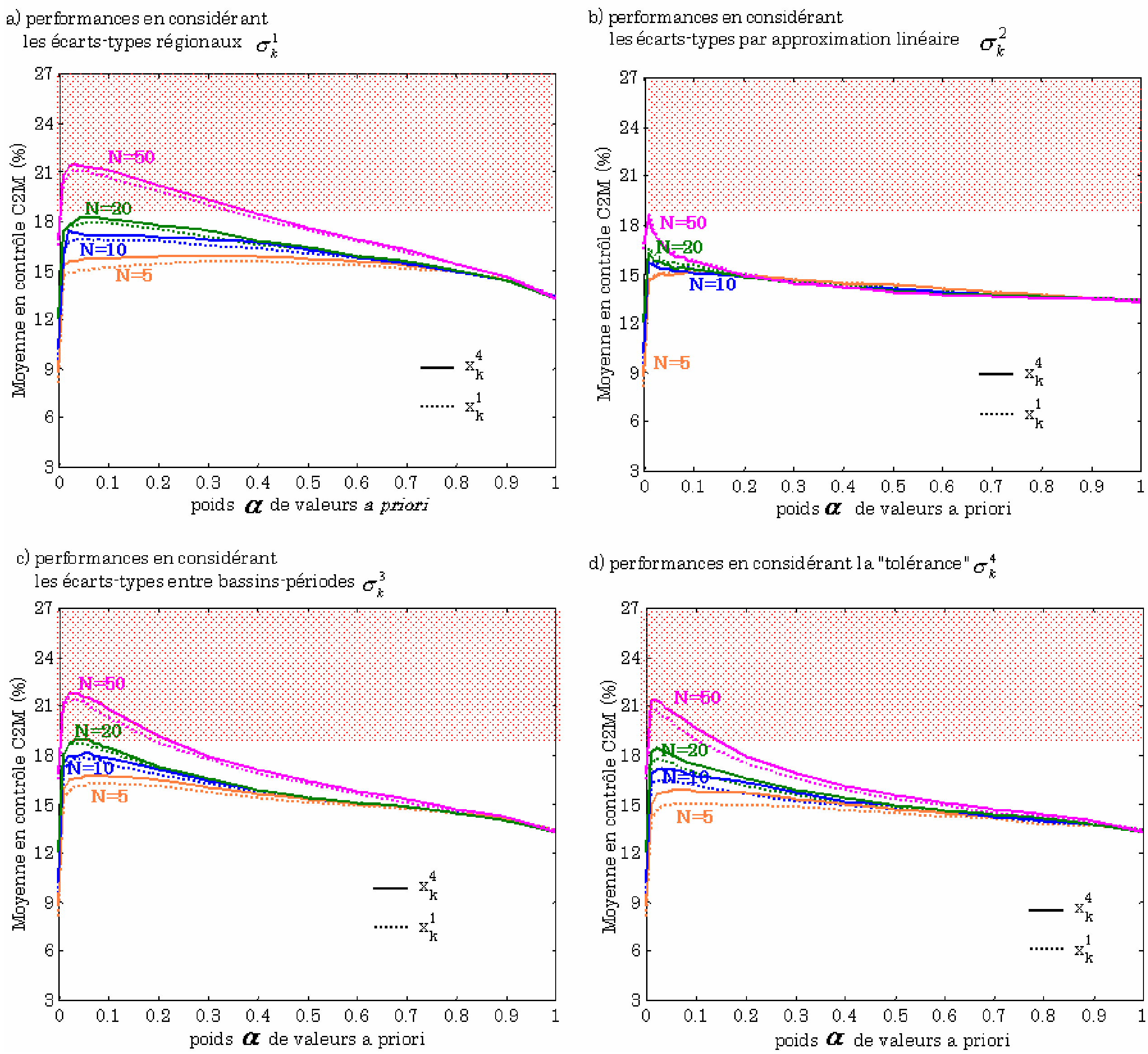


Figure 5.4 : Performances moyennes en validation du modèle GR4J, sur l'échantillon de 1111 bassins versants. N est le nombre de mesures de débit, « alpha » est la pondération faite entre les N mesures ponctuelles et les paramètres a priori (coefficient α dans Eq. 5.8) . La ligne continue correspond à la méthode introduisant comme paramètres a priori , les valeurs moyennes x_k^1 et la ligne pointillée aux valeurs a priori estimés par les régressions à 3 variables x_k^4.

Dans la Figure 5.5, qui ne montre que les performances en considérant 50 mesures débit, le poids optimal des valeurs *a priori* (α dans Eq. 5.8) varie avec le type de normalisation (mais est toujours optimal entre 0 et 0,1). Toutefois, avec les écarts-types régionaux, par bassins-périodes et la « tolérance », respectivement σ_k^2, σ_k^3 et σ_k^4, nous atteignons l'optimum quand le poids des paramètres est égal à 0,02.

Les courbes où on utilise les écarts-types régionaux et la « tolérance », aboutissent au même maximum, quand on donne ce poids de 2% aux paramètres *a priori*. Cependant les meilleures efficacités en utilisant ces deux approches semblent faiblement inférieures à celle des écarts-types inter-périodes.

Les quatre courbes prennent les mêmes valeurs quand la pondération *a priori* donne tout le poids aux paramètres ou aux débits connus, car on a utilisé le même jeu de paramètres *a priori* (paramètres régionaux x_k^4).

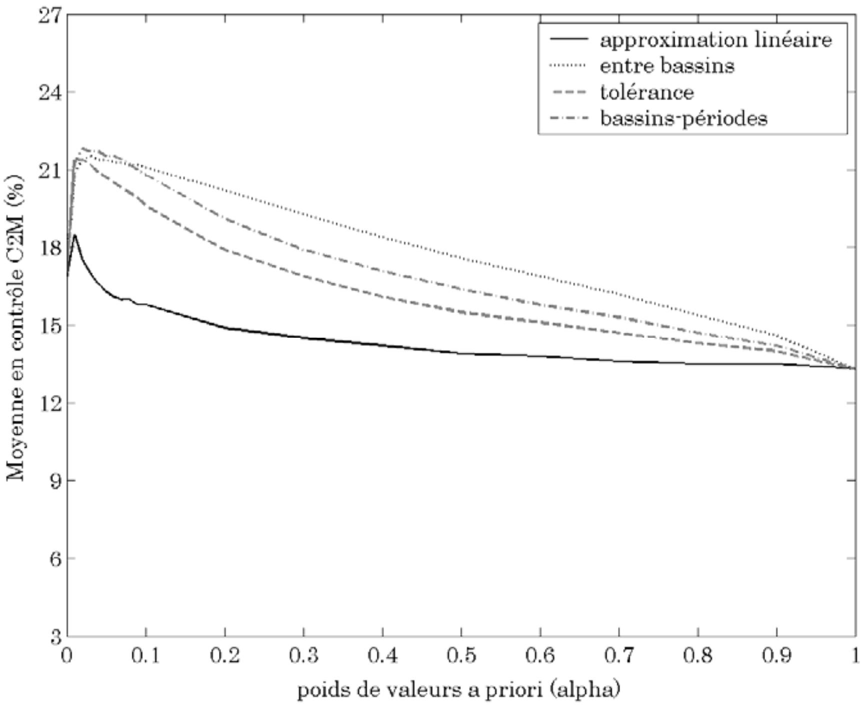


Figure 5.5 : Performances moyennes en validation du modèle GR4J, sur l'échantillon de 1111 bassins versants. 50 mesures de débit ont été utilisées pour le calage du modèle (N=50). Les simulations sont faites avec les quatre types d'écarts-types : entre bassins σ_k^1, approximation linéaire σ_k^2, entre bassins-périodes σ_k^3 et la « tolérance » σ_k^4,conjointement avec les paramètres estimés par les régressions à 3 variables x_k^4 . « alpha » est la pondération faite entre les N mesures ponctuelles et les paramètres a priori (coefficient α de l'Eq. 5.8).

Dans la Figure 5.6, nous comparons les performances du modèle sur tous les bassins de l'échantillon en considérant les quatre solutions pour le choix de σ_k^0.

Pour la meilleure méthode (x_k^0=valeurs des régressions, σ_k^0=écart-type quadratique inter-périodes) le poids optimal semble donné approximativement par la relation $\alpha = \frac{0.18}{\sqrt{N}}$. Cette dernière précision permet de définir complètement la méthode applicable à un bassin non jaugé.

5.4 Peut-on éviter l'introduction de σ_k^0

Pour éviter d'avoir à proposer un écart-type permettant de normaliser les variations des paramètres, comme dans le critère donné dans l'Eq. 5.8, une solution consisterait à prendre en compte les débits obtenus avec x_k^0, plutôt que les valeurs des paramètres.

On aurait alors un nouveau critère de calage, ne portant que sur les écarts de débits ($CRIT2$), et prenant en compte les différences entre les valeurs de débit observées et calculées avec les valeurs *a priori* des paramètres, ce qui conduit à l'équation suivante :

$$CRIT2 = \alpha \sum_{i=1}^{N} \left(\sqrt{\hat{Q}_i^0} - \sqrt{\hat{Q}_i} \right)^2 + (1-\alpha) \sum_{i=1}^{N} \left(\sqrt{Q_i} - \sqrt{\hat{Q}_i} \right)^2 \qquad \text{Eq. 5.30}$$

$\hat{Q}_i^0$ débit calculé avec le jeu *a priori* de paramètres (moyens ou régionaux)

$\hat{Q}_i$ débit calculé avec les paramètres proposés par l'optimisation

Q_i débit mesuré

N nombre de mesures ponctuelles de débit utilisées pour l'optimisation des paramètres

$CRIT2$ joue le même rôle que $CRIT$: on cherche à la fois à ne pas trop s'éloigner des débits observés (deuxième partie de l'Eq. 5.8) et à ne pas trop s'éloigner des débits correspondant à l'estimation *a priori* (première partie de l'Eq. 5.8). L'avantage est qu'il n'est pas nécessaire de faire appel à la notion d'écart-type pour normaliser les écarts entre paramètres calés et paramètres *a priori* : les deux parties de l'équation sont homogènes.

La Figure 5.7 montre les performances de la méthode en utilisant ce critère pour le calage. Nous notons ici que les poids optimaux sont très différents (entre 0.5 et 0.6) de ceux obtenus avec le critère $CRIT$ et cette figure illustre encore l'intérêt d'utiliser le jeu des paramètres estimé par les régressions à 3 variables (x_k^4), confirmant le peu intérêt des régressions régionales.

La *Figure 5.8* montre les résultats en validation en utilisant le critère $CRIT2$ (modèle GR4J) et le critère $CRIT$ en utilisant les écarts-types σ_k^2 (variations de paramètre pour un même bassin) : les résultats obtenus avec cette nouvelle approche sont inférieurs à ceux faisant intervenir directement les écarts-types des paramètres *a priori*.

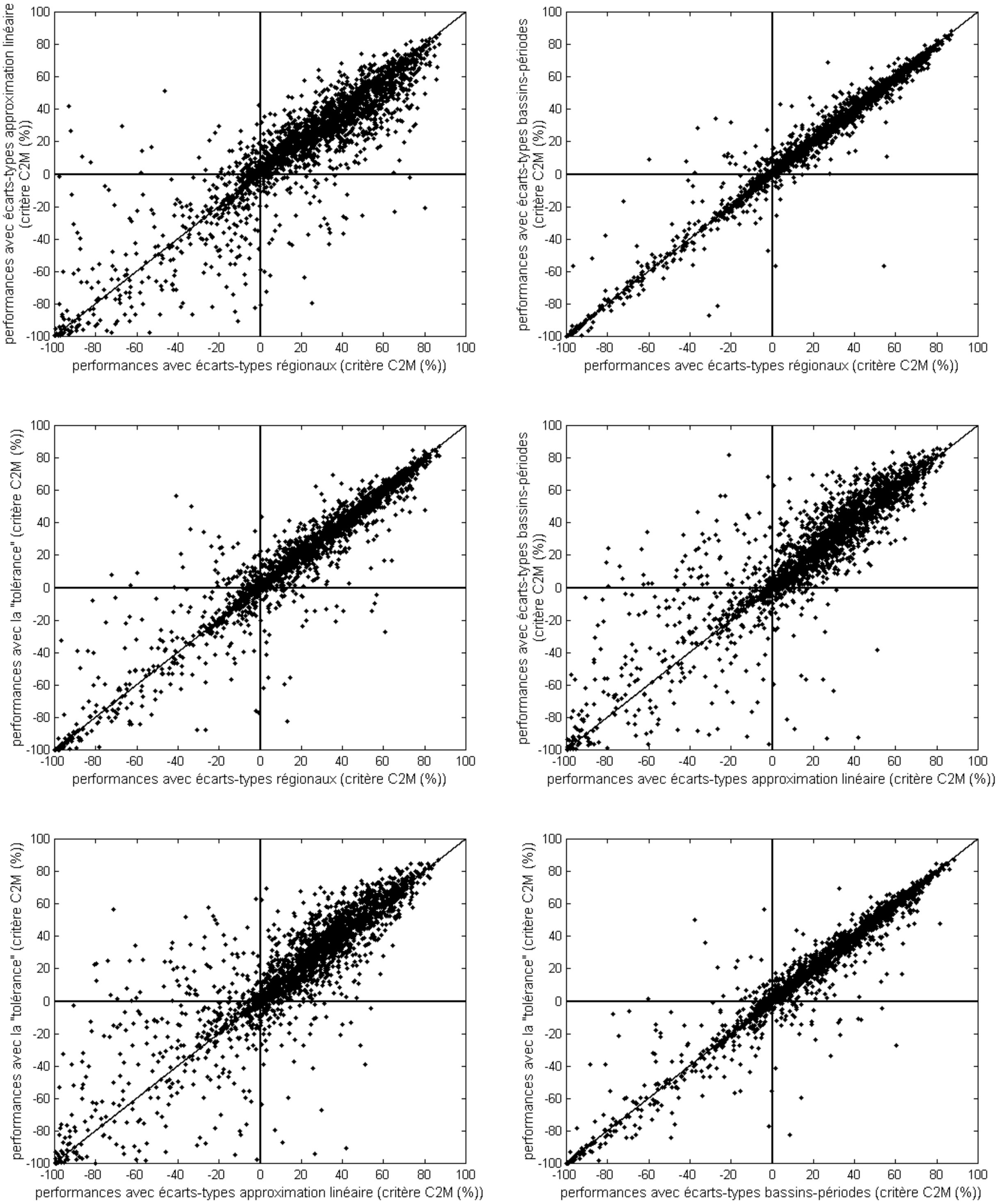


Figure 5.6 : Comparaison des quatre performances en contrôle du modèle GR4J sur les 1111 bassins en considérant 50 mesures de débit pour caler le modèle avec l'Eq. 5.8 et le poids α *correspondant aux maximums de la Figure 5.5, pour les écarts types régionaux, les écarts-types entre bassins-périodes et la « tolérance »,* $\alpha = 0.02$ *et pour les écarts-types de approximation linéaire,* $\alpha = 0.01$.

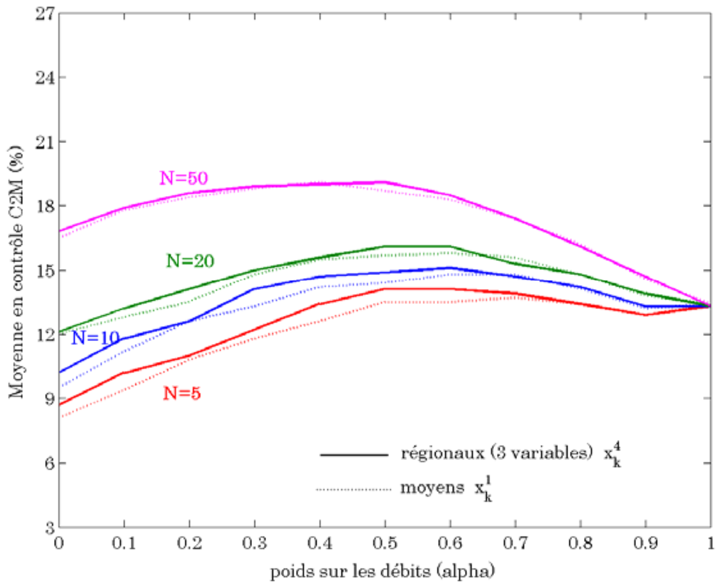


Figure 5.7 : Performances de la méthode utilisant le critère de calage introduisant les débits calculés avec les paramètres a priori (Eq. 5.30). Les adéquations des paramètres moyens x_k^1 *sont comparées à celles des paramètres régionaux du modèle GR4J, sur l'échantillon de 1111 bassins versants. N est le nombre de mesures ponctuelles de débit.*

Le choix de $CRIT2$ est une solution élégante pour contourner le problème du choix de σ_k^0. Toutefois, les N valeurs $(Q_1^0, Q_2^0, ..., Q_N^0)$ contiennent moins d'information que les quatre valeurs $(x_1^4, x_2^4, x_3^4, x_4^4)$.

Le résultat est évident a priori quand N est inférieur ou égal à 5. Il l'est moins quand N atteint la valeur élevée de 50.

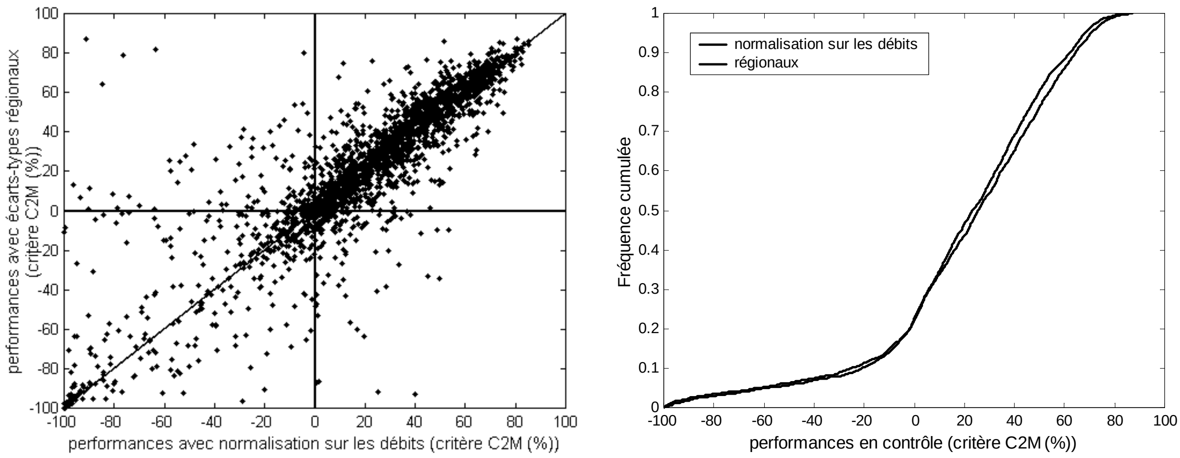


Figure 5.8 : Performances en utilisant les écarts-types des paramètres σ_k^2 et l'approche sur les écarts des débits (Eq. 5.30), en utilisant les paramètres estimés par les régressions à trois variables x_k^4.

5.5 Conclusion

Nous pouvons dire que les premières approches analysées pour déterminer les paramètres des bassins non jaugés, en utilisant un critère de calage qui considère les erreurs sur les débits et les écarts par rapport aux paramètres *a priori*, ne résolvent pas complètement le problème. Ils donnent toutefois une première idée de l'intérêt d'utiliser des mesures ponctuelles de débit.

L'approche utilisant $CRIT2$ demande presque le double d'information hydrométrique pour apporter des simulations similaires. La Figure 5.9 résume les distributions des performances des approches analysées.

Parmi les trois types de paramètres *a priori* analysés, ce sont les valeurs des paramètres issus des régressions triples qui améliorent le plus, les performances du modèle. Pour la normalisation des paramètres, ce sont les écarts-types entre bassins qui présentent des calages uniformes, à mesure qu'on fait varier la pondération sur les valeurs *a priori* . C'est avec un poids α (dans le critère de calage de l'Eq. 5.8) donné par $\alpha = \frac{0.18}{\sqrt{N}}$ qu'il est possible d'atteindre la performance moyenne optimale sur l'échantillon de 1111 bassins versants.

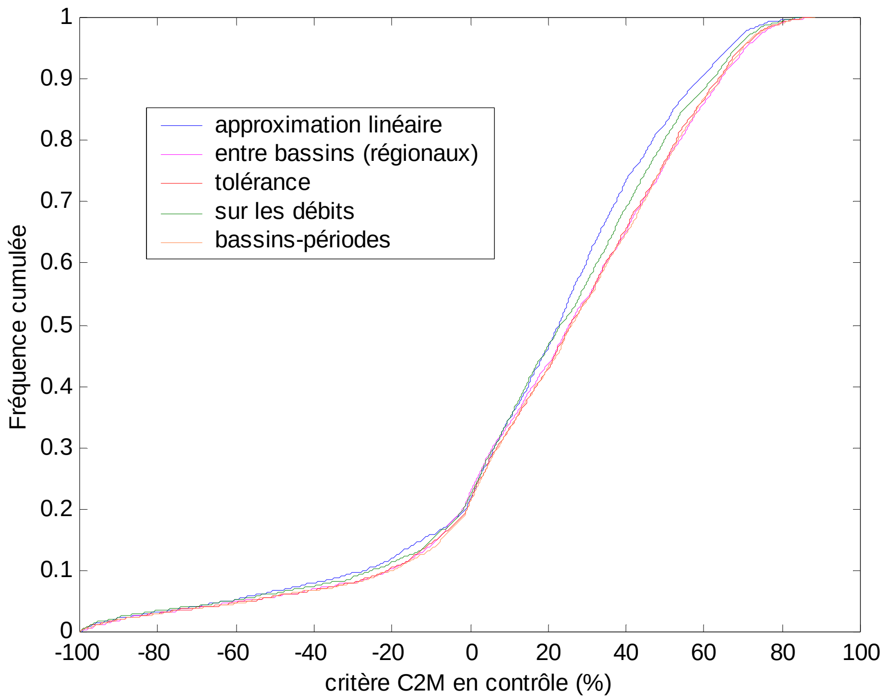


Figure 5.9 : Distributions des performances du modèle en considérant 50 mesures de débit sur les 1111 bassins de l'échantillon et en utilisant les cinq approches qui normalisent les paramètres du modèle : écarts types de l'approximation linéaire, régionaux, bassins-périodes et « tolérance » et celle sur les erreurs des débits. Les valeurs considérées pour les paramètres a priori sont celles issues des régressions triples à trois variables.

Pour accepter les simulations du modèle GR4J en fonction du seuil d'acceptabilité défini au chapitre 4, avec le critère proposé (performances moyennes entre 0.19 et 0.27 du critère C2M), il nous faut, actuellement plus de 30 mesures de débit pour arriver au seuil minimum d'acceptabilité. Jusqu'à présent, nous n'avons mis aucune condition au choix des N mesures. Il est certainement possible d'entrevoir des améliorations possibles au moins dans cette direction, c'est le sujet abordé dans les chapitres suivants.

Chapitre 6

Chapitre 6

Première indication du nombre de mesures de débit nécessaires pour le calage d'un modèle pluie-débit

Avec ce chapitre, nous voulons avoir une première idée du nombre de mesures de débit permettant d'identifier un jeu acceptable de paramètres pour un modèle pluie-débit. Nous souhaitons également analyser le lien entre le nombre de mesures de débit et la complexité d'un modèle. Enfin, nous abordons la question de savoir si l'on n'a pas intérêt à sélectionner un petit nombre de paramètres à optimiser.

Nous avons, dans un premier temps travaillé sur les modèles GR4J et TOPMO8, car ils donnaient les meilleurs résultats globaux en contrôle sur les bassins qui disposent d'une station hydrométrique. Puis, nous nous sommes concentrés sur GR4J pour analyser une optimisation sélective de ses paramètres.

Ce chapitre présente l'analyse de l'influence du nombre de mesures ponctuelles de débit nécessaires pour le calage d'un modèle. Deux aspects ont été abordés :

L'impact de la complexité du modèle sur le nombre nécessaire de mesures de débit : l'augmentation du nombre de paramètres d'un modèle conduit-elle à exiger beaucoup plus de mesures de débit ?

L'optimisation sélective des paramètres d'un modèle en fonction du nombre de ces mesures de débit : *faut-il optimiser tous les paramètres du modèle ou peut-on en optimiser seulement quelques-uns ?*

Ces deux aspects serviront de fondement pour mettre au point notre stratégie d'échantillonnage proprement dite, qui sera traitée dans le chapitre 8.

6.1 Impact de la complexité d'un modèle sur le nombre de mesures de débit nécessaires à l'estimation de ses paramètres.

L'analyse du choix du jeu *a priori* des paramètres d'un modèle a été étudiée avec le modèle GR4J. Nous avions, à ce moment-là, envisagé de profiter de la parcimonie du modèle, à quatre paramètres, pour déterminer les paramètres avec un nombre limité de mesures de débit, car il avait les meilleures performances en contrôle sur le bassin jaugé.

Néanmoins, il nous a paru intéressant de comparer les résultats, dans un premier temps, avec ceux obtenus en utilisant un modèle ayant un nombre de paramètres significativement plus élevé comme TOPMO8, car il avait des performances similaires (voir Tableau 4.2). Nous proposons donc, de faire une première recherche sur l'influence du nombre de débits observés, sur la détermination des paramètres des modèles TOPMO8 et GR4J sur les bassins non jaugés.

Cette première analyse de l'influence de la complexité d'un modèle sur le nombre de mesures de débit, pour la détermination des paramètres du modèle, utilise le critère de calage $CRIT$, où :

- les valeurs *a priori* des paramètres des modèles issues des régressions triples à quatre variables explicatives x_k^5, sont utilisées (Eq. 4.21-4.24 et Eq. 4.25–4.28).

- la normalisation sur les paramètres est effectuée avec les écarts-types inter-périodes σ_k^3.

La Figure 6.1 montre l'évolution des performances de cette méthode de calage pour les modèles GR4J et TOPMO8, à mesure que l'information ponctuelle de débit augmente. Dans cette figure, nous avons considéré la possibilité d'acquérir 1, 2, 3, 4, 5, 6, et 7 mesures de débit. Puis nous avons considéré, 10, 20, 30 et 50 mesures.

La parcimonie d'un modèle est une qualité importante de la modélisation, comme l'indiquent les études et les réflexions faites à ce sujet (Mein et Brown, 1978; Beven, 1989; Jakeman et Hornberger, 1993; Wheater et al., 1993; Chiew et McMahon, 1994; Zhao et Liu, 1995; Tan et O'Connor, 1996; Uhlenbrook et al., 1999; Abdulla et al., 1999).

Une qualité supplémentaire est probablement la plus grande facilité d'utilisation des modèles parcimonieux sur des bassins non jaugés.

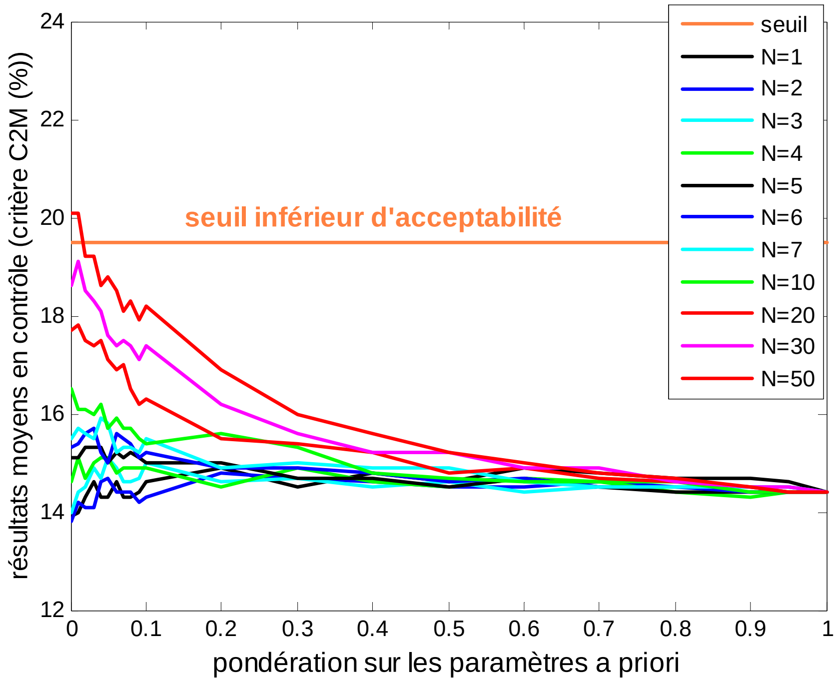
Dans la Figure 6.1, on peut voir que pour le cas du modèle GR4J, on a besoin de 30 données de débit mesurées, pour avoir une simulation qui commence à être acceptable (C2M $\geq$ 19). Dans le cas du modèle TOPMO8, on devra compter avec 40 mesures de débit pour arriver à une simulation de débits de même qualité.

Il y a peut-être une relation entre le nombre de paramètres du modèle et le nombre de débits nécessaires pour les caler.

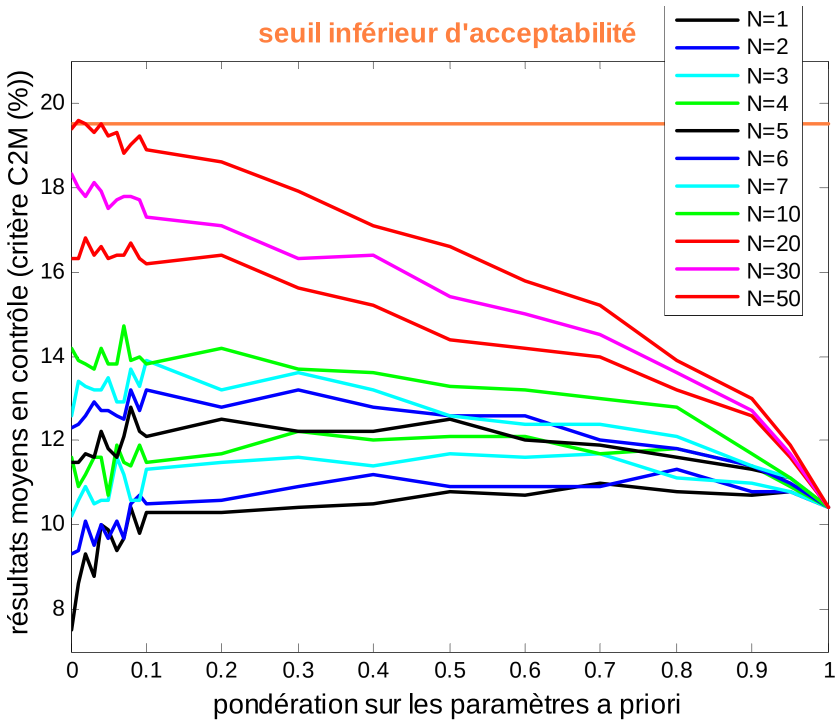
Néanmoins, on voit que le nombre de mesures nécessaires est bien moins que proportionnelle au nombre de paramètres. La pénalisation due au grand nombre de paramètres semble donc assez faible.

Pour obtenir des relations plus précises, il a été nécessaire d'affiner sur les graphiques de la Figure 6.1, les résultats avec une pondération des valeurs *a priori* entre 0 et 0.1.

Dans la Figure 6.2, nous présentons les relations concernant le nombre de mesures de débit nécessaires pour caler les paramètres et le critère de validation moyen atteint avec ces mesures. Pour cela, nous avons considéré les valeurs maximales sur chaque ligne des N mesures. Dans cette figure, on peut observer l'évolution du critère de validation C2M, en fonction du nombre de mesures de débit.



a) GR4J



b) TOPMO8

Figure 6.1 : Comparaison des effets de la complexité de la structure des modèles pluie-débit GR4J (a) et TOPMO (b) sur la détermination des paramètres avec l'approche CRIT proposée.

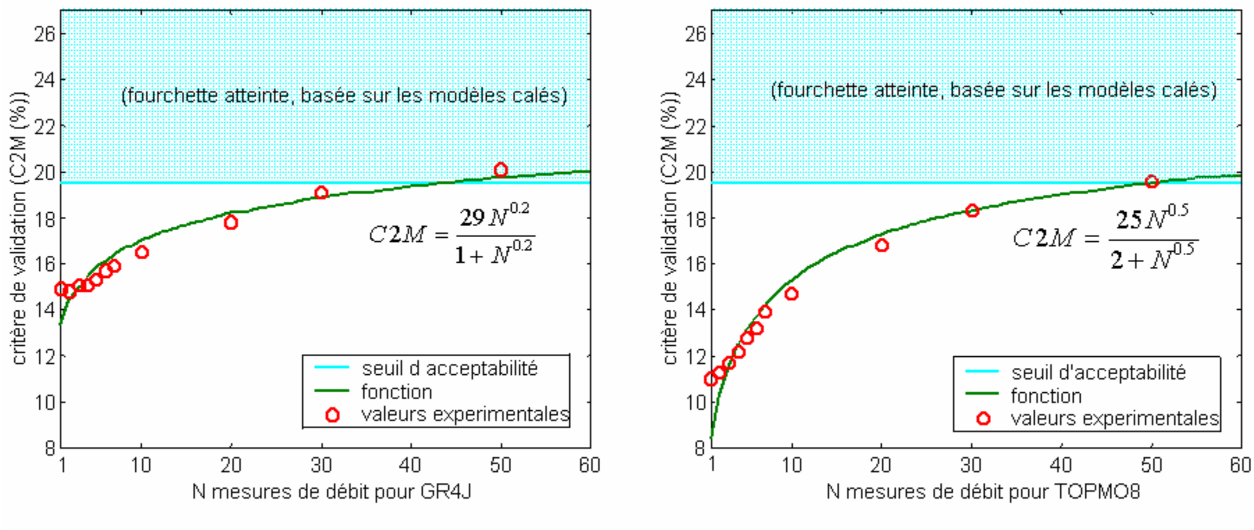


Figure 6.2 : Relation expérimentale entre le nombre N de mesures de débit pour caler les modèles à 4 et 8 paramètres et le critère de validation C2M.

La complexité du modèle est moins importante que prévue dans la définition d'une stratégie d'échantillonnage qui aidera à trouver un jeu optimal de paramètres pour la simulation pluie-débit. En effet, le modèle le plus complexe n'est pas autant pénalisé que l'on pourrait le craindre *a priori* : le nombre de débits à mesurer n'augmente pas exponentiellement en fonction du nombre de paramètres du modèle (que nous prenons comme indice de sa complexité). Au contraire, N augmente moins que proportionnellement à ce nombre de paramètres.

Dans la Figure 6.3, nous avons obtenu la relation entre le nombre de mesures nécessaires pour caler TOPMO8 et le nombre de mesures nécessaires pour caler GR4J avec la même efficacité. On peut dire qu'il faut environ 10 à 15 mesures de plus.

La Figure 6.4 montre les relations entre la pondération à utiliser entre le nombre de mesures de débit et les valeurs *a priori* des paramètres (critère *CRIT*), pour les modèles GR4J et TOPMO8. On voit que le poids est beaucoup plus faible pour GR4J. Il faut plus de mesures avec TOPMO8 pour s'éloigner du jeu de paramètres par défaut.

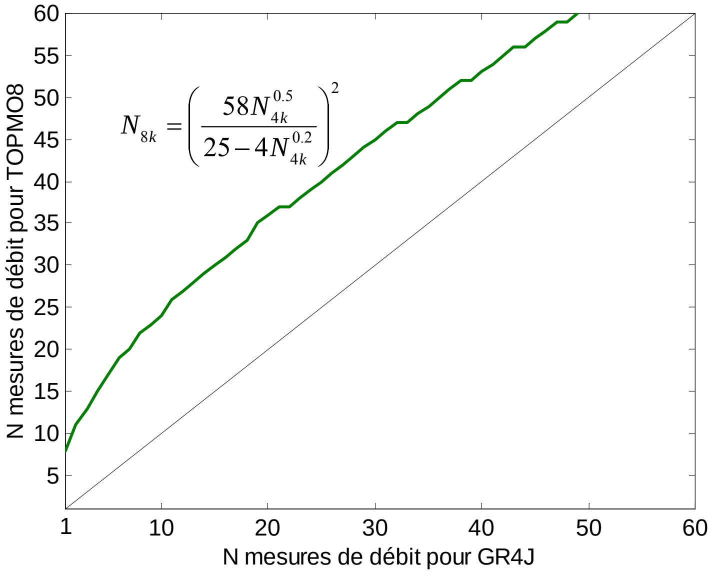


Figure 6.3 : Relation entre le nombre N de mesures de débit observés nécessaires pour caler les modèles à 4 et 8 paramètres qui donnent des simulations similaires. N_{8k} et N_{4k} sont le nombre de mesures, respectivement, pour les modèles à 8 et 4 paramètres.

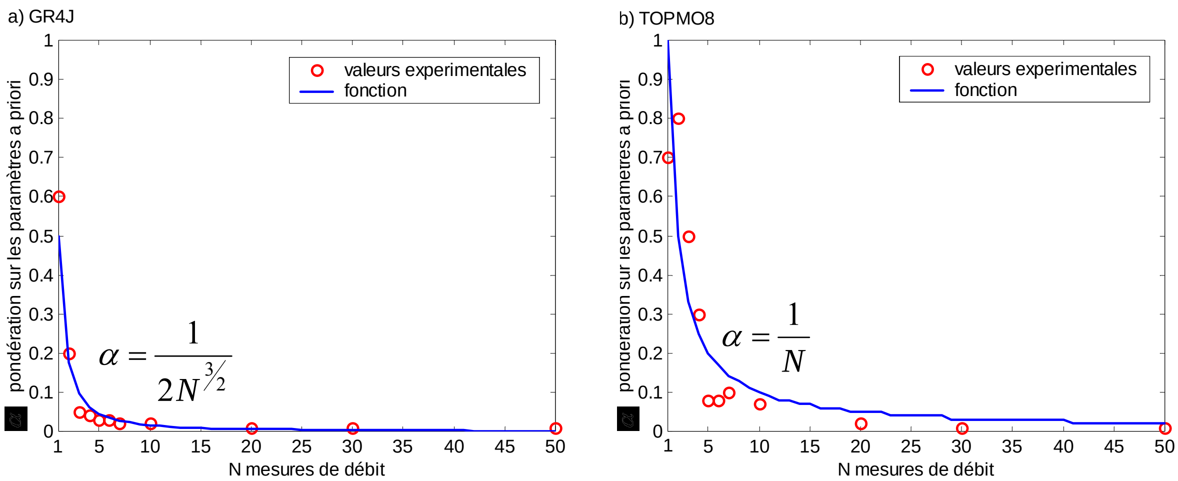


*Figure 6.4 : Relations entre le nombre N de mesures de débit pour caler les modèles à 4 et 8 paramètres et la pondération α à considérer pour la prise en compte des paramètres a priori (critère **CRIT**).*

6.2 Optimisation sélective des paramètres en fonction du nombre de mesures de débit disponible

Jusqu'à présent, nous avons fait confiance aux écarts-types des paramètres, soit dans leur incertitude d'estimation, soit dans leur distribution *a priori,* pour déterminer les poids à affecter aux variations de paramètres. Ces variations ont été prises en compte dans l'expression du critère d'optimisation donné par l'équation Eq. 5.8. Toutefois, si nous ne disposons que d'un seul débit mesuré, n'y a t-il pas dilution de cette information lorsqu'on essaie d'ajuster tous les paramètres ?

Nous avons cherché à savoir s'il ne faudrait pas privilégier certains paramètres du modèle, pour obtenir des simulations moins éloignées d'une efficacité 'acceptable'.

La démarche de l'optimisation sélective appliquée ici consiste simplement à exclure certains paramètres de l'optimisation. L'optimisation est faite avec le critère de pondération, sur les valeurs *a priori* des paramètres par rapport à leurs écarts-types et sur les valeurs de débits connues pour optimiser les paramètres du modèle pluie-débit (Eq. 5.8).

Nous sommes partis de l'optimisation d'un seul paramètre du modèle journalier GR4J, et nous avons progressivement optimisé deux, puis trois paramètres du modèle, pour enfin faire l'optimisation sur tous ses paramètres. Nous avons donc 16 cas possibles d'optimisation sur les paramètres. Le Tableau 6.1 montre toutes les combinaisons possibles d'optimisation.

Pour examiner l'intérêt de cette démarche, nous avons réalisé l'analyse avec 5, 10, 20 et 50 mesures de débit. Les Figure 6.5, Figure 6.4, Figure 6.7 et Figure 6.8 montrent les résultats des simulations faites pour chaque cas du Tableau 6.1, respectivement, quand 5, 10, 20 et 50 mesurés de débit sont disponibles.

Les résultats sont très intéressants : ils indiquent qu'il est préférable, avec N=5, de n'optimiser que x_1 (la capacité du réservoir de production) et x_4 (le paramètre d'échange). Plutôt que d'optimiser tous les paramètres, il est préférable de choisir l'optimisation du paramètre x_4 ou des combinaisons $[x_1\ ; x_2]$ ou $[x_1\ ; x_2\ ;]$ ou $[x_1\ ; x_3\ ; x_4]$. Ceci montre l'intérêt de porter une attention particulière aux paramètres mentionnés (surtout, au paramètre d'échange).

En fait, dans la Figure 6.5, le paramètre d'échange x_4 joue un rôle très important sur les simulations de débit. L'optimisation de ce seul paramètre donne des simulations meilleures que si l'on optimisait $[x_1\ ; x_2\ ; x_3]$ ou $[x_2\ ; x_3\ ; x_4]$.

Presque toutes les combinaisons de paramètres incluant x_4 surclassent toutes les combinaisons qui n'incluent pas x_4. Nous retenons x_1 et x_4 comme seuls paramètres à optimiser, avec N=5.

cas d'optimisation		paramètres optimisés			
numéro	combinaison	x_1	x_2	x_3	x_4
1	x_1	1	0	0	0
2	x_2	0	1	0	0
3	x_3	0	0	1	0
4	x_4	0	0	0	1
5	x_1x_2	1	1	0	0
6	x_1x_3	1	0	1	0
7	x_1x_4	1	0	0	1
8	x_2x_3	0	1	1	0
9	x_2x_4	0	1	0	1
10	x_3x_4	0	0	1	1
11	$x_1x_2x_3$	1	1	1	0
12	$x_1x_2x_4$	1	1	0	1
13	$x_1x_3x_4$	1	0	1	1
14	$x_2x_3x_4$	0	1	1	1
15	$x_1x_2x_3x_4$	1	1	1	1
16	*xxxx*	0	0	0	0

Tableau 6.1 : Cas possibles d'optimisation sur les paramètres du modèle GR4J. 1=paramètre optimisé, 0=paramètre non optimisé

Pour le cas où le nombre de mesures de débit est N=10, les résultats sont similaires. Pour arriver à la meilleure efficacité du modèle, plutôt que d'optimiser tous les paramètres, il est toujours préférable de n'optimiser que la capacité du réservoir de production et le paramètre d'échange, c'est-à-dire x_1 et x_4. Toutefois, il est préférable d'optimiser tous les paramètres, que de choisir d'autres combinaisons. Après, les combinaisons qui donnent des meilleures performances sont [x_1 ; x_2 ; x_4] ou [x_1 ; x_3 ; x_4]. Toutefois, l'optimisation de x_1 et x_3 fournit de meilleures simulations que si l'on optimise x_1, x_2 et x_3. L'optimisation du seul paramètre x_4 est meilleure que d'optimiser la couple de x_1 et x_2. Cependant, ce paramètre d'échange seul n'apporte pas d'amélioration, même si le résultat est meilleur que optimiser seulement x_2 ou x_3.

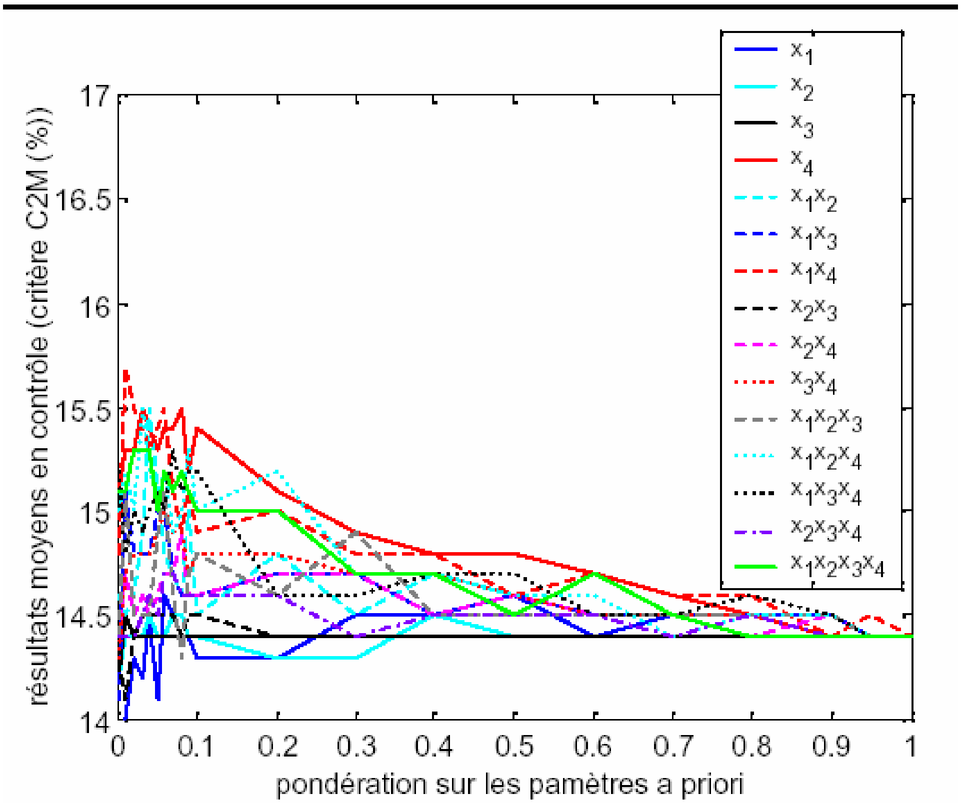


Figure 6.5 : Efficacités moyennes des simulations de débit pour les 1111 bassins versants, en optimisant les paramètres du modèle GR4J pour chacun des cas du Tableau 6.1. L'optimisation utilise le critère de pondération des paramètres et débits connus (Eq. 5.8 : CRIT), avec 5 jours (N=5) où le débit est connu.

Dans la Figure 6.6, c'est aussi le paramètre d'échange x_4 et également le paramètre de la capacité du réservoir de production x_1, qui jouent le rôle majeur sur les simulations de débit. L'optimisation d'un seul de ces paramètres donne des simulations meilleures que si l'on optimisait $[x_2\ ; x_3\ ; x_4]$, $[x_2\ ; x_4]$, $[x_3\ ; x_4]$ ou $[x_2\ ; x_3]$.

Ainsi, lorsque l'on dispose de 10 mesures de débit, toutes les combinaisons de paramètres incluant x_1 et x_4, surclassent toutes les combinaisons qui n'incluent pas ces paramètres.

La Figure 6.7 montre qu'il est préférable, avec 20 mesures de débit (N=20), de n'optimiser que x_1 (la capacité du réservoir de production), x_3 (le temps de base de l'hydrogramme unitaire) et x_4 (le paramètre d'échange) pour arriver à la meilleure efficacité du modèle. Après cette première option d'optimisation, plutôt que d'optimiser tous les paramètres, il est préférable de choisir l'optimisation de la combinaison x_1, x_2 et x_4. L'optimisation du couplage $[x_1\ ; x_4]$ est aussi efficace que l'optimisation des quatre paramètres du modèle.

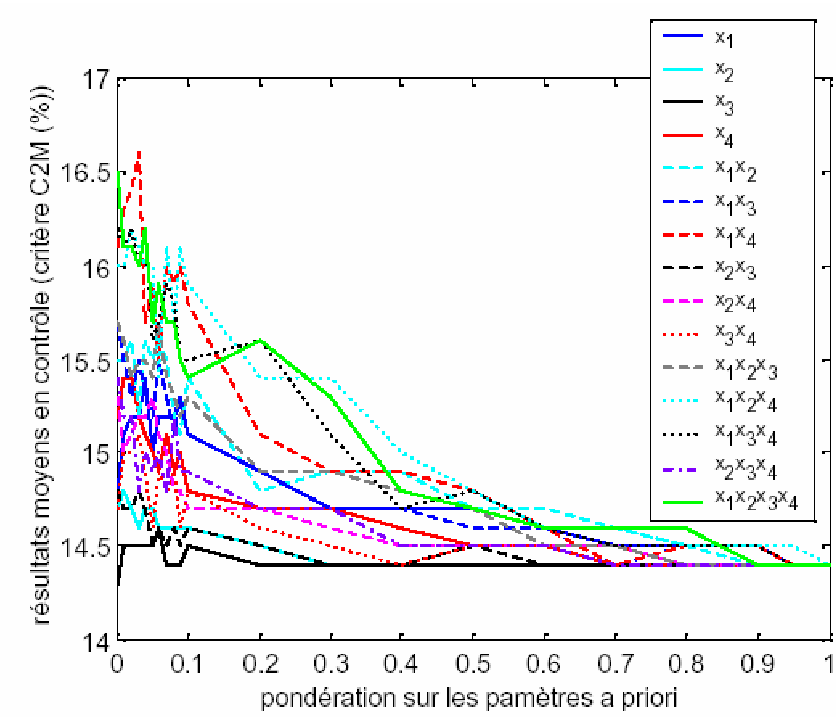


Figure 6.6 : Efficacités moyennes des simulations de débit pour les 1111 bassins versants, en optimisant les paramètres du modèle GR4J pour chacun des cas du Tableau 6.1. Optimisation en utilisant le critère de pondération des paramètres et débits connus (Eq. 5.8 : CRIT), avec 10 jours (N=10) où le débit a été observé

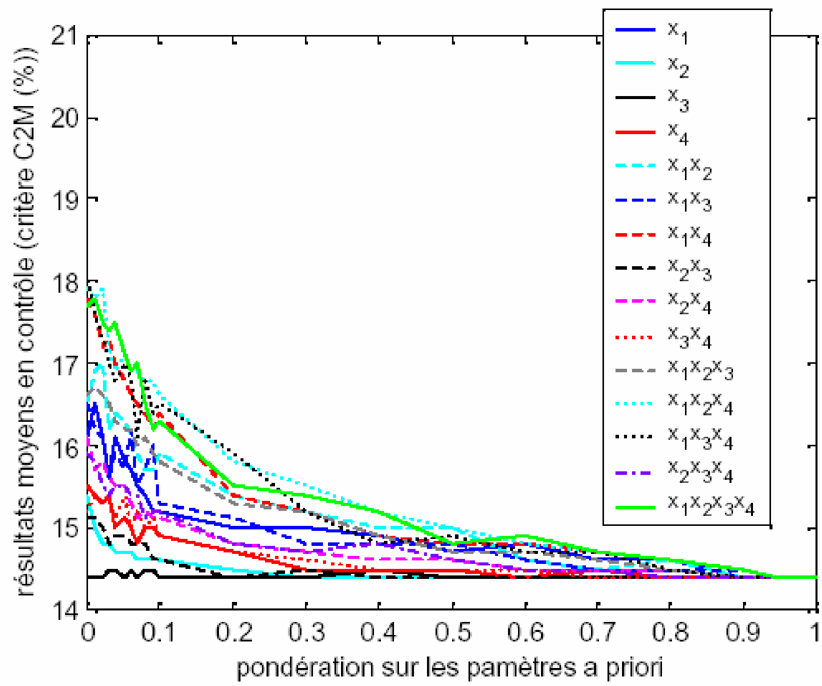


Figure 6.7 : Efficacités moyennes des simulations de débit pour les 1111 bassins versants, en optimisant les paramètres du modèle GR4J pour chacun des cas du Tableau 6.1. Optimisation utilisant le critère de pondération des paramètres et débits connus (Eq. 5.8 : CRIT), avec 20 jours (N=20) où le débit a été observé.

Dans la Eq. 5.8 avec un calage sur 50 mesures de débit, l'optimisation de [x_1 ; x_2 ; x_4] est préférable. L'optimisation de [x_1 ; x_4] est même plus recommandable.

Dans le cas de 20 et 50 mesures, on trouve la même tendance que pour 10 mesures de débit, toutes les combinaisons de paramètres incluant x_1 et x_4 surclassent toutes les combinaisons qui n'incluent pas ces paramètres.

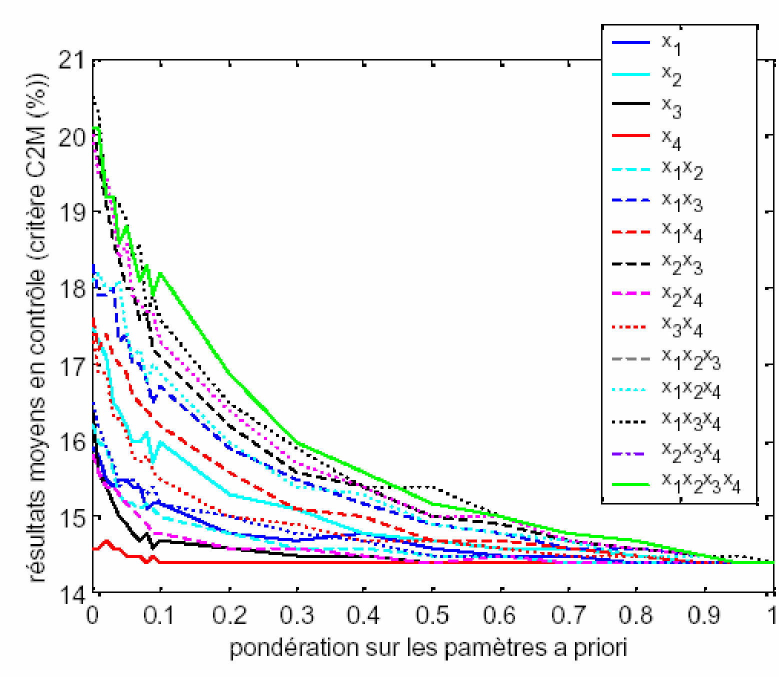


Figure 6.8 : Efficacités moyennes des simulations de débit pour les 1111 bassins versants, en optimisant les paramètres du modèle GR4J pour chacun des cas du Tableau 6.1. Optimisation en utilisant le critère de pondération des paramètres et débits connus (Eq. 5.8 : $CRIT$), avec 50 jours (N=50) où le débit a été observé

Dans le Tableau 6.2, la flèche indique le sens des améliorations sur les combinaisons possibles d'optimisation des paramètres du modèle GR4J.

D'après ces résultats, il apparait qu'une optimisation 'idéale' pour le modèle peut être réalisée en considérant une pondération sur l'optimisation de ses paramètres. Par exemple, dans le cas analysé, si l'information hydrométrique est minimale, c'est-à-dire dans le cas où le nombre de mesures de débit ne dépasse pas la valeur de 10 ($N \leq 10$), l'optimisation devait donner plus de poids aux paramètres x_1 et x_4.

Dans le cas où le nombre de mesures de débit est dans la fourchette]10,30], la priorité d'optimisation devait être aux paramètres x_1, x_3 et x_4. Et quand l'information ponctuelle de débit est plus abondante ($N > 50$), un poids plus important devait être assigné aux paramètres x_1, x_2 et x_4.

La différence entre x_3 et x_2 étant très faible pour le cas N=30, on peut dire que de 20 à 50 mesures, il faut introduire le paramètre x_2 dans le calage ; x_3 n'était introduit qu'au delà de 50 mesures disponibles.

Il est intéressant de noter que ce choix délibéré d'exclure certains paramètres a simplifié la forme du critère donnée par l'équation Eq. 5.8 : la partie traitant des écarts par rapport au jeu initial pourrait être supprimée ($\alpha = 0$).

N mesures de débit considérées pour le			
N=5	N=10	N=20	N=50
x_1x_4	x_1x_4	$x_1x_3x_4$	$x_1x_2x_4$
x_4	$x_1x_2x_3x$	$x_1x_2x_4$	x_1x_4
x_1x_2	$x_1x_2x_4$	$x_1x_2x_3x$	$x_1x_2x_3x$
$x_1x_2x_4$	$x_1x_3x_4$	x_1x_4	$x_1x_3x_4$
$x_1x_3x_4$	x_1x_3	x_1x_2	x_1x_2
$x_1x_2x_3x$	$x_1x_2x_3$	$x_1x_2x_3$	$x_1x_2x_3$
x_1x_3	x_1x_2	x_1	x_1x_3
$x_1x_2x_3$	x_1	x_1x_3	x_1
x_3x_4	x_4	x_2x_4	x_2x_4
x_2x_4	$x_2x_3x_4$	$x_2x_3x_4$	$x_2x_3x_4$
$x_2x_3x_4$	x_2x_4	x_4	x_3x_4
x_1	x_3x_4	x_2	x_2
x_2	x_2	x_3x_4	x_4
x_3	x_2x_3	x_2x_3	x_2x_3
x_2x_3	x_3	x_3	x_3

Tableau 6.2 : Combinaisons de paramètres du modèle GR4J classées dans le sens d'une amélioration (de bas en haut) du calage avec l'approche CRIT en fonction du nombre de mesures utilisés pour le calage.

Toutefois, on peut maintenir une faible valeur de α dans l'expression de *CRIT* (Eq. 5.8), que nous rappelons ci après :

$$CRIT = \alpha \frac{1}{p} \sum_{k=1}^{p} \left(\frac{x_k - x_k^0}{\sigma_k^0} \right)^2 + (1-\alpha) \frac{\sum_{i=1}^{N} \left(\sqrt{Qobs} - \sqrt{Qcalc} \right)^2}{N \left(\overline{\sqrt{Qobs}} \right)^2}$$

Si dans la première partie de cette équation, nous faisons :

$$X_k = \left(\frac{x_k - x_k^0}{\sigma_k^0} \right)^2 \qquad \text{Eq. 6.1}$$

et

$$Q_N = \frac{\sum_{i=1}^{N} \left(\sqrt{Qobs} - \sqrt{Qcalc} \right)^2}{N \left(\overline{\sqrt{Qobs}} \right)^2}, \qquad \text{Eq. 6.2}$$

la nouvelle écriture de $CRIT$ est la suivante :

$$CRIT = \alpha \frac{1}{p} \sum_{k=1}^{p} X_k + (1-\alpha) Q_N \qquad \text{Eq. 6.3}$$

Dans le cas du modèle GR4J qui a été analysé, nous prenons les combinaisons des paramètres qui fournissent les meilleures résultats du critère C2M (Figure 6.5 à Figure 6.8 et Tableau 6.2) et obtenons les meilleures valeurs de α suivantes :

N mesures disponibles de débit	Critère ***CRIT***	Paramètres à optimiser
$N = 5$	$CRIT = 0.005 X_1 + 0.035 X_4 + 0.96 Q_N$	x_1, x_4
$N = 10$	$CRIT = 0.03 \frac{X_1 + X_4}{2} + 0.97 Q_N$	x_1, x_4
$N \geq 20$	$CRIT = Q_N$	x_1, x_2, x_4

6.3 Premières conclusions sur le nombre de mesures de débit nécessaires pour le calage d'un modèle

Le nombre de mesures de débit nécessaires pour caler un modèle a été évalué dans deux cas :

1. selon la complexité du modèle
2. avec une optimisation sélective des paramètres

En ce qui concerne le premier point, le nombre de mesures nécessaires de débit pour caler un modèle n'est pas proportionnel au nombre de paramètres. Lorsqu'on passe de 4 à 8 paramètres, une quinzaine de mesures supplémentaires est nécessaire pour obtenir un résultat similaire.

En ce qui concerne l'optimisation sélective des paramètres du modèle GR4J, deux points importants sont à remarquer :

L'optimisation de deux paramètres, celui de la capacité du réservoir de production x_1 et le paramètre d'échange x_4, est prioritaire pour améliorer les simulations de débits, quand l'information hydrométrique est inférieure ou égale à 10 mesures de débit.

Pour le cas où de 20 à 50 mesures de débit sont disponibles, pour caler le modèle, il convient d'introduire en plus le paramètre x_2 dans l'optimisation.

L'équation sur laquelle nous avons fait porter la pondération des valeurs *a priori* des paramètres du modèle est très sensible aux modalités choisies.

Cette étude généralisée aux valeurs de 5, 10, 20 et 50 mesures de débit, envisage l'introduction progressive des paramètres du modèle, pour le caler.

En général, pour le calage du modèle GR4J, il faut porter une attention particulière aux paramètres de production (capacité du réservoir de production et paramètre d'échange), respectivement, x_1 et x_4.

Cette analyse a été menée en considérant les valeurs des paramètres *a priori*, issues des régressions triples à 4 variables explicatives. Toutefois, au début de nos travaux, cette analyse avait été réalisée avec les valeurs moyennes et même avec les explications régionales trouvées par Perrin (2000). Dans l'Annexe K1 ces premiers résultats ont été obtenus seulement avec 611 bassins de l'échantillon.

Avant de continuer sur l'étude d'une stratégie d'échantillonnage et de la définir pour l'approche de calage fournissant les meilleurs résultats des modèles à 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 8 paramètres, il nous a paru intéressant de tester deux autres approches. Dans le chapitre suivant, nous évaluons deux approches tout à fait nouvelles, qui puisent de l'information dans un nombre fini de jeux de paramètres judicieusement choisis.

Chapitre 7

Chapitre 7

Choix des paramètres dans un ensemble fini pré-existant

Lorsqu'un modèle pluie-débit est appliqué à un bassin non jaugé, ses paramètres doivent être reliés aux descripteurs du bassin. Comme nous l'avons vu, il existe deux stratégies pour relier ces descripteurs de bassin aux paramètres du modèle :

- L'utilisation de régressions simples ou multiples entre valeurs des paramètres et descripteurs des bassins.
- L'utilisation de similarités entre bassins pour identifier un groupe de bassins, dont on peut exploiter les paramètres calés.

Ces stratégies peuvent être utilisées de façon complémentaire, ou bien séparément.

Nous avons appliqué la première stratégie au chapitre 5, en calculant les valeurs des paramètres issues des régressions triples dans le but d'obtenir les paramètres *a priori* du modèle et appliquer ensuite une méthode specifique de calage à partir de données ponctuelles de jaugeage (méthode s'appuyant sur les critères $CRIT$ ou $CRIT1$). Nous avons sélectionné la méthode basée sur le critère $CRIT$ (Eq. 5.8) pour connaître l'effet de la complexité du modèle sur le nombre de mesures de débits, avec éventuellement une optimisation sélective des paramètres.

Ici, nous nous intéressons à la deuxième stratégie citée, à l'utilisation de la similarité. Avant tout, il nous semble important de rappeler qu'en général, les études qui se sont appuyées sur cette stratégie ont utilisé des bassins situés sur des régions relativement homogènes et les résultats obtenus ont été assez variés. Principalement, comme nous l'avons vu au chapitre 1, le niveau des performances obtenu par ces études est trop limité sur des bassins non jaugés, en général, parce que le calage du modèle utilisé a été effectué avec des séries de débit disponibles.

Remarquons tout de même l'approche adoptée par Yu et Yang (2000) sur un échantillon de 10 bassins à Taïwan. Ils ont effectué leurs travaux sur la régionalisation des paramètres du modèle HBV. Tout d'abord, ils ont développé une méthode pour produire des courbes de débits classés sur des bassins non jaugés, et ensuite sur ces courbes, ils ont calé les paramètres du modèle. On peut également mentionner l'approche de régionalisation de Perrin (2000) sur le modèle GR4J : il a obtenu des relations pour deux paramètres et a fixé les valeurs des deux autres paramètres du modèle, en sélectionnant 131 bassins (115 bassins en France et 16 à l'étranger, parmi 429 bassins dont 307 en France) sur lesquels le modèle GR4J donnait de très bons résultats.

Nous analysons ici, sur les 1111 bassins, deux nouvelles approches ($CRIT3$ et $CRIT4$), où le jeu de paramètres est à trouver dans un ensemble discret de jeux de paramètres obtenus préalablement sur des bassins jaugés.

Deux méthodes sont proposées. Dans le premier cas, on utilise un ensemble de bassins-types basé sur les distributions *a priori* des valeurs des paramètres du modèle. Dans le deuxième cas, un ensemble de jeux de paramètres est disponible et cet ensemble est décomposé en sous-ensembles formés des jeux correspondant à des bassins dont les caractéristiques physico-climatiques sont « similaires » à celle du bassin versant non jaugés. Dans un premier temps, ces deux approches sont testées avec le modèle GR4J, en utilisant successivement 5, 10, 20 et 50 mesures ponctuelles de débit.

7.1 Choix d'un jeu de paramètres parmi un ensemble fini de paramètres

L'expérience acquise en appliquant un modèle à un grand nombre de bassins nous permet d'obtenir une collection de jeux de paramètres qui constitue une connaissance a priori exploitable lorsque l'on doit traiter un bassin non jaugé.

Plutôt que de caler les paramètres dans un sous-espace connexe de $\Re^p$, où p représente le nombre de paramètres des modèles, nous allons renoncer à trouver le jeu idéal de paramètres adéquat pour le bassin non jaugé étudié et nous contenter de lui appliquer l'un des jeux de paramètres de notre collection acquise par le passé sur des bassins jaugés.

Nous avons ici 2222 jeux de paramètres (2 périodes de calage par bassin), ou plutôt 2220 car on doit exclure le bassin traité considéré comme non-jaugé.

Les deux méthodes considérées dans ce chapitre consistent à extraire de cet ensemble un sous-ensemble de jeux de paramètres de taille plus réduite, parmi lesquels on recherchera les jeux de paramètres rendant le mieux compte des quelques mesures de débit qui auront été effectuées sur le bassin non-jaugé.

Puisque nous cherchons nos jeux de paramètres dans un ensemble réduit de jeux équi-probables, il est inutile d'introduire un critère complexe comme *CRIT* (Eq. 5.8). Il suffit d'identifier les jeux de paramètres qui réduisent le plus possible la somme des carrés des erreurs sur les racines carrés des débits observés :

$$CRIT3 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\sqrt{\hat{Q}_i} - \sqrt{Q_i}\right)^2 \qquad \text{Eq. 7.1}$$

où N est le nombre de mesures de débit qui seront réalisées sur le bassin non jaugé, $\hat{Q}_i$ est le débit calculé le jour i et Q_i est le débit observé ce même jour i.

Nous sélectionnerons dans le sous-ensemble a priori, les m meilleurs jeux de paramètres, c'est-à-dire ceux dont l'utilisation conduira aux m plus faibles valeurs de $CRIT3$. Puis, la méthode désignera comme meilleur jeu de paramètres pour le bassin non jaugé, la moyenne arithmétique, paramètre par paramètre, des m jeux ainsi identifiés.

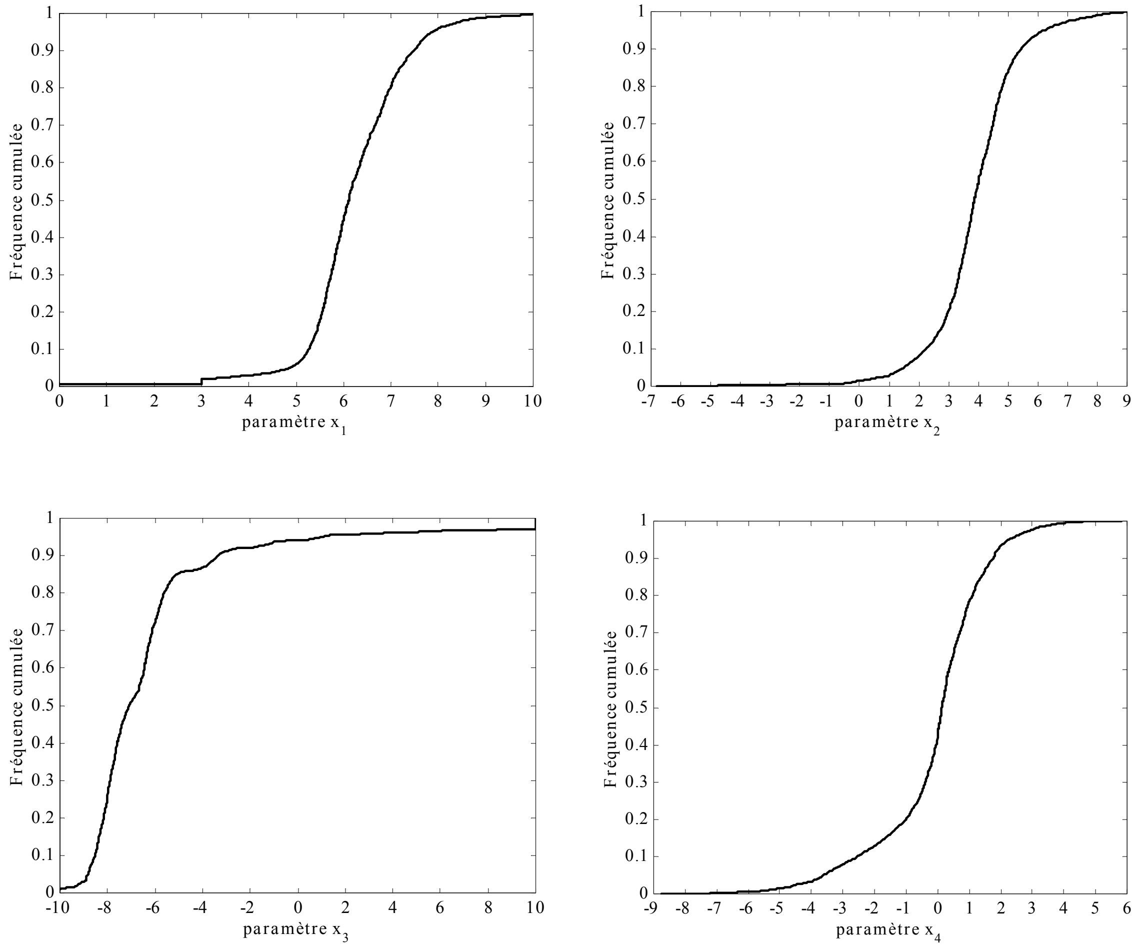


Figure 7.1 : Distributions des 2222 valeurs disponibles pour chacun des paramètres du modèle GR4J.

7.2 Méthode des « bassin-type »

7.2.1 Définition des « bassins-types »

Nous utilisons les 2222 jeux disponibles des paramètres obtenus dans le chapitre 4 par calage sur les bassins-périodes de l'échantillon.

Un « bassin-type » est défini de la façon suivante :

1. En utilisant les 2222 vecteurs obtenus par calage des paramètres du modèle GR4J sur notre échantillon de bassins (chapitre 4), on utilise les distributions correspondantes en séparant les valeurs faibles, moyennes et fortes des paramètres, avec l'aide des quantiles 0,333 et 0,667 :
   - **valeurs faibles** : valeurs inférieures au quantile de fréquence 0,333
   - **valeurs moyennes** : valeurs comprises entre les quantiles de fréquence 0.333 et 0.667
   - **valeurs fortes** : valeurs supérieures au quantile de fréquence 0,667

   Le Tableau 7.1 montre les quantiles correspondant aux quatre paramètres du modèle GR4J et la Figure 7.2 montre ces quantiles sur les distributions correspondant aux paramètres du modèle.
2. En fonction des ces quantiles 0.333 et 0.667 et du nombre des paramètres du modèle, on peut définir 3^4 (soit 81) classes de bassins.
3. Le « bassin-type » d'une classe est défini par le jeu de paramètres qui est situé au centre des trois intervalles définis précédemment (voir Figure 7.4), c'est-à-dire les quantiles 0.167, 0.5 et 0.833. Dans le Tableau L.1 présenté dans l'Annexe L, on peut observer les jeux des paramètres correspondant aux 81 « bassins-type » de chacune des classes. La Figure 7.3 montre la distribution des classes ainsi obtenues.

Paramètre du modèle GR4J	x_1	x_2	x_3	x_4
quantile 0,167	5,48	2,82	-8,29	-1,45
quantile 0,500	6,11	3,88	-7,11	0,13
quantile 0,833	7,1	4,95	-5,35	1,24

Tableau 7.1 : Quantiles utilisés pour représenter les bassins-types

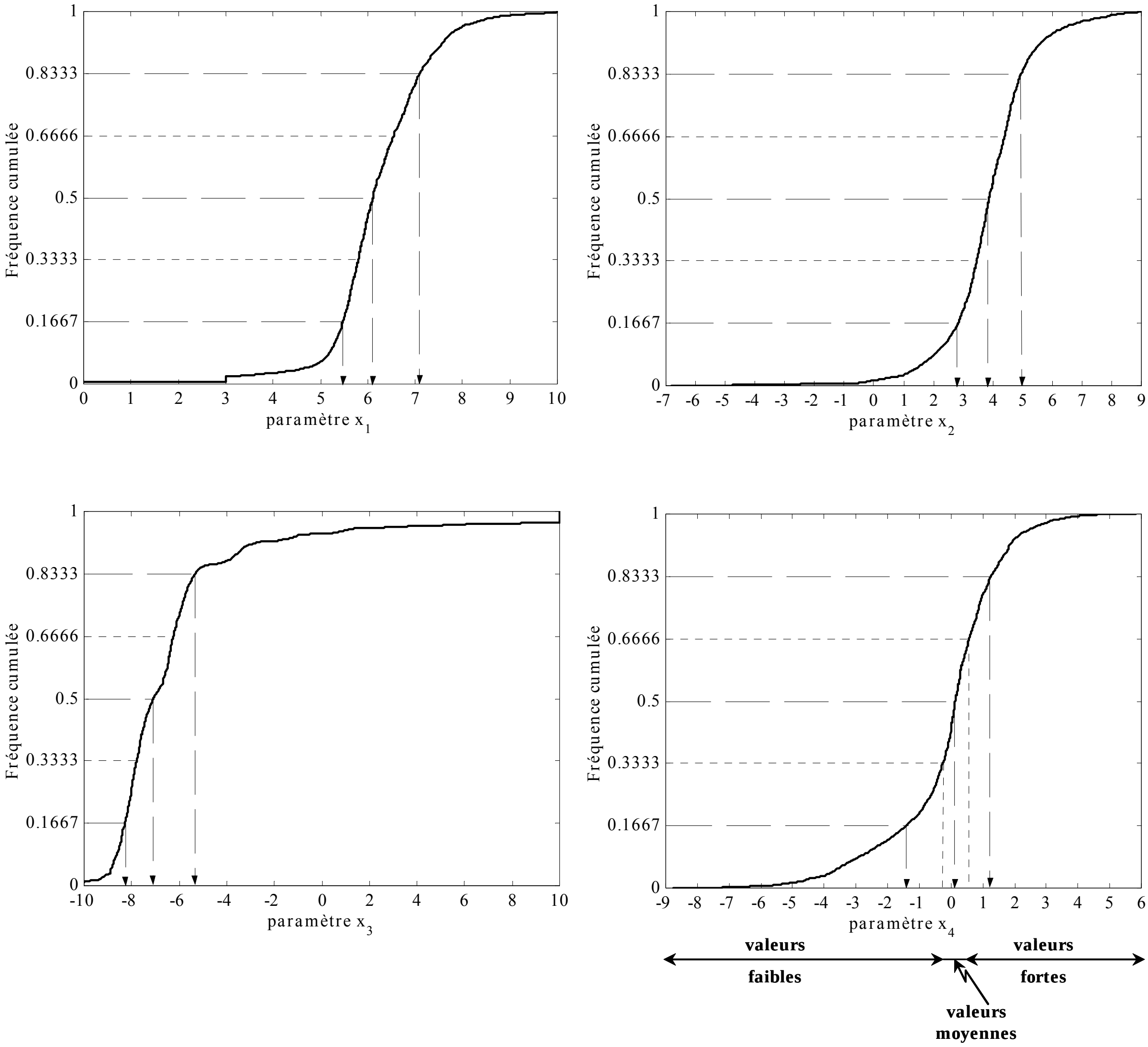


*Figure 7.2 : : Identification des valeurs **faibles, moyennes** et **fortes** en fonction des quantiles 0.167, 0.500 et 0.833 des distributions des paramètres des 2222 bassins-type de l'échantillon, pour le modèle GR4J.*

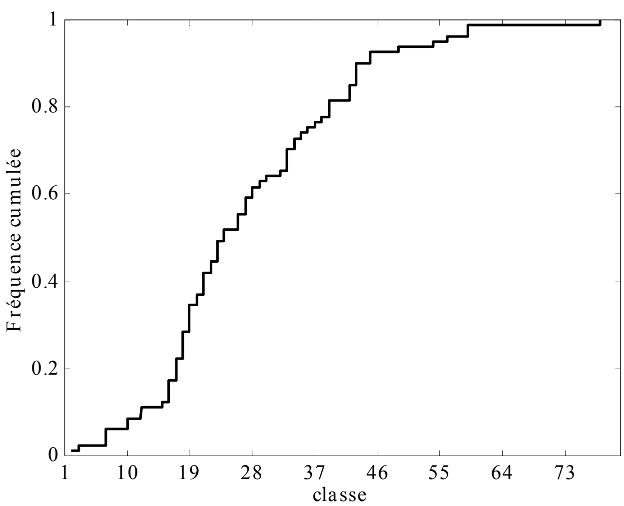


Figure 7.3 : Distribution de classes des 1111 bassins versants de l'échantillon

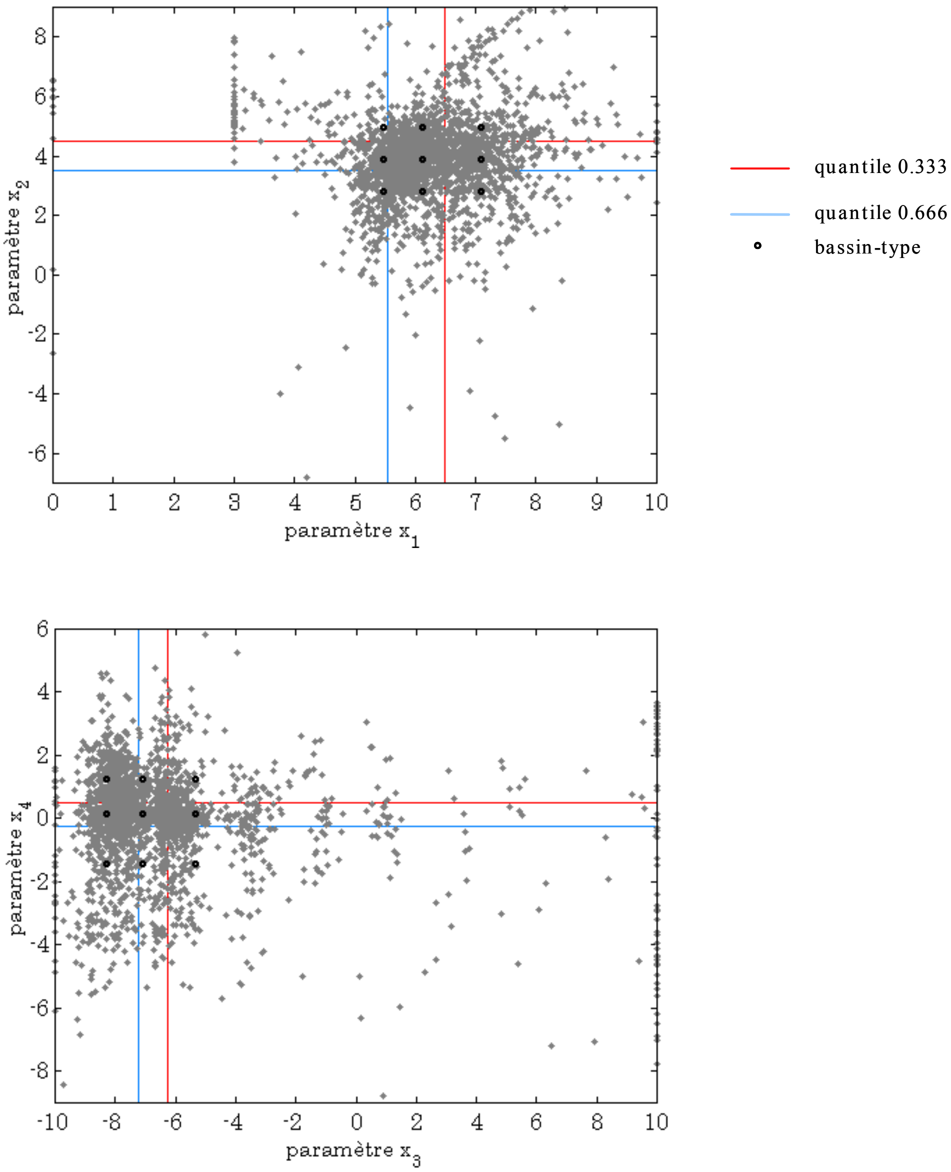


Figure 7.4 : Projections des « bassins-types » et nuages de points sur les plans de l'espace des paramètres disponibles pour le modèle GR4J. Les lignes indiquent les bornes des valeurs des paramètres sur les quantiles 0.333 et 0.666 sont indiquées.

Parmi les 81 jeux de paramètres correspondants aux bassins-types, les **jeux des paramètres retenus pour un bassin non jaugé** sont ceux qui reproduisent le mieux possible les N mesures de débit. Pour cela, on évalue le critère $CRIT3$ en considérant les mesures ponctuelles de débit et en utilisant, tour à tour, les 81 jeux de paramètres correspondant aux « bassins-types » définis précédemment. Ici, $CRIT3$ s'écrit :

$$CRIT3 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\sqrt{Qobs_i} - \sqrt{Qcal_{i;BT}}\right)^2 \qquad \text{Eq. 7.2}$$

où N est le nombre de mesures de débit utilisées pour caler le modèle, $Qobs$ est la mesure ponctuelle de débit du jour i ($i = 1, 2, ..., N$), le terme $Qcalc_{i;BT}$ correspond au débit calculé le jour i avec **le jeu de paramètres du « bassin-type »** BT choisi.

Si x_i^k, $k = 1, 2, ..., m$, sont les m meilleurs jeux de paramètres, nous retiendrons finalement le jeu moyen :

$$y_i = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} x_i^k \qquad \text{Eq. 7.3}$$

Il est possible ensuite, de faire varier le nombre m de meilleurs 'bassins-type' pour voir quelle est la valeur optimale pour *m*.

7.2.2 Application de la méthode des « bassins-types » aux 1111 bassins

La Figure 7.5 montre les résultats moyens de la méthode de calage des meilleurs « bassins-types », appliquée aux 1111 bassins de l'échantillon, chacun tour à tour étant considéré comme non jaugé. Le critère $CRIT3$ a été appliqué en considérant 5, puis 10, puis 20 et enfin 50 mesures ponctuelles de débit sur chaque bassin.

Les résultats de la Figure 7.5 montrent qu'avec 10 mesures de débit, il est possible de caler un modèle pluie-débit avec le critère $CRIT3$. Et même avec 8 mesures, il serait possible d'obtenir un calage acceptable du modèle.

La valeur optimale pour le nombre m *est voisine de 5.* Toutefois, même en considérant seulement le meilleur « bassin-type » (m=1), le calage du modèle resterait acceptable.

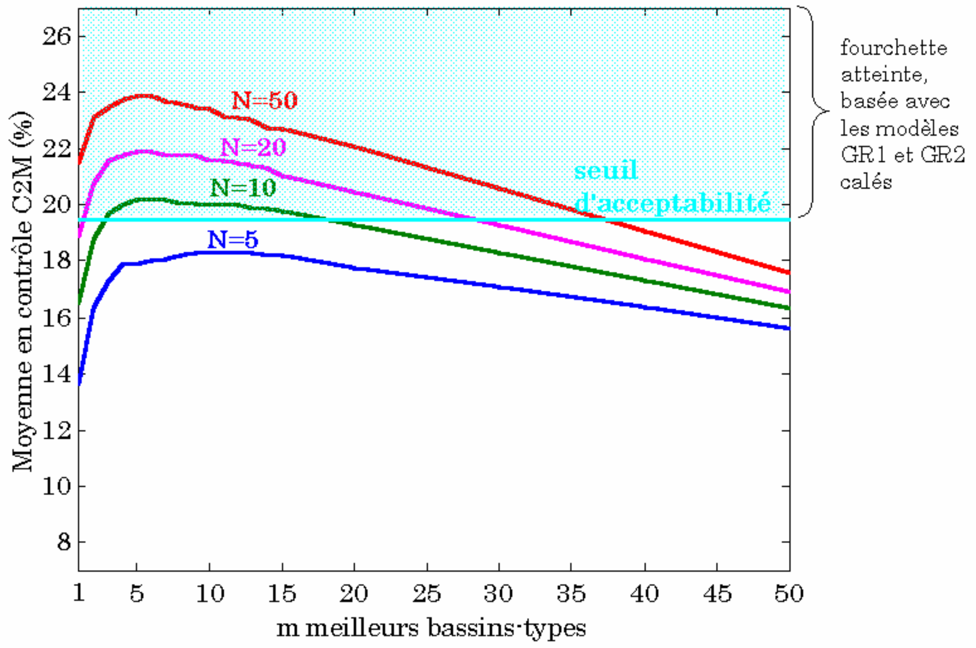


Figure 7.5 : Résultats moyens de la méthode de calage « bassins-types » appliquée sur les 1111 bassins de l'échantillon en faisant varier le nombre m de meilleurs « bassins-types » utilisés pour obtenir le jeu de paramètres de chacun des bassins. Chaque ligne correspond à une valeur de N (nombre de mesures ponctuelles de débit utilisées pour le calage).

7.3 Méthode des « bassins semblables »

7.3.1 Définition des « bassins semblables »

La méthode des bassins semblables utilise comme ensemble a priori de paramètres ceux, parmi les 2220 jeux disponibles, qui ont les mêmes caractéristiques physico-climatiques que le bassin non jaugé étudié. Les caractéristiques physico-climatiques disponibles sont les suivantes :

S	superficie du bassin [km²]
PBP	probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0.1 mm
$\overline{ETP}$	évapotranspiration potentielle moyenne journalière [mm]
$\overline{P}$	pluie moyenne journalière [mm]

Chaque caractéristique rentre dans une des catégories définies par les quantiles 0,333 et 0,667 des distributions des logarithmes de chacune de ces caractéristiques (Tableau 7.2 et Figure 7.6). Le Tableau 7.3 donne les quantiles des quatre caractéristiques.

Type de valeurs	Intervalle inter-quantiles	Valeur assignée à la caractéristique du bassin
faibles	[0,0.333]	0
moyennes	[0.333,0.667]	1
fortes	[0.667,1]	2

Tableau 7.2 : Types de valeurs assignées aux caractéristiques physico-climatiques en fonction des quantiles de leurs distributions

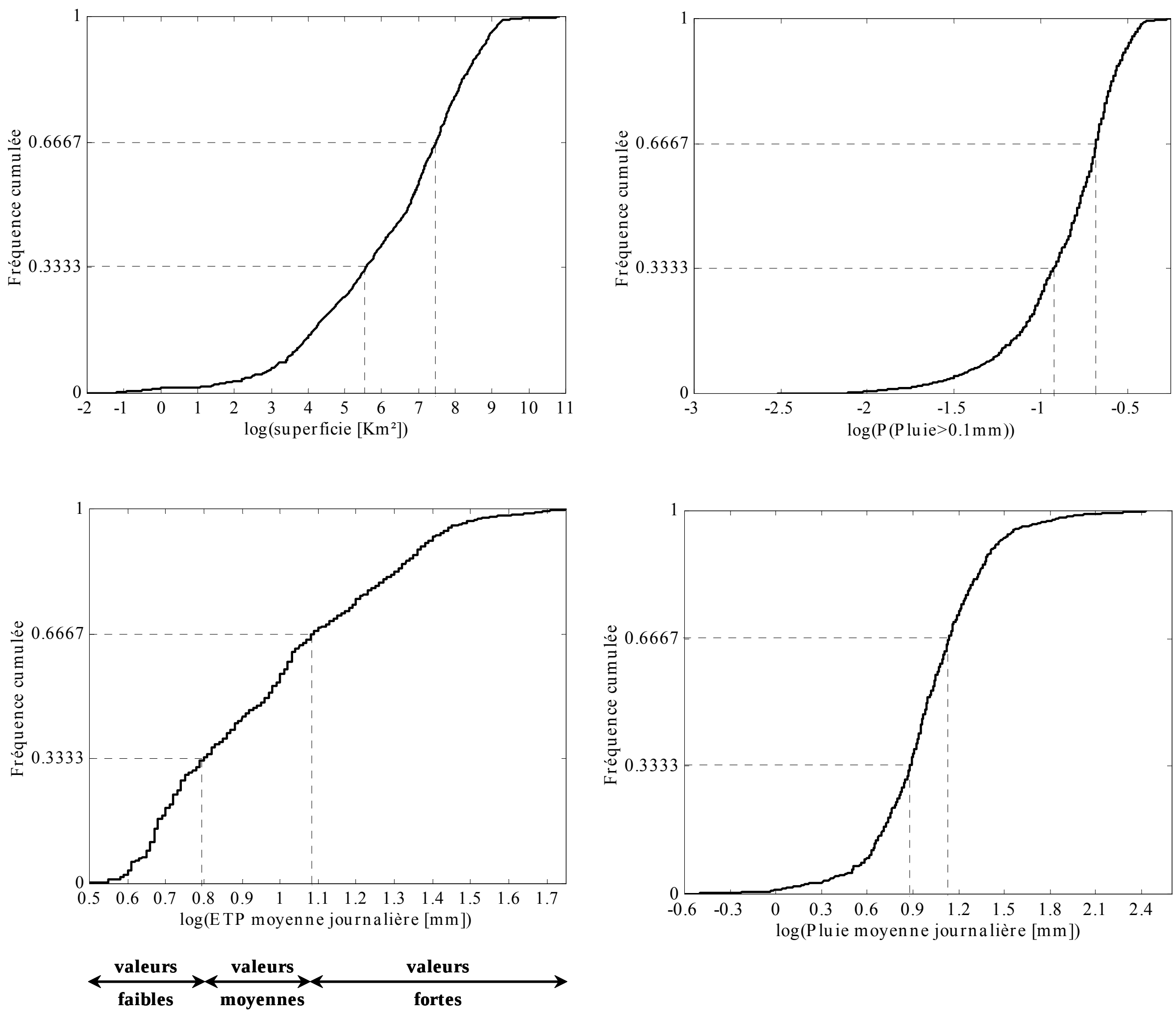


*Figure 7.6 : Identification des valeurs **faibles, moyennes** et **fortes** en fonction des quantiles 0,333 et 0,667 des distributions des logarithmes des quatre caractéristiques physico-climatiques disponibles sur les 1111 bassins, pour le modèle GR4J*

Caractéristique du bassin	$S\ [km^2]$	PBP	$\overline{ETP}\ [mm]$	$\overline{P}\ [mm]$
quantile 0,333	240	0,41	2,2	2,5
quantile 0,667	1800	0,50	3,0	3,2

Tableau 7.3 : Quantiles des quatre caractéristiques des 1111 bassins. S *est la superficie,* PBP *est la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieure à 0,1 mm,* $\overline{ETP}$ *est l'évapotranspiration potentielle moyenne journalière et* $\overline{P}$ *est la pluie moyenne journalière.*

On obtient ainsi $3^4 = 81$ catégories de bassins puisque l'on a trois classes pour chacune des quatre caractéristiques. Dans la Figure 7.7 on montre la distribution des catégories des bassins. Le Tableau M.1 de l'Annexe M montre ces catégories, le nombre de bassins-périodes appartenant à chaque catégorie et également les classes correspondant à chaque caractéristique. Dans l'Annexe 7C, on peut connaître la catégorie assignée à chaque bassin de l'échantillon.

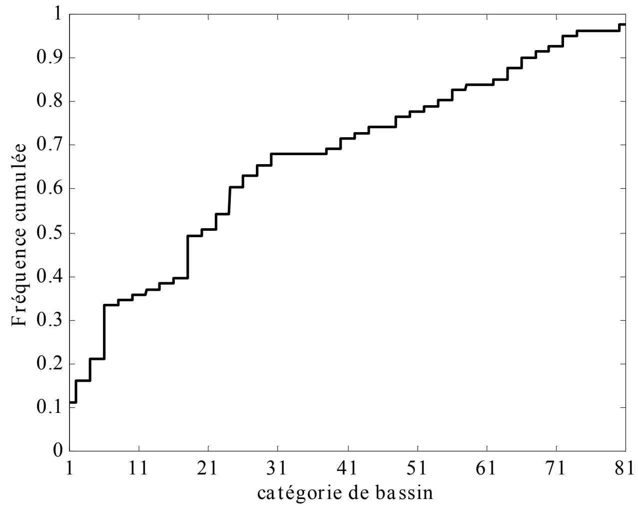


Figure 7.7 : Distribution des 1111 bassins versants de l'échantillon au sein des 81 catégories de bassins

L'application de la méthode consiste à considérer tour à tour chaque bassin de l'échantillon, comme non jaugé. On retient tous les autres bassins de l'échantillon appartenant à la même catégorie que le bassin « non jaugé » étudié.

Comme il a été décrit dans le point 7.2, on retient parmi ces jeux de paramètres, un ensemble de m jeux (m à définir) qui ont des paramètres donnant des débits les plus proches des N débits mesurés. On considère la fonction objectif définie dans ce même point 7.2, pour obtenir le critère $CRIT4$ de la méthode des bassins semblables :

$$CRIT4 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\sqrt{Qobs_i} - \sqrt{Qcal_{i;BV}}\right)^2 \qquad \text{Eq. 7.4}$$

où toutes les variables ont les mêmes définitions que dans les équations Eq. 7.1 et Eq. 7.2.

On retient donc m jeux de paramètres qui sont les paramètres donnant les plus faibles valeurs de $CRIT4$, et l'on se propose d'utiliser pour le bassin « non jaugé » la moyenne de ces m jeux de paramètres.

Il est possible de faire varier le nombre m de bassins qui définiront le jeu “optimal” de paramètres pour le bassin non jaugé étudié.

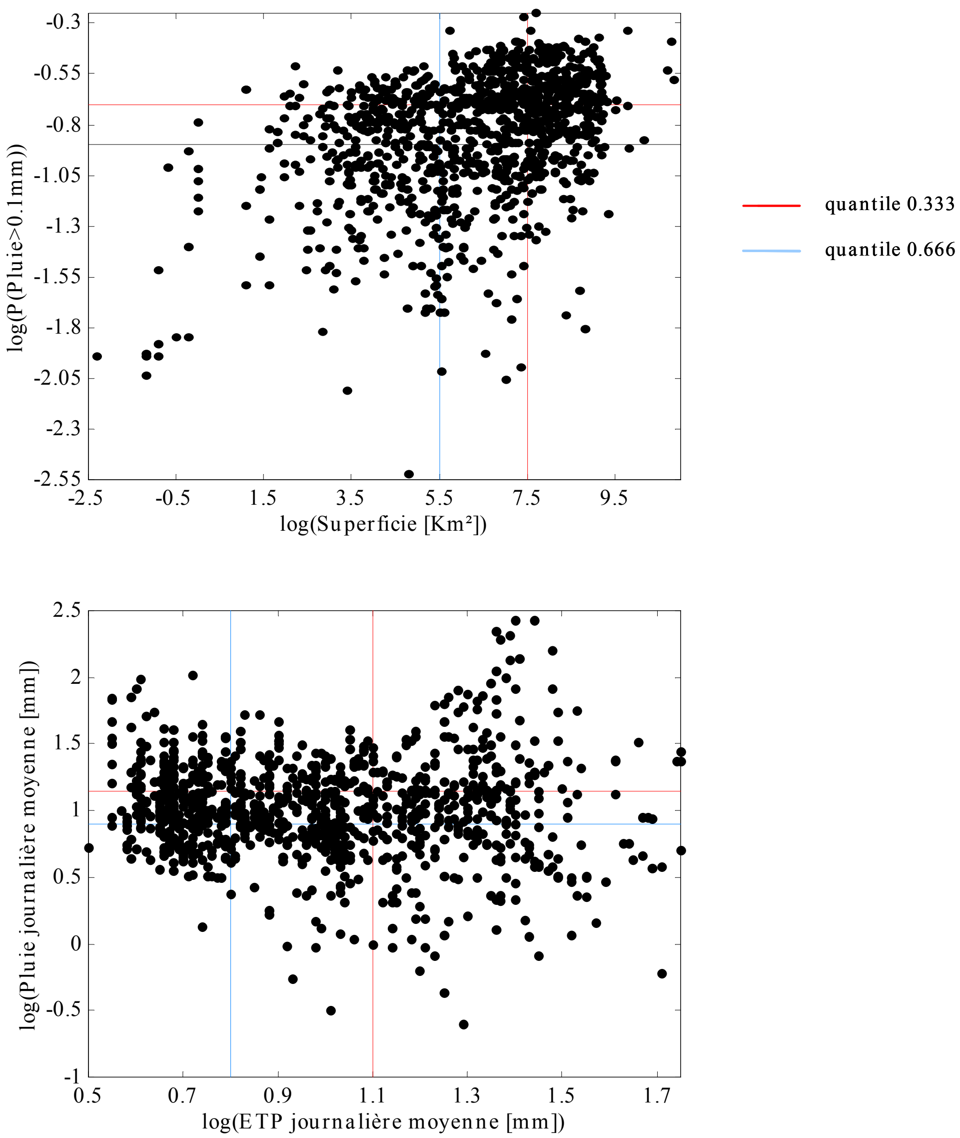


Figure 7.8 : Projections des nuages de points sur les plans de l'espace des caractéristiques physico-climatiques disponibles sur les 1111 bassins versants. Les lignes indiquent les bornes des valeurs des caractéristiques sur les quantiles 0.333 et 0.666.

7.3.2 Exemple d'application de la méthode des « bassins semblables » sur le bassin de la Seine à Paris (Pont d'Austerlitz) considéré comme non jaugé

A titre d'exemple, nous montrons l'application de la méthode sur le bassin de la Seine à Paris (Pont d'Austerlitz) (code du bassin : H5920010). Au début, nous choisissons $m = 1$ pour simplifier la présentation de cet exemple :

Le bassin versant de la Seine est considéré comme non jaugé.

Les quatre caractéristiques physico-climatiques du bassin Seine en étude, sont :

$$\ln(S) = 10.69$$

$$\ln(PBP) = -0.53$$

$$\ln\left(\overline{ETP}\right) = 0.67$$

$$\ln\left(\overline{P}\right) = 0.76$$

La catégorie assignée à la Seine est la catégorie numéro 9. Il y a au total 14 bassins (dont la Seine dans cette catégorie, 4 bassins français et 10 bassins MOPEX (situés aux États Unis). On dispose donc de 13 bassins jaugés (autres que la Seine à Paris, considérée provisoirement comme non jaugée). C'est-à-dire, de 26 jeux de paramètres dans cette catégorie (on ne considère pas les paramètres des deux bassins-périodes du bassin de la Seine).

On dispose de N mesures ponctuelles de débit sur le bassin de la Seine. Nous utiliserons pour cet exemple, 10 mesures de débit ($N = 10$).

Le débit de la Seine est calculé pour les 10 jours où on a retenu les N mesures de débit. Pour cela, on calcule avec le premier jeu de paramètres de l'ensemble des 26 jeux, les 10 débits du bassin à l'étude et on évalue le critère $CRIT4$. Cette procédure est répétée avec chacun des 26 jeux de paramètres (Tableau 7.4). On calcule donc, 420 débits pour la Seine (pour chacun des ses deux bassins-périodes, les 10 débits correspondants aux jours choisis au hasard, en utilisant les 26 jeux de paramètres disponibles dans la catégorie).

La valeur du critère $CRIT4$ est calculée 52 fois avec l'Eq.7.7 : pour chacun des deux bassins-périodes. La Figure 7.9 montre les valeurs de $CRIT4$ pour chaque jeu de paramètres utilisé.

NOM DU BASSIN APPARTENANT A LA CATEGORIE 9	BASSIN_PERIODE	x_1^0	x_2^0	x_3^0	x_4^0
SEINE à BAR_SUR_SEINE	H0400010_1	5.89	4.31	0.90	0.09
	H0400010_2	5.74	4.36	0.69	_0.11
YONNE à COURLON	H2721010_1	6.49	4.30	_2.57	0.65
	H2721010_2	6.24	4.36	_2.84	0.78
Le LOING à EPISY	H3621010_1	6.75	3.73	_3.40	0.07
	H3621010_2	6.71	3.67	_3.68	_0.16
TIOGA RIVER AT LINDLEY NY	01520500_1	5.56	3.19	_8.10	0.15
	01520500_2	5.57	3.55	_7.93	0.14
CHEMUNG RIVER AT CHEMUNG NY	01531000_1	5.60	3.39	_6.86	0.37
	01531000_2	5.65	3.48	_6.61	0.28
WOLF RIVER AT NEW LONDON, WI	04079000_1	6.72	4.53	1.32	0.81
	04079000_2	7.03	4.33	3.26	0.65
YELLOWSTONE RIVER AT CORWIN	06191500_1	6.57	6.96	9.99	3.66
	06191500_2	6.60	7.06	9.99	3.46
YELLOWSTONE RIVER NEAR LIVINGSTON,	06192500_1	6.45	6.75	9.99	3.53
	06192500_2	6.51	6.81	9.99	3.3
BLACKFOOT RIVER NEAR BONNER, MT.	12340000_1	6.39	6.33	9.99	2.84
	12340000_2	6.56	6.4	9.99	2.64
METHOW RIVER NR PATEROS, WASH.	12449950_1	6.92	7.66	9.99	_3.66
	12449950_2	6.88	7.89	9.99	_4.37
SALMON RIVER NR CHALLIS ID	13298500_1	6.73	7.07	9.99	3.21
	13298500_2	7.85	7.64	_5.11	1.66
SALMON RIVER AT SALMON ID	13302500_1	7.02	5.66	_5.75	2.89
	13302500_2	6.79	6.56	_4.92	3.21
KLICKITAT RIVER NEAR PITT, WASH.	14113000_1	7.71	6.62	_7.23	2.85
	14113000_2	7.95	6.12	_6.79	2.02

Tableau 7.4 : Jeux des paramètres des 13 bassins appartenant à la même catégorie 9 que le bassin de la Seine à Paris (Pont d'Austerlitz) (code du bassin : H5920010). Chacun des 13 bassins similaires est caractérisé par 2 jeux de paramètres correspondant à 2 périodes de calage.

Pour le bassin-période H5920010-1, $x_k^0 = [7.03; 4.33; 3.26; 0.65]$ est le jeu de paramètres qui fournit la valeur minimale du critère, $CRIT4 = 0.00093\ mm$ (ce jeu de paramètres correspond à celui du bassin-période 04079000-2 de la rivière *Wolf River at New London* situé dans l'État de Wisconsin aux États Unis).

Pour le bassin-période H5920010-2, $x_k^0 = [6.92; 7.66; 9.99; -3.66]$ est le jeu de paramètres qui s'adapte le mieux ; il correspond au bassin-période 12449950-1 (rivière *Methow* près de *Pateros* situé dans l'État de Washington aux États Unis), avec une valeur de $CRIT4 = 0.00833\ mm$.

Les simulations sont effectuées avec ces deux jeux des paramètres, respectivement, sur les deux autres périodes de la Seine. La validation moyenne de ces simulations, correspond à une valeur du critère C2M de 25%. A titre d'exemple, les simulations de débit faites pour le bassin-période H5920010-2 de la Seine, sont données à la Figure 7.10.

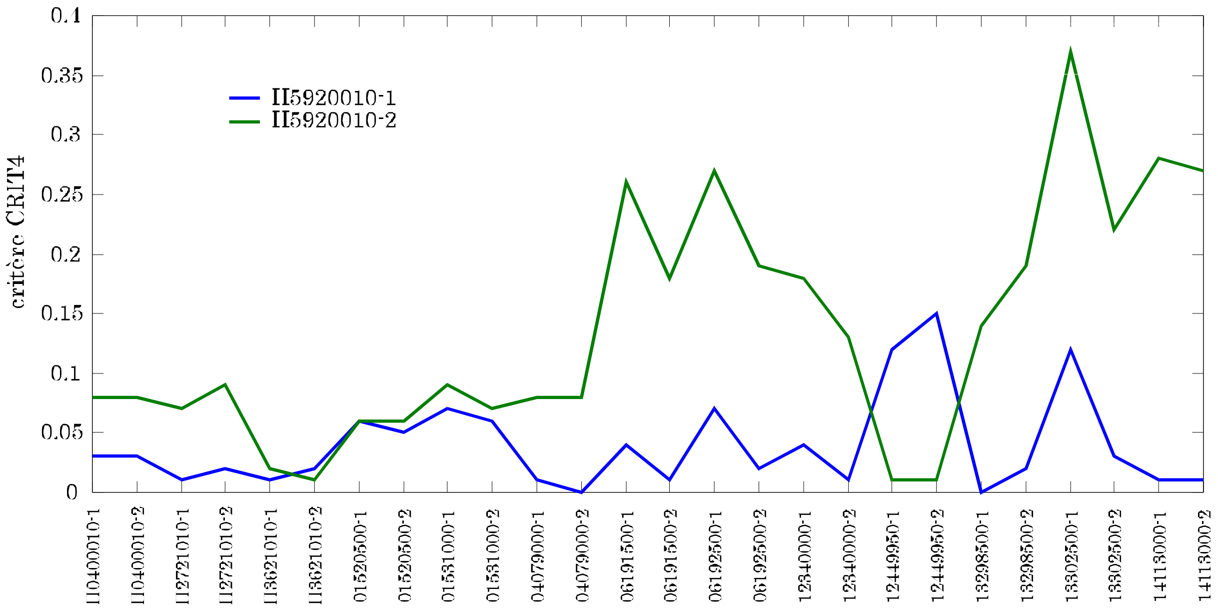


Figure 7.9 : Valeurs du critère $CRIT4$ (Eq.7.7) obtenues utilisant 10 mesures ponctuelles de débit et en utilisant chaque fois les jeux des paramètres disponibles dans la catégorie 9.

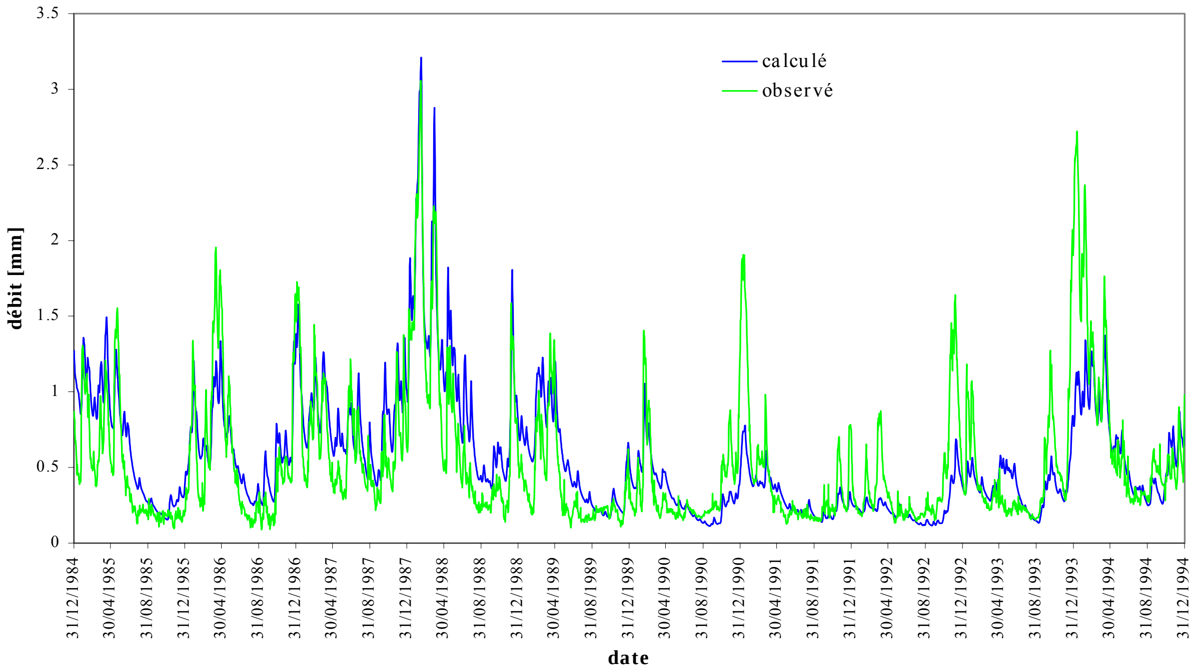


Figure 7.10 : Comparaison entre les débits observés et les débits calculés du bassin-période H5920010-2 de la Seine à Paris (Pont d'Austerlitz), avec l'approche des « bassins semblables » en utilisant 10 mesures ponctuelles de débit.

La procédure peut se répéter m fois si on veut considérer plus d'un bassin semblable à celui de la Seine pour obtenir les paramètres du modèle.

Dans la Figure 7.11, on peut observer les performances de la méthode si l'on considère $m = 5$ jeux de paramètres. La progression du critère de validation en considérant le jeu de paramètres calculé avec la moyenne de ces 5 jeux de paramètres est encourageante : C2M=37% au lieu de 25% précédemment.

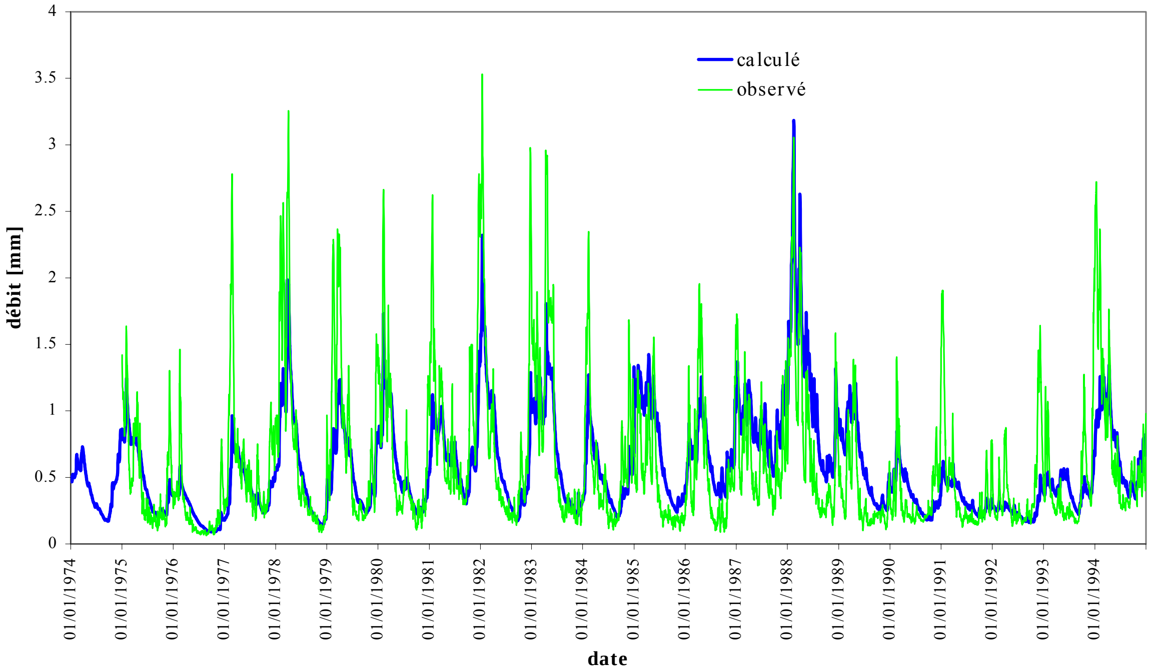


Figure 7.11 : Comparaison entre les débits observés et les débits calculés du bassin de la Seine à Paris (Pont d'Austerlitz), avec l'approche des « bassins semblables » en utilisant 10 mesures ponctuelles de débit et un jeu de paramètres issu d'une moyenne des 5 jeux de paramètres de la catégorie du bassin étudié ($m = 5$ et $N = 10$ dans l'Eq. 7.4).

7.3.3 Application de la méthode de « bassins semblables » aux 1111 bassins de l'échantillon

Chacun des 1111 bassins de l'échantillon a été successivement traité comme non jaugé, en suivant la même procédure que celle présentée pour la Seine. La Figure 2.12 illustre les résultats obtenus sur l'échantillon total avec cette méthode, en faisant varier le nombre m de jeux de paramètres de la catégorie et le nombre de mesures ponctuelles de débit considérées disponibles (5, 10, 20 et 50).

Dans la Figure 7.12, on peut remarquer que l'utilisation du critère $CRIT4$ avec seulement N=5 mesures ponctuelles de débit fournit un calage acceptable du modèle GR4J.

Dans cette Figure 7.12, on peut observer que le nombre optimal m de bassins voisins diminue quand on augmente le nombre de débits connus :

Pour le cas où nous disposons de moins de 10 mesures de débit ($N \leq 10$), le nombre m optimal de jeux de paramètres de la catégorie, qui fournissent la meilleure information pour calculer les débits, est égal à 5.

Dans le cas où on utilise N=20 mesures de débit, il faudrait prendre $m = 4$.

Pour N=50, le nombre optimal de jeux de paramètres à utiliser est égal à 3.

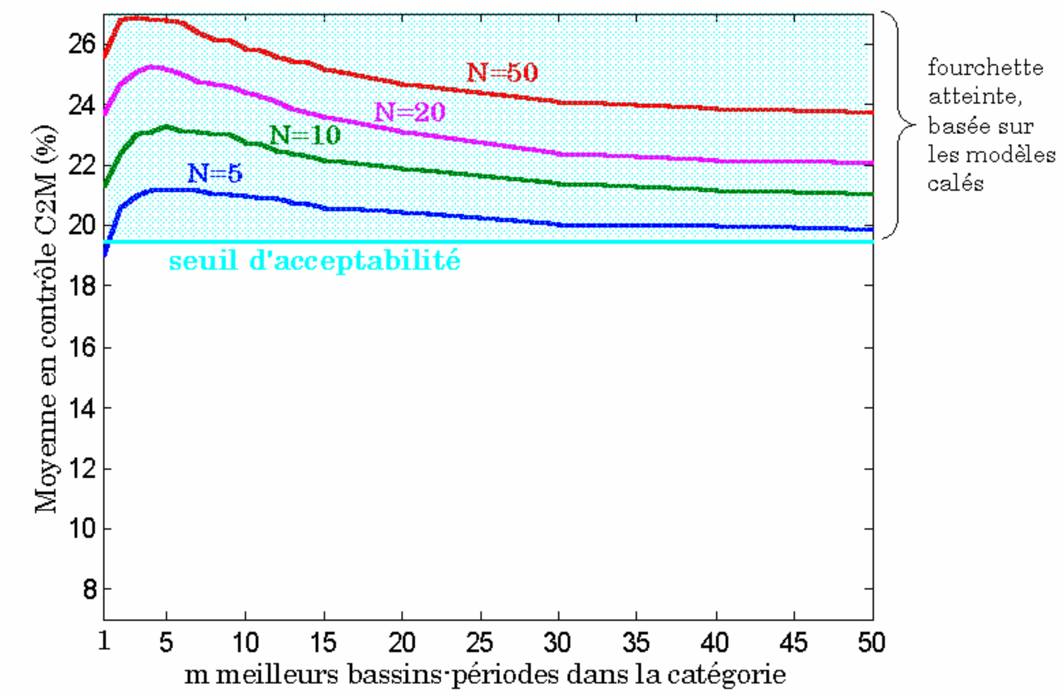


Figure 7.12 : Performances moyennes en contrôle, sur les 1111 bassins versants de l'échantillon, en utilisant le modèle GR4J calé avec l'approche des « bassins semblables ». En abscisse, le nombre m de bassins semblables utilisés pour obtenir le jeu de paramètres. N est le nombre de débits mesurés et utilisés pour le calage.

7.4 Conclusion sur l'utilisation des paramètres des bassins jaugés semblables au bassin non jaugé

Cette dernière technique des « bassins semblables » qui choisit les paramètres du bassin non jaugé du sein d'une sélection de paramètres obtenus sur des bassins jaugés similaires au bassin non jaugé, apparaît comme la plus efficace rencontrée jusqu'ici. Les différences de performances sont suffisantes pour que l'on puisse les juger significatives. Rappelons qu'avec l'approche exploitant les valeurs *a priori* des paramètres ($CRIT$), il était nécessaire de disposer d'au moins 40 mesures de débit pour obtenir des calages acceptables du modèle.

Les résultats obtenus avec le critère $CRIT4$ démontrent l'intérêt d'utiliser des caractéristiques physico-climatiques des bassins disponibles dans un grand échantillon, pour donner un ensemble *a priori* de jeux de paramètres potentiels. Rappelons que les m jeux des paramètres ont été choisis parmi ceux appartenant à la catégorie qui a été assignée au bassin non jaugé étudié et que le grand nombre de bassins versants a permis de donner à chacune des catégories de bassins, un nombre suffisant de bassins.

On retient donc qu'avec cinq mesures de débit il est possible de caler un modèle avec l'approche des « bassins semblables » (critère $CRIT4$). Ce résultat est très intéressant. On peut même voir sur la Figure 7.12 qu'une seule mesure de débit, pourrait être suffisante pour obtenir un calage acceptable du modèle. Dans le chapitre suivant, nous analysons donc le calage d'un modèle avec cette approche des bassins semblables à partir d'une information hydrométrique minimale : 1, 2, 3, 4, 5, etc., mesures ponctuelles de débit.

De plus, nous analysons dans le chapitre suivant l'influence de la complexité d'un modèle sur les résultats de cette approche, en l'appliquant à différénts modèles à 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 8 paramètres.

Enfin, nous aborderons la question fondamentale de la stratégie d'échantillonnage. Y a-t-il des règles à suivre pour tirer le maximum d'information de N mesures de débit ?

Nous étudierons sept stratégies d'échantillonnage.

Chapitre 8

Chapitre 8

Stratégie d'acquisition des mesures de débit

8.1 Définition *a priori* de quelques stratégies à envisager

Jusqu'à présent, aucune condition n'était imposée aux N débits mesurés qui étaient tirés au hasard[19] dans une période donnée pour caler un modèle. Nous allons maintenant aborder le problème de la recherche des jours où l'on a intérêt à acquérir une mesure de débit : faut-il se fier au hasard, ou bien existe-t-il des jours qui apportent plus d'information que les autres ?

C'est ce que nous appellerons la recherche d'une « stratégie d'échantillonnage ». Auparavant, rappelons les résultats présentés au chapitre précédent, où nous avons retenu que la méthode de calage utilisant les « bassins semblables » est plus efficace que les trois autres approches travaillant respectivement avec :

1. une normalisation des variations des paramètres ;
2. une normalisation des variations des débits ;
3. le « bassin-type » d'une classe.

Nous utilisons donc cette approche des « bassins semblables » pour l'analyse d'une stratégie d'échantillonnage. Nous étudions pour cela, la performance de notre méthode selon que l'on effectue des jaugeages :

1. En saison de hautes eaux ;
2. En saison de basses eaux ;
3. Les jours où les débits sont supérieurs à la moitié du module de débit ;
4. Les jours où les débits sont inférieurs à la moitié du module de débit ;
5. En saison de hautes eaux et lors des jours où les débits sont supérieurs à la moitié du module de débit
6. En saison de basses eaux et lors des jours où les débits sont supérieurs à la moitié du module de débit
7. Les jours où les débits se trouvent parmi les 70 plus fortes valeurs mesurées.

La Figure 8.1 montre de façon synthétique sur un hydrogramme, la répartition des jours qui correspondent aux stratégies précédentes. Bien entendu, nous nous plaçons dans des conditions « non jaugées », ce qui signifie que ces stratégies sont définies avec des débits calculés avec un jeu de paramètres *a priori*[20].

---

[19] Nous utilisons dans ce chapitre la notation S0 pour indiquer que les mesures considérées ont était choisies au hasard (aucune stratégie d'acquisition de mesures).

[20] La recherche d'une stratégie d'échantillonnage est réalisée en utilisant les valeurs des paramètres *a priori* x_k^0 d'un modèle. Dans le chapitre 4 nous avons retenu que les valeurs régionales *a priori* des paramètres

Nous comparerons dans un premier temps, les calages du modèle GR4J en sélectionnant, avec chacune de ces sept stratégies, les jours pendant lesquels on préconisera les jaugeages (cette première analyse est réalisée avec 5, 10, 20 et 50 mesures de débit).

Nous identifions ainsi parmi ces sept stratégies d'échantillonnage, celle qui est la plus efficace. On étudiera aussi l'influence de la complexité du modèle analysé sur les performances obtenues avec N mesures de débit.

Dans la suite nous désignons par S1, S2, S3, S4, S5, S6 et S7, respectivement, les sept stratégies d'échantillonnage que nous analysons. Nous désignerons par S0 la stratégie utilisée jusqu'à présent, sans discrimination *a priori*.

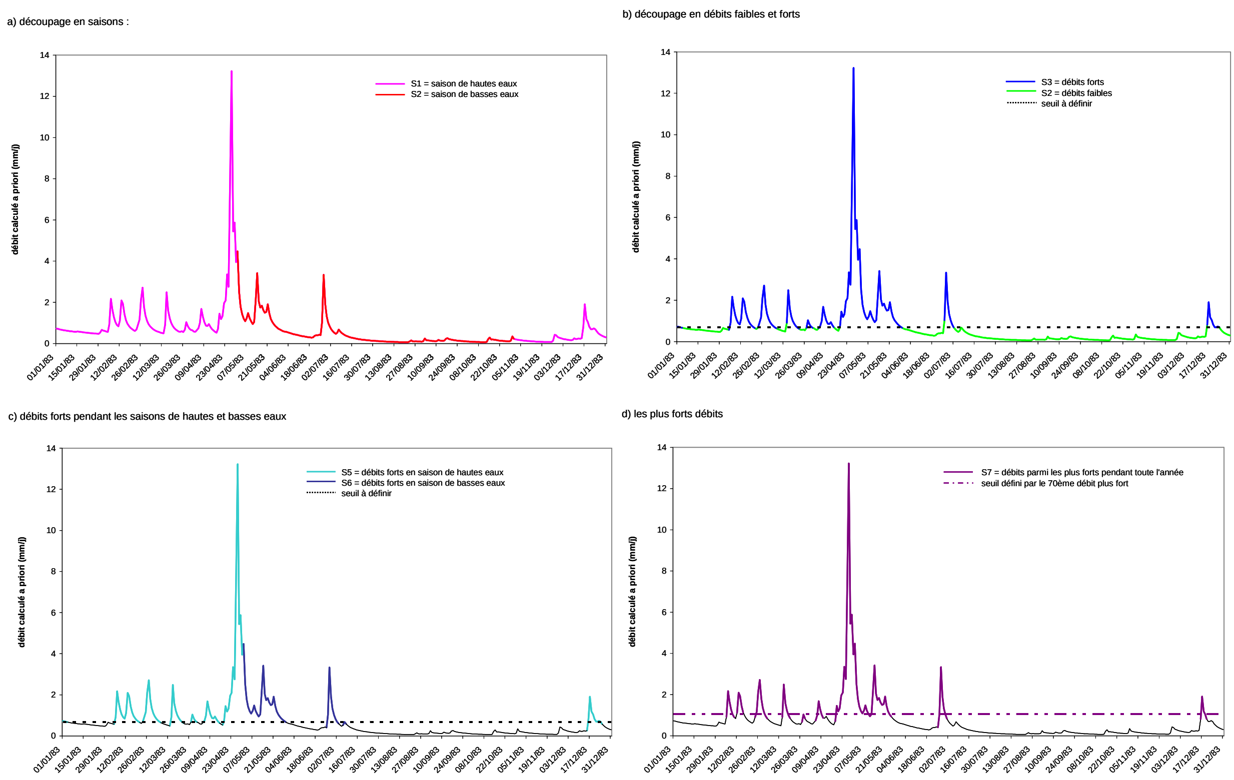


Figure 8.1 : Répartition synthétique sur un hydrogramme, des jours correspondants aux sept stratégies d'échantillonnage.

8.2 Choix d'une saison de six mois

La recherche d'une stratégie d'échantillonnage pourrait commencer par la détermination de la période de l'année où il est le plus intéressant de connaître les mesures de débit.

---

d'un modèle issues de régressions triples, données par x_k^5, fournissent les meilleures résultats. Nous utilisons donc ces relations à quatre variables explicatives pour calculer les débits $\hat{Q}$ dans les 1111 bassins considérés comme non jaugés. Ces débits sont utilisés pour définir les jours où les jaugeages pourront être faits dans chacune des sept stratégies à comparer.

Pour cela, nous scindons l'année en deux périodes, et les deux premières stratégies correspondent à ces saisons :

S1. saison de hautes eaux et
S2. saison de basses eaux

Les deux saisons correspondent soit à Novembre-Avril soit Mai-Octobre. Pour savoir à quelle saison doit correspondre chaque semestre, on a procédé comme suit :

Le *module* $M_{\hat{Q}}$ est défini comme le débit calculé journalier moyen, (pour la période où l'on dispose de mesures de pluie) :

$$M_{\hat{Q}} = \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{Q}_i}{n} \qquad \text{Eq. 8.1}$$

où :

$M_{\hat{Q}}$	module journalier des débits calculés *a priori* $[mm]$
$\hat{Q}_i$	débit calculé le jour i $[mm]$
n	nombre de débits calculés en utilisant le jeu de paramètres *a priori* x_k^5

La saison de hautes eaux sera, par définition, celle où le nombre de jours de l'année où le débit calculé dépasse le *module* est le plus grand.

8.3 Choix des jours où le débit est plutôt fort ou plutôt faible

Plutôt que de choisir une saison bien déterminée, on peut choisir une catégorie de débits attendus (c'est-à-dire, calculés pour le jeu de paramètres x^0). Faut-il privilégier les jours où $\hat{Q}(x^0)$ est fort ou au contraire les jours où $\hat{Q}(x^0)$ est faible ?

Pour ceci, nous prenons comme valeur de référence la moitié du module défini précédemment. On considérera les débits comme faibles s'ils se trouvent en dessous de la valeur de référence et comme forts s'ils sont au-dessus de la moitié du module. Les deux stratégies correspondantes sont :

S3. Acquisition de jaugeages pendant les jours où les débits sont faibles : $0 < \hat{Q}_i\left(x^0\right) < M_{\hat{Q}} / 2$
S4. Acquisition de jaugeages pendant les jours où les débits sont forts : $\hat{Q}_i\left(x^0\right) \geq M_{\hat{Q}} / 2$

Les deux dernières stratégies correspondent au choix additionnel de la saison :

S5. Stratégie consistant à acquérir des mesures parmi les jours où les débits $Q \geq M_{\hat{Q}} / 2$ pendant la saison de basses eaux

S6. Stratégie consistant à acquérir des mesures parmi les jours où les débits $Q \geq M_{\hat{Q}} / 2$ pendant la saison de hautes eaux

8.4 Choix des jours de crues

Pour finir, nous avons voulu analyser l'intérêt de considérer les débits de crue pour caler un modèle. Dans ce but, nous proposons d'utiliser seulement les N mesures ponctuelles de débit Q des jours où le débit calculé *a priori* $\hat{Q}(x_k^0)$ se trouve parmi les 70 plus forts débits de la période disponible. Nous choisissons le seuil des 70 plus grandes valeurs de débit pour avoir quelque latitude de choix dans le cas où N=50. Cette sélection conduit à la septième stratégie :

S7. Faire des jaugeages les jours où le débit calculé *a priori* est parmi les plus 70 plus forts débits de la période, que nous désignons par $\hat{Q}X_0$

Il est à noter que dans la pratique, le seuil de débit sera défini sur la période précédant la campagne d'acquisition de mesures.

8.5 Résultats des sept stratégies d'échantillonnage avec la méthode des « bassins semblables »

La Figure 8.2 résume les résultats des sept stratégies d'échantillonnage, en considérant 5, 10, 20 et 50 mesures ponctuelles de débit.

Les résultats de la Figure 8.2 montrent que la stratégie S7 fournit la meilleure information pour caler un modèle avec quelques mesures ponctuelles de débit. On peut remarquer que si l'on dispose de 5 à 20 mesures de débit, la stratégie S7, qui considère les débits mesurés les jours où le débit calculé *a priori* est supérieur à $\hat{Q}X_0$, est la seule à retenir.

La stratégie S0 correspondant à l'absence de stratégie d'échantillonnage est meilleure que la stratégie S2 (saison de basses eaux). Toutefois S2 fournit de meilleurs résultats, que la stratégie S3 (jours où les débits sont inférieurs à la moitié du module, pendant toute l'année) qui se révèle la plus mauvaise de toutes les stratégies.

Pour chaque cas où on a utilisé 5, 10, 20 et 50 mesures de débit, les remarques sont les suivantes :

- N=5 : les trois stratégies d'échantillonnage qui considèrent les débits au dessus du module/2, respectivement, pendant toute l'année, pendant la saison de hautes eaux et pendant la saison de basses eaux, permettent de caler le modèle avec des résultats similaires, en utilisant pour les deux premières $m = 5$ et pour la saison de basses eaux en considérant $m = 10$ jeux de paramètres.

- N=10 : les débits au-dessus du module/2 mesurés pendant la saison de hautes eaux fournissent une information légèrement meilleure pour le calage du modèle que les stratégies considérant ces débits pendant toute l'année ou n'importe quelle valeur de débit pendant la saison de hautes eaux. Les mesures ponctuelles de débit sans stratégie d'échantillonnage (S0) fournissent une information similaire au choix des débits au-dessus du module pendant la saison de basses eaux (S5), en utilisant respectivement, $m = 5$ et $m = 10$.

- N=20 : la stratégie S4 qui vise les jours où les débits sont au dessus du module/2 pendant toute l'année, est meilleure que la stratégie S6 (seulement dans la saison de hautes eaux) et que la stratégie S5 (toute la saison de hautes eaux). La stratégie S0 (pas de restriction) est plus intéressante que la stratégie S6 (jours où les débits sont au dessus du module/2 pendant la saison de basses eaux).

- N=50 : dans le cas où l'on dispose de 50 mesures de débit, les meilleures stratégies sont S7 (jours où le débits calculés se trouvent parmi les 70 plus forts), S6 (pendant la saison de hautes eaux et $\hat{Q}$ supérieur à la moitie du module) et même la stratégie S3 (jour où les débits calculés *a priori* sont supérieurs au module/2). Comme dans le cas où l'on dispose de 20 mesures de débit, S0 (sans stratégie d'échantillonnage) est plus efficace que S6 ($\hat{Q}$ au dessus du module/2 pendant la saison des basses eaux).

Dans l'Annexe N, on montre les résultats obtenus avec la méthode utilisant le critère *CRIT* (Eq. 4.8). Les résultats des Figures 8.3 et 8.4 de cette Annexe montrent que pour la stratégie S3, le poids sur les valeurs *a priori* des paramètres est de 20%. Tandis que quand on considère la stratégie S4, avec 5 mesures il faut donner un poids très faible (entre 1 et 9%) aux valeurs *a priori* des paramètres, et si on dispose de plus de 10 jaugeages, l'information *a priori* n'a même pas besoin d'être prise en compte.

Jusqu'ici, les périodes d'échantillonnage identifiées en fonction des saisons ou du seuil du module/2 ont été définies avec les débits calculés avec les valeurs *a priori* des paramètres issues de régressions triples à quatre variables explicatives x_k^5. Dans l'Annexe N2 la recherche d'une stratégie d'échantillonnage est analysée avec les calages du modèle GR4J mais en utilisant le jeu des paramètres *a priori* x_k^4 obtenu avec les moyennes arithmétiques.

Dans cette annexe N2, on peut remarquer que le choix des valeurs *a priori* x_k^0 des paramètres utilisés pour définir les périodes des stratégies d'échantillonnage n'affecte pas fortement ces découpages de l'année, soit en saisons, soit selon le seuil du Module/2. Cependant, les résultats obtenus avec les valeurs a priori x_k^5 sont légèrement meilleurs.

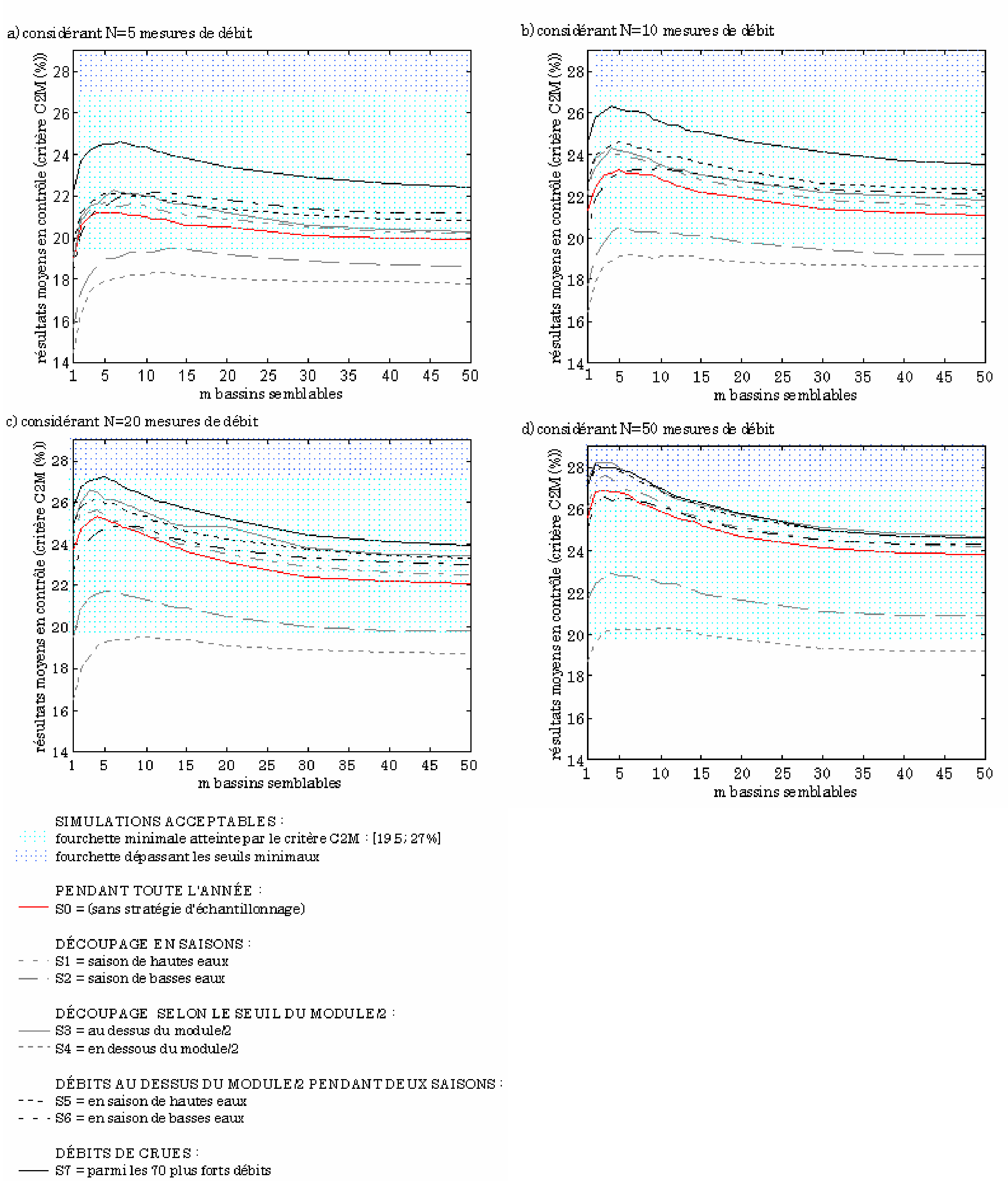


Figure 8.2 : Comparaison de sept stratégies d'échantillonnage définies avec les débits calculés avec les valeurs a priori des paramètres estimés régionalement avec quatre variables physio-climatiques $\hat{Q}(x_k^5)$. Les résultats moyens en contrôle sont ceux obtenus sur les 1111 bassins avec le modèle GR4J calé avec l'approche des « bassins semblables », en utilisant respectivement, 5, 10, 20 et 50 mesures ponctuelles de débit qui ont été échantillonnées selon chacune des 8 stratégies d'échantillonnage (S0 sert de référence).

8.6 Influence de la complexité d'un modèle

L'analyse précédente sur une stratégie d'échantillonnage a permis de retenir qu'il est plus intéressant de préconiser l'acquisition des N jaugeages ponctuels les jours où les débits calculés avec le jeu de paramètres *a priori* x_k^5 se trouvent parmi les plus forts ainsi calculés.

Au chapitre 6, on a commencé l'étude de l'impact de la complexité d'un modèle sur le nombre de mesures de débit nécessaires pour le caler, cette analyse a été menée avec l'approche qui considère l'information *a priori* (utilisation du critère $CRIT$) et avec les modèles GR4J et TOPMO8.

Ici, nous poursuivons l'étude relative à la complexité des modèles, avec l'approche des « bassins semblables » et en utilisant les modèles à 1, 2, 3, 4, 5, 6 et 8 paramètres, calés avec 1, 2, 3, 4, 5, etc. mesures ponctuelles de débit. Ceci, en calculant *a priori* les débits avec les jeux de paramètres x_k^5 issus des régressions à quatre variables explicatives, obtenus pour chacun des modèles dans le chapitre 4, pour définir les jours où les débits sont les plus forts.

Les Figure 8.3 et 8.4 montrent les résultats pour les modèles de la famille GR (à paramètres 1, 2, 3 et 4) et les Figure 8.5 et 8.6 pour les modèles de la famille TOPMO (à 5, 6 et 8 paramètres).

Les Figure 8.3 à 8.6 montrent qu'avec la stratégie d'échantillonnage des « plus forts débits » et l'approche des « bassins semblables », il est possible d'arriver à caler un modèle avec le minimum d'une à cinq mesures de débits, selon le nombre de paramètres du modèle et la famille à laquelle le modèle appartient.

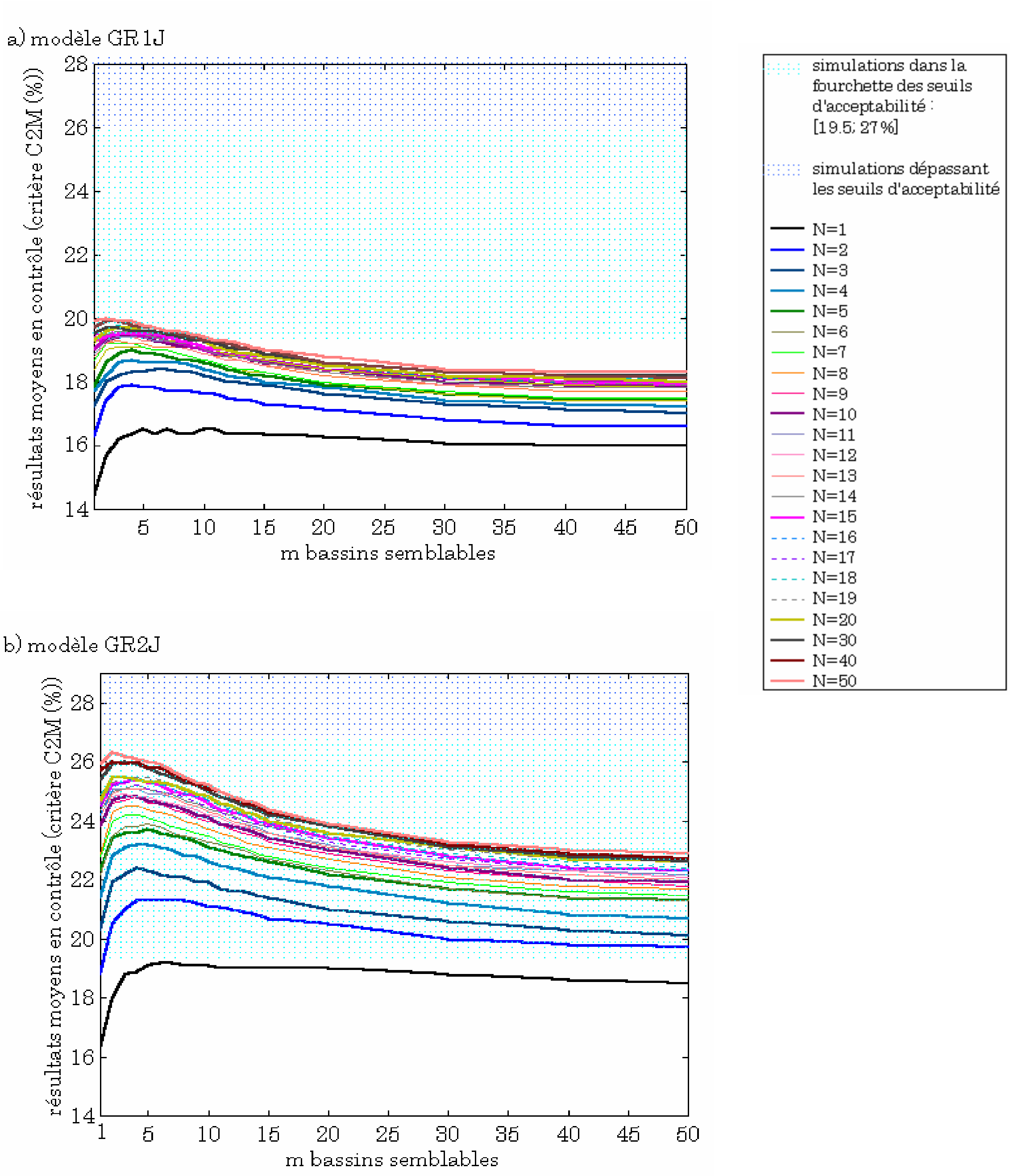


Figure 8.3 : Résultats moyens en contrôle sur les 1111 bassins versants de l'échantillon pour les modèles GR1J et GR2J. Les N *mesures ponctuelles de débit ont été acquises les jours où les débits calculés a priori* $\hat{Q}(x_k^0)$ *se trouvent parmi les 70 plus forts débits calculés : stratégie d'échantillonnage, S7, des « plus forts débits ».*

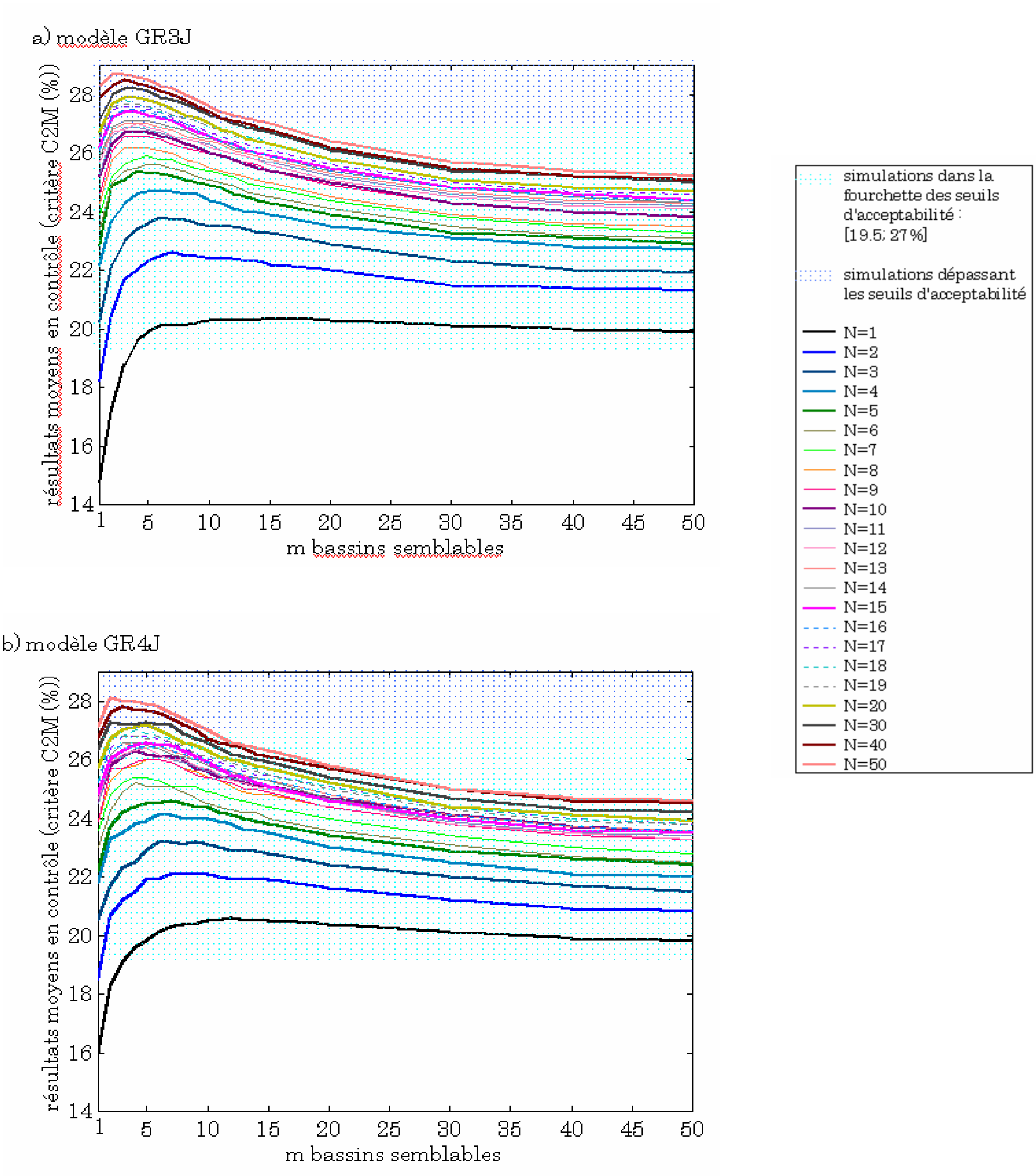


Figure 8.4 : Résultats moyens en contrôle sur les 1111 bassins versants de l'échantillon pour les modèles GR3J et GR4J. Les N *mesures ponctuelles de débit ont été acquises les jours où les débits calculés a priori* $\hat{Q}(x_k^0)$ *se trouvent parmi les 70 plus forts débits calculés : stratégie d'échantillonnage, S7, des « plus forts débits »*

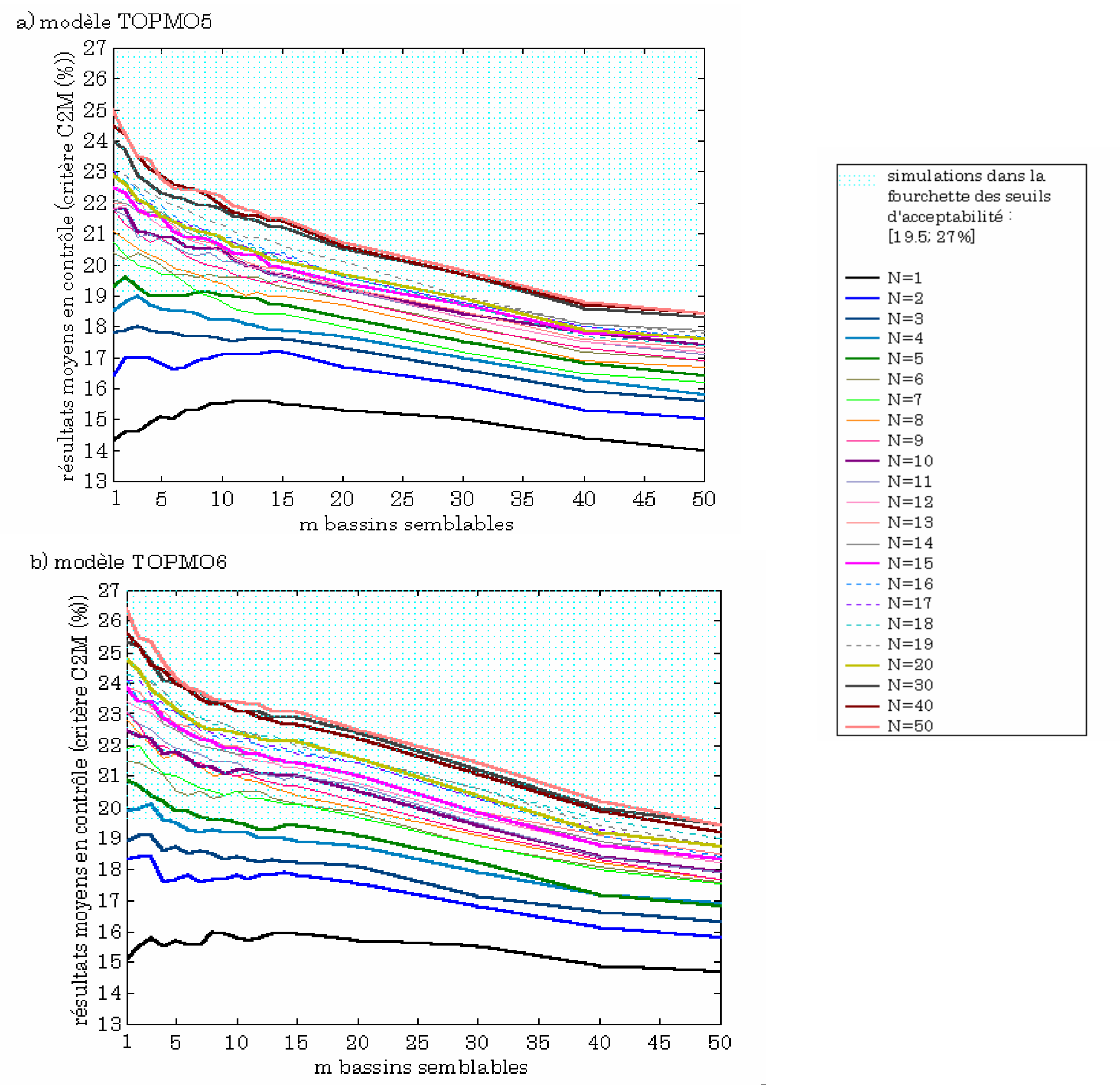


Figure 8.5 : Résultats moyens en contrôle sur les 1111 bassins versants de l'échantillon pour les modèles TOPMO5 et TOPMO6. Les N mesures ponctuelles de débit ont été acquises les jours où les débits calculés a priori $\hat{Q}(x_k^0)$ *se trouvent parmi les 70 plus forts débits calculés : stratégie d'échantillonnage, S7, des « plus forts débits »*

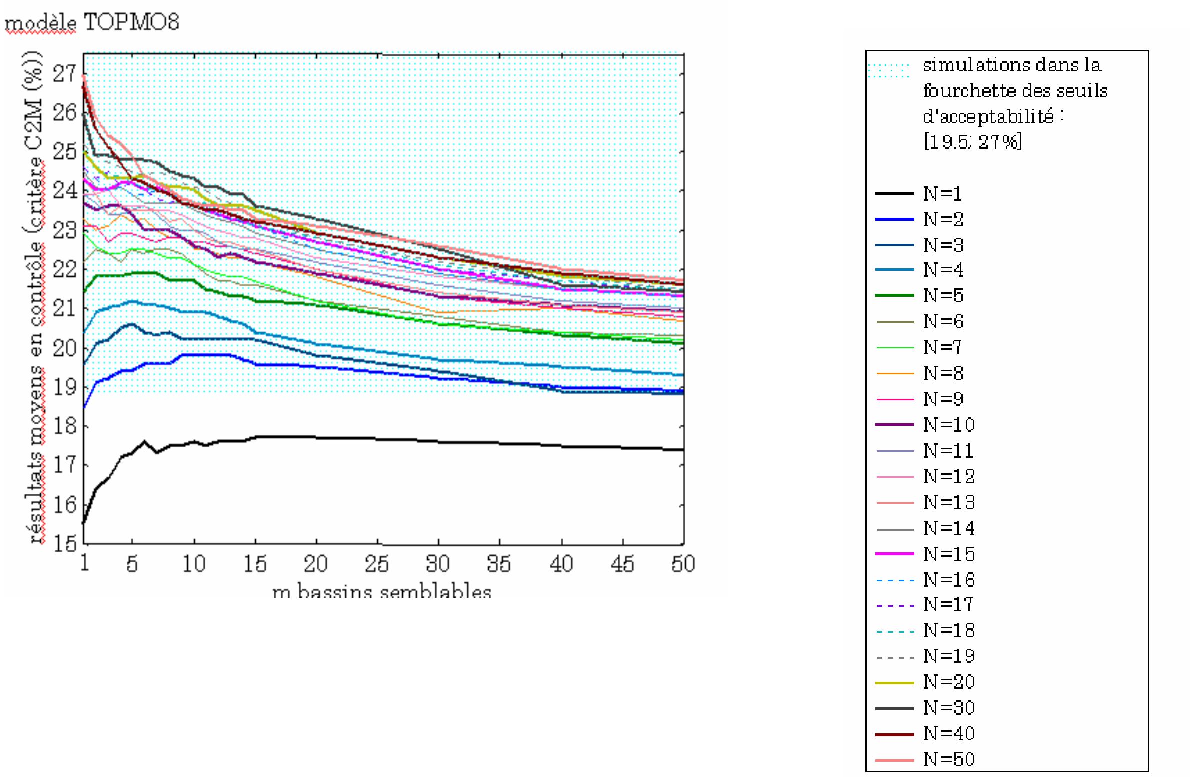


Figure 8.6 : Résultats moyens en contrôle sur les 1111 bassins versants de l'échantillon pour le modèle TOPMO8. Les N mesures ponctuelles de débit ont été acquises les jours où les débits calculés a priori $\hat{Q}(x_k^0)$ *se trouvent parmi les 70 plus forts débits calculés : stratégie d'échantillonnage, S7, des « plus forts débits »*

Le Tableau 8.1 récapitule les résultats obtenus avec les modèles de différente complexité.

Ces résultats confirment ceux obtenus dans le chapitre 4, où on avait remarqué que la complexité du modèle n'est pas pénalisante, au sens où le nombre de ses paramètres (que nous avons pris comme indice de complexité), ne fait pas augmenter exponentiellement le besoin de mesures ponctuelles de débit pour le calage.

En fait, il se présente une situation inverse : le nombre de mesures de débit dont on a besoin décroit lorsque le nombre de paramètres du modèle augmente. Selon la famille du modèle, pour les modèles utilisés il semble y avoir une relation du type :

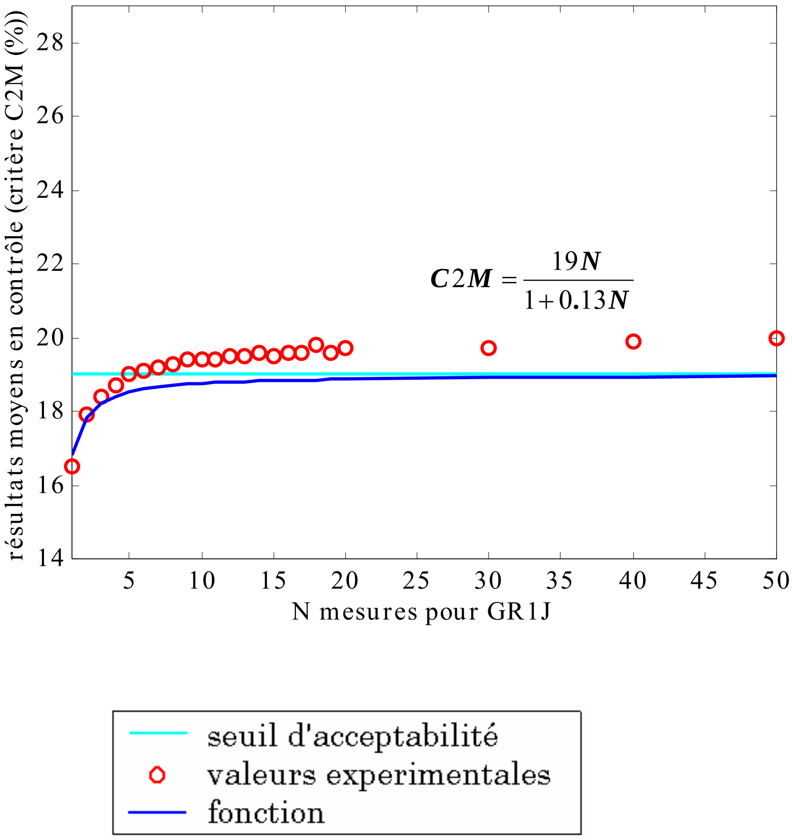
- Pour la famille GR : $N \approx \dfrac{4}{p}$
- Pour la famille TOPMO : $N \approx \dfrac{25}{p}$

où N est le nombre de mesures ponctuelles de débit et p est le nombre de paramètres du modèle.

Dans les Figure 8.7 à 8.10, des relations entre le nombre de mesures nécessaires et le critère atteint en validation, ont été obtenues en considérant les valeurs maximales des graphiques des Figure 8.3 à 8.6.

modèle	Nombre p de paramètres du modèle	N mesures ponctuelles nécessaires pour le calage	m jeux de paramètres à utiliser dans la méthode des « bassins semblables »
GR1J	1	5	2
GR2J	2	2	2
GR3J	3	1	4
GR4J	4	1	4
TOPMO5	5	5	2
TOPMO6	6	4	1
TOPMO8	8	2	5

Tableau 8.1 : Nombre minimum N de mesures ponctuelles de débit à retenir en fonction de la stratégie d'échantillonnage des « plus forts débits », pour caler un modèle avec un nombre m de jeux de paramètres avec la méthode des « bassins semblables ». Le nombre p de paramètres du modèle est indiqué dans la deuxième colonne.



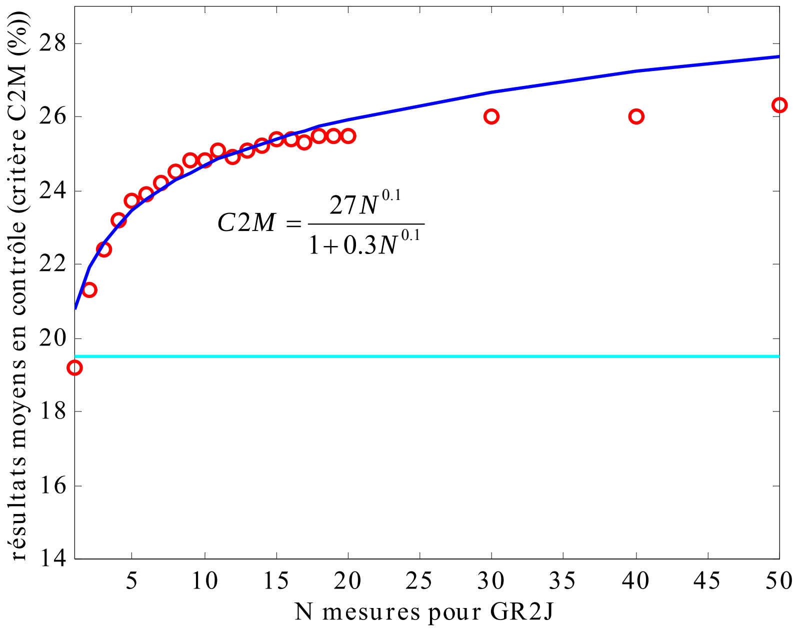
$\boldsymbol{Si}\ 1 \leq N \leq 5 \quad \Rightarrow \boldsymbol{m} = 4$

$\boldsymbol{Si}\ 5 < N \leq 50 \quad \Rightarrow \boldsymbol{m} = 3$

m jeux de paramètres dans l'approche des « bassins semblables »

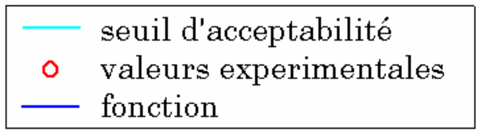
Figure 8.7 : Relation entre le nombre N de mesures ponctuelles de débit et le critère C2M attendu en contrôle, pour caler le modèle GR1J en utilisant le nombre m de jeux de paramètres correspondant, pour obtenir le jeu optimal des paramètres du modèle sur le bassin non jaugé, avec l'approche des « bassins semblables ».

a) modèle GR2J

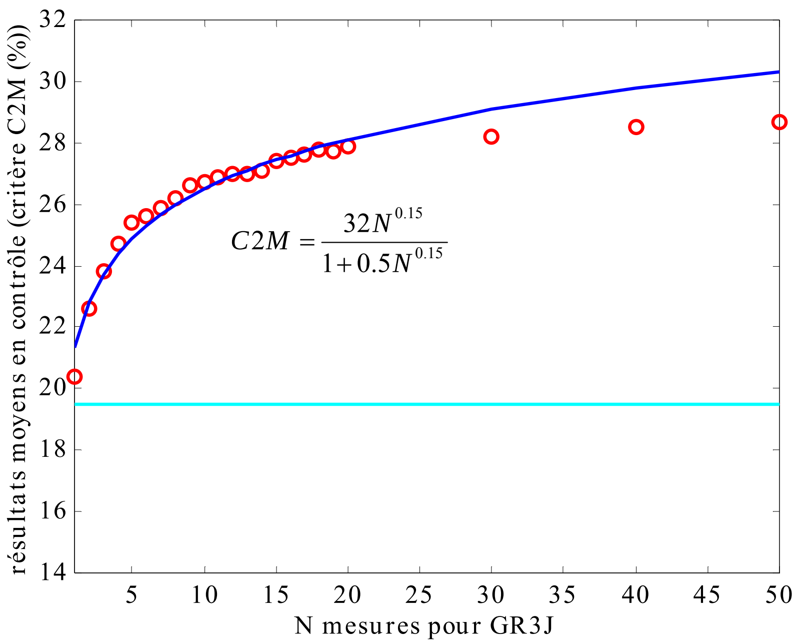


$1 \le N \le 6 \quad \Rightarrow m = 5$

$6 < N \le 50 \quad \Rightarrow m = 3$



b) modèle GR3J



$Si\ N = 1 \quad \Rightarrow m = 10$

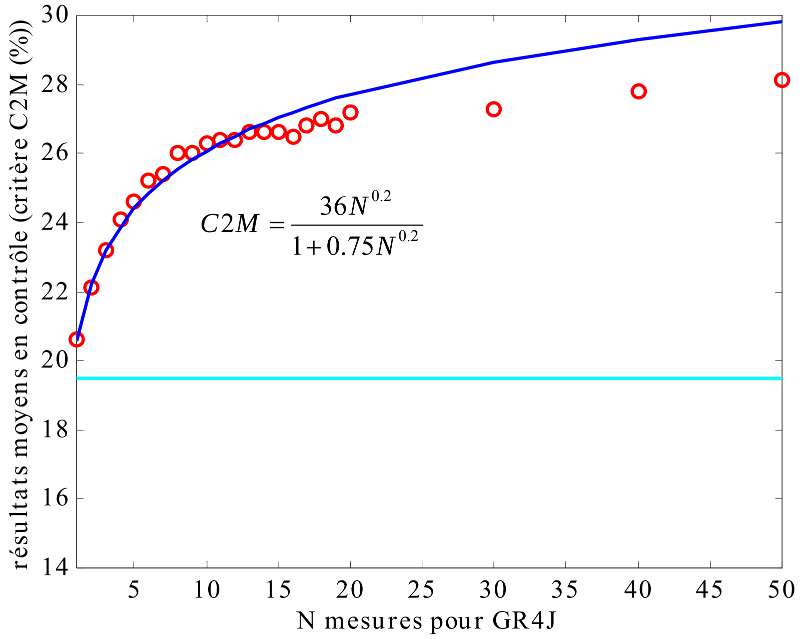
$Si\ 2 \le N \le 10 \quad \Rightarrow m = 5$

$Si\ 10 < N \le 50 \quad \Rightarrow m = 3$

m jeux de paramètres dans l'approche des « bassins semblables »

Figure 8.8 : Relation entre le nombre N de mesures ponctuelles de débit et le critère C2M attendu en contrôle, pour caler les modèles GR2J et GR3J en utilisant le nombre m de jeux de paramètres correspondant, pour obtenir le jeu optimal des paramètres du modèle sur le bassin non jaugé, avec l'approche des « bassins semblables ».

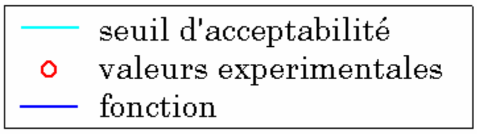
a) modèle GR4J



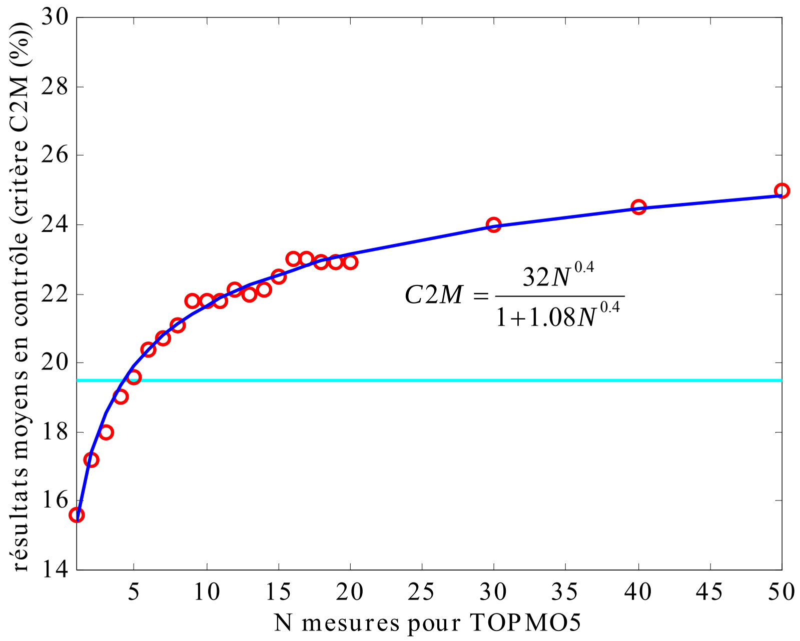
$Si\ N = 1 \quad \Rightarrow m = 10$

$Si\ 2 \le N \le 5 \quad \Rightarrow m = 7$

$Si\ 5 < N \le 50 \quad \Rightarrow m = 4$



b) modèleTOPMO5



$Si\ 1 \le N \le 2 \quad \Rightarrow m = 10$

$Si\ 2 < N \le 5 \quad \Rightarrow m = 3$

$Si\ 5 < N \le 50 \quad \Rightarrow m = 1$

m jeux de paramètres dans l'approche des « bassins semblables »

Figure 8.9 : Relation entre le nombre N de mesures ponctuelles de débit et le critère C2M attendu en contrôle, pour caler les modèles GR4J et TOPMO5 en utilisant le nombre m de jeux de paramètres correspondant, pour obtenir le jeu optimal des paramètre du modèle sur le bassin non jaugé, avec l'approche des « bassins semblables ».

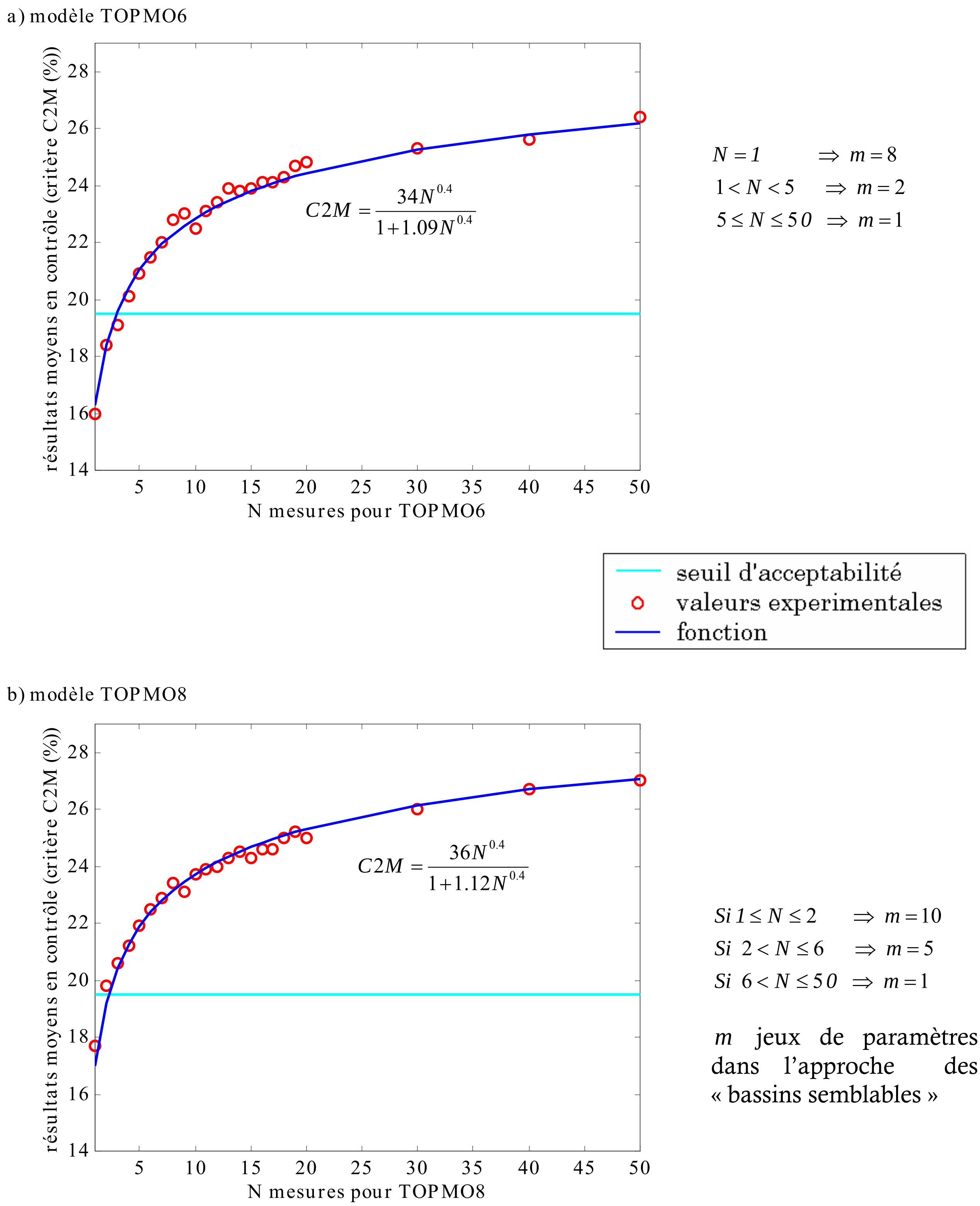


Figure 8.10 : Relation entre le nombre N de mesures ponctuelles de débit et le critère C2M attendu en contrôle, pour caler les modèles TOPMO6 et TOPMO8 en utilisant le nombre m de jeux de paramètres correspondant, pour obtenir le jeu optimal des paramètres du modèle sur le bassin non jaugé, avec l'approche des « bassins semblables ».

On peut comparer les distributions des résultats obtenus en contrôle sur les 1111 bassins de la Figure 4.9 du chapitre 4 avec celles obtenues avec la méthode précédente et présentées dans la Figure 8.11d). Dans la Figure 4.9, on a pu observer, à titre d'exemple, pour les modèles GR4J, GR2J et GR1J, la dégradation entre les simulations avec les modèles calés pour les bassins jaugés et les simulations lorsqu'il n'était pas possible de caler les modèles pour les bassins non jaugés. La Figure 8.11 et la Figure 8.12 montrent l'amélioration des simulations avec les modèles calés avec la méthode des « bassins semblables » en utilisant les N mesures ponctuelles de débit qui ont été retenues les jours indiqués par la stratégie d'échantillonnage S7 des « plus forts débits ». Pour tous les modèles, on a réussi à rehausser la probabilité d'avoir un critère C2M dépassant 50%. Acquérir un minimum de mesures ponctuelles de débit nous a donc permis de progresser et d'avoir des chances d'atteindre la fourchette des seuils d'acceptabilité des simulations.

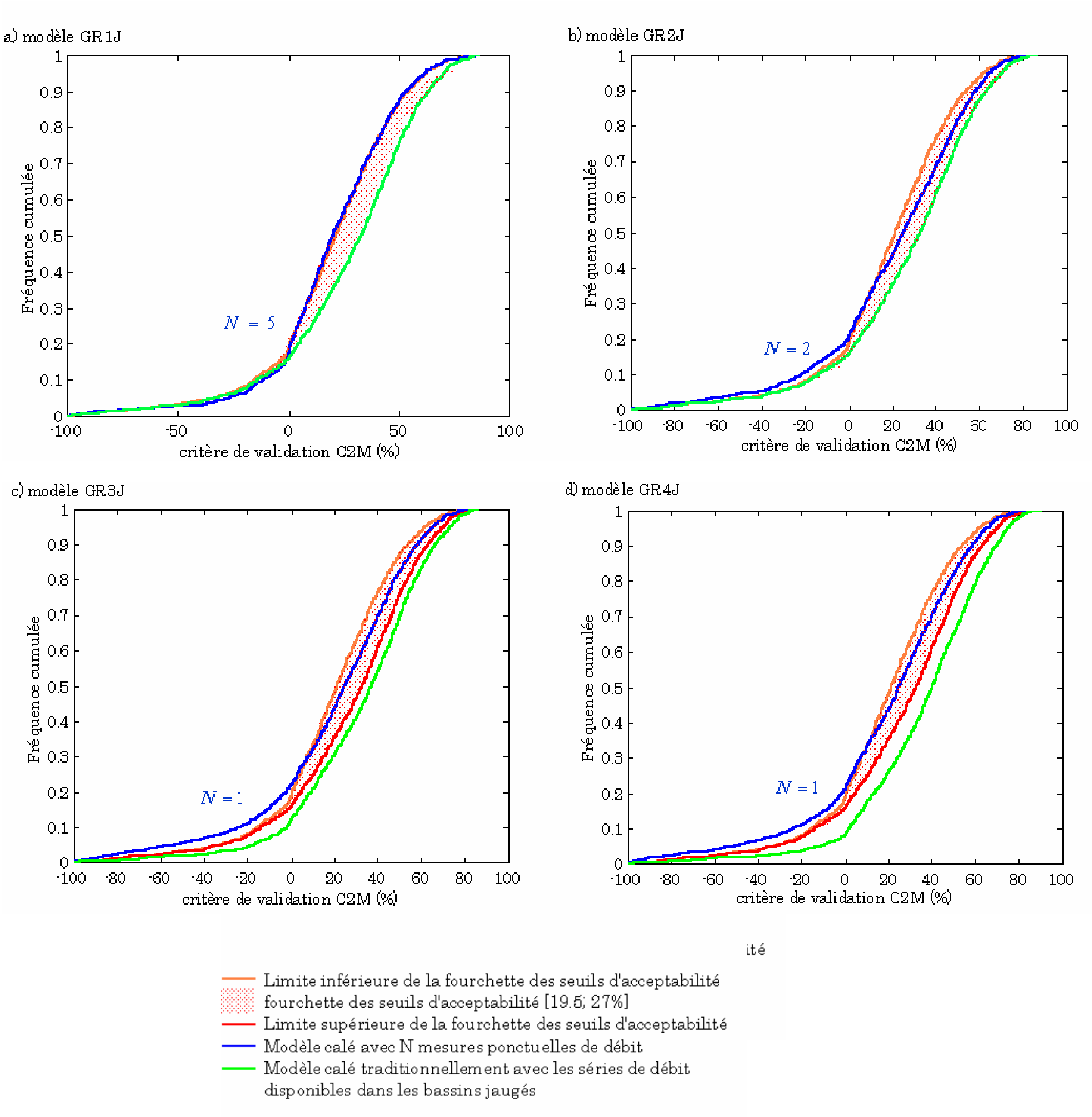


Figure 8.11 : Distributions des résultats des modèles GR calés par la méthode des « bassins semblables » avec les N mesures ponctuelles de débit retenues les jours indiqués par la stratégie d'échantillonnage S7 des « plus forts débits ».

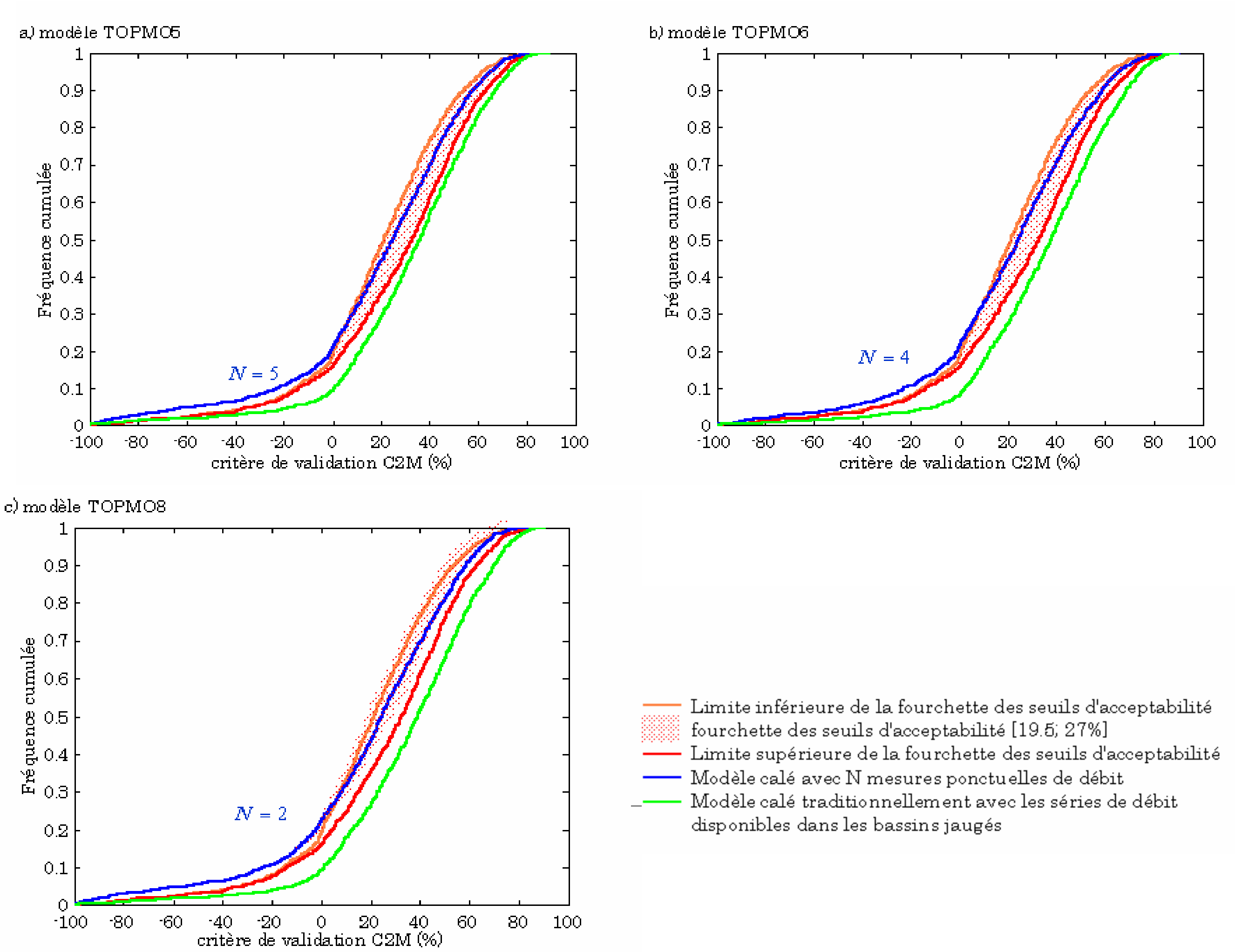


Figure 8.12 : Distributions des résultats des modèles TOPMO calés la méthode des « bassins semblables » avec les N mesures ponctuelles de débit retenues les jours indiqués par la stratégie d'échantillonnage S7 des « plus forts débits ».

8.7 Conclusions sur le choix de la meilleure stratégie

Les résultats obtenus ont permis d'observer que les jours où l'on doit s'attendre à de très forts débits sont très intéressants pour faire des mesures de débit qui vont servir au calage d'un modèle. Ceci est aussi confirmé par le succès des stratégies d'échantillonnage retenant les jours où les débits sont au dessus du seuil défini par la moitié du module. La question de la saison est secondaire.

En ce qui concerne le lien avec la complexité du modèle utilisé, on a constaté que loin d'être un handicap, la complexité du modèle, quand on reste dans le même type de structure, diminue le nombre N de mesures ponctuelles dont on a besoin pour le caler.

Le nombre m de jeux de paramètres à considérer dans l'approche des « bassins semblables » diminue avec l'augmentation des N mesures de débit utilisées pour le calage.

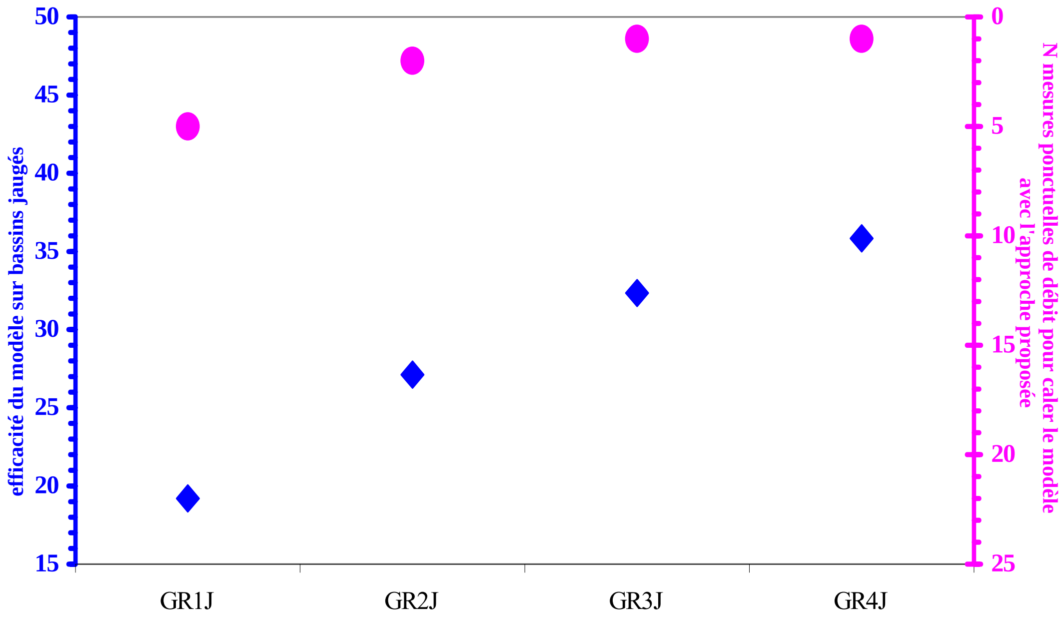
Cependant quand on passe de la famille de modèles GR à la famille TOPMO, le nombre de mesures nécessaires augmente fortement.

Famille des modèles GR :
On commence à avoir des calages acceptables des modèles GR3J et GR4J, en utilisant seulement une mesure ponctuelle de débit. Il est remarquable que le modèle GR3J arrive à des performances de la même qualité que le modèle GR4J, avec la même information. Pour les modèles GR2J et GR1J, respectivement, deux et cinq mesures ponctuelles de débit permettent d'arriver à des calages acceptables. C'est l'efficacité (générale) du modèle utilisé qui joue le rôle principal (Figure 8.13) et donc il ne s'agit pas dans ce cas de la parcimonie.

Famille des modèles TOPMO :
C'est le modèle TOPMO8 qui, avec deux mesures de débit, commence à avoir des calages acceptables sur un bassin non jaugé. Le modèle TOPMO6 a besoin de quatre mesures tandis que le modèle TOPMO5 a besoin de cinq mesures pour arriver au même résultat.

On peut donc conclure qu'il ne faut pas retenir une version de modèle présentant un nombre artificiellement réduit de paramètres. C'est à la stratégie choisie et aux mesures obtenues de décider des valeurs des paramètres du modèle complet –(GR4J ou TOPMO8)-.

a) Famille GR



b) Famille TOPMO

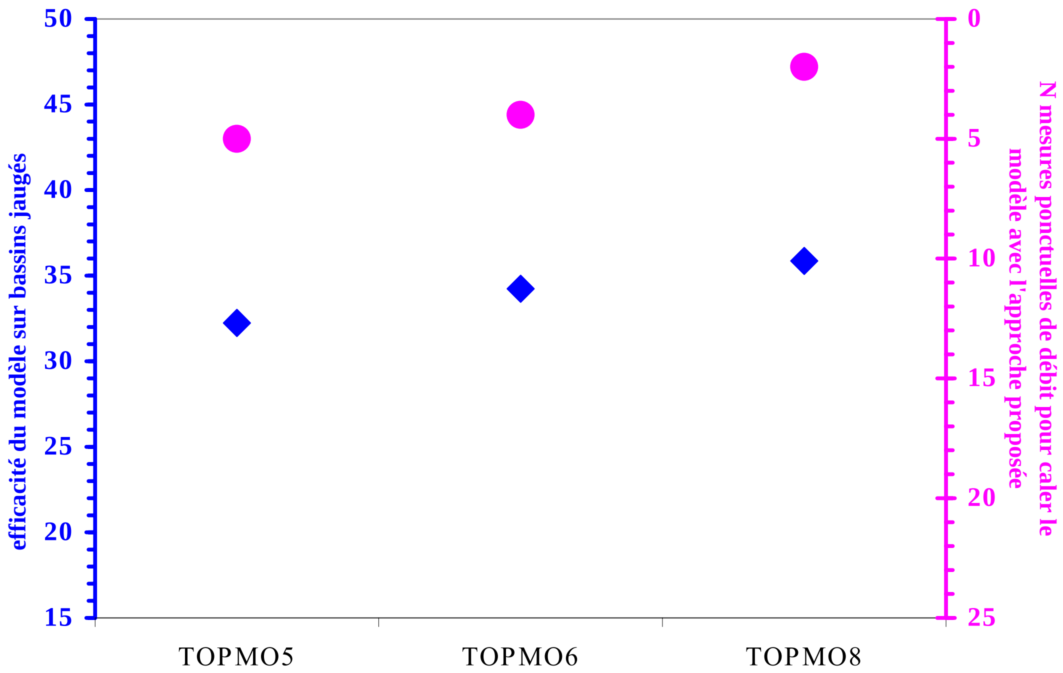


Figure 8.13 : Evolution du nombre N de mesures ponctuelles de débit pour caler le modèle avec la stratégie d'échantillonnage des « plus forts débits » en utilisant la méthode des « bassins semblables », et de l'efficacité en contrôle avec calage traditionnel du modèle sur les bassins jaugés.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Le travail présenté dans cette thèse a pour cadre la recherche en modélisation pluie-débit poursuivie depuis une vingtaine d'années par l'équipe d'hydrologie du Cemagref d'Antony (Michel, 1983 ; Loumagne, 1988 ; Edijatno, 1991 ; Yang, 1993 ; Kabouya, 1994 ; Makhlouf, 1994 ; Nascimento, 1995 ; Perrin ; 2000, Andréassian, 2002 ; Mouelhi, 2003 ; Oudin, 2004 ; Mathevet, 2005 ; Tangara, 2005).

L'objectif général de notre recherche était d'estimer les paramètres d'un modèle pluie-débit pour l'appliquer aux bassins sans station hydrométrique, en utilisant des mesures ponctuelles de débit, en nombre aussi limité que possible.

L'établissement d'un protocole d'évaluation spécifique nous a permis de tester différentes approches pour estimer les paramètres d'un modèle sur des bassins sans station hydrométrique, ainsi que plusieurs stratégies d'acquisition de mesures de débit sur ces bassins.

Nous avons choisi de travailler avec un large échantillon de 1111 bassins versants présentant des caractéristiques physico-climatiques très diverses qui ont permis de donner aux résultats une grande généralité et robustesse. Ces bassins sont situés dans six pays qui se trouvent dans quatre continents différents (les États Unis (45% de bassins de l'échantillon), la France (27%), le Mexique (23%), l'Australie (3%), la Côte d'Ivoire (1%), et le Brésil (1%)).

Nous avons choisi 7 structures dérivées de modèles existants appartenant à deux familles des modèles pluie-débit : GR (modèles à 1, 2, 3 et 4 paramètres) et TOPMO (modèles à 5, 6 et 8 paramètres). Nous avons défini, sur la base des performances des modèles les plus simples (GR1J et GR2J) en mode calé, une fourchette de seuils d'acceptabilité des simulations de débit en mode non jaugé. Les sept modèles sélectionnés nous ont permis aussi d'évaluer l'influence de la complexité d'un modèle sur la meilleure des quatre approches proposées, ainsi que de la meilleure des sept stratégies d'acquisition des mesures de débit dans un bassin non jaugé.

Les différentes approches ont consisté à comparer différentes fonctions objectif permettant d'estimer les paramètres d'un modèle, dans exactement les mêmes conditions (quantité et qualité des données d'entrée, mêmes mesures ponctuelles de débit sur chacun des 1111 bassins de l'échantillon). Nous sommes partis, en termes de mesures ponctuelles, d'un nombre N de 50 mesures de débit qui nous a servi de référence et que nous avons cherché à réduire par la suite.
En considérant les bassins comme jaugés, on a pu alors évaluer les performances des approches proposées.

Nous concluons ici les travaux effectués au cours de cette thèse en répondant aux deux questions suivantes :

Comment exploiter un petit nombre de mesures ponctuelles de débit pour caler un modèle pluie-débit ?
Peut-on concevoir une stratégie d'échantillonnage pour sélectionner les jours pendant lesquels on préconisera les jaugeages dans un bassin non jaugé ?

Comment exploiter un petit nombre de mesures ponctuelles de débit pour caler un modèle pluie-débit ?

Les différentes approches d'estimation de paramètres pour les bassins non jaugés, ont cherché à combiner information régionale et information sur N mesures ponctuelles de débit.
Les approches que nous avons imaginées diffèrent essentiellement par la façon dont elles utilisent la connaissance *a priori* des paramètres du modèle. Cette connaissance *a priori* a été définie sur l'ensemble des 1111 bassins versants. Deux grandes catégories étaient possibles.

- Soit replacer un jeu de paramètres candidat dans la distribution a priori en essayant de maximiser sa vraisemblance tout en rendant comte des N mesures de débit. Ce type d'approche à conduit à minimiser une fonction objectif construite comme l'addition de deux termes :
    - ✓ Une somme de carrés des écarts des paramètres par rapport aux modes de la distribution a priori ;
    - ✓ Une somme des carrés des erreurs sur les N mesures.

  Différentes variantes ont été testées qui correspondent à différentes façons de rendre adimensionnelles ces deux sommes pour pouvoir les ajouter.

- Soit synthétiser la connaissance *a priori* sous forme d'un ensemble fini de jeux de paramètres parmi lesquels on choisit celui qui minimise la somme des carrés des erreurs par rapport aux N débits mesurés. Deux solutions très différentes correspondaient à cette grande catégorie :

Faire notre choix parmi 3^p jeux de paramètres pour un modèle à $\boldsymbol{p}$ paramètres. Chaque paramètre pouvant prendre trois valeurs : une valeur faible, une valeur moyenne et une valeur forte, définies par les distributions *a priori ;*
Faire notre choix parmi un ensemble fini de jeux de paramètres correspondant à des bassins jaugés, estimés similaires au bassin non jaugé étudié d'après quelques caractéristiques physico-climatiques simples.

De toutes ces différentes approches, c'est cette dernière approche, que nous avons appelée méthode des bassins semblables, qui s'est révélée la plus efficace.

Les résultats obtenus sont donc assez inattendus. On pouvait croire que la connaissance des caractéristiques physico-climatiques était très secondaire car la détermination *a priori* des paramètres en fonction de ces caractéristiques est d'un intérêt très limité.

Stratégie d'échantillonnage

L'autre objectif principal de cette recherche était d'évaluer des possibles règles à suivre pour tirer le maximum d'information de N mesures de débit. Pour cela, nous avons étudié sept stratégies d'échantillonnage.
Nous avons cherché à savoir s'il fallait tirer les jours de mesure de débit au hasard ou s'il fallait cibler certains événements.
La première idée a été de vérifier s'il fallait privilégier une saison (saison des hautes eaux opposée à la saison des basses eaux)
La réponse a été claire : concentrer ces mesures sur la saison des hautes eaux est plus efficace que d'éparpiller les mesures sur toute l'année.
Etait-ce une question de saison ou une question d'amplitude potentielle des débits ?
En s'aidant de la connaissance *a priori* [la plus efficace était celle donnant les valeurs des paramètres en fonction de quelques caractéristiques physico-climatiques], on a simulé des débits potentiels au fur et à mesure que la campagne de mesures se déroulait et selon des statistiques établies antérieurement, on a pu déterminer les dates où le débit était potentiellement fort ou faible.
Cette démarche a montré qu'il fallait concentrer les mesures sur les dates où les débits attendus comptaient parmi les plus forts de toute la période d'acquisition de mesures.

Le rôle de la complexité des modèles a été également un sujet de surprise.
Nos tests ont permis de montrer que, pour une même famille de modèles, une diminution inattendue du nombre de mesures ponctuelles de débit dont on a besoin pour caler le modèle, lorsque la complexité augmente. Cependant, lorsque l'on passe de la famille GR à la famille TOPMO, plus complexe, il faut augmenter nettement le nombre de mesures de débit.
Avec cette approche et cette stratégie d'acquisition de mesures de débit, une seule mesure ponctuelle de débit permet de commencer à avoir des calages acceptables des modèles GR3J et GR4J. Pour d'autres modèles comme GR1J et TOPMO5 c'est à partir de cinq mesures que l'on commence à avoir une connaissance acceptable. La thèse montre donc le succès indéniable de notre démarche puisqu'un nombre de quelques mesures suffit pour garantir statistiquement une efficacité acceptable pour le jeu de paramètres obtenu.

Perspectives

Cette recherche a donc mis en évidence l'intérêt d'utiliser des mesures ponctuelles de débit pour estimer les paramètres d'un modèle pluie-débit dans un bassin non jaugé.

Il reste certainement des voies de recherche à explorer dans cette exploitation de mesures de débits. La plus importante serait de mieux préciser la stratégie au fur et à mesure de l'acquisition des mesures. En effet, dans cette thèse nous avons abordé le problème de façon statistique sans faire évoluer notre connaissance du bassin étudié à chaque nouvelle mesure de débit.

Les résultats obtenus peuvent avoir des incidences importantes sur la définition des stratégies de mesures hydrométriques à mettre en place dans une perspective de connaissance du fonctionnement des hydrosystèmes. Ainsi il serait peut-être possible de mieux gérer les ressources financières et humaines responsables des réseaux hydrométriques.

Ces résultats ouvrent également de nouvelles perspectives pour l'application des modèles pluie-débit dans des études d'hydrologie opérationnelle sur des bassins où l'on ne dispose que de très peu d'information hydrométrique.

Références bibliographique

Références bibliographiques

[1] Abdulla, F.A. and Lettenmaier, D.P., 1997. Development of regional parameter estimation equations for a macroscale hydrologic model. Journal of Hydrology, 197: 230-257.

[2] Abdulla, F.A., Lettenmaier, D.P. and Liang, X., 1999. Estimation of the ARNO model baseflow parameters using daily streamflow data. Journal of Hydrology, 222: 37-54.

[3] Ackers, P., White, W.R., Perkins, J.A. and Harrison, A.J.M., 1978. Weirs and Flumes for Flow Measurement, New York.

[4] Allred, B. and Haan, C.T., 1991. Variability of optimized parameter estimates based on observed record length. Trans. of Amer. Soc. Agr. Eng., 34(6): 2421-2426.

[5] Ambroise, B., 1998. La dynamique du cycle de l'eau dans un bassin versant - Processus, Facteurs, Modèles. *H*G*A*, Bucarest, 200 pp.

[6] Ando, Y., 1990. Regionalization of parameters using basin geology, land-use, and soil type for use in a storm rainfall-runoff relationship. IAHS Publication n°191: 211-218.

[7] André, M., 2003. Hydrologie, une science de la nature, 21, Lausanne, 314 pp.

[8] Andréassian, V., 2002. Impact de l'évolution du couvert forestier sur le comportement hydrologique des bassins versants. Thèse de Doctorat Thesis, Université Pierre et Marie Curie Paris VI, Cemagref (Antony), 276 pp.

[9] Aparicio Mijares, F.J., 1997. Fundamentos de Hidrología de Superficie, México, D.F., 303 pp.

[10] Arnold, J.G., Srinivasan, R., Ramanarayanan, T.S. and DiLuzio, M., 1999. Water resources of the Texas Gulf Basin. Water Science and Technology, 39(3): 121-133.

[11] Asselman, N.E.M., 2000. Fitting and interpretation of sediment rating curves. Journal of Hydrology, 234(3-4): 228-248.

[12] Baudez, J.C., 1997. Déterminants hydrologiques régionaux pour la gestion et la prévision des ressources en eau. Mémoire d'ingénieur Thesis, ENGEES/Cemagref, 88 pp.

[13] Belperio, A.P., 1979. The combined use of wash load and bed material load rating curves for the calculation of total load: An example from the Burdekin River, Australia. CATENA, 6(3-4): 317-329.

[14] Beven, K., 1989. Changing ideas in hydrology - The case of physically-based models. Journal of Hydrology, 105: 157-172.

[15] Beven, K. and Binley, A., 1992. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. Hydrological Processes, 6(3): 279-298.

[16] Beven, K.J., 1993. Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. Advances in Water Resources, 16: 41-51.

[17] Beven, K.J. and Kirkby, M.J., 1979. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. Hydrological Sciences Bulletin, 24(1): 43-69.

[18] Bhattacharya, B. and Solomatine, D., 2000. Application of artificial neural network in stage-discharge relationships. Proc. 4th Int Conf on Hydroinformatics, Iowa.

[19] Bhattacharya, B. and Solomatine, D.P., 2005. Neural networks and M5 model trees in modelling water level-discharge relationship. Neurocomputing, 63: 381-396.

[20] Birkhead, A.L. and James, C.S., 1998. Synthesis of rating curves from local stage and remote discharge monitoring using nonlinear muskingum routing. Journal of Hydrology, 205(1-2): 52-65.

[21] Blazkova, S., 2002. Flood frequency estimation by continuous simulation for a catchment treated as ungauged (with uncertainty). Water Resources Research, 38(8).

[22] Bonacci, O., 1979. Influence of turbulence on the accuracy of discharge measurements in natural streamflows. Journal of Hydrology, 42(3-4): 347-367.

[23] Bos, M.G., 1989. Discharge Measurement Structures, Publication No. 20, Wageningen, The Netherlands.

[24] Brandt, M., Bergström, S. and Gardelin, M., 1988. Modelling the effects of clearcutting on runoff - Examples from Central Sweden. Ambio, 17(5): 307-313.

[25] Braun, L.N. and Renner, C.B., 1992. Application of a conceptual runoff model in different physiographic regions of Switzerland. Hydrological Sciences Journal, 37(3): 217-231.

[26] Brazil, L.E. and Hudlow, M.D., 1980. Calibration procedures used with the National Weather Service River Forecast System, Proceedings of IFAC Conference on Water and Related Land Resources Systems, Cleveland, USA, pp. 457-466.

[27] Brazil, L.E. and Krajewski, W.F., 1987. Optimization of complex hydrologic models using random search methods, Engineering Hydrology Proceedings. Hydraulics Division, ASCE, Williamsburg, Virginia, USA, August 3-7, pp. 726-731.

[28] Burn, D.H., 1997. Catchment similarity for regional flood frequency analysis using seasonality measures. Journal of Hydrology, 202: 212-230.

[29] Burn, D.H. and Boorman, D.B., 1993. Estimation of hydrological parameters at ungauged catchments. Journal of Hydrology, 143: 429-454.

[30] Burn, D.H. and Goel, N.K., 2000. The formation of groups for regional flood frequency analysis. Hydrological Sciences Journal, 45(1): 97-112.

[31] C.N.F.S.H., 2003. Dictionnaire du Comité National Français des Sciences Hydrologiques.

[32] Camacho, L.A. and Lees, M.J., 1999. Multilinear discrete lag-cascade model for channel routing. Journal of Hydrology, 226(1-2): 30-47.

[33] Cameron, D.S., Beven, K.J., Tawn, J., Blazkova, S. and Naden, P., 1999. Flood frequency estimation by continuous simulation for a gauged upland catchment (with uncertainty). Journal of Hydrology, 219: 169-187.

[34] Campbell, E.P. and Bates, B.C., 2001. Regionalization of rainfall-runoff model parameters using Markov chain Monte Carlo samples. Water Resources Research, 37(3): 731-739.

[35] Chester, B., 1986. Stage discharge relationships: overview and theory. In: 5th Australian Hydrographic Workshop, 1.

[36] Chiew, F. and McMahon, T., 1994. Application of the daily rainfall-runoff model MODHYDROLOG to 28 Australian catchments. Journal of Hydrology, 153: 383-416.
[37] Chung, W.-H., Aldama, A.A. and Smith, J.A., 1993. On the effects of downstream boundary conditions on diffusive flood routing. Advances in Water Resources, 16(5): 259-275.
[38] Cigizoglu, H.K., 2004. Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi-layer perceptrons. Advances in Water Resources, 27(2): 185-195.
[39] Clarke, R.T., 1973. A review of some mathematical models used in hydrology, with observations on their calibration and use. Journal of Hydrology, 19: 1-20.
[40] Clarke, R.T., 1999. Uncertainty in the estimation of mean annual flood due to rating-curve indefinition. Journal of Hydrology, 222(1-4): 185-190.
[41] Cook, J.L., 1987. Quantifying peak discharges for historical floods. Journal of Hydrology, 96(1-4): 29-40.
[42] Cooper, V.A., Nguyen, V.T.V. and Nicell, J.A., 1997. Evaluation of global optimization methods for conceptual rainfall-runoff model calibration. Water Sci. Tech., 36(5): 53-60.
[43] Cordova, J.R. and Gonzalez, M., 1997. Sediment yield estimation in small watersheds based on streamflow and suspended sediment discharge measurements. Soil Technology, 11(1): 57-65.
[44] Cornwell, K., Norsby, D. and Marston, R., 2003. Drainage, sediment transport, and denudation rates on the Nanga Parbat Himalaya, Pakistan. Geomorphology, 55(1-4): 25-43.
[45] Cosandey, C. and Robinson, M., 2000. Hydrologie continentale, Paris, 360 pp.
[46] Crawford, C.G., 1991. Estimation of suspended-sediment rating curves and mean suspended-sediment loads. Journal of Hydrology, 129(1-4): 331-348.
[47] Creutin, J.D., Muste, M., Bradley, A.A., Kim, S.C. and Kruger, A., 2003. River gauging using PIV techniques: a proof of concept experiment on the Iowa River. Journal of Hydrology, 277(3-4): 182-194.
[48] Crowder, D.W. and Knapp, H.V., 2005. Effective discharge recurrence intervals of Illinois streams. Geomorphology, 64(3-4): 167-184.
[49] Cryer, R., 1976. The significance and variation of atmospheric nutrient inputs in a small catchment system. Journal of Hydrology, 29(1-2): 121-137.
[50] CTGREF, 1980. Estimation du débit de crue décennal sur un bassin versant non jaugé - La méthode CRUPEDIX. Cahier 40, n°3, CTGREF-Informations techniques.
[51] Cunge, J.A., 1969. On the subject of a flood propagation method. J. Hydraulics Res. IAHR, 7: 205-230.
[52] Da Ros, D. and Borga, M., 1997. Adaptive use of a conceptual model for real time forecasting. Nordic Hydrology, 28(3): 169-188.
[53] DeGagne, M.P.J., Douglas, G.G., Hudson, H.R. and Simonovic, S.P., 1996. A decision support system for the analysis and use of stage-discharge rating curves. Journal of Hydrology, 184(3-4): 225-241.
[54] d'Orbigny, 1842. Dictionnaire d'Histoire Naturelle, II, 494 pp.
[55] Dose, T., Morgenschweis, G. and Schlurmann, T., 2002. Extrapolating stage-discharge relationships by numerical modeling. Proc. 5th Int Conf on Hydro-Science and Engineering, ICHE-2002.

[56] Drogue, G. et al., 2002. The applicability of a parsimonious model for local and regional prediction of runoff. Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques, 47(6): 905-920.
[57] Duan, Q., Gupta, V.K. and Sorooshian, S., 1993. Shuffled Complex Evolution approach for effective and efficient global minimization. Journal of Optimization Theory and Applications, 76(3): 163-168.
[58] Duan, Q., Sorooshian, S. and Gupta, V.K., 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research, 28(4): 1015-1031.
[59] Edijatno, 1991. Mise au point d'un modèle élémentaire pluie-débit au pas de temps journalier. Thèse de Doctorat Thesis, Université Louis Pasteur/ENGEES, Strasbourg, 242 pp.
[60] Edijatno, Nascimento, N.O., Yang, X., Makhlouf, Z. and Michel, C., 1999. GR3J: a daily watershed model with three free parameters. Hydrological Sciences Journal, 44(2): 263-277.
[61] Egbuniwe, N. and Todd, D.K., 1976. Application of the Stanford Watershed Model to Nigerian watersheds. Water Resources Bulletin, 12(3): 449-460.
[62] Fedrer, P.I., 1975. The log-likelihood ration in segmented regression. Ann. Statist., 3: 84-97.
[63] Fenton, J. and Keller, R., The calculation of streamflow from measurements of stage, Tecnical Report 01/6, 77 pp.
[64] Fletcher, R. and Powell, M.J.D., 1963. A rapidly convergent descent method for minimization. The Computer Journal, 6: 163-168.
[65] Florkowski, T., Davis, T.G., Wallander, B. and Prabhakar, D.R.L., 1969. The measurement of high discharges in turbulent rivers using tritium tracer. Journal of Hydrology, 8(3): 249-264.
[66] Foster, I.D.L., 1980. Chemical yields in runoff, and denudation in a small arable catchment, East Devon, England. Journal of Hydrology, 47(3-4): 349-368.
[67] Franchini, M. and Galeati, G., 1997. Comparing several genetic algorithm schemes for the calibration of conceptual rainfall-runoff models. Hydrological Sciences Journal, 42(3): 357-379.
[68] Franchini, M., Galeati, G. and Berra, S., 1998. Global optimization techniques for the calibration of conceptual rainfall-runoff models. Hydrological Sciences Journal, 43(3): 443-458.
[69] Gan, K.C., McMahon, T.A. and O'Neill, I.C., 1990. Errors in estimated streamflow parameters and storages for ungauged catchments. Water Resources Bulletin, 26(3): 443-450.
[70] Gan, T.Y. and Biftu, G.F., 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: optimization algorithms, catchment conditions, and model structure. Water Resources Research, 32(12): 3513-3524.
[71] Gawne, K. and Simonovic, S., 1994. A computer-based system for modeling the stage-discharge relationship in steady-state conditions. Journal Hydrology Sciences, 39(5): 487-506.
[72] Goldfield, S.M. and Quandt, R.E., 1972. Non-linear Methods in Econometrics. North-Holland Publishing Co, Amsterdam.
[73] Goldman, D.M., Mariño, M.A. and Feldman, A.D., 1990. Runoff prediction uncertainty for ungauged agricultural watersheds. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 116(6): 752-768.

[74] Gottschalk, L., Jensen, J.L., Lundquist, D., Solantie, R. and Tollan, A., 1979. Hydrologic regions in the Nordic countries. Nordic Hydrology, 10: 273-286.
[75] Gupta, H.V., Sorooshian, S. and Yapo, P.O., 1998. Toward improved calibration of hydrologic models: multiple and noncommensurable measures of information. Water Resources Research, 34(4): 751-763.
[76] Gupta, V.K. and Sorooshian, S., 1983. Uniqueness and observability of conceptual rainfall-runoff model parameters: the percolation process examined. Water Resources Research, 19(1): 269-276.
[77] Gupta, V.K. and Sorooshian, S., 1985. The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models. Journal of Hydrology, 81: 57-77.
[78] Haché, M., Ouarda, T.B.M.J., Bruneau, P. and Bobée, B., 2002. Estimation régionale par la méthode de l'analyse canonique des corrélations: comparaison des types de variables hydrologiques. Can. J. Civ. Eng., 29: 899-910.
[79] Haidar, N.H.S., 1979. Sensitivity of the break-even rating of nuclear power with conventional power to the variation of certain technico-economic parameters. Annals of Nuclear Energy, 6(4): 193-203.
[80] Henderson, F., 1966. Open chanel flow, New York.
[81] Hendrickson, J.D., Sorooshian, S. and Brazil, L.E., 1988. Comparison of Newton-type and direct search algorithms for calibration of conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research, 24(5): 691-700.
[82] Herschy, R., 1999. Flow measurements. Hydrometry principles and pratices. Herschy RW, editor, Wiley, England.
[83] Herschy, R.W., 1978. Hydrometry: Principles and Practices. Chapter 10., Wiley, Chichester.
[84] Hinkley, D.V., 1969. Inference about the intersection in two-phase regression. Biometrika, 56: 495-504.
[85] Holland, J.H., 1975. Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan.
[86] Hooke, R. and Jeeves, T.A., 1961. Direct search solutions of numerical and statistical problems. J. Ass. Comput. Mach., 8(2): 212-229.
[87] Huet, S., Bouvier, A., Gruet, M.A. and Jolivet, E., 1996. Statistical Tools for Nonlinear Regression, Springer, London.
[88] Ibbitt, R.P. and Hutchinson, P.D., 1984. Model parameter consistency and fitting criteria, Proceedings of the 9th IFAC Triennial World Congress. IFAC Pub., Budapest, Hungary, pp. 3169-3173.
[89] Ibbitt, R.P. and O'Donnell, T., 1971a. Designing conceptual catchment models for automatic fitting methods, IAHS Publication n°101, pp. 462-475.
[90] Ibbitt, R.P. and O'Donnell, T., 1971b. Fitting methods for conceptual catchment models. Journal of the Hydraulics Division, ASCE, 97(HY9): 1131-1142.
[91] Isabel, D. and Villeneuve, J.P., 1986. Importance of convergence criterion in the automatic calibration of hydrological models. Water Resources Research, 16(6): 1025-1033.
[92] ISO, 1998. Stage-Discharge Relation, Geneva.
[93] Jain, S. and Chalisgaonkar, D., 2000. Setting up stage-discharge relations using ANN. Journal Hydraul Eng ASCE, 5(4): 428-433.
[94] Jakeman, A.J. and Hornberger, G.M., 1993. How much complexity is warranted in a rainfall-runoff model ? Water Resources Research, 29(8): 2637-2649.

[95] James, L.D., 1972. Hydrologic modeling, parameter estimation, and watershed characteristics. Journal of Hydrology, 17: 283-307.

[96] Jansson, M.B., 1996. Estimating a sediment rating curve of the Reventazon river at Palomo using logged mean loads within discharge classes. Journal of Hydrology, 183(3-4): 227-241.

[97] Jarboe, J.E. and Haan, C.T., 1974. Calibrating a water yield model for small ungaged watersheds. Water Resources Research, 10(2): 256-262.

[98] Jasper, A., Vrugt, Willem, B., V., G.H. and Sorooshian, S., 2002. Toward improved identifiability of hydrologic model parameters: The information content of experimental data. Water Resources Research, 38(12).

[99] Johansson, B., 1994. The relationship between catchment characteristics and the parameters of a conceptual runoff model: a study in the south of Sweden. IAHS Publication n°221: 475-482.

[100] Johnston, P.R. and Pilgrim, D.H., 1976. Parameter optimization for watershed models. Water Resources Research, 12(3): 477-486.

[101] Jónsson, P. et al., 2002. Methodological and personal uncertainties in the establishment of rating curves. XXII Nordic Hydrological Conference, 1: 35-44.

[102] Jothityangkoon, C. and Sivapalan, M., 2003. Towards estimation of extreme floods: examination of the roles of runoff process changes and floodplain flows. Journal of Hydrology, 281(3): 206-229.

[103] Juncker, P., 1971. Toward a global hydrological typology. Journal of Hydrology (N.Z.), 10(2): 145-153.

[104] Kabouya, M., 1990. Modélisation pluie-débit aux pas de temps mensuel et annuel en Algérie septentrionale. Thèse de Doctorat Thesis, Université Paris Sud Orsay, 347 pp.

[105] Karnopp, D.C., 1963. Random search technique for optimization problems. Automatica, 1: 111-121.

[106] Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D. and Vecchi, M.P., 1983. Optimization by simulated annealing. Science, 220(4598): 671-680.

[107] Kitanidis, P.K., Lara, O.G. and Lane, R.W., 1984. Evaluation of the efficiency of streamflow data collection strategies for alluvial rivers. Journal of Hydrology, 72(1-2): 85-103.

[108] Klemeš, V., 1986. Operational testing of hydrological simulation models. Hydrological Sciences Journal, 31(1): 13-24.

[109] Kuczera, G., 1996. Correlated rating curve error in flood frequency inference. Water Resources Research(32(7)): 2119-27.

[110] Kuczera, G. and Mroczkowski, M., 1998. Assessment of hydrologic parameter uncertainty and the worth of multiresponse data. Water Resources Research, 34(6): 1481-1489.

[111] Kuczera, G. and Parent, E., 1998. Monte Carlo assessment of parameter uncertainty in conceptual catchment models: the Metropolis algorithm. Journal of Hydrology, 211: 69-85.

[112] Kurra, S. and Tamer, N., 1993. Rating criteria for facade insulation against transportation noise sources. Applied Acoustics, 40(3): 213-237.

[113] Lamb, R., Beven, K. and Myrabø, S., 1997. Discharge and water table predictions using a generalized TOPMODEL formulation. Hydrological Processes, 11(9): 1145-1167.

[114] Lambie, J.C., 1978. Measurement of flow-velocity-area methods. In: Herschy, R. W., Hydometry: Principles et Practices, Wiley, England.

[115] Lavabre, J., Sempere Torres, D. and Cernesson, F., 1993. Changes in the hydrological response of a small Mediterranean basin a year after a wildfire. Journal of Hydrology, 142: 273-299.
[116] Lee, M.-C. et al., 2002. Non-contact flood discharge measurements using an X-band pulse radar (II) Improvements and applications. Flow Measurement and Instrumentation, 13(5-6): 271-276.
[117] Legesse, D., Vallet-Coulomb, C. and Gasse, F., 2003. Hydrological response of a catchment to climate and land use changes in Tropical Africa: case study South Central Ethiopia. Journal of Hydrology, 275(1-2): 67-85.
[118] Levenberg, K., 1944. A method for the solution of certain nonlinear problems in least squares. Q. Appl. Math., 2: 164-168.
[119] Lørup, J.K., Refsgaard, J.C. and Mazvimavi, D., 1998. Assessing the effects of land use change on catchment runoff by combined use of statistical tests and hydrological modelling: Case studies from Zimbabwe. Journal of Hydrology, 205: 147-163.
[120] Loumagne, C., Michel, C., Palagos, B., Baudez, J.C. and Bartoli, F., 1999. D'une approche globale vers une approche semi-distribuée en modélisation pluie-débit (From a global to a semi-distributed approach in rainfall-runoff modelling). La Houille Blanche(6): 81-88.
[121] Loup, J., 1974. Les eaux terrestres. Hydrologie continentale., Paris, 175 pp.
[122] Magette, W.L., Shanholtz, V.O. and Carr, J.C., 1976. Estimating selected parameters for the Kentucky watershed model from watershed characteristics. Water Resources Research, 12(3): 472-476.
[123] Makhlouf, Z., 1994. Compléments sur le modèle pluie-débit GR4J et essai d'estimation de ses paramètres. Thèse de Doctorat Thesis, Université Paris XI Orsay, 426 pp.
[124] Marquardt, D.W., 1963. An algorithm for the least squares estimation of nonlinear parameters. SIAM J., 11: 431-441.
[125] Masri, S.F., Bekey, G.A. and Safford, F.B., 1976. An adaptative random search method for identification of large scale nonlinear systems, Proceedings of the IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation. Rajbman (Ed.), pp. 1645-1654.
[126] Mathevet, T., 2003. Mise au point d'un modèle pluie-débit fonctionant au pas de temps horaire. Rapport d'avancement de thèse Thesis, Cemagref, Antony, 30-34 pp.
[127] Mazenc, B., Sanchez, M. and Thiery, D., 1984. Analyse de l'influence de la physiographie d'un bassin versant sur les paramètres d'un modèle hydrologique global et sur les débits caractéristiques à l'exutoire. Journal of Hydrology, 69: 97-118.
[128] McKarthy, G.T., 1938. The unit hydrograph and flood routing. US Engineering Office, Providence, RI (1938) Printed by.
[129] Mein, R.G. and Brown, B.M., 1978. Sensitivity of optimized parameters in watershed models. Water Resources Research, 14(2): 299-303.
[130] Meybeck, M., Laroche, L., Durr, H.H. and Syvitski, J.P.M., 2003. Global variability of daily total suspended solids and their fluxes in rivers. Global and Planetary Change, 39(1-2): 65-93.
[131] Michel, C., 1989. Hydrologie appliquée aux petits bassins versants ruraux, Cemagref, Antony.

[132] Micovic, Z. and Quick, M.C., 1999. A rainfall and snowmelt runoff modelling approach to flow estimation at ungauged sites in British Columbia. Journal of Hydrology, 226(1-2): 101-120.
[133] Mimikou, M., 1984. Regional relationships between basin size and runoff characteristics. Hydrological Sciences, 29.
[134] Morvan, X., 2000. Comparaison de deux approches de modélisation hydrologique : l'une globale, l'autre distribuée, en s'appuyant sur les données du bassin du Rhône. Mémoire de DEA HHGG Thesis, Université Pierre et Marie Curie (Paris) / Cemagref (Antony), 56 pp.
[135] Mosley, M. and McKerchar, A., 1993. Streamflow. Handbook of hydrology. Chapter 8., New York.
[136] Moyeed, R.A. and Clarke, R.T., 2005. The use of Bayesian methods for fitting rating curves, with case studies. Advances in Water Resources, 28(8): 807-818.
[137] Nascimento, N.O., 1995. Appréciation à l'aide d'un modèle empirique des effets d'action anthropiques sur la relation pluie-débit à l'échelle du bassin versant. Thèse de Doctorat Thesis, CERGRENE/ENPC, Paris, 550 pp.
[138] Nash, J.E. and Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models. Part I - A discussion of principles. Journal of Hydrology, 27(3): 282-290.
[139] Nathan, R.J. and McMahon, T.A., 1990. Identification of homogeneous regions for the purposes of regionalisation. Journal of Hydrology, 121: 217-238.
[140] Nathan, R.J. and McMahon, T.A., 1992. Estimating low flow characteristics in ungauged catchments. Water Resources Management, 6: 85-100.
[141] Nelder, J.A. and Mead, R., 1965. A Simplex method for function minimisation. The Computer Journal, 7(4): 308-313.
[142] Newson, M., 1992. Land, Water and Development, Routledge.,: 351.
[143] Nilsson, M. and Pettersson, O., 2002. Quality in the operation of the hydrological net at SMHI. XXII Nordic Hydrological Conference, 1: 3-10.
[144] O'Hagan, A., 1994. Bayesian inference. Kendall's advanced theory of statistics, 2B.
[145] OMM-UNESCO, Glossaire International de Hydrologie.
[146] Pardé, M., 1933. Fleuves et Rivières, Paris, 224 pp.
[147] Paturel, J.E., Servat, E. and Vassiliadis, A., 1995. Sensitivity of conceptual rainfall-runoff algorithms to errors in input data - case of the GR2M model. Journal of Hydrology, 168: 11-125.
[148] Penman, H.L., 1948. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. Proc. R. Soc. London, A193: 120-145.
[149] Perez-Arlucea, M. et al., 2005. Hydrology, sediment yield, erosion and sedimentation rates in the estuarine environment of the Ria de Vigo, Galicia, Spain. Journal of Marine Systems, 54(1-4): 209-226.
[150] Perrin, C., 2000. Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative. Thèse de Doctorat Thesis, INPG (Grenoble) / Cemagref (Antony), 530 pp.
[151] Perrin, C., 2002. Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative. La Houille Blanche(6/7): 84-91.
[152] Perumal, M., 1992. Multilinear muskingum flood routing method. Journal of Hydrology, 133(3-4): 259-272.
[153] Perumal, M., 1994. Multilinear discrete cascade model for channel routing. Journal of Hydrology, 158(1-2): 135-150.

[154] Petersen-Overleir, A., 2004. Accounting for heteroscedasticity in rating curve estimates. Journal of Hydrology, 292(1-4): 173-181.

[155] Petersen-Overleir, A. and Reitan, T., 2005. Objective segmentation in compound rating curves. Journal of Hydrology, In Press, Corrected Proof.

[156] Philips, R.F., 1991. A constrained maximum-likelihood approach to estimating switching refression. J. Econometr, 48: 241-262.

[157] Pickup, G., 1977. Testing the efficiency of algorithms and strategies for automatic calibration of rainfall-runoff models. Hydrological Sciences Bulletin, XXII(2): 257-274.

[158] Picouet, C., Hingray, B. and Olivry, J.C., 2001. Empirical and conceptual modelling of the suspended sediment dynamics in a large tropical African river: the Upper Niger river basin. Journal of Hydrology, 250(1-4): 19-39.

[159] Pirt, J. and Bramley, E.A., 1985. The application of simple moisture accounting models to ungauged catchments. Journal of the Institution of Water Engineers and Scientists, 39: 169-177.

[160] Ponce, V. and Lugo, A., 2001. Modeling looped ratings in Muskingum-Cunge routing. Journal of Hydraul Eng, ASCE 2001(6(2)): 119-24.

[161] Post, D.A., 1996. Identification of relationships between catchment-scale hydrologic response and landscape attributes, Australian National University, Canberra, 301 pp.

[162] Post, D.A. and Jakeman, A.J., 1996. Relationships between catchments attributes and hydrological response characteristics in small Australian mountain ash catchments. Hydrological Processes, 10(6): 877-892.

[163] Post, D.A. and Jakeman, A.J., 1999. Predicting the daily streamflow of ungauged catchments in S.E. Australia by regionalising the parameters of a lumped conceptual model. Ecological Modelling, 123: 91-104.

[164] Post, D.A., Jones, J.A. and Grant, G.E., 1998. An improved methodology for predicting the daily hydrologic response of ungauged catchments. Environmental Modelling & Software, 13: 395-403.

[165] Press, W.H., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T. and Flannery, B.P., 1992. Numerical recipes in Fortran. Cambridge University Press, Cambridge, 702 pp.

[166] Pronzato, L., Walter, E., Venot, A. and Lebruchec, J.F., 1984. A general-purpose global optimizer: implementation and applications. Math. Comput. Simul., 26: 412-422.

[167] Quandt, R.E., 1972. A new approach to estimating switching regressions. J. Am. Statist. Assoc, 67: 306-310.

[168] Reimers, W., 1990. Estimating hydrological parameters from basin characteristics for large semiarid catchments. IAHS Publication n°191: 187-194.

[169] Réméniéras, G., 1965. L'hydrologie de l'ingénieur, Paris.

[170] Rosenbrock, H.H., 1960. An automatic method for finding the greatest or least value of a function. The Computer Journal, 3: 175-184.

[171] Ryan, S.E. and Porth, L.S., 1999. A field comparison of three pressure-difference bedload samplers. Geomorphology, 30(4): 307-322.

[172] Schreier, H. et al., 2001. Human interactions in soil and geomorphic processes in Nepal: the role of soil fertility in degradation and rehabilitation processes. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 3(1): 93-98.

[173] Schumann, A.H., Funke, R. and Schultz, G.A., 2000. Application of a geographic information system for conceptual rainfall-runoff modeling. Journal of Hydrology, 240(1-2): 45-61.
[174] Seber, G.A.F. and Wild, C.J., 1989. Nonlinear Regression, Wiley, Chichester.
[175] Sefe, F.T. and Boughton, W.C., 1982. Variation of model parameter values and sensitivity with type of objective function. Journal of Hydrology, 21(2): 117-132.
[176] Sefton, C.E.M., Whitehead, P.G., Eatherall, A., Littlewood, I.G. and Jakeman, A.J., 1995. Dynamic response characteristics of the Plynlimon catchments and preliminary analysis of relationships to physical descriptors. Environmetrics, 6: 465-472.
[177] Seibert, J., 1999. Regionalisation of parameters for a conceptual rainfall-runoff model. Agricultural and Forest Meteorology, 98-99: 279-293.
[178] Servat, E. and Dezetter, A., 1992. Modélisation de la relation pluie-débit et estimation des apports en eau dans le nord-ouest de la Côte d'Ivoire. Hydrologie Continentale, 7(2): 129-142.
[179] Servat, E. and Dezetter, A., 1993. Rainfall-runoff modelling and water resources assessment in northwestern Ivory Coast. Tentative extension to ungauged catchments. Journal of Hydrology, 148: 231-248.
[180] Shaw, E.M., 1994. Hydrology in Practice, 569 pp.
[181] Singh, A.K., Porey, P.D. and Ranga Raju, K.G., 1997. Criterion for location of downstream control for dynamic flood routing. Journal of Hydrology, 196(1-4): 66-75.
[182] Sorooshian, S., 1981. Parameter estimation of rainfall-runoff models with heteroscedastic streamflow errors - the non-informative data case. Journal of Hydrology, 52: 127-138.
[183] Sorooshian, S. and Arfi, F., 1982. Response surface parameter sensitivity analysis methods for postcalibration studies. Water Resources Research, 18(5): 1531-1538.
[184] Sorooshian, S., Duan, Q. and Gupta, V.K., 1993. Calibration of rainfall-runoff models: application of global optimization to the Sacramento soil moisture accounting model. Water Resources Research, 29(3): 1185-1194.
[185] Sorooshian, S. and Gupta, V., 1985. The analysis of structural identifiability: theory and applications of conceptual rainfall-runoff models. Water Resources Research, 21(4): 487-495.
[186] Sorooshian, S. and Gupta, V.K., 1983. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: the question of parameter observability and uniqueness. Water Resources Research, 19(1): 260-268.
[187] Sorooshian, S. and Gupta, V.K., 1995. Model calibration. In: V.P. Singh (Editor), Computer models of watershed hydrology, Chapter 2. Water Resources Publications, pp. 23-68.
[188] Srikanthan, R. and Goodspeed, M.J., 1988. Regionalization of conceptual model parameters for meso-scale catchments in the Hunter Valley, Hydrology and Water Resources Symposium 1988, ANU, Canberra, pp. 85-90.
[189] Stott, T., Leeks, G., Marks, S. and Sawyer, A., 2001. Environmentally sensitive plot-scale timber harvesting: impacts on suspended sediment, bedload and bank erosion dynamics. Journal of Environmental Management, 63(1): 3-25.
[190] Strupczewski, W. and Kundzewicz, Z., 1980. Muskingum method revisited. Journal of Hydrology, 48(3-4): 327-342.

[191] Sudheer, K. and Jain, S., 2002. Radial basis function neural network for modeling raiting curves. Journal Hydraul Eng ASCE, 8(3): 161-164.
[192] Summer, N.R., Fleming, P.M. and Bates, B.C., 1997. Calibration of a modified SFB model for twenty-five Australian catchments using simulated annealing. Journal of Hydrology, 197: 166-188.
[193] Sutcliffe, J.V., 1987. The use of historical records in flood frequency analysis. Journal of Hydrology, 96(1-4): 159-171.
[194] Syvitski, J.P. and Morehead, M.D., 1999. Estimating river-sediment discharge to the ocean: application to the Eel margin, northern California. Marine Geology, 154(1-4): 13-28.
[195] Szilagyi, J., 1992. Why can the weighting parameter of the Muskingum channel routing method be negative? Journal of Hydrology, 138(1-2): 145-151.
[196] Szilagyi, J., Balint, G., Gauzer, B. and Bartha, P., 2005. Flow routing with unknown rating curves using a state-space reservoir-cascade-type formulation. Journal of Hydrology, In Press, Corrected Proof.
[197] Tan, B.Q. and O'Connor, K.M., 1996. Application of an empirical infiltration equation in the SMAR conceptual model. Journal of Hydrology, 185: 275-295.
[198] Tanakamaru, H., 1995. Parameter estimation for the Tank Model using global optimisation. Trans. JSIDRE, 178: 103-112.
[199] Thurman, J.L. and Roberts, R.T., 1995. New strategies for the Water Data Center. Journal of Soil and Water Conservation, 50(5): 530-531.
[200] Thyer, M., Kuczera, G. and Bates, B.C., 1999. Probabilistic optimization for conceptual rainfall-runoff models: a comparison of the shuffled complex evolution and simulated annealing algorithms. Water Resources Research, 35(3): 767-773.
[201] Tishler, A. and Zang, I., 1981. A new maximum-likelihood algorithm for piecewise regression. J. Am. Statist. Assoc, 76: 980-987.
[202] Tulu, T., 1991. Simulation of streamflows for ungauged catchments. Journal of Hydrology, 129: 3-17.
[203] Uhlenbrook, S., Holocher, J. and Leibundgut, C., 1998. Using a conceptual rainfall-runoff model on different scales by comparing headwater with larger basins, Hydrology, Water Resources and Ecology in Headwaters, Proceedings of the HeadWater'98 Conference at Merano, Italy. IAHS Publication n° 248, pp. 297-305.
[204] Uhlenbrook, S., Seibert, J., Leibundgut, C. and Rodhe, A., 1999. Prediction uncertainty of conceptual rainfall-runoff models caused by problems in identifying model parameters and structure. Hydrological Sciences Journal, 44(5): 779-797.
[205] Vandewiele, G.L. and Elias, A., 1995. Monthly water balance of ungauged catchments obtained by geographical regionalization. Journal of Hydrology, 170: 277-291.
[206] Vandewiele, G.L., Xu, C.Y. and Huybrecht, W., 1991. Regionalisation of physically-based water balance models in Belgium. Application to ungauged catchments. Water Resources Management, 5: 199-208.
[207] VanSickle, J., 1982. Stochastic predictions of sediment yields from small coastal watersheds in Oregon, U.S.A. Journal of Hydrology, 56(3-4): 309-323.
[208] Walling, D.E. and Gregory, K.J., 1970. The measurement of the effects of building construction on drainage basin dynamics. Journal of Hydrology, 11(2): 129-144.

[209] Walling, D.E. and Webb, B.W., 1980. The spatial dimension in the interpretation of stream solute behaviour. Journal of Hydrology, 47(1-2): 129-149.

[210] Weeks, W.D. and Ashkanasy, N.M., 1985. Regional parameters for the Sacramento model: a case study. Trans. Inst. Eng. Aust., CE27(3): 305-313.

[211] Wheatcroft, R.A. and Borgeld, J.C., 2000. Oceanic flood deposits on the northern California shelf: large-scale distribution and small-scale physical properties. Continental Shelf Research, 20(16): 2163-2190.

[212] Wheater, H.S., Jakeman, A.J. and Beven, K.J., 1993. Progress and directions in rainfall-runoff modelling - Chapter 5. In: A.J. Jakeman, M.B. Beck and M.J. McAleer (Editors), Modelling Change in Environmental Systems. John Wiley & Sons Ltd, pp. 101-132.

[213] Whyte, D.C. and Kirchner, J.W., 2000. Assessing water quality impacts and cleanup effectiveness in streams dominated by episodic mercury discharges. The Science of The Total Environment, 260(1-3): 1-9.

[214] Wilk, J. and Hughes, D.A., 2002. Calibrating a rainfall-runoff model for a catchment with limited data. Hydrological Sciences Journal, 47(1): 3-17.

[215] Wilson, C.A.M.E., Bates, P.D. and Hervouet, J.-M., 2002. Comparison of turbulence models for stage-discharge rating curve prediction in reach-scale compound channel flows using two-dimensional finite element methods. Journal of Hydrology, 257(1-4): 42-58.

[216] Wooding, R.A., 1966. A hydraulic model for the catchment-stream problem : III. Comparison with runoff observations. Journal of Hydrology, 4: 21-37.

[217] Wyzga, B., 1999. Estimating mean flow velocity in channel and floodplain areas and its use for explaining the pattern of overbank deposition and floodplain retention. Geomorphology, 28(3-4): 281-297.

[218] Xu, C.-y., 2003. Testing the transferability of regression equations derived from small sub-catchments to a large area in central Sweden. Hydrology and Earth System Sciences, 7(3): 317-324.

[219] Xu, C.Y. and Vandewiele, G.L., 1995. Parsimonious monthly rainfall-runoff models for humid basins with different input requirements. Advances in Water Resources, 18: 39-48.

[220] Yang, X. and Michel, C., 2000. Flood forecasting with a watershed model: a new method of parameter updating. Hydrological Sciences Journal, 45(4): 537-546.

[221] Yang, X., Parent, E., Michel, C. and Roche, P.A., 1995. Comparison of real-time reservoir-operation techniques. Journal of Water Resources Planning and Management, 121(5): 345-351.

[222] Yapo, P.O., Gupta, H.V. and Sorooshian, S., 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data. Journal of Hydrology, 181: 23-48.

[223] Yeh, K.C., Yang, J.C. and Tung, Y.K., 1997. Regionalization of unit hydrograph parameters: 1. Comparison of regression analysis techniques. Stochastic Hydrology and Hydraulics, 11(2): 145-171.

[224] Yen, B., 1973. Open-chanel flow equations revisited. Journal of Eng Mech Div ASCE, 99(EM): 979-1009.

[225] Yokoo, Y., Kazama, S., Sawamoto, M. and Nishimura, H., 2001. Regionalization of lumped water balance model parameters based on multiple regression. Journal of Hydrology, 246(1-4): 209-222.

[226] Yu, B., 2000. A systematic over-estimation of flows. Journal of Hydrology, 233(1-4): 258-262.
[227] Yu, F.X., Pardue, J. and Adrian, D.D., 1997. Evaluation of nine models for ungauged urban basins in Louisiana. Journal of the American Water Resources Association, 33(1): 97-110.
[228] Yu, P.S. and Yang, T.C., 2000. Using synthetic flow duration curves for rainfall-runoff model calibration at ungauged sites. Hydrological Processes, 14(1): 117-133.
[229] Zermani, A., 1998. Apport des SIG à la reconnaissance à moyenne échelle des facteurs d'écoulement et de transfert des nitrates. Thèse de Doctorat Thesis, ENGREF, Cemagref, 377 pp.
[230] Zhao, R.J. and Liu, X.R., 1995. The Xinanjiang model. In: V.P. Singh (Editor), Computer models of Watershed Hydrology, Chapter 7. Water Resources Publications, pp. 215-232.
[231] Zin, I., 2002. Incertitudes et ambiguïté dans la modélisation hydrologique. Discussion, développements méthodologiques et application à l'hydrologie de crue en Ardèche. Thèse de doctorat Thesis, INPG, 199 pp.

Annexes

Liste des Annexes
Liste de tableaux des Annexes
Liste de figures des Annexes

Liste des Annexes

Liste de tableaux des Annexes

Liste de figures des Annexes

Annexe A

Le projet MOPEX

Le but premier du projet MOPEX (Model Parameter Estimation Experiment) est de développer des techniques améliorées pour l'évaluation *a priori* des paramètres des modèles atmosphériques et dans les modèles hydrologiques :

Le projet MOPEX a commencé en 1997 dans le cadre du projet de GCIP (Continental Scale International Project). La phase II de MOPEX s'est déroulée au cours des trois années 2000-2002. Le centre premier du projet était de créer une première base de données, employant principalement des données des Etats-Unis.

Le but de la phase II de MOPEX est de rassembler des données additionnelles des Etats-Unis et d'autres pays. La stratégie de base de collecte de données dans MOPEX est de chercher les données de haute qualité et facilement accessible.

La stratégie du projet est d'employer ces données pour étudier chaque modèle qui participerait à MOPEX à l'aide de trois étapes :

- La première étape a trois chemins parallèles: le premier chemin s'intéresse aux paramètres des modèles en utilisant des techniques existantes d'estimation des paramètres *a priori*. Le deuxième chemin est d'utiliser des valeurs calibrées ou accordées des paramètres des modèles choisis. Et le troisième chemin vise à utiliser de nouveaux paramètres *a priori* estimés à partir des techniques développées par l'analyse des rapports possibles entre le climat de bassin, les sols, la végétation et les caractéristiques topographiques et les paramètres des modèles calibrés.
- La deuxième étape doit mesurer quelle amélioration du modèle est obtenue quand le modèle est utilisé avec les nouveaux paramètres *a priori*.
- La troisième étape est de démontrer que les nouvelles techniques d'estimation *a priori* produisent de meilleurs résultats que des techniques *a priori* existantes pour les bassins indépendants non employés pour développer les nouvelles techniques *a priori*.

Finalement, le projet MOPEX espère que ces données seront employées par la communauté scientifique pour analyser les paramètres des modèles et que les résultats de ces analyses seront discutés pendant un certain nombre d'ateliers et de colloques qui seront organisés par MOPEX.

Annexe B

Liste des 1111 bassins versants de l'échantillon

La période de données disponibles est scindée aux deux sous périodes considérées dans le protocole d'évaluation présenté au chapitre 4. Les valeurs des caractéristiques climatiques présentées (débit, pluie et ETP) correspondent aux moyennes annuelles et PBP est la probabilité qu'il se produise une pluie journalière supérieur à 0.1 mm.

Bassins versants aux États Unis

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
1	PAWNEE R NR LARNED, KS	US141200	1949	1968	1968	1987	5563	11	526	1694	0.36
2	L ARKANSAS R AT VALLEY CENTER, KS	US144200	1949	1968	1968	1987	3436	88	781	1391	0.36
3	NF NINNESCAH R AB CHENEY RE, KS	US144780	1966	1975	1975	1987	2038	66	701	1486	0.37
4	SF NINNESCAH R NR MURDOCK, KS	US145200	1965	1975	1975	1987	1683	113	694	1511	0.36
5	WHITEWATER R AT TOWANDA, KS	US147070	1962	1975	1975	1987	1103	150	832	1369	0.36
6	WALNUT R AT WINFIELD, KS	US147800	1949	1968	1968	1987	4869	164	850	1336	0.37
7	SALT FORK ARKANSAS RIVER NR WINCH	US148350	1960	1975	1975	1987	2217	37	635	1584	0.36
8	MEDICINE LODGE R NR KIOWA, KS	US149000	1960	1975	1975	1987	2338	51	650	1555	0.35
9	CHIKASKIA R NR CORBIN, KS	US151500	1976	1981	1981	1987	2056	106	748	1533	0.38
10	CHIKASKIA RIVER NEAR BLACKWELL, O	US152000	1949	1968	1968	1987	4814	102	752	1431	0.38
11	BLACK BEAR CREEK AT PAWNEE, OK	US153000	1949	1968	1968	1987	1491	110	832	1376	0.35
12	CANEY R NR ELGIN, KS	US172000	1949	1968	1968	1987	1152	201	891	1314	0.37
13	BIRD CREEK NEAR SPERRY, OK	US177500	1949	1968	1968	1987	2343	201	923	1288	0.4
14	NEOSHO R NR IOLA, KS	US183000	1949	1955	1955	1961	9888	172	934	1340	0.39
15	SPRING RIVER NEAR WACO, MO	US186000	1949	1968	1968	1987	3014	256	1018	1128	0.44
16	SHOAL CREEK ABOVE JOPLIN, MISSOUR	US187000	1949	1968	1968	1987	1105	314	1033	1099	0.43
17	ELK RIVER NEAR TIFF CITY, MO	US189000	1949	1968	1968	1987	2258	303	1073	1095	0.44
18	BIG CABIN CREEK NEAR BIG CABIN, O	US191000	1949	1968	1968	1987	1165	248	1044	1194	0.41
19	ILLINOIS RIVER NEAR TAHLEQUAH	US196500	1949	1968	1968	1987	2483	318	1128	1088	0.46
20	LEE CR NR VAN BUREN ARK	US250000	1951	1968	1968	1987	1103	409	1146	1084	0.46
21	LITTLE RIVER NEAR HORATIO, ARK.	US340000	1949	1968	1968	1987	6894	485	1292	1139	0.44
22	MOUNTAIN FORK NEAR EAGLETOWN, OK	US339000	1949	1968	1968	1987	2038	573	1329	1102	0.45
23	Clear Boggy Creek near Caney, OK	US335000	1949	1968	1968	1987	1864	219	1011	1340	0.41
24	BLUE RIVER NEAR BLUE, OK	US332500	1949	1968	1968	1987	1232	201	986	1376	0.41
25	LITTLE WICHITA RIVER NR ARCHER CI	US314500	1967	1981	1981	1987	1245	33	690	1621	0.33
26	NORTH WICHITA RIVER NR TRUSCOTT,	US311700	1960	1975	1975	1987	2426	22	606	1712	0.33
27	DEEP RED RUN NEAR RANDLETT, OK	US311500	1950	1968	1968	1987	1598	84	712	1584	0.33
28	PEASE RIVER NR CHILDRESS, TX	US307800	1968	1981	1981	1987	7132	7	588	1789	0.35
29	ELK CREEK NEAR HOBART, OK	US304500	1950	1968	1968	1987	1421	55	653	1610	0.32
30	Salt Fork Red River at Mangum, OK	US300500	1949	1968	1968	1987	4055	18	602	1719	0.34
31	FOURCHE LAFAVE RIVER NR GRAVELLY,	US261500	1949	1968	1968	1987	1061	445	1252	1051	0.44
32	MULBERRY RIVER NEAR MULBERRY, ARK	US252000	1949	1968	1968	1987	966	489	1212	975	0.46
33	Deep Fork near Beggs, OK	US243500	1949	1968	1968	1987	5226	139	920	1325	0.39
34	BEAVER RIVER NEAR GUYMON, OK	US232500	1949	1968	1968	1987	5540	4	394	1668	0.4
35	CONCHAS RIVER AT VARIADERO, N. ME	US222500	1949	1968	1968	1987	1354	7	332	1562	0.44
36	MORA RIVER NR SHOEMAKER N MEX.	US221000	1949	1968	1968	1987	2859	15	332	1252	0.46
37	CANADIAN RIVER NEAR HEBRON, N. ME	US199000	1949	1968	1968	1987	593	15	391	1270	0.37
38	Leaf River Basin (BVRE)	USALEAFR	1949	1968	1968	1987	1949	500	1431	1095	0.39
39	Three Bar (BVRE) USA	USATRBAR	1957	1961	1967	1978	0.3	73	737	2099	0.15
40	San Dimas Experimental Forest Wat	USASDEF1	1939	1943	1953	1955	0.3	91	686	1902	0.13
41	San Dimas Experimental Forest Wat	USASDEF2	1939	1942	1942	1945	0.4	117	777	1876	0.14
42	San Dimas Experimental Forest Wat	USASDEF3	1939	1942	1942	1945	0.3	106	777	1872	0.14
43	San Dimas Experimental Forest Wat	USASDEF4	1939	1942	1942	1945	0.1	135	777	1872	0.14
44	ARS16006 Klingerstown	ARS16006	1969	1974	1974	1979	9	51	1121	1683	0.37
45	ARS 25001 McCredie	ARS25001	1969	1974	1974	1979	0.8	4	949	1661	0.25
46	ARS26030 Coshocton	ARS26030	1962	1977	1977	1991	1	7	964	1515	0.34
47	ARS26033 Coshocton	ARS26033	1945	1960	1960	1971	4	15	913	1449	0.33
48	ARS26035 Coshocton	ARS26035	1945	1960	1960	1971	13	37	916	1449	0.38
49	ARS26036 Coshocton	ARS26036	1945	1960	1960	1971	24	62	909	1449	0.38
50	ARS42002 Riesel	ARS42002	1968	1975	1975	1981	3	4	942	1935	0.2
51	ARS42003 Riesel	ARS42003	1968	1975	1975	1981	5	11	942	1967	0.2
52	ARS42004 Riesel	ARS42004	1968	1975	1975	1981	23	40	934	1971	0.22
53	ARS62001 Oxford	ARS62001	1970	1972	1972	1974	10	15	1434	2073	0.3
54	ARS62002 Oxford	ARS62002	1970	1972	1972	1974	5	18	1434	2091	0.28
55	ARS62010 Oxford	ARS62010	1970	1972	1972	1974	105	350	1540	2095	0.33
56	ARS63007 Tombstone	ARS63007	1968	1973	1973	1977	17	0	296	2011	0.16
57	ARS67001 North Danville	ARS67001	1969	1971	1971	1973	55	285	1157	1562	0.55
58	ARS67004 North Danville	ARS67004	1969	1971	1971	1973	56	310	1234	1478	0.55
59	ARS67005 North Danville	ARS67005	1969	1971	1971	1973	144	843	1146	1464	0.54
60	ARS68001 Reynolds Creek	ARS68001	1969	1977	1977	1981	302	212	602	1365	0.37
61	ARS68002 Salmon Creek	ARS68002	1969	1977	1977	1981	47	33	522	1438	0.29
62	ARS68003 Macks Creek	ARS68003	1969	1977	1977	1981	41	26	504	1442	0.31
63	ARS68004 Reynolds Creek	ARS68004	1969	1977	1977	1981	70	157	602	1299	0.33
64	ARS68011 Murphy Creek	ARS68011	1969	1973	1973	1977	1	4	507	1475	0.29
65	ARS68013 Reynolds Creek	ARS68013	1969	1977	1977	1981	0.5	4	1037	1256	0.36
66	ARS69012 Line Creek	ARS69012	1966	1970	1970	1974	174	26	708	1931	0.2
67	ARS69013 West Bitter Creek	ARS69013	1966	1970	1970	1975	199	131	650	1971	0.18
68	ARS69016 East Bitter Creek	ARS69016	1966	1970	1970	1975	118	91	650	1975	0.18
69	ARS71001 Treynor	ARS71001	1969	1974	1974	1979	0.4	0	821	1610	0.22

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
70	ARS71002 Treynor	ARS71002	1969	1974	1974	1979	0.4	0	668	1548	0.15
71	ARS71003 Treynor	ARS71003	1969	1974	1974	1979	0.6	0	653	1544	0.16
72	ARS71004 Treynor	ARS71004	1969	1974	1974	1979	0.8	0	653	1544	0.16
73	ARS71005 Treynor	ARS71005	1969	1971	1971	1973	20	4	777	1705	0.22
74	SANDY RIVER NEAR MERCER, ME	01048000	1948	1975	1975	2002	1331.3	675	1164	712	0.53
75	NEZINSCOT RIVER AT TURNER CENTER, ME	01055500	1948	1975	1975	2002	437.7	624	1117	715	0.51
76	SACO RIVER NEAR CONWAY, NH	01064500	1948	1975	1975	2002	997.1	865	1391	708	0.64
77	PEMIGEWASSET RIVER AT PLYMOUTH, NH	'01076500	1948	1975	1975	2002	1611	759	1241	697	0.59
78	QUINEBAUG R AT JEWETT CITY, CT	'01127000	1948	1975	1975	2002	1846.7	657	1194	723	0.49
79	AMMONOOSUC RIVER NEAR BATH, NH	'01138000	1948	1975	1975	2002	1023	555	1113	697	0.63
80	HOUSATONIC RIVER NEAR GREAT BARRINGTON, MA	'01197500	1948	1975	1975	2002	730.4	653	1194	661	0.55
81	TENMILE R NR GAYLORDSVILLE, CT.	'01200000	1948	1975	1975	2002	525.8	540	1106	694	0.5
82	SACANDAGA RIVER NEAR HOPE NY	'01321000	1948	1975	1975	2002	1271.7	777	1234	690	0.64
83	BATTEN KILL AT ARLINGTON, VT	'01329000	1948	1975	1975	2002	393.7	799	1329	661	0.55
84	BATTEN KILL AT BATTENVILLE NY	'01329500	1948	1975	1975	2002	1020.5	591	1157	664	0.56
85	HOOSIC RIVER NEAR EAGLE BRIDGE NY	'01334500	1948	1975	1975	2002	1320.9	661	1190	664	0.57
86	EAST CANADA CREEK AT EAST CREEK NY	'01348000	1948	1975	1975	2002	748.5	880	1248	697	0.65
87	KINDERHOOK CREEK AT ROSSMAN NY	'01361000	1948	1958	1958	1968	852.1	427	1062	679	0.56
88	WALLKILL RIVER AT GARDINER NY	'01371500	1948	1975	1975	2002	1841.5	518	1128	759	0.53
89	WAPPINGER CREEK NEAR WAPPINGERS FALLS NY	'01372500	1948	1975	1975	2002	468.8	493	1029	701	0.5
90	EAST BR DELAWARE R AT FISHS EDDY NY	'01421000	1948	1975	1975	2002	2030.6	518	1128	708	0.62
91	WEST BRANCH DELAWARE RIVER AT WALTON NY	'01423000	1948	1975	1975	2002	859.9	599	1077	704	0.6
92	WEST BRANCH DELAWARE RIVER AT HALE EDDY NY	'01426500	1948	1975	1975	2002	1541	507	1088	708	0.63
93	PEQUEST RIVER AT HUNTSVILLE NJ	'01445000	1948	1955	1955	1962	80.3	529	1153	781	0.5
94	PEQUEST RIVER AT PEQUEST NJ	'01445500	1948	1975	1975	2002	274.5	522	1215	788	0.5
95	SUSQUEHANNA RIVER AT UNADILLA NY	'01500500	1948	1975	1975	2002	2543.4	551	1026	712	0.66
96	SUSQUEHANNA RIVER AT CONKLIN NY	'01503000	1948	1975	1975	2002	5780.9	548	1022	712	0.68
97	CHENANGO RIVER NEAR CHENANGO FORKS NY	'01512500	1948	1975	1975	2002	3841	558	1007	712	0.66
98	OWEGO CREEK NEAR OWEGO NY	'01514000	1948	1975	1975	2002	479.1	573	938	712	0.57
99	TIOGA RIVER AT TIOGA, PA [TIOGA]	'01518000	1948	1975	1975	2002	730.4	471	843	712	0.58
100	COWANESQUE RIVER NR LAWRENCEVILLE, PA [LWRNVL]	'01520000	1948	1975	1975	2002	771.8	343	843	712	0.58
101	TIOGA RIVER AT LINDLEY NY	'01520500	1948	1975	1975	2002	1996.9	343	843	712	0.59
102	CHEMUNG RIVER AT CHEMUNG NY	'01531000	1948	1975	1975	2002	6490.5	358	843	712	0.63
103	TUNKHANNOCK CREEK NEAR TUNKHANNOCK, PA. [TUNKCR	'01534000	1948	1975	1975	2002	992	482	1000	712	0.58
104	WEST BRANCH SUSQUEHANNA RIVER AT BOWER, PA [BOWE	'01541000	1948	1975	1975	2002	815.8	617	1091	734	0.6
105	CLEARFIELD CREEK AT DIMELING, PA [DIMLNG]	'01541500	1948	1975	1975	2002	960.9	544	1029	748	0.57
106	SINNEMAHONING CREEK AT SINNEMAHONING, PA [SINNA	'01543500	1948	1975	1975	2002	1774.1	573	1037	723	0.61
107	PINE CREEK AT CEDAR RUN, PA [CEDRRN]	'01548500	1948	1975	1975	2002	1564.4	496	909	726	0.6
108	FRANKSTOWN BR JUNIATA RIVER AT WILLIAMSBURG, PA.	'01556000	1948	1975	1975	2002	753.7	478	975	777	0.54
109	LITTLE JUNIATA RIVER AT SPRUCE CREEK, PA.	'01558000	1948	1975	1975	2002	569.8	591	1000	777	0.54
110	JUNIATA RIVER AT HUNTINGDON, PA. .HUNTDN.	'01559000	1948	1975	1975	2002	2113.4	467	975	796	0.57
111	DUNNING CREEK AT BELDEN, PA. [BELDEN]	'01560000	1948	1975	1975	2002	445.5	467	945	770	0.58
112	RAYSTOWN BRANCH JUNIATA RIVER AT SAXTON, PA. []	'01562000	1948	1975	1975	2002	1958	423	938	785	0.59
113	JUNIATA RIVER AT NEWPORT, PA. [NEWPRT]	'01567000	1948	1975	1975	2002	8686.8	434	971	832	0.62
114	WEST CONEWAGO CREEK NEAR MANCHESTER, PA. [MNCHST	'01574000	1948	1975	1975	2002	1320.9	416	1015	891	0.5
115	NB POTOMAC R AT STEYER, MD	'01595000	1948	1975	1975	2002	189.1	814	1226	737	0.57
116	SO. BRANCH POTOMAC RIVER NR PETERSBURG, WV	'01606500	1948	1975	1975	2002	1662.8	394	953	719	0.62
117	SOUTH BRANCH POTOMAC RIVER NEAR SPRINGFIELD, WV	'01608500	1948	1975	1975	2002	3809.9	372	920	763	0.63
118	POTOMAC R AT PAW PAW, WV	'01610000	1948	1975	1975	2002	8052.3	394	949	763	0.66
119	CACAPON RIVER NEAR GREAT CACAPON, WV	'01611500	1948	1975	1975	2002	1753.4	310	909	803	0.58
120	S F SHENANDOAH RIVER NEAR LYNNWOOD, VA	'01628500	1948	1975	1975	2002	2807.5	332	956	832	0.57
121	S F SHENANDOAH RIVER AT FRONT ROYAL, VA	'01631000	1948	1975	1975	2002	4252.8	343	982	854	0.59
122	N F SHENANDOAH RIVER NEAR STRASBURG, VA	'01634000	1948	1975	1975	2002	1989.1	277	923	832	0.56
123	MONOCACY R AT JUG BRIDGE NR FREDERICK, MD	'01643000	1948	1975	1975	2002	2116	402	1048	898	0.51
124	NE B ANACOSTIA R AT RIVERDALE, MD	'01649500	1948	1975	1975	2002	189.1	416	1062	967	0.41
125	HAZEL RIVER AT RIXEYVILLE, VA	'01663500	1948	1975	1975	2002	743.3	412	1084	898	0.48
126	RAPPAHANNOCK RIVER AT REMINGTON, VA	'01664000	1948	1975	1975	2002	1605.8	383	1055	909	0.5
127	RAPIDAN RIVER NEAR CULPEPER, VA	'01667500	1948	1975	1975	2002	1222.5	405	1106	916	0.5
128	RAPPAHANNOCK RIVER NEAR FREDERICKSBURG, VA	'01668000	1948	1975	1975	2002	4133.6	358	1037	923	0.54
129	SOUTH ANNA RIVER NEAR ASHLAND, VA	'01672500	1948	1975	1975	2002	1020.5	332	1077	942	0.5
130	MATTAPONI RIVER NEAR BEULAHVILLE, VA	'01674500	1948	1975	1975	2002	1556.6	321	1066	960	0.51
131	COWPASTURE RIVER NEAR CLIFTON FORGE, VA	'02016000	1948	1975	1975	2002	1194	409	1040	748	0.58
132	CRAIG CREEK AT PARR, VA	'02018000	1948	1975	1975	2002	852.1	409	1011	767	0.55
133	SLATE RIVER NEAR ARVONIA, VA	'02030500	1948	1975	1975	2002	585.3	358	1084	920	0.48
134	ROANOKE RIVER AT ROANOKE, VA	'02055000	1948	1975	1975	2002	1023	310	1015	807	0.5
135	PIGG RIVER NEAR SANDY LEVEL, VA	'02058400	1948	1975	1975	2002	906.5	365	1110	861	0.52
136	TAR RIVER AT TARBORO, N. C.	'02083500	1948	1975	1975	2002	5653.9	332	1146	996	0.55
137	DEEP RIVER AT MONCURE, N.C.	'02102000	1948	1975	1975	2002	3714	347	1168	949	0.54
138	YADKIN RIVER AT YADKIN COLLEGE N C	'02116500	1948	1975	1975	2002	5905.2	453	1201	858	0.59
139	SOUTH YADKIN RIVER NEAR MOCKSVILLE N C	'02118000	1948	1975	1975	2002	792.5	387	1186	880	0.52
140	ROCKY RIVER NEAR NORWOOD, N. C.	'02126000	1948	1975	1975	2002	3553.5	343	1146	953	0.52
141	LITTLE PEE DEE R. AT GALIVANTS FERRY, S.C.	'02135000	1948	1975	1975	2002	7226.1	387	1197	1037	0.57
142	LINVILLE RIVER NEAR NEBO N C	'02138500	1948	1975	1975	2002	172.8	788	1427	807	0.6
143	HENRY FORK NEAR HENRY RIVER, N.C.	'02143000	1948	1975	1975	2002	215	551	1299	883	0.54
144	JACOB FORK AT RAMSEY, N. C.	'02143040	1948	1975	1975	2002	66.6	650	1387	883	0.54
145	INDIAN CREEK NEAR LABORATORY N C	'02143500	1948	1975	1975	2002	179.2	438	1201	920	0.49
146	BROAD RIVER NEAR CARLISLE, S. C.	'02156500	1948	1975	1975	2002	7226.1	496	1278	931	0.59
147	REEDY RIVER NEAR WARE SHOALS,S.C.	'02165000	1948	1975	1975	2002	611.2	540	1245	964	0.52
148	BROAD RIVER NEAR BELL, GA.	'02192000	1948	1975	1975	2002	3703.7	427	1252	1015	0.53
149	OGEECHEE RIVER NEAR EDEN, GA.	'02202500	1948	1975	1975	2002	6863.5	303	1164	1077	0.58
150	MIDDLE OCONEE RIVER NEAR ATHENS, GA.	'02217500	1948	1975	1975	2002	1030.8	453	1288	975	0.5
151	OCONEE RIVER NEAR GREENSBORO, GA.	'02218500	1948	1975	1975	2002	2823.1	442	1263	1015	0.51
152	APALACHEE RIVER NEAR BUCKHEAD, GA.	'02219500	1948	1975	1975	2002	1129.2	438	1223	1022	0.49
153	SATILLA RIVER AT ATKINSON, GA.	'02228000	1948	1975	1975	2002	7226.1	281	1230	1132	0.57
154	ST. JOHNS RIVER NR DELAND, FLA.	'02236000	1948	1975	1975	2002	7940.9	402	1175	1201	0.64
155	KISSIMMEE R AT S-65E NR OKEECHOBEE, FLA.	'02273000	1948	1975	1975	2002	7474.7	201	1252	1219	0.64
156	PEACE RIVER AT ARCADIA, FLA.	'02296750	1948	1975	1975	2002	3540.5	252	1292	1215	0.59
157	OCHLOCKONEE RIVER NR HAVANA, FLA.	'02329000	1948	1975	1975	2002	2952.6	329	1325	1102	0.54
158	CHATTAHOOCHEE RIVER AT WEST POINT, GA.	'02339500	1948	1975	1975	2002	9194.5	526	1391	967	0.62
159	FLINT RIVER NEAR CULLODEN, GA.	'02347500	1948	1975	1975	2002	4791.5	412	1252	1029	0.55
160	FLINT RIVER AT MONTEZUMA, GA.	'02349500	1948	1975	1975	2002	7511	412	1226	1040	0.58
161	CHOCTAWHATCHEE RIVER AT CARYVILLE, FLA.	'02365500	1948	1975	1975	2002	9062.4	533	1391	1059	0.57
162	ESCAMBIA RIVER NEAR CENTURY, FL	'02375500	1948	1975	1975	2002	9886	548	1449	1062	0.59
163	COOSAWATTEE RIVER NEAR PINE CHAPEL, GA.	'02383500	1948	1975	1975	2002	2152.3	628	1489	861	0.55
164	CONASAUGA RIVER AT TILTON, GA.	'02387000	1948	1975	1975	2002	1779.3	624	1424	880	0.52
165	OOSTANAULA RIVER AT RESACA, GA.	'02387500	1948	1975	1975	2002	4149.2	617	1445	869	0.56

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
166	TALLAPOOSA RIVER AT WADLEY AL	'02414500	1948	1975	1975	2002	4338.2	544	1369	978	0.58
167	NOXUBEE RIVER AT MACON, MS	'02448000	1948	1975	1975	2002	1989.1	489	1383	1055	0.51
168	LOCUST FORK AT SAYRE AL	'02456500	1948	1975	1975	2002	2292.1	577	1391	975	0.52
169	LEAF RIVER NR COLLINS, MS	'02472000	1948	1975	1975	2002	1924.4	507	1445	1059	0.52
170	LEAF RIVER NR MCLAIN, MS	'02475000	1948	1975	1975	2002	9052	526	1467	1062	0.58
171	CHUNKY RIVER NR CHUNKY, MS	'02475500	1948	1975	1975	2002	955.7	464	1409	1055	0.5
172	CHICKASAWHAY RIVER AT LEAKESVILLE, MS	'02478500	1948	1975	1975	2002	6967.1	489	1442	1055	0.57
173	RED CREEK AT VESTRY, MS	'02479300	1948	1975	1975	2002	1142.2	664	1606	1069	0.54
174	PEARL RIVER AT EDINBURG, MISS.	'02482000	1948	1975	1975	2002	2341.3	456	1387	1055	0.52
175	PEARL RIVER AT JACKSON, MS	'02486000	1948	1975	1975	2002	8212.9	467	1391	1059	0.57
176	BOGUE CHITTO NEAR BUSH, LA	'02492000	1948	1975	1975	2002	3141.7	577	1551	1069	0.56
177	ALLEGHENY RIVER AT ELDRED, PA.	'03010500	1948	1975	1975	2002	1424.5	591	1018	712	0.63
178	ALLEGHENY RIVER AT SALAMANCA NY	'03011020	1948	1975	1975	2002	4164.7	580	1040	712	0.67
179	OIL CREEK AT ROUSEVILLE, PA.	'03020500	1948	1975	1975	2002	777	624	1088	741	0.61
180	FRENCH CREEK AT UTICA, PA.	'03024000	1948	1975	1975	2002	2662.5	635	1088	763	0.64
181	REDBANK CREEK AT ST. CHARLES, PA.	'03032500	1948	1975	1975	2002	1367.5	566	1051	712	0.6
182	TYGART VALLEY RIVER NEAR ELKINS, WV	'03050500	1948	1975	1975	2002	704.5	672	1332	712	0.65
183	TYGART VALLEY RIVER AT BELINGTON, WV	'03051000	1948	1975	1975	2002	1056.7	708	1314	712	0.65
184	TYGART VALLEY RIVER AT PHILLIPI, WV	'03054500	1948	1975	1975	2002	2372.4	737	1310	712	0.67
185	DRY FORK AT HENDRICKS, WV	'03065000	1948	1975	1975	2002	893.5	825	1157	712	0.62
186	SHAVERS FORK AT PARSONS, WV	'03069000	1948	1975	1975	2002	554.3	967	1270	712	0.64
187	CHEAT RIVER NEAR PARSONS, WV	'03069500	1948	1975	1975	2002	1859.6	872	1168	712	0.65
188	CHEAT RIVER AT ROWLESBURG, WV	'03070000	1948	1975	1975	2002	2426.8	898	1172	712	0.66
189	YOUGHIOGHENY R NR OAKLAND, MD	'03075500	1948	1975	1975	2002	347.1	832	1205	737	0.59
190	CASSELMAN RIVER AT MARKLETON, PA.	'03079000	1948	1975	1975	2002	989.4	610	1062	756	0.61
191	L BEAVER C NR EAST LIVERPOOL OH	'03109500	1948	1975	1975	2002	1284.6	358	909	774	0.58
192	SHORT C NR DILLONVALE OH	'03111500	1948	1975	1975	2002	318.6	358	978	763	0.53
193	MIDDLE ISLAND CREEK AT LITTLE, WV	'03114500	1948	1975	1975	2002	1186.2	496	1117	737	0.63
194	MOHICAN R AT GREER OH	'03136000	1948	1975	1975	2002	2455.3	358	942	836	0.54
195	HUGHES RIVER AT CISCO, WV	'03155500	1948	1975	1975	2002	1170.7	456	1073	741	0.59
196	HOCKING R AT ATHENS OH	'03159500	1948	1975	1975	2002	2442.4	372	960	818	0.54
197	SOUTH FORK NEW RIVER NEAR JEFFERSON, N. C.	'03161000	1948	1975	1975	2002	530.9	741	1365	810	0.6
198	NEW RIVER NEAR GALAX, VA	'03164000	1948	1975	1975	2002	2929.3	595	1285	810	0.61
199	NEW RIVER AT IVANHOE, VA	'03165500	1948	1975	1975	2002	3470.6	558	1234	814	0.62
200	REED CREEK AT GRAHAMS FORGE, VA	'03167000	1948	1975	1975	2002	639.7	372	989	774	0.57
201	NEW RIVER AT ALLISONIA, VA	'03168000	1948	1975	1975	2002	5703.2	511	1183	814	0.62
202	WALKER CREEK AT BANE, VA	'03173000	1948	1975	1975	2002	789.9	376	967	763	0.56
203	WOLF CREEK NEAR NARROWS, VA	'03175500	1948	1975	1975	2002	577.6	467	1040	752	0.59
204	BLUESTONE RIVER NEAR PIPESTEM, WV	'03179000	1948	1975	1975	2002	1020.5	412	975	745	0.58
205	GREENBRIER RIVER AT DURBIN, WV	'03180500	1948	1975	1975	2002	344.5	551	1223	712	0.63
206	GREENBRIER RIVER AT BUCKEYE, WV	'03182500	1948	1975	1975	2002	1398.6	540	1190	712	0.64
207	GREENBRIER RIVER AT ALDERSON, WV	'03183500	1948	1975	1975	2002	3532.7	489	1117	712	0.66
208	GREENBRIER RIVER AT HILLDALE, WV	'03184000	1948	1975	1975	2002	4193.2	489	1095	712	0.66
209	WILLIAMS RIVER AT DYER, WV	'03186500	1948	1975	1975	2002	331.5	945	1413	712	0.64
210	BIG COAL RIVER AT ASHFORD, WV	'03198500	1948	1975	1975	2002	1012.7	478	1135	730	0.59
211	LITTLE COAL RIVER AT DANVILLE, WV	'03199000	1948	1975	1975	2002	696.7	485	1157	737	0.59
212	TUG FORK AT LITWAR, WV	'03213000	1948	1975	1975	2002	1305.4	402	1059	745	0.61
213	TUG FORK NEAR KERMIT, WV	'03214000	1948	1975	1975	2002	3076.9	427	1124	759	0.64
214	OHIO BRUSH C NR WEST UNION OH	'03237500	1948	1975	1975	2002	1002.3	416	1026	821	0.52
215	WHITEOAK C NR GEORGETOWN OH	'03238500	1948	1975	1975	2002	564.6	412	1051	829	0.51
216	LICKING RIVER AT MCKINNEYSBURG, KY.	'03251500	1948	1975	1975	2002	6024.3	456	1146	818	0.62
217	SF LICKING R AT CYNTHIANA KY	'03252500	1948	1975	1975	2002	1608.4	438	1124	836	0.53
218	LICKING RIVER AT CATAWBA, KY.	'03253500	1948	1975	1975	2002	8547	434	1153	821	0.62
219	STILLWATER R AT PLEASANT HILL OH	'03265000	1948	1975	1975	2002	1302.8	332	923	865	0.48
220	STILLWATER R AT ENGLEWOOD OH	'03266000	1948	1975	1975	2002	1683.5	343	931	861	0.49
221	MAD R NR SPRINGFIELD OH	'03269500	1948	1975	1975	2002	1269.1	361	949	858	0.5
222	G MIAMI R AT HAMILTON OH	'03274000	1948	1975	1975	2002	9401.7	336	953	858	0.54
223	SOUTH FORK KENTUCKY RIVER AT BOONEVILLE,KENTUCKY	'03281500	1948	1975	1975	2002	1870	515	1212	796	0.58
224	ELKHORN CREEK NEAR FRANKFORT, KY	'03289500	1948	1975	1975	2002	1225.1	518	1121	850	0.5
225	ROLLING FORK NR BOSTON KY	'03301500	1948	1975	1975	2002	3364.4	489	1212	876	0.54
226	BLUE RIVER NEAR WHITE CLOUD, IND	'03303000	1948	1975	1975	2002	1232.8	818	1124	880	0.49
227	GREEN RIVER AT MUNFORDVILLE, KY.	'03308500	1948	1975	1975	2002	4333.1	577	1278	876	0.56
228	SALAMONIE RIVER NEAR WARREN, IND.	'03324300	1948	1975	1975	2002	1100.7	329	942	869	0.51
229	MISSISSINEWA RIVER AT MARION, IND.	'03326500	1948	1975	1975	2002	1766.4	332	964	869	0.53
230	EEL RIVER NEAR LOGANSPORT, IN	'03328500	1948	1975	1975	2002	2043.5	420	945	876	0.53
231	TIPPECANOE RIVER NEAR ORA, IND.	'03331500	1948	1975	1975	2002	2217	358	938	876	0.52
232	SUGAR CREEK AT CRAWFORDSVILLE, IND.	'03339500	1948	1975	1975	2002	1318.3	354	986	876	0.49
233	EMBARRAS RIVER AT STE. MARIE, IL	'03345500	1948	1975	1975	2002	3926.4	288	982	938	0.52
234	NORTH FORK EMBARRAS RIVER NEAR OBLONG, IL	'03346000	1948	1975	1975	2002	823.6	303	1007	938	0.48
235	WHITE RIVER AT ANDERSON, IND.	'03348000	1948	1975	1975	2002	1051.5	361	978	865	0.5
236	WHITE RIVER AT NOBLESVILLE IND	'03349000	1948	1975	1975	2002	2222.2	321	975	865	0.53
237	BIG BLUE RIVER AT SHELBYVILLE, IND	'03361500	1948	1975	1975	2002	1090.4	387	1029	858	0.53
238	SUGAR CREEK AT NEW PALESTINE, IND.	'03361650	1948	1975	1975	2002	243.2	380	1033	861	0.48
239	SUGAR CREEK NEAR EDINBURGH, IN	'03362500	1948	1975	1975	2002	1227.7	376	1037	858	0.54
240	DRIFTWOOD RIVER NEAR EDINBURGH IND	'03363000	1948	1975	1975	2002	2745.4	369	1022	858	0.53
241	EAST FORK WHITE RIVER AT COLUMBUS, IND.	'03364000	1948	1975	1975	2002	4421.1	380	1037	858	0.55
242	EAST FORK WHITE RIVER AT SEYMOUR IND	'03365500	1948	1975	1975	2002	6063.2	394	1044	858	0.56
243	LITTLE WABASH RIVER AT CARMI, IL	'03381500	1948	1975	1975	2002	8034.1	314	1044	1011	0.52
244	SOUTH FORK CUMBERLAND RIVER NEAR STEARNS, KY	'03410500	1948	1975	1975	2002	2470.8	642	1383	799	0.57
245	LITTLE R NR CADIZ,KY.	'03438000	1948	1975	1975	2002	632	526	1267	953	0.48
246	FRENCH BROAD RIVER AT BLANTYRE N C	'03443000	1948	1975	1975	2002	766.6	1186	2040	840	0.6
247	FRENCH BROAD RIVER AT BENT CREEK N C	'03448000	1948	1975	1975	2002	1750.8	891	1573	832	0.6
248	FRENCH BROAD RIVER AT ASHEVILLE, N. C.	'03451500	1948	1975	1975	2002	2447.5	748	1493	821	0.61
249	FRENCH BROAD RIVER NEAR NEWPORT, TN	'03455000	1948	1975	1975	2002	4812.2	555	1475	774	0.65
250	NOLICHUCKY RIVER AT EMBREEVILLE, TENN.	'03465500	1948	1975	1975	2002	2084.9	595	1314	763	0.63
251	LITTLE PIGEON RIVER AT SEVIERVILLE, TENN.	'03470000	1948	1975	1975	2002	914.3	577	1431	799	0.62
252	S F HOLSTON RIVER NEAR DAMASCUS, VA	'03473000	1948	1975	1975	2002	779.6	544	1241	759	0.61
253	N F HOLSTON RIVER NEAR GATE CITY, VA	'03490000	1948	1975	1975	2002	1740.5	493	1110	752	0.63
254	NANTAHALA RIVER NEAR RAINBOW SPRINGS, N. C.	'03504000	1948	1975	1975	2002	134.4	1372	1902	763	0.58
255	OCONALUFTEE RIVER AT BIRDTOWN, N. C.	'03512000	1948	1975	1975	2002	476.6	978	1683	763	0.63
256	CLINCH RIVER AT RICHLANDS, VA	'03521500	1948	1975	1975	2002	354.8	485	1055	748	0.6
257	CLINCH RIVER AT CLEVELAND, VA	'03524000	1948	1975	1975	2002	1367.5	460	1091	748	0.61
258	CLINCH RIVER ABOVE TAZEWELL, TN	'03528000	1948	1975	1975	2002	3817.6	482	1139	763	0.66
259	POWELL RIVER NEAR JONESVILLE, VA	'03531500	1948	1975	1975	2002	826.2	591	1267	763	0.58
260	POWELL RIVER NEAR ARTHUR TN	'03532000	1948	1975	1975	2002	1774.1	562	1234	763	0.61

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
261	EMORY RIVER AT OAKDALE, TENN.	'03540500	1948	1975	1975	2002	1978.8	690	1438	814	0.56
262	VALLEY RIVER AT TOMOTLA, N. C.	'03550000	1948	1975	1975	2002	269.4	861	1752	763	0.53
263	SOUTH CHICKAMAUGA CREEK NEAR CHICKAMAUGA, TENN.	'03567500	1948	1975	1975	2002	1108.5	577	1365	916	0.49
264	PAINT ROCK RIVER NEAR WOODVILLE AL	'03574500	1948	1975	1975	2002	828.8	774	1493	934	0.51
265	DUCK RIVER ABOVE HURRICANE MILLS, TENN.	'03603000	1948	1975	1975	2002	6622.6	573	1365	927	0.57
266	FOX RIVER AT BERLIN, WI	'04073500	1948	1975	1975	2002	3470.6	299	788	883	0.49
267	WOLF RIVER AT NEW LONDON, WI	'04079000	1948	1975	1975	2002	5853.4	266	796	730	0.54
268	ELKHART RIVER AT GOSHEN, IND.	'04100500	1948	1975	1975	2002	1538.5	329	916	869	0.51
269	GRAND RIVER AT LASING, MI	'04113000	1948	1975	1975	2002	3185.7	248	810	821	0.56
270	MAPLE RIVER AT MAPLE RAPIDS, MICH.	'04115000	1948	1975	1975	2002	1124.1	237	788	792	0.51
271	SHIAWASSEE RIVER AT BYRON, MICH.	'04144000	1948	1975	1975	2002	953.1	259	767	803	0.51
272	CLINTON RIVER AT MOUNT CLEMENS, MICH.	'04165500	1948	1975	1975	2002	1901.1	310	759	803	0.51
273	RIVER RAISIN NEAR MONROE, MICH.	'04176500	1948	1975	1975	2002	2698.8	248	836	836	0.54
274	ST. JOSEPH RIVER NEAR NEWVILLE, IN	'04178000	1948	1975	1975	2002	1579.9	325	883	861	0.52
275	MAUMEE R AT ANTWERP OH	'04183500	1948	1975	1975	2002	5514.1	288	894	869	0.56
276	TIFFIN RIVER AT STRYKER OH	'04185000	1948	1975	1975	2002	1061.9	288	876	850	0.51
277	AUGLAIZE R NR DEFIANCE OH	'04191500	1948	1975	1975	2002	5982.9	281	883	869	0.55
278	SANDUSKY R NR FREMONT OH	'04198000	1948	1975	1975	2002	3240.1	292	902	854	0.55
279	ROCKY R NR BEREA OH	'04201500	1948	1975	1975	2002	691.5	387	902	825	0.53
280	GRAND R NR MADISON OH	'04212000	1948	1961	1961	1974	1504.8	416	978	807	0.59
281	GENESEE RIVER AT WELLSVILLE NY	'04221000	1948	1975	1975	2002	745.9	464	942	712	0.6
282	GENESEE RIVER AT SCIO, N. Y.	'04221500	1948	1960	1960	1972	797.7	431	945	712	0.61
283	GENESEE RIVER AT PORTAGEVILLE NY	'04223000	1948	1975	1975	2002	2548.5	453	960	712	0.66
284	WILD RICE RIVER NR ABERCROMBIE, ND	'05053000	1948	1975	1975	2002	5387.2	18	522	956	0.44
285	CROW WING RIVER AT NIMROD, MN	'05244000	1948	1975	1975	2002	2615.9	164	668	814	0.48
286	CROW RIVER AT ROCKFORD, MN	'05280000	1948	1975	1975	2002	6526.8	128	715	934	0.48
287	LE SUEUR RIVER NEAR RAPIDAN, MN	'05320500	1948	1975	1975	2002	2874.9	183	767	953	0.49
288	LA CROSSE RIVER NEAR WEST SALEM, WI	'05383000	1948	1959	1959	1970	1030.8	237	821	920	0.46
289	KICKAPOO RIVER AT LA FARGE, WI	'05408000	1948	1975	1975	2002	688.9	237	821	927	0.44
290	KICKAPOO RIVER AT STEUBEN, WI	'05410490	1948	1975	1975	2002	1779.3	259	821	938	0.46
291	TURKEY RIVER AT GARBER, IA	'05412500	1948	1975	1975	2002	4001.5	237	850	967	0.49
292	MAQUOKETA RIVER NEAR MAQUOKETA, IA	'05418500	1948	1975	1975	2002	4022.3	256	865	1018	0.47
293	WAPSIPINICON RIVER NEAR DE WITT, IA	'05422000	1948	1975	1975	2002	6034.7	256	861	996	0.52
294	ROCK RIVER AT AFTON, WI	'05430500	1948	1975	1975	2002	8650.6	212	807	898	0.51
295	PECATONICA RIVER AT FREEPORT, IL	'05435500	1948	1975	1975	2002	3434.3	256	869	964	0.48
296	KISHWAUKEE RIVER NEAR PERRYVILLE, IL	'05440000	1948	1975	1975	2002	2846.4	256	887	916	0.5
297	GREEN RIVER NEAR GENESEO, IL	'05447500	1948	1975	1975	2002	2597.8	237	894	982	0.49
298	IOWA RIVER AT MARSHALLTOWN, IA	'05451500	1948	1975	1975	2002	4050.7	208	814	975	0.47
299	SALT CREEK NR ELBERON, IOWA	'05452000	1948	1975	1975	2002	520.6	237	869	989	0.41
300	IOWA RIVER AT IOWA CITY, IA	'05454500	1948	1975	1975	2002	8471.9	223	836	986	0.51
301	ENGLISH RIVER AT KALONA, IA	'05455500	1948	1975	1975	2002	1484.1	241	869	996	0.43
302	CEDAR RIVER AT CHARLES CITY, IA	'05457700	1948	1975	1975	2002	2729.8	237	799	953	0.47
303	CEDAR RIVER AT JANESVILLE, IA	'05458500	1948	1975	1975	2002	4302	219	818	956	0.5
304	SHELL ROCK RIVER AT SHELL ROCK, IA	'05462000	1948	1975	1975	2002	4522.1	215	807	960	0.49
305	SOUTH SKUNK RIVER NEAR OSKALOOSA, IOWA	'05471500	1948	1975	1975	2002	4234.6	215	829	986	0.47
306	NORTH SKUNK RIVER NEAR SIGOURNEY, IA	'05472500	1948	1975	1975	2002	1890.7	226	872	989	0.45
307	DES MOINES RIVER AT ESTHERVILLE, IA	'05476500	1948	1975	1975	2002	3553.5	113	686	1004	0.45
308	EAST FORK DES MOINES RIVER AT DAKOTA CITY, IA	'05479000	1948	1975	1975	2002	3387.7	175	752	978	0.47
309	BOONE RIVER NEAR WEBSTER CITY, IA	'05481000	1948	1975	1975	2002	2185.9	197	781	978	0.44
310	NORTH RACCOON RIVER NEAR JEFFERSON, IA	'05482500	1948	1975	1975	2002	4193.2	175	777	1000	0.45
311	RACCOON RIVER AT VAN METER, IA	'05484500	1948	1975	1975	2002	8912.1	179	792	996	0.48
312	HADLEY CREEK AT KINDERHOOK, IL	'05502040	1948	1975	1975	2002	189.1	266	934	967	0.42
313	SALT RIVER NEAR MONROE CITY, MO.	'05507500	1948	1975	1975	2002	5775.7	223	938	982	0.49
314	SALT RIVER NEAR NEW LONDON, MO	'05508000	1948	1975	1975	2002	6423.2	252	938	982	0.51
315	CUIVRE RIVER NEAR TROY, MO	'05514500	1948	1975	1975	2002	2338.8	245	942	967	0.48
316	KANKAKEE RIVER AT DAVIS, IND.	'05515500	1948	1975	1975	2002	1390.8	412	964	872	0.52
317	YELLOW RIVER AT KNOX, IND.	'05517000	1948	1975	1975	2002	1126.6	350	953	876	0.51
318	KANKAKEE RIVER AT DUNNS BRIDGE, IND.	'05517500	1948	1975	1975	2002	3501.7	354	953	876	0.55
319	KANKAKEE RIVER AT SHELBY, IND.	'05518000	1948	1975	1975	2002	4607.6	358	945	880	0.56
320	KANKAKEE RIVER AT MOMENCE, IL	'05520500	1948	1975	1975	2002	5941.4	350	942	880	0.57
321	IROQUOIS RIVER NEAR CHEBANSE, IL	'05526000	1948	1975	1975	2002	5415.7	299	909	894	0.54
322	MAZON RIVER NEAR COAL CITY, IL	'05542000	1948	1975	1975	2002	1178.4	270	880	909	0.49
323	FOX RIVER AT WILMOT, WI	'05546500	1997	1998	1998	1999	2248.1	299	847	887	0.49
324	FOX RIVER AT DAYTON, IL	'05552500	1948	1975	1975	2002	6842.7	274	876	905	0.55
325	VERMILION RIVER AT PONTIAC, IL	'05554500	1948	1975	1975	2002	1499.6	248	869	909	0.46
326	VERMILION RIVER NEAR LEONORE, IL	'05555300	1948	1975	1975	2002	3240.1	296	891	916	0.5
327	VERMILION RIVER AT LOWELL, IL	'05555500	1948	1960	1960	1971	3310	193	891	916	0.51
328	SPOON RIVER AT LONDON MILLS, IL	'05569500	1948	1975	1975	2002	2776.5	248	898	1007	0.47
329	SPOON RIVER AT SEVILLE, IL	'05570000	1948	1975	1975	2002	4237.2	252	902	1011	0.5
330	SALT CREEK NEAR GREENVIEW, IL	'05582000	1948	1975	1975	2002	4672.3	256	934	964	0.52
331	LA MOINE RIVER AT COLMAR, IL	'05584500	1948	1975	1975	2002	1696.4	241	923	996	0.46
332	LA MOINE RIVER AT RIPLEY, IL	'05585000	1948	1975	1975	2002	3348.9	230	923	993	0.47
333	KASKASKIA RIVER AT VANDALIA, IL	'05592500	1948	1975	1975	2002	5024.6	285	971	971	0.53
334	KASKASKIA RIVER AT CARLYLE, IL	'05593000	1948	1975	1975	2002	7042.2	266	989	993	0.55
335	SHOAL CREEK NEAR BREESE, IL	'05594000	1948	1975	1975	2002	1903.6	248	978	1018	0.48
336	YELLOWSTONE RIVER AT CORWIN SPRINGS, MT.	'06191500	1948	1975	1975	2002	6793.5	420	708	745	0.68
337	YELLOWSTONE RIVER NEAR LIVINGSTON, MT.	'06192500	1948	1975	1975	2002	9197	372	675	734	0.69
338	WIND RIVER NEAR CROWHEART, WYO.	'06225500	1948	1975	1975	2002	4897.7	215	467	883	0.55
339	LITTLE MISSOURI R AT CAMP CROOK SD	'06334500	1948	1975	1975	2002	5102.3	22	398	1026	0.49
340	KNIFE RIVER AT HAZEN, ND	'06340500	1948	1975	1975	2002	5801.6	26	412	986	0.43
341	MOREAU R NEAR FAITH SD	'06359500	1948	1975	1975	2002	6889.4	18	380	1059	0.43
342	BELLE FOURCHE RIVER BELOW MOORCROFT, WYO.	'06426500	1948	1975	1975	2002	4255.4	4	354	1142	0.43
343	BAD R NEAR FORT PIERRE SD	'06441500	1948	1975	1975	2002	8047.1	22	442	1219	0.44
344	NIOBRARA RIVER ABOVE BOX BUTTE RESERVOIR, NE	'06454500	1948	1975	1975	2002	3626	7	380	1190	0.43
345	BIG SIOUX RIVER NEAR BROOKINGS SD	'06480000	1948	1975	1975	2002	10095.8	29	580	1044	0.47
346	FLOYD RIVER AT JAMES, IA	'06600500	1948	1975	1975	2002	2294.7	106	686	1037	0.41
347	LITTLE SIOUX RIVER AT CORRECTIONVILLE, IA	'06606600	1948	1975	1975	2002	6475	139	723	1011	0.45
348	MAPLE RIVER AT MAPLETON, IOWA	'06607200	1948	1975	1975	2002	1732.7	150	745	1018	0.44
349	BOYER RIVER AT LOGAN, IOWA	'06609500	1948	1975	1975	2002	2255.9	146	774	1015	0.46
350	LOGAN CREEK NEAR UEHLING, NEBR.	'06799500	1948	1975	1975	2002	2667.7	84	683	1088	0.42
351	WEST NISHNABOTNA RIVER AT RANDOLPH, IA	'06808500	1948	1975	1975	2002	3434.3	172	818	1029	0.47
352	NISHNABOTNA RIVER ABOVE HAMBURG, IA	'06810000	1948	1975	1975	2002	7267.5	172	836	1026	0.49
353	LITTLE NEMAHA RIVER AT AUBURN, NE	'06811500	1948	1975	1975	2002	2053.9	139	792	1099	0.43
354	TARKIO RIVER AT FAIRFAX MO	'06813000	1948	1975	1975	2002	1315.7	164	850	1055	0.45
355	BIG NEMAHA RIVER AT FALLS CITY, NEBR.	'06815000	1948	1975	1975	2002	3470.6	161	829	1121	0.43

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
356	NODAWAY RIVER AT CLARINDA, IOWA	'06817000	1948	1975	1975	2002	1973.6	183	847	1018	0.45
357	NODAWAY RIVER NEAR BURLINGTON JCT, MO	'06817500	1948	1975	1975	2002	3211.6	183	858	1022	0.46
358	PLATTE RIVER NEAR AGENCY, MO.	'06820500	1948	1975	1975	2002	4558.4	208	876	1044	0.49
359	BEAVER CREEK NEAR BEAVER CITY, NEBR.	'06847000	1948	1975	1975	2002	5050.5	4	504	1427	0.42
360	SMOKY HILL R AT ELKADER, KS	'06860000	1948	1975	1975	2002	9207.4	4	438	1515	0.4
361	SALINE R NR WILSON, KS	'06868000	1948	1955	1955	1963	4921	40	577	1482	0.43
362	SALINE R AT TESCOTT, KS	'06869500	1948	1975	1975	2002	7303.8	29	602	1449	0.44
363	LITTLE BLUE RIVER NEAR DEWEESE, NE	'06883000	1948	1975	1975	2002	2535.6	51	657	1223	0.41
364	L BLUE R NR BARNES, KS	'06884400	1948	1975	1975	2002	8609.1	73	712	1208	0.47
365	L BLUE R AT WATERVILLE, KS	'06884500	1948	1953	1953	1958	9088.3	84	712	1208	0.47
366	BLACK VERMILLION R NR FRANKFORT, KS	'06885500	1948	1975	1975	2002	1061.9	146	836	1153	0.38
367	MILL C NR PAXICO, KS	'06888500	1948	1975	1975	2002	818.4	201	872	1212	0.4
368	DELAWARE R AT VALLEY FALLS, KS	'06890500	1948	1958	1958	1967	2388	161	905	1128	0.41
369	STRANGER C NR TONGANOXIE, KS	'06892000	1948	1975	1975	2002	1051.5	226	938	1110	0.41
370	LITTLE BLUE RIVER NEAR LAKE CITY, MO	'06894000	1948	1975	1975	2002	476.6	299	967	1095	0.4
371	GRAND RIVER NEAR GALLATIN MO	'06897500	1948	1975	1975	2002	5827.5	201	883	1029	0.48
372	THOMPSON RIVER AT DAVIS CITY, IA	'06898000	1948	1975	1975	2002	1815.6	186	854	1011	0.45
373	THOMPSON RIVER AT TRENTON MO	'06899500	1948	1975	1975	2002	4325.3	208	876	1011	0.49
374	BLACKWATER RIVER AT BLUE LICK, MISSOURI	'06908000	1948	1975	1975	2002	2900.8	259	996	1066	0.46
375	MARAIS DES CYGNES R NR OTTAWA, KS	'06913500	1948	1975	1975	2002	3237.5	201	916	1190	0.43
376	POTTAWATOMIE C NR GARNETT, KS	'06914000	1948	1975	1975	2002	865.1	237	956	1186	0.4
377	GASCONADE RIVER NEAR HAZLEGREEN, MISSOURI	'06928000	1948	1975	1975	2002	3237.5	252	1037	982	0.48
378	GASCONADE RIVER AT JEROME MO	'06933500	1948	1975	1975	2002	7355.6	318	1048	967	0.52
379	MERAMEC RIVER NEAR EUREKA, MO	'07019000	1948	1975	1975	2002	9810.9	303	1029	960	0.53
380	HATCHIE RIVER AT BOLIVAR, TN	'07029500	1948	1975	1975	2002	3833.2	588	1372	1026	0.52
381	WAR EAGLE CREEK NEAR HINDSVILLE, ARK.	'07049000	1948	1975	1975	2002	681.2	361	1146	934	0.44
382	JAMES RIVER AT GALENA, MO	'07052500	1948	1975	1975	2002	2556.3	339	1069	1007	0.46
383	BUFFALO RIVER NEAR ST. JOE, ARK.	'07056000	1948	1975	1975	2002	2147.1	434	1164	916	0.47
384	NORTH FORK RIVER NEAR TECUMSEH, MO	'07057500	1948	1975	1975	2002	1453	449	1066	953	0.48
385	BRYANT CREEK NEAR TECUMSEH, MO	'07058000	1948	1975	1975	2002	1476.3	307	1066	949	0.48
386	CURRENT RIVER AT VAN BUREN, MO	'07067000	1948	1975	1975	2002	4317.5	420	1088	960	0.52
387	CURRENT RIVER AT DONIPHAN, MO	'07068000	1948	1975	1975	2002	5278.4	475	1099	964	0.54
388	SPRING RIVER AT IMBODEN, ARK.	'07069500	1948	1975	1975	2002	3064	416	1110	971	0.51
389	ELEVENPOINT RIVER NR RAVENDEN SPRINGS, ARK.	'07072000	1948	1975	1975	2002	2937	358	1113	967	0.52
390	STRAWBERRY RIVER NEAR POUGHKEEPSIE, ARK.	'07074000	1948	1975	1975	2002	1225.1	361	1139	975	0.45
391	L ARKANSAS R AT VALLEY CENTER, KS	'07144200	1948	1975	1975	2002	3436.9	95	763	1351	0.39
392	NF NINNESCAH R AB CHENEY RE, KS	'07144780	1948	1975	1975	2002	2038.3	62	679	1431	0.38
393	WHITEWATER R AT TOWANDA, KS	'07147070	1948	1975	1975	2002	1103.3	164	836	1318	0.37
394	WALNUT R AT WINFIELD, KS	'07147800	1948	1975	1975	2002	4869.2	172	858	1307	0.42
395	CHIKASKIA RIVER NR BLACKWELL, OK	'07152000	1948	1975	1975	2002	4814.8	113	763	1394	0.42
396	COUNCIL CREEK NR STILLWATER, OK	'07163000	1948	1975	1975	2002	80.3	150	891	1314	0.35
397	CANEY R NR ELGIN, KS	'07172000	1948	1975	1975	2002	1152.5	212	883	1281	0.38
398	BIRD CREEK NR SPERRY, OK	'07177500	1948	1975	1975	2002	2343.9	223	949	1259	0.41
399	NEOSHO R NR IOLA, KS	'07183000	1948	1975	1975	2002	9888.6	186	876	1248	0.46
400	SPRING RIVER NEAR WACO, MO	'07186000	1948	1975	1975	2002	3014.7	285	1080	1095	0.45
401	ILLINOIS RIVER NEAR TAHLEQUAH	'07196500	1948	1975	1975	2002	2483.8	339	1153	1066	0.45
402	BARON FORK AT ELDON	'07197000	1948	1975	1975	2002	795.1	372	1194	1080	0.43
403	CANADIAN R NR TAYLOR SPRINGS, NM	'07211500	1948	1975	1975	2002	7381.5	7	431	1281	0.51
404	MORA RIVER NR SHOEMAKER N MEX.	'07221000	1948	1975	1975	2002	2859.3	18	485	1212	0.48
405	CONCHAS RIVER AT VARIADERO, N. MEX.	'07222500	1948	1975	1975	2002	1354.6	7	387	1522	0.38
406	DEEP FORK NR BEGGS, OK	'07243500	1948	1975	1975	2002	5226.6	161	934	1303	0.43
407	MULBERRY RIVER NEAR MULBERRY, ARK.	'07252000	1948	1975	1975	2002	966.1	500	1270	945	0.46
408	CADRON CREEK NEAR GUY, ARK.	'07261000	1948	1975	1975	2002	437.7	562	1270	960	0.45
409	BIG SUNFLOWER RIVER AT SUNFLOWER, MISS	'07288500	1948	1975	1975	2002	1986.5	588	1343	1117	0.5
410	BIG BLACK RIVER AT PICKENS, MS	'07289500	1948	1960	1960	1971	3866.9	442	1405	1077	0.56
411	BIG BLACK RIVER NR BOVINA, MS	'07290000	1948	1975	1975	2002	7283	485	1391	1069	0.59
412	PEASE RIVER NR CHILDRESS, TX	'07307800	1948	1975	1975	2002	7132.8	7	518	1719	0.39
413	LITTLE RIVER NEAR HORATIO, ARK.	'07340000	1948	1975	1975	2002	6894.5	518	1321	1113	0.51
414	BIG CYPRESS CREEK NR JEFFERSON, TX	'07346000	1948	1975	1975	2002	2201.5	277	1146	1230	0.45
415	LITTLE CYPRESS CREEK NR ORE CITY, TX	'07346050	1948	1975	1975	2002	992	256	1117	1248	0.42
416	LITTLE CYPRESS CREEK NR JEFFERSON, TX	'07346070	1948	1975	1975	2002	1748.2	277	1146	1237	0.47
417	TWELVEMILE BAYOU NEAR DIXIE, LA	'07348000	1948	1975	1975	2002	8124.8	270	1164	1194	0.5
418	SALINE RIVER NEAR RYE, ARK.	'07363500	1948	1975	1975	2002	5444.2	431	1314	949	0.52
419	TANGIPAHOA RIVER AT ROBERT,LA	'07375500	1948	1975	1975	2002	1673.1	628	1559	1073	0.56
420	COMITE RIVER NEAR COMITE, LA.	'07378000	1948	1975	1975	2002	735.6	558	1548	1080	0.51
421	AMITE RIVER NEAR DENHAM SPRINGS, LA.	'07378500	1948	1975	1975	2002	3315.2	555	1577	1077	0.57
422	CALCASIEU RIVER NEAR OBERLIN, LA.	'08013500	1948	1975	1975	2002	1950.3	511	1489	1095	0.52
423	CALCASIEU RIVER NR KINDER, LA	'08015500	1948	1975	1975	2002	4403	511	1497	1099	0.54
424	NECHES RIVER NEAR NECHES, TEXAS	'08032000	1948	1975	1975	2002	2965.5	212	1066	1329	0.46
425	NECHES RIVER NEAR ROCKLAND, TEX.	'08033500	1948	1975	1975	2002	9417.2	219	1132	1292	0.56
426	ELM FORK TRINITY RIVER NR CARROLLTON, TX	'08055500	1948	1975	1975	2002	6368.8	117	894	1453	0.43
427	CLEAR FORK BRAZOS RIVER AT FORT GRIFFIN, TX	'08085500	1948	1975	1975	2002	10328.9	18	599	1672	0.4
428	NORTH BOSQUE RIVER NR CLIFTON, TX	'08095000	1948	1975	1975	2002	2507.1	73	785	1511	0.39
429	LAMPASAS RIVER NR KEMPNER, TX	'08103800	1948	1975	1975	2002	2118.6	66	715	1518	0.38
430	SAN SABA RIVER AT SAN SABA, TX	'08146000	1948	1975	1975	2002	7889.1	22	602	1628	0.41
431	LLANO RIVER NR JUNCTION, TX	'08150000	1948	1975	1975	2002	4807	37	584	1664	0.38
432	LLANO RIVER NR MASON, TX	'08150700	1948	1975	1975	2002	8409.7	37	610	1624	0.41
433	GUADALUPE RIVER NR SPRING BRANCH, TX	'08167500	1948	1975	1975	2002	3405.8	106	770	1529	0.42
434	BLANCO RIVER AT WIMBERLEY, TX	'08171000	1948	1975	1975	2002	919.4	146	829	1478	0.39
435	BLANCO RIVER NR KYLE, TX	'08171300	1948	1975	1975	2002	1067.1	135	832	1475	0.4
436	SAN MARCOS RIVER AT LULING, TX	'08172000	1948	1975	1975	2002	2170.4	164	840	1449	0.44
437	MISSION RIVER AT REFUGIO, TX	'08189500	1948	1975	1975	2002	1787.1	62	832	1336	0.44
438	FRIO RIVER NR DERBY, TX	'08205500	1948	1975	1975	2002	8881.1	15	679	1537	0.43
439	ARROYO CHICO NR GUADALUPE N M	'08340500	1948	1975	1975	2002	3600.1	4	256	1270	0.38
440	NORTH FORK GUNNISON RIVER NEAR SOMERSET, CO.	'09132500	1948	1975	1975	2002	1362.3	303	668	1018	0.53
441	YAMPA RIVER NEAR MAYBELL, CO.	'09251000	1948	1975	1975	2002	8831.9	153	606	1029	0.62
442	YELLOWSTONE RIVER NEAR ALTONAH, UTAH	'09292500	1948	1975	1975	2002	341.9	365	719	1033	0.4
443	WHITEROCKS RIVER NEAR WHITEROCKS, UTAH	'09299500	1948	1975	1975	2002	292.7	350	752	1026	0.4
444	GILA RIVER NEAR GILA, NM	'09430500	1948	1975	1975	2002	4827.7	33	537	1197	0.43
445	GILA RIVER NEAR REDROCK, NM	'09431500	1948	1975	1975	2002	7327.1	29	442	1197	0.43
446	TULAROSA RIVER ABOVE ARAGON, N. MEX.	'09442692	1948	1975	1975	2002	243.5	11	412	1142	0.36
447	SAN FRANCISCO RIVER AT CLIFTON, ARIZ.	'09444500	1948	1975	1975	2002	7163.9	29	500	1142	0.46
448	SALT RIVER NEAR CHRYSOTILE, ARIZ. MILE 34.8	09497500	1948	1975	1975	2002	7378.9	80	500	1150	0.45
449	W WALKER R BL L WALKER R NR COLEVILLE, CA	10296000	1948	1975	1975	2002	466.2	518	767	1018	0.36
450	W WALKER R NR COLEVILLE, CA	10296500	1948	1975	1975	2002	647.5	402	694	1018	0.35

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
451	WALKER R NR WABUSKA, NV	10301500	1948	1975	1975	2002	6734	26	365	1099	0.35
452	E F CARSON R NR GARDNERVILLE, NV	10309000	1948	1975	1975	2002	922	361	832	1062	0.36
453	CARSON R NR FORT CHURCHILL, NV	10312000	1948	1975	1975	2002	3372.2	102	529	1146	0.35
454	SANTA YSABEL CREEK NEAR RAMONA, CALIF.	11025500	1948	1975	1975	2002	290.1	33	522	1409	0.21
455	EF SAN GABRIEL R NR CAMP BONITA CALIF	11080500	1948	1975	1975	2002	220.1	259	781	1464	0.2
456	SISQUOC RIVER NEAR SISQUOC, CALIF.	11138500	1948	1975	1975	2002	727.8	62	453	1336	0.2
457	KAWEAH R NR THREE RIVERS CALIF	11210500	1948	1954	1954	1961	1344.2	332	770	1029	0.26
458	KINGS RIVER AB NF NR TRIMMER CALIF	11213500	1948	1965	1965	1982	2465.7	529	814	1018	0.33
459	KINGS R AT PIEDRA CALIF	11222000	1948	1953	1953	1959	4384.8	442	708	1040	0.34
460	LOS GATOS CREEK AB NUNEZ CANYON NR COALINGA CAL	11224500	1948	1975	1975	2002	248.1	22	427	1756	0.18
461	SF TUOLUMNE RIVER NR OAKLAND RECREATION CAMP CAL	11281000	1948	1975	1975	2002	225.3	431	1066	1018	0.29
462	SACRAMENTO RIVER AT DELTA CALIF	11342000	1948	1975	1975	2002	1100.7	982	1617	949	0.38
463	HAT CREEK NEAR HAT CREEK CALIF	11355500	1948	1971	1971	1994	419.6	321	1278	1161	0.35
464	INDIAN CREEK NR CRESCENT MILLS CALIF	11401500	1948	1970	1970	1993	1914	256	814	1161	0.35
465	EAST BRANCH OF NF FEATHER R NR RICH BAR CALIF	11403000	1950	1968	1968	1982	2654.7	354	891	1164	0.35
466	NORTH YUBA RIVER BELOW GOODYEARS BAR, CALIF.	11413000	1948	1975	1975	2002	647.5	1080	1712	1179	0.36
467	NF AMERICAN R AT NORTH FORK DAM CALIF	11427000	1948	1975	1975	2002	885.8	840	1475	1146	0.36
468	SPRAGUE RIVER NEAR BEATTY,OREG.	11497500	1953	1972	1972	1991	1328.7	208	551	967	0.37
469	SPRAGUE RIVER NEAR CHILOQUIN,OREG.	11501000	1948	1974	1974	2001	4092.2	150	537	934	0.44
470	TRINITY R AT HOOPA CALIF	11530000	1948	1975	1975	2002	7389.2	631	1376	993	0.43
471	SMITH RIVER NEAR CRESCENT CITY, CALIF.	11532500	1948	1975	1975	2002	1577.3	2212	2752	752	0.47
472	CHEHALIS RIVER NEAR GRAND MOUND, WASH.	12027500	1948	1975	1975	2002	2318	1135	1559	599	0.64
473	WHITE RIVER NEAR BUCKLEY, WASH.	12098500	1948	1975	1975	2002	1038.6	1263	1872	661	0.65
474	SKYKOMISH RIVER NEAR GOLD BAR, WASH.	12134500	1948	1975	1975	2002	1385.6	2643	2668	672	0.68
475	SNOQUALMIE RIVER NEAR SNOQUALMIE, WASH.	12144500	1958	1980	1980	2002	971.2	2489	2475	664	0.67
476	SNOQUALMIE RIVER NEAR CARNATION, WASH.	12149000	1948	1975	1975	2002	1561.8	2135	2332	661	0.67
477	BLACKFOOT RIVER NEAR BONNER, MT.	12340000	1948	1975	1975	2002	5931.1	245	650	774	0.62
478	MIDDLE FORK FLATHEAD RIVER NEAR WEST GLACIER MT	12358500	1948	1975	1975	2002	2921.5	909	1142	777	0.66
479	COEUR D'ALENE RIVER AT ENAVILLE IDAHO	12413000	1948	1975	1975	2002	2318	756	1179	774	0.61
480	COEUR D'ALENE RIVER NR CATALDO, IDAHO	12413500	1948	1967	1967	2002	3159.8	767	1205	774	0.61
481	METHOW RIVER AT TWISP, WA	12449500	1948	1961	1961	2002	3369.6	420	913	708	0.54
482	METHOW RIVER NR PATEROS, WASH.	12449950	1959	1981	1981	2002	4589.5	310	850	712	0.54
483	WENATCHEE RIVER AT PESHASTIN, WASH.	12459000	1948	1975	1975	2002	2590	1106	1606	683	0.62
484	WENATCHEE RIVER AT MONITOR, WASH.	12462500	1962	1982	1982	2002	3369.6	869	1449	686	0.61
485	SF BOISE RIVER NR FEATHERVILLE ID	13186000	1948	1975	1975	2002	1644.6	416	767	774	0.45
486	MORES CREEK AB ROBIE CREEK NR ARROWROCK DAM ID	13200000	1950	1976	1976	2002	1033.4	245	840	785	0.42
487	SALMON RIVER NR CHALLIS ID	13298500	1948	1960	1960	1971	4662	321	803	799	0.51
488	SALMON RIVER AT SALMON ID	13302500	1948	1975	1975	2002	9738.4	186	537	814	0.55
489	SELWAY RIVER NR LOWELL ID	13336500	1948	1975	1975	2002	4946.9	701	993	774	0.62
490	LOCHSA RIVER NR LOWELL ID	13337000	1948	1975	1975	2002	3056.2	872	1288	774	0.63
491	N FK CLEARWATER RIVER AT BUNGALOW RANGER STA ID	13340500	1948	1958	1958	1969	2579.6	1011	1486	774	0.63
492	N FK CLEARWATER RIVER NR CANYON RANGER STA ID	13340600	1967	1985	1985	2002	3522.4	887	1416	774	0.64
493	PALOUSE RIVER AT HOOPER, WASH.	13351000	1951	1976	1976	2002	6475	77	526	1000	0.52
494	CROOKED R NR PRINEVILLE, OREG.	14080500	1948	1970	1970	1991	6993	47	361	920	0.48
495	WHITE RIVER BELOW TYGH VALLEY,OREG.	14101500	1948	1969	1969	1990	1080	365	807	803	0.54
496	KLICKITAT RIVER NEAR PITT, WASH.	14113000	1948	1975	1975	2002	3359.2	438	847	770	0.54
497	CISPUS RIVER NEAR RANDLE, WASH.	14232500	1948	1972	1972	1996	831.4	1456	2073	694	0.63
498	COWLITZ RIVER NR RANDLE, WASH.	14233400	1948	1971	1971	1994	2667.7	1617	2018	683	0.64
499	SOUTH UMPQUA RIVER AT TILLER, OREG.	14308000	1948	1974	1974	2001	1162.9	814	1299	814	0.52
500	UMPQUA RIVER NEAR ELKTON, OREG.	14321000	1948	1974	1974	2001	9538.9	730	1270	763	0.57
501	ROGUE RIVER AT RAYGOLD NR CENTRAL PT,OREG.	14359000	1948	1974	1974	2001	5317.2	511	1044	850	0.53

Tableau B.1. Bassins versants aux États Unis

Bassins versants en France

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
502	la DOLLER à LERCHENMATT (AVAL)	A1202020	1965	1977	1977	1990	8	1767	2292	635	0.52
503	WAGENSTAHLBACH à LERCHENMATT	A1204410	1965	1972	1972	1984	3	1606	2285	635	0.53
504	BOURBACH à BOURBACH-LE-BAS	A1226910	1973	1976	1978	1983	13	723	1223	635	0.41
505	MURBACH à BUHL	A1515810	1964	1968	1972	1977	7	584	1263	719	0.52
506	BRUCHE à SAINT-BLAISE	A2702010	1976	1983	1983	1990	39	774	1420	704	0.54
507	CHERGOUTTE à BELMONT	A2713710	1967	1971	1971	1976	3	1069	1292	704	0.53
508	la MOSELLE à FRESSE	A4020610	1971	1975	1975	1979	69	1445	1854	704	0.53
509	la MOSELOTTE à ZAINVILLIERS	A4152010	1970	1975	1975	1980	183	1358	1657	704	0.52
510	CLEURIE à CLEURIE	A4173010	1970	1975	1975	1980	66	1000	1493	704	0.53
511	la MOSELLE à NOIR GUEUX	A4200630	1970	1975	1975	1980	621	1168	1646	668	0.53
512	La MOSELLE à EPINAL	A4250640	1971	1975	1975	1980	1219	956	1434	704	0.56
513	la VOLOGNE à JARMENIL	A4362010	1970	1975	1975	1980	369	767	1321	704	0.53
514	le DURBION à VAXONCOURT	A4442010	1970	1975	1975	1980	144	339	993	642	0.52
515	AVIERE à FRIZON-BASSE	A4632010	1970	1975	1975	1980	104	347	942	635	0.5
516	le MADON à MIRECOURT	A5251010	1970	1975	1975	1980	383	365	883	650	0.5
517	le BRENON à AUTREY-SUR-MADON	A5422010	1970	1975	1975	1980	142	263	770	650	0.5
518	La MOSELLE à TOUL	A5730610	1970	1975	1975	1980	3340	599	1124	664	0.58
519	le TERROUIN à VILLEY-SAINT-ETIENNE	A5842010	1970	1974	1974	1980	169	120	741	650	0.44
520	La Meurthe à Damelevières	A6271010	1971	1975	1975	1979	2288	412	1018	668	0.56
521	la VEZOUZE à LUNEVILLE	A6561110	1970	1975	1975	1979	559	325	818	704	0.49
522	la MORTAGNE à AUTREY-STE-HELENE	A6621210	1973	1974	1974	1976	98	496	967	704	0.47
523	La MEURTHE à MALZEVILLE	A6941010	1970	1975	1975	1980	2914	383	1051	675	0.57
524	La MOSELLE à CUSTINES	A7010610	1973	1977	1977	1980	6830	482	1022	664	0.59
525	la SEILLE à VIC-SUR-SEILLE	A7581010	1970	1973	1973	1976	371	172	737	668	0.5
526	la SEILLE à NOMENY	A7821010	1970	1975	1975	1980	923	226	737	668	0.5
527	La MOSELLE à HAUCONCOURT	A7930610	1970	1975	1975	1980	9387	402	960	664	0.6
528	la CANNER à BETTELAINVILLE	A8712010	1970	1980	1980	1989	30	234	767	653	0.49
529	ru de MONTENACH à SIERCK-LES-BAIN	A8853010	1969	1976	1976	1984	47	292	858	653	0.45
530	SARRE BLANCHE Ó LANEUVEVILLE	A9001050	1968	1975	1975	1983	64	628	953	704	0.49
531	SARRE ROUGE Ó VASPERVILLER	A9013050	1968	1975	1975	1983	90	548	1212	704	0.54
532	SARRE Ó HERMELANGE	A9021050	1968	1975	1975	1983	193	358	1084	704	0.54
533	la SOLRE à FERRIRE-LA-GRANDE	D0206010	1975	1979	1979	1983	115	394	876	668	0.52
534	L' Aa à Wizernes dans le Pas-de-Ca	E4035710	1973	1980	1980	1986	392	383	942	650	0.53
535	YSER à BAMBAECQUE-ENGELSHOF	E4905710	1980	1985	1985	1989	236	197	694	657	0.49
536	SEINE Ó PLAINES-ST-LANGES	H0100020	1968	1975	1975	1983	704	518	923	675	0.49
537	LAIGNES à CHAUMES-LES-BAIGNEUX	H0203010	1978	1983	1983	1987	87	128	964	675	0.41
538	La LAIGNES à MOLESMES	H0203020	1968	1975	1975	1983	614	179	847	697	0.48
539	SEINE à POLISY	H0210010	1968	1975	1975	1983	1450	336	872	675	0.53
540	L' OURCE à AUTRICOURT	H0321030	1969	1979	1979	1988	548	394	876	697	0.51
541	L' OURCE à CELLE-SUR-OURCE	H0321040	1972	1980	1980	1987	730	391	876	697	0.5
542	SEINE à BAR-SUR-SEINE	H0400010	1972	1980	1980	1987	2340	350	883	675	0.55
543	AUBE Ó OUTRE-AUBE	H1051020	1972	1978	1978	1984	657	365	931	675	0.52
544	AUJON Ó RENNEPONT	H1122010	1972	1978	1978	1984	481	431	938	675	0.51
545	AUBE Ó BLAINCOURT	H1231010	1972	1978	1978	1984	1640	380	916	675	0.54
546	La TRACONNE au MOULIN DE l'ETANG	H1932010	1974	1981	1981	1989	112	175	708	708	0.44
547	SEREIN Ó CHABLIS	H2342010	1980	1985	1985	1989	1120	259	902	745	0.54
548	YONNE Ó COURLON	H2721010	1980	1984	1984	1988	10700	332	850	704	0.57
549	OUANNE à TOUCY	H3102010	1969	1981	1981	1993	160	190	767	745	0.47
550	Le LOING à CHALETTE-SUR-LOING	H3201010	1976	1985	1985	1993	2300	161	726	752	0.51
551	LE FUSAIN à COURTEMPIERRE	H3522010	1974	1978	1978	1982	375	113	686	767	0.48
552	LE LUNAIN à PALEY	H3613010	1963	1978	1978	1994	163	99	686	737	0.46
553	LE LUNAIN à EPISY	H3613020	1985	1989	1989	1994	252	77	697	737	0.5
554	Le LOING à EPISY	H3621010	1980	1987	1987	1994	3900	146	708	748	0.53
555	L'ORVANNE à BLENNES	H3623010	1977	1985	1985	1994	108	110	723	756	0.45
556	LE RU D'ANCOEUR à BLANDY	H3923010	1982	1987	1987	1991	181	84	730	704	0.49
557	ORGE AU BREUIL	H4232040	1982	1988	1988	1994	632	113	639	701	0.5
558	YVETTE A VILLEBON	H4243010	1982	1988	1988	1994	224	201	639	701	0.5
559	ORGE Ó MORSANG SUR ORGE	H4252010	1982	1988	1988	1994	922	120	639	701	0.5
560	L' YERRES à COURTOMER	H4322010	1967	1976	1976	1984	427	117	730	704	0.5
561	L' YERRES à PONT MASSAT	H4332020	1982	1985	1985	1988	889	201	726	704	0.43
562	Le REVEILLON à La JONCHERE	H4333410	1981	1985	1985	1988	55	193	704	704	0.45
563	ROGNON à SAUCOURT-SUR-ROGNON	H5062010	1976	1980	1980	1985	614	489	1026	697	0.55
564	SAULX à PANCEY	H5102010	1970	1978	1978	1984	40	511	1073	697	0.47
565	SAULX à COUVONGES	H5102020	1974	1978	1978	1981	475	533	1084	697	0.56
566	ORNAIN à FAINS-LES-SOURCES	H5122310	1973	1979	1979	1985	820	438	1055	697	0.56
567	ru de MALVAL à NANCOIS-SUR-ORNAIN	H5123210	1971	1974	1974	1977	31	537	960	697	0.49
568	CHEE à VILLOTTE-DEVANT-LOUPPY	H5142610	1975	1980	1980	1985	113	460	993	697	0.53
569	VIERE à VAL DE VIERE	H5153010	1973	1979	1979	1988	166	274	876	697	0.52
570	SAULX à VITRY-EN-PERTHOIS	H5172010	1975	1980	1980	1985	2100	394	978	697	0.57
571	BRUXENELLE à BRUSSON	H5173110	1973	1979	1979	1988	136	259	934	697	0.51
572	SOUDE à SOUDRON	H5213310	1973	1980	1980	1988	105	190	726	683	0.49
573	SURMELIN à SAINT-EUGENE	H5302010	1973	1980	1980	1988	454	215	807	712	0.51
574	PETIT MORIN à MONTMIRAIL	H5412010	1973	1980	1980	1988	354	197	752	737	0.5
575	PETIT MORIN à JOUARRE	H5412020	1973	1977	1977	1981	605	186	748	737	0.5
576	L'OURCQ à CHOUY	H5522010	1988	1991	1991	1994	345	204	730	712	0.49
577	LA THEROUANE à GUE à TRESMES	H5613020	1973	1980	1980	1988	167	120	715	737	0.49
578	L'ORGEVAL au THEIL	H5723010	1973	1980	1980	1988	104	237	712	737	0.46
579	RU DU FOSSE ROGNON à MELARCHEZ	H5723210	1973	1980	1980	1988	7	241	748	737	0.46
580	LE GRAND-MORIN à MONTRY	H5752020	1977	1982	1982	1987	1190	219	734	737	0.52
581	LA BEUVRONNE à COMPANS	H5813010	1980	1984	1984	1988	97	135	719	737	0.5
582	LE RU DE LA GONDOIRE à DEUIL	H5833010	1979	1984	1984	1988	19	183	748	704	0.46
583	SEINE à PARIS (PONT D'AUSTERLITZ)	H5920010	1981	1984	1984	1988	43800	219	781	712	0.59
584	L'OISE à HIRSON (161m, depuis 1965	H7021010	1982	1985	1985	1988	315	522	956	683	0.49
585	EPTE à GOURNAY-EN-BRAY	H8012010	1977	1982	1982	1987	246	234	803	657	0.53
586	le COINON à MAINVILLIERS	H9033310	1977	1981	1981	1985	45	22	672	715	0.53
587	l'ITON à MANTHELON	H9402010	1970	1976	1976	1983	414	77	683	690	0.51
588	AUSTREBERTHE à DUCLAIR	H9923010	1971	1979	1979	1987	208	296	891	631	0.53
589	GRANCHAIN à GRANCHAIN	I0129910	1977	1982	1982	1987	11	40	872	690	0.55
590	SIENNE à LA GUERMANDERIE	I7001010	1972	1981	1981	1990	19	763	1237	694	0.53
591	THAR à LEZEAUX	I7913610	1970	1980	1980	1990	72	475	832	734	0.53
592	le NANCON à LECOUSSE	J0014010	1970	1980	1980	1988	67	336	872	726	0.48
593	LOYSANCE à MOULIN NEUF ST-OUEN LA	J0144010	1976	1982	1982	1988	82	303	872	730	0.5
594	LEGUER (BELLE-ISLE-EN-TERRE)	J2233010	1973	1983	1983	1992	260	595	953	686	0.47
595	QUEFFLEUTH à LESQUIFIOU PLOURIN-LE	J2614010	1973	1980	1980	1989	88	493	993	672	0.55
596	ABER OUEST à LE DRENNEC	J3205710	1979	1984	1984	1990	24	613	1179	672	0.59
597	ELORN a COMMANA	J3403020	1983	1986	1986	1989	9	982	1296	672	0.6

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
598	AULNE à LE GOASC-EN-SCRIGNAC	J3601810	1975	1983	1983	1991	117	599	1205	672	0.59
599	DOUFFINE à KERBRIANT EN SEGAL	J3834010	1982	1986	1986	1990	138	672	1205	672	0.59
600	GOYEN à KERMARIA EN PONT CROIX	J4014010	1979	1985	1985	1990	89	467	1084	672	0.55
601	JET à ERGUE-GABERIC	J4224010	1977	1983	1983	1990	108	624	1205	704	0.57
602	MOROS à CONCARNEAU (D22)	J4514010	1982	1987	1987	1992	20	515	1124	752	0.53
603	STER-GOZ à TREBALAY, BANNALEC	J4614010	1977	1983	1983	1990	70	690	1256	752	0.56
604	AVEN à PONT AVEN (BOIS D'AMOUR)	J4623010	1977	1983	1983	1990	184	675	1245	704	0.57
605	EVEL à GUENIN	J5613010	1970	1979	1979	1988	316	318	774	752	0.47
606	COET ORGAN à KERDEC-EN-QUISTINIC	J5704810	1986	1988	1988	1991	48	489	1018	752	0.51
607	ROHAN à MENIMUR EN VANNES	J6407120	1978	1983	1983	1988	22	387	931	748	0.49
608	VILAINE à SERVON-SUR-VILAINE	J7060620	1970	1979	1979	1988	604	281	785	726	0.45
609	VAUNOISE à VILLEBRIOUX ST GILLES	J7373110	1972	1977	1977	1983	61	208	745	726	0.45
610	L'ECOTAY Ô MARLHES	K0568310	1978	1985	1985	1991	5	690	1007	759	0.44
611	CHARNASSON à LA RIVIERE	K0724510	1972	1984	1984	1996	11	285	763	715	0.45
612	LIGNON DE CHAMAZEL Ô CHEVELIERES	K0733220	1958	1978	1981	1996	60	945	905	737	0.44
613	LE VIZEZY Ô LA GUILLANCH	K0763310	1969	1981	1987	1996	43	518	825	737	0.44
614	LE RHODON Ô PERREUX	K1004510	1973	1985	1987	1993	32	263	858	715	0.34
615	la TEYSONNE à LA NOAILLERIE	K1084010	1980	1983	1983	1987	23	496	905	723	0.44
616	TERNIN à CHAMBOUX	K1263110	1977	1980	1980	1983	16	580	964	726	0.47
617	ARROUX à ETANG-SUR-ARROUX	K1321810	1972	1977	1977	1982	1798	438	891	719	0.51
618	ARROUX Ô RIGNY	K1341810	1967	1975	1975	1982	2277	420	905	719	0.53
619	BOUBINCE Ô VITRY EN CHAROLAIS	K1383010	1967	1975	1975	1982	819	336	956	719	0.49
620	ARROUX AU VERDIER	K1391810	1967	1975	1975	1982	3166	394	920	719	0.53
621	ALLIER Ô ROGLETON	K2010810	1976	1985	1985	1995	48	1073	1252	850	0.37
622	LANGOUYROU Ô LANGOGNE	K2064010	1971	1983	1983	1996	65	774	1095	759	0.46
623	CLAMOUZE Ô CHASTANIER	K2134010	1974	1984	1984	1996	50	493	953	759	0.44
624	GRANDRIEU Ô GRANDRIEU	K2163110	1974	1976	1980	1985	72	515	854	759	0.41
625	le CHAPEAUROUX à SAINT-BONNET-DE-	K2173010	1969	1974	1974	1978	398	507	913	807	0.45
626	ALLIER à MONISTROL D'ALLIER (L')	K2210810	1970	1974	1974	1978	988	548	1037	807	0.48
627	CRONCE à AUBAZAT	K2316210	1973	1982	1982	1990	130	387	872	759	0.48
628	ALLIER à VIEILLE BRIOUDE (L')	K2330810	1974	1981	1981	1987	2269	427	1007	807	0.52
629	LIDENNES à COUTEUGES	K2365510	1973	1984	1984	1996	46	204	741	741	0.47
630	LAGNON Ô MURAT	K2506010	1974	1979	1979	1983	20	1190	1402	748	0.46
631	le JORON à BEAUREGARD-L'EVEQUE	K2714010	1979	1984	1984	1989	124	245	777	810	0.42
632	DOLORE Ô MOULIN NEUF (MAYRES)	K2834010	1970	1978	1978	1984	70	540	1018	737	0.51
633	FAYE Ô GIROUX (AUGEROLLES)	K2884010	1981	1985	1985	1990	72	770	1168	737	0.46
634	COUZON AU SALET (COURPIERES)	K2944010	1984	1987	1987	1990	74	595	1168	737	0.42
635	DORE A PESCHADOIRES	K2951910	1972	1976	1976	1980	1280	434	1077	737	0.54
636	SOURCE DE CHEZ PIERRE Ô CEYSSAT	K3206010	1982	1987	1987	1992	10	996	880	748	0.51
637	SIOULE à ST-PRIEST-DES-CHAMPS	K3292020	1972	1978	1978	1984	1300	460	770	723	0.44
638	la BOUBLE à CHAREIL CINTRAT	K3373010	1984	1987	1987	1990	555	175	781	723	0.44
639	BOUBLON LAGEES Ô FOURILLES	K3374710	1985	1990	1990	1995	71	135	770	723	0.47
640	SIOULE à ST-POURCAIN-SUR-SIOULE	K3382010	1972	1978	1978	1984	2458	336	770	723	0.44
641	RAMBERGE à POCE-SUR-CISSE	K4856020	1978	1984	1984	1990	62	139	704	781	0.46
642	VIENNE à SERVIERES	L0010610	1964	1979	1979	1994	60	964	1402	748	0.51
643	VIENNE Ô SAINT PRIEST	L0140610	1980	1988	1988	1995	1156	704	1252	661	0.52
644	LEYRENNE à MURAT	L0244510	1967	1979	1979	1990	61	493	1095	719	0.51
645	TAURION Ô SAINT PRIEST	L0321510	1980	1985	1985	1989	1030	606	1132	661	0.51
646	VIENNE A PEYRELEVADE	L0400610	1980	1985	1985	1989	2296	661	1205	661	0.53
647	AURENCE Ô MOULIN PINARD	L0614010	1965	1974	1974	1982	35	522	1040	719	0.45
648	LANDE Ô COUZEIX	L0615810	1982	1988	1988	1995	1	120	1040	719	0.45
649	GRAULADE Ô LA VILLATE	L5014110	1974	1978	1978	1982	18	431	1000	719	0.45
650	COUZE au MAZEAUD	L5114010	1965	1972	1972	1978	20	734	1099	719	0.5
651	la VIETTE à PONT DE LA BORDE	L8114010	1974	1977	1977	1980	33	398	982	715	0.45
652	COUASNON à PONTIGNE	L9203010	1969	1977	1977	1983	36	175	675	748	0.42
653	le TARY à GRUTEAU	L9214510	1969	1977	1977	1983	27	106	617	748	0.39
654	la VALLEE de la MALORNE Ô BOUVIL	M1024810	1972	1980	1980	1988	122	26	635	715	0.47
655	COUETRON à GLATIGNY	M1214010	1978	1984	1984	1990	85	223	745	715	0.45
656	LE GRAND LAY Ô ST PROUANT MONSIREI	N3001610	1970	1983	1983	1995	131	321	825	865	0.46
657	RUISSEAU DES GOURDS à LIMBRASSAC	O1576910	1980	1985	1985	1990	5	299	843	902	0.4
658	la LEZE à ARTIGAT	O1814040	1975	1980	1980	1984	98	336	814	723	0.39
659	GIROU à SCOPONT	O2304020	1970	1978	1978	1985	107	193	774	913	0.41
660	la GIMONE à BOULOGNE-LUNAX	O2703330	1967	1971	1971	1974	40	551	927	836	0.37
661	LAUZE à FAGET ABBATIAL	O2725010	1973	1979	1979	1985	36	193	770	843	0.37
662	PEST à COLOGNE	O2825010	1970	1977	1977	1983	19	142	690	818	0.38
663	MARRES Ô CORDES-TOLOSANNES	O2886210	1974	1976	1976	1978	1	131	708	818	0.36
664	GOUDECH Ô LA CEPEDE	O3006710	1959	1969	1969	1979	10	1734	1723	807	0.36
665	TARN Ô FONTCHALETTES	O3011010	1959	1969	1969	1979	67	1694	1734	807	0.36
666	RIEUMALET Ô PONT DE MONTVERT	O3015520	1976	1986	1986	1996	20	1504	1548	807	0.36
667	MIRALS Ô RHUNES	O3026210	1960	1968	1968	1974	11	1037	1336	807	0.42
668	BRIANCON Ô COCURES 2	O3035210	1960	1977	1977	1989	25	774	1051	807	0.41
669	BREZE à MEYRUEIS	O3165010	1970	1980	1980	1990	36	909	1653	829	0.46
670	DOURBIE AU MAZET	O3314010	1975	1983	1983	1990	42	1748	1814	829	0.45
671	SORGUES Ô ST AFFRIQUE	O3584610	1968	1971	1971	1975	332	745	1095	898	0.4
672	DOURDOU Ô BEDOS	O3594010	1968	1971	1971	1975	658	595	978	898	0.43
673	AGOUT Ô FRAISSE	O4102510	1968	1981	1981	1991	48	1062	1515	883	0.46
674	DADOU à ST-JEAN-DE-JEANNE	O4704030	1971	1980	1980	1989	72	715	1281	883	0.41
675	VIOULOU Ô TREBON-BAS	O5344010	1981	1987	1987	1993	57	613	1110	836	0.42
676	LAMBRONNE à LAMONTJOIE	O6475910	1967	1970	1970	1973	6	193	756	767	0.41
677	ESCLANCIDE aux SALCES	O7015810	1978	1988	1988	1996	31	551	883	829	0.36
678	LOT Ô MENDE	O7021530	1974	1981	1983	1989	250	580	982	829	0.42
679	BRAMONT aux FONTS	O7035010	1974	1982	1982	1989	116	507	1026	829	0.4
680	LOT Ô BRAMONAS	O7041510	1974	1982	1982	1989	465	580	1037	829	0.46
681	COLAGNE Ô GANIVET	O7054010	1962	1966	1966	1970	89	591	887	829	0.4
682	COLAGNE au MONASTIER	O7094010	1974	1982	1982	1989	456	420	942	829	0.45
683	LOT Ô LA MOTHE	O7101510	1974	1982	1982	1989	1164	456	993	829	0.48
684	BORALDE DE ST-CHELY Ô CASTELNAU	O7145220	1982	1986	1986	1990	53	964	1274	829	0.49
685	BORALDE DE BONNEVAL	O7155010	1963	1967	1967	1972	100	938	1215	829	0.44
686	CAUSSANNE à CABRESPINES	O7175010	1961	1967	1967	1972	41	737	1307	829	0.44
687	LOT Ô ENTRAYGUES	O7191510	1979	1983	1983	1987	2180	456	1055	767	0.49
688	TRUYERE Ô SERVERETTE	O7202510	1961	1965	1965	1970	72	1059	953	829	0.47
689	LIMAGNOLLE à ST-ALBAN	O7265010	1971	1980	1980	1988	76	438	905	759	0.47
690	BES Ô MARCHASTEL	O7404010	1984	1987	1987	1990	30	953	1336	759	0.42
691	ONDES à LES ONDES	O7625210	1970	1975	1975	1980	37	763	1274	767	0.44
692	TRUYERE Ô ENTRAYGUES	O7692510	1979	1985	1985	1991	3280	631	1288	767	0.47

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
693	LOT Ö ENTRAYGUES	O7701510	1979	1985	1985	1991	5460	595	1237	767	0.48
694	CADANNE à PONDAURAT	O9196210	1970	1980	1980	1990	9	135	781	785	0.43
695	DORDOGNE Ö SAINT-SAUVES	P0010010	1960	1968	1968	1975	87	1427	1383	719	0.51
696	BURANDE Ö LA TOUR D'AUVERGNE	P0115010	1980	1986	1986	1992	20	1591	1540	767	0.53
697	BURANDE Ö SINGLES	P0115020	1980	1986	1986	1992	80	1226	1540	719	0.53
698	la RHUE à EGLISENEUVE D'ENTRAIGU	P0212510	1966	1970	1970	1974	39	1332	1526	770	0.54
699	SUMENE Ö CHEYRANGES	P0804010	1988	1992	1992	1996	53	1037	1489	719	0.5
700	SUMENE Ö PONT DE VENDES	P0874020	1961	1965	1965	1969	284	467	1303	719	0.53
701	MARS Ö PONT DE VENDES	P0885010	1961	1965	1965	1969	117	1073	1657	719	0.53
702	SUMENE Ö PONT DE VENDES	P0894010	1961	1965	1965	1969	401	639	1445	719	0.56
703	TRIOUZOUNE à ST ANGEL	P0924010	1962	1970	1970	1982	76	759	1245	770	0.51
704	LUZEGE Ö PONT DE MAUSSAC	P1114010	1965	1973	1973	1980	84	719	1310	770	0.51
705	CERE Ö COMBLAT LE PONT	P1712910	1960	1973	1973	1996	88	1606	1745	748	0.45
706	VEZERE Ö MAISONNIAL	P3001010	1965	1978	1978	1995	52	887	1497	770	0.51
707	ARS Ö ARS	P3015410	1965	1978	1978	1995	33	982	1497	770	0.51
708	MAYNE Ö ST CYR	P3245010	1968	1978	1978	1987	49	453	1051	748	0.46
709	CORREZE Ö PONT DE LANOUR	P3322510	1964	1971	1971	1977	54	1208	1391	770	0.48
710	CORREZE Ö CORREZE	P3352510	1961	1970	1970	1980	167	1128	1361	737	0.51
711	VIMBELLE Ö MOULIN DU BOS	P3464010	1961	1969	1971	1981	147	777	1387	661	0.51
712	CORREZE Ö TULLE	P3522510	1961	1971	1971	1981	356	945	1372	737	0.53
713	MONTANE Ö PONT DU JAY	P3614010	1964	1971	1971	1977	43	931	1449	748	0.49
714	IZAUTE à MONTLEZUN	Q2094310	1969	1978	1978	1985	111	266	913	752	0.44
715	GRAND ARRIOU à BIGANON	S2224610	1968	1980	1980	1990	108	307	982	803	0.47
716	BOURON à MOULIN-DU-MOINE	S2235610	1968	1980	1980	1990	36	248	956	803	0.47
717	MAGESCQ à MAGESCQ	S4214010	1970	1980	1980	1990	60	584	1299	752	0.48
718	RU DES THUILLERES à RELANGES	U0005810	1975	1982	1982	1989	17	405	993	675	0.49
719	RU DES AILES à BLEURVILLE	U0025410	1975	1982	1982	1988	8	504	971	675	0.49
720	l' OGNON à FOURGUENONS	U1004010	1978	1982	1984	1986	73	1610	1723	635	0.53
721	le RAHIN à PLANCHER-BAS	U1025010	1977	1979	1981	1983	33	1960	1935	635	0.53
722	LE DOUBS Ö PONTARLIER (U2022010)	U2022010	1961	1973	1973	1985	350	712	1537	672	0.54
723	LE DRUGEON Ö VUILLECIN	U2035020	1975	1982	1982	1988	191	555	1460	672	0.52
724	Le DOUBS à COURCLAVON (depuis 1959	U2142010	1969	1978	1978	1986	1240	865	1449	672	0.57
725	LE DESSOUBRE Ö SAINT-HIPPOLYTE (U	U2215020	1970	1980	1980	1988	560	781	1314	672	0.54
726	LE DOUBS Ö MATHAY (U2222010)	U2222010	1975	1980	1980	1985	2200	748	1424	672	0.55
727	LE SAINT NIVOLAS Ö ROUGEMONT LE CH	U2305210	1974	1977	1977	1979	9	1208	1639	635	0.49
728	LA SAVOUREUSE Ö BELFORT (U2345030)	U2345030	1965	1975	1975	1983	141	1044	1416	635	0.54
729	LA ROSEMONTOISE à CHAUX (U2345820)	U2345820	1974	1981	1981	1988	25	1256	1628	635	0.54
730	LE DOUBS Ö VOUJEAUCOURT	U2402010	1970	1978	1978	1984	3420	752	1424	672	0.55
731	GROSNE aux CHAMBOSSES	U3205210	1969	1973	1973	1977	31	562	1026	759	0.47
732	ARDIERES à BEAUJEU	U4505010	1973	1981	1981	1988	55	537	1219	745	0.45
733	VAUXONNE Ö ST-ETIENNE DES OULLIERE	U4515420	1987	1991	1991	1996	49	358	934	715	0.46
734	VALSERINE Ö CHEZERY	V1015030	1961	1969	1969	1976	119	1237	1832	723	0.45
735	VALSERINE Ö MOULIN DE METRAL	V1015040	1961	1969	1969	1976	395	1299	1562	723	0.46
736	SEMINE Ö COZ	V1015810	1961	1969	1969	1976	183	1544	1307	723	0.4
737	YZERON à CRAPONNE	V3015010	1976	1981	1981	1986	48	230	814	836	0.38
738	DORLAY Ö LA TERRASSE-SUR-DORLAY	V3115010	1972	1982	1982	1992	17	635	902	759	0.42
739	VALENCIZE Ö CHAVANAY	V3315010	1983	1988	1988	1993	36	347	858	836	0.4
740	RUISSEAU DES PREAUX Ö BOURG ARGENT	V3515610	1978	1985	1985	1991	22	613	986	796	0.45
741	EMBROYE Ö TOULAUD	V4025010	1981	1989	1989	1996	7	540	986	1026	0.37
742	GLUEYRE Ö TISONECHE	V4145210	1975	1985	1985	1995	71	956	1263	1000	0.35
743	CEZE à ECHELETTE	V5404020	1965	1969	1969	1972	79	1004	1639	898	0.33
744	HOMOL à ECHELETTE	V5406010	1967	1969	1969	1971	34	1146	1664	898	0.26
745	HOMOL Ö DAVALADOU	V5406020	1976	1980	1980	1984	31	1142	1394	887	0.27
746	GANIERE à BANNE-LE-PONTEIL	V5425210	1964	1970	1970	1976	55	945	1464	1000	0.33
747	le BREGOUX à AUBIGNAN	V6155610	1967	1977	1977	1988	39	124	653	1022	0.25
748	GARDON DE SAINT MARTIN Ö LA ROQUET	V7104010	1981	1984	1984	1988	31	599	1595	898	0.35
749	GARDON DE SAINT GERMAIN Ö LA BASTI	V7105210	1981	1984	1984	1988	31	715	1664	898	0.33
750	GARDON DE SAINTE CROIX Ö GABRIAC (	V7115010	1985	1989	1989	1993	33	975	1445	898	0.33
751	GARDON DE MIALET Ö ROUCAN	V7124010	1970	1974	1974	1979	239	1124	1577	1040	0.37
752	GARDON ST JEAN Ö SOUCIS	V7135020	1970	1974	1974	1979	263	606	1825	1040	0.46
753	COULEGNE à COLOGNAC	V7136610	1966	1970	1970	1973	1	1690	1310	1018	0.31
754	GARDON D ANDUZE	V7144010	1970	1974	1974	1979	546	916	1701	1040	0.46
755	GARDON D'ALES Ö LA FARELLE	V7155020	1954	1958	1960	1965	30	1128	1756	898	0.37
756	RIOU à SAINT-GENIS (MILIEU)	X1045820	1971	1980	1980	1990	15	226	913	905	0.3
757	BAILLAURY à BANYULS	Y0105210	1968	1980	1980	1990	18	347	697	1248	0.22
758	MASSANE à MAS D'EN TORRENT	Y0115410	1966	1978	1978	1990	16	529	745	1248	0.24
759	MONDONY Ö AMELIE-LES-BAINS	Y0245210	1977	1981	1981	1987	32	434	909	986	0.29
760	TET A MARQUXANES	Y0444010	1980	1984	1984	1990	834	310	734	1248	0.28
761	BOULES à CASEFABRE	Y0466010	1973	1981	1981	1990	59	274	734	1248	0.28
762	TET A PERPIGNAN	Y0474030	1973	1981	1981	1990	1300	248	734	1248	0.28
763	MATASSA à ALBAS	Y0626410	1973	1981	1981	1990	41	190	719	1077	0.26
764	DURE aux MARTYS	Y1355410	1974	1985	1985	1995	12	1106	1529	975	0.46
765	OGNON Ö PEPIEUX	Y1445010	1980	1985	1985	1990	47	172	945	1077	0.38
766	ORBIEU à MONTJOI,LE MOULIN	Y1514010	1972	1982	1982	1990	75	376	989	1161	0.44
767	CESSE Ö FERRALS-LES-MONTAGNES	Y1605020	1977	1981	1981	1984	6	1938	1288	975	0.43
768	CESSE Ö CANTINERGUES	Y1605030	1977	1980	1980	1983	47	832	1288	975	0.43
769	HERAULT Ö VALLERAUGUE	Y2002010	1975	1979	1979	1983	46	1661	1942	898	0.46
770	SALAGOU à AUDRAN	Y2235010	1959	1963	1963	1968	78	438	1007	1077	0.3
771	la MALIERE au GOURD DE L'ASTRE	Y4616220	1968	1973	1973	1978	12	489	832	1223	0.24
772	CARAMY à VINS-SUR-CARAMY	Y5105010	1972	1977	1977	1983	215	438	971	1223	0.26
773	la VERNE aux CABRIS	Y5436210	1977	1980	1980	1984	38	369	1026	1084	0.24
774	le GOLO à ALBERTACCE	Y7002020	1980	1988	1988	1995	92	1161	1077	1026	0.37
775	l'ERCO à CALACUCCIA	Y7006010	1979	1985	1985	1992	23	1117	880	1026	0.24
776	l' ASCO à CANAVAGGIA	Y7114010	1962	1970	1970	1978	366	478	697	1026	0.29
777	le GOLO à VOLPAJOLA	Y7212010	1976	1984	1984	1991	930	511	953	1026	0.36
778	le BEVINCO à OLETTA	Y7315010	1970	1980	1980	1990	53	380	653	1026	0.3
779	LURI à CAMPO	Y7415210	1979	1984	1984	1989	19	354	712	1026	0.28
780	l'ACQUA TIGNESE à ERSA	Y7416010	1979	1987	1987	1994	4	248	558	1026	0.23
781	ALISO à MALPERGO	Y7505010	1972	1977	1977	1982	68	223	566	1026	0.21
782	REGINO à REGINO	Y7615010	1969	1979	1979	1989	44	310	675	1026	0.24
783	la FIGARELLA à CALENZANA	Y7715010	1961	1966	1966	1971	33	1059	704	1026	0.27
784	le FANGO à GALERIA	Y7804010	1977	1987	1987	1995	129	562	814	1007	0.29
785	la SAGONE à VICO	Y8005210	1978	1984	1984	1989	56	314	1234	989	0.35
786	la LIAMONE à ARBORI	Y8124010	1985	1988	1988	1992	325	861	1416	989	0.39
787	le BOTORACCI à CHIAVARI	Y8505010	1980	1987	1987	1993	3	350	741	989	0.3

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
788	le TARAVO à BAINS DE GUITERA	Y8614010	1961	1971	1971	1981	157	1004	1073	989	0.39
789	le TARAVO à ZIGLIARA	Y8624010	1988	1991	1991	1995	335	672	1110	989	0.36
790	la RIZZANESE à ZOZA	Y8814010	1983	1989	1989	1995	130	923	891	989	0.31
791	l'ORTOLO à FOCE	Y8905010	1980	1988	1988	1995	70	383	934	989	0.34
792	le TAVIGNANO à CORTE	Y9012010	1969	1972	1972	1978	164	920	1095	1007	0.38
793	le VECCHIO à PONT de NOCETA	Y9025010	1970	1978	1978	1995	154	978	1139	1007	0.38
794	le TAVIGNANO à ANTISANTI II	Y9102010	1978	1981	1981	1984	566	745	1037	1007	0.39
795	le TAVIGNANO à ALTIANI	Y9102020	1968	1972	1972	1976	489	748	1153	1007	0.42
796	ALESANI à PIETRA-DI-VERDE	Y9205010	1968	1971	1971	1985	44	697	953	1026	0.23
797	la BRAVONE à TALLONE	Y9215010	1963	1967	1967	1971	66	482	993	1026	0.32
798	la BRAVONE à TALLONE	Y9215020	1982	1987	1987	1992	65	252	993	1026	0.32
799	le FIUM'ALTO à TAGLIO ISOLACCIO	Y9315010	1976	1985	1985	1994	114	376	916	1026	0.27
800	le FIUM'ORBO à GHISONI	Y9414010	1984	1988	1988	1992	114	1022	1153	1007	0.34
801	la SOLENZARA à SARI-SOLENZARA	Y9605220	1975	1980	1980	1985	97	610	821	989	0.31
802	la SOLENZARA à SARI-SOLENZARA	Y9605230	1988	1991	1991	1995	99	588	916	989	0.34
803	le CAVO à CONCA	Y9705210	1968	1972	1972	1976	57	799	756	989	0.32
804	le CAVO à CONCA	Y9705220	1976	1983	1983	1989	48	701	752	989	0.31
805	le STABIACCIO à SOTTA	Y9805010	1979	1987	1987	1994	24	456	967	989	0.3
806	le PETROSO à PORTO-VECCHIO	Y9806210	1979	1984	1984	1989	53	507	785	989	0.34

Tableau B.2. Bassins versants en France.

Bassins versants au Mexique

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles période 1		période 2		superficie (km²)	Débit (mm/an)	Pluie (mm/an)	ETP (mm/an)	PBP
807	AGUA CALIENTE	MEX01023	1948	1970	1970	1992	1577	15	354	978	0.13
808	STO DOMINGO	MEX01024	1949	1972	1972	1994	1100	40	223	1000	0.13
809	SAN CARLOS	MEX01026	1961	1978	1978	1994	685	18	281	927	0.14
810	PIEDRAS COLORADAS	MEX03003	1960	1971	1971	1981	120	4	201	1329	0.08
811	EL OREGANO	MEX09017	1941	1966	1966	1990	11606	11	500	1121	0.29
812	LA ANGOSTURA II	MEX09023	1943	1964	1964	1984	18395	22	558	854	0.4
813	SAN BERNARDO	MEX09067	1960	1977	1977	1994	7510	131	858	938	0.34
814	TEZOCOMA	MEX09068	1961	1978	1978	1994	901	29	694	1146	0.19
815	GUAMUCHIL	MEX10031	1938	1967	1967	1994	1645	51	595	1307	0.22
816	HUITES	MEX10037	1941	1967	1967	1992	26057	164	872	748	0.42
817	BAMICORI	MEX10057	1951	1969	1969	1986	223	55	807	1208	0.21
818	CHINIPAS	MEX10064	1965	1979	1979	1992	5098	208	774	996	0.29
819	IXPALINO	MEX10065	1952	1972	1972	1992	6166	237	1106	1117	0.37
820	CHOIX	MEX10066	1955	1975	1975	1994	1403	204	785	1212	0.19
821	PALO DULCE	MEX10077	1957	1972	1972	1987	6439	150	854	1095	0.34
822	LA TINA	MEX10078	1959	1971	1971	1983	254	29	639	1146	0.13
823	BADIRAGUATO	MEX10079	1974	1984	1984	1994	1018	223	1015	1267	0.26
824	EL QUELITE	MEX10083	1960	1976	1976	1992	835	128	832	1351	0.24
825	PERICOS	MEX10086	1960	1976	1976	1992	270	175	701	1321	0.18
826	TAMAZULA	MEX10087	1962	1978	1978	1994	2241	277	1175	1091	0.35
827	GUATENIPA (Suspendida)	MEX10088	1965	1967	1967	1968	8254	183	887	796	0.35
828	URIQUE II	MEX10100	1967	1981	1981	1994	4000	110	814	748	0.37
829	TOAHAYANA	MEX10110	1972	1979	1979	1985	5281	219	993	891	0.43
830	GUATENIPA II	MEX10112	1968	1981	1981	1994	8252	208	887	796	0.35
831	LA HUERTA	MEX10113	1969	1982	1982	1994	6149	193	891	770	0.34
832	JESUS CRUZ	MEX10119	1969	1977	1977	1985	1059	292	945	1029	0.34
833	ACAPONETA	MEX11014	1945	1965	1965	1994	5092	274	1128	996	0.38
834	LAS HABITAS	MEX11045	1964	1973	1973	1981	3535	478	1343	971	0.46
835	LAS TORTUGAS	MEX11070	1970	1982	1982	1994	863	277	1161	1212	0.37
836	ATAPANEO	MEX12221	1927	1960	1960	1993	912	168	829	953	0.4
837	CHIQUITO	MEX12224	1927	1957	1957	1989	78	135	832	996	0.34
838	QUERENDARO	MEX12314	1936	1961	1961	1985	133	219	690	942	0.3
839	SALIDAS MALPAIS	MEX12323	1960	1973	1973	1985	335	153	690	942	0.3
840	SALIDA TUNEL	MEX12341	1940	1966	1966	1992	486	120	891	880	0.37
841	SANTIAGO UNDAMEO	MEX12347	1939	1962	1962	1985	388	186	891	880	0.37
842	EL SALTO	MEX12365	1941	1968	1968	1994	489	99	891	880	0.37
843	"LA ""Y"""	MEX12374	1942	1966	1966	1993	1582	80	989	708	0.51
844	OTZOLOTEPEC	MEX12377	1942	1968	1968	1994	212	193	913	650	0.38
845	JACONA	MEX12379	1980	1986	1986	1992	126	365	770	1048	0.29
846	CAMECUARO	MEX12397	1943	1964	1964	1985	4	18542	869	971	0.33
847	PUENTE SAN ISIDRO	MEX12415	1947	1968	1968	1988	257	66	850	883	0.32
848	PUENTE CARRETERA II	MEX12451	1963	1974	1974	1985	885	47	978	675	0.5
849	CUIXTLA	MEX12469	1951	1973	1973	1994	854	157	803	1132	0.3
850	MOLOLOA	MEX12516	1958	1976	1976	1994	443	299	1248	1197	0.28
851	CALIXTLAHUACA	MEX12543	1961	1977	1977	1993	225	88	737	781	0.39
852	CERRO BLANCO	MEX12556	1962	1978	1978	1994	196	343	1048	1259	0.28
853	LA TRINIDAD	MEX12562	1962	1966	1966	1970	267	77	931	1084	0.3
854	LA EXPERIENCIA	MEX12573	1963	1979	1979	1994	217	675	931	1084	0.3
855	EL PLAN	MEX12588	1956	1975	1975	1994	1270	113	796	956	0.41
856	LA YERBABUENA	MEX12607	1965	1980	1980	1994	484	186	861	1000	0.28
857	TARIMBARO	MEX12620	1966	1976	1976	1985	95	106	679	902	0.24
858	IBARRILLA II	MEX12716	1972	1977	1977	1982	80.1	84	777	916	0.26
859	EL CHAPIN	MEX12717	1974	1984	1984	1994	226	117	701	953	0.27
860	TROJES	MEX12729	1974	1984	1984	1993	74	175	913	650	0.38
861	UNIVERSIDAD	MEX12738	1976	1980	1980	1983	51	40	767	730	0.37
862	PASO DE AROCHA	MEX13001	1949	1972	1972	1994	522	299	1132	1292	0.22
863	EL REFILION	MEX13002	1968	1981	1981	1994	200	307	1113	1281	0.22
864	CIHUATLAN	MEX15001	1946	1970	1970	1994	2028	365	1201	1303	0.36
865	EL CHIFLON	MEX15002	1953	1970	1970	1994	324	606	1573	1340	0.33
866	CAJON DE PEðA Margen Derecha	MEX15006	1954	1963	1963	1972	20	500	1424	1248	0.34
867	LA ZOPILOTA	MEX15009	1961	1978	1978	1994	99	230	1456	1365	0.31
868	TECOMATES	MEX15010	1961	1978	1978	1994	117	642	1456	1365	0.31
869	HIGUERA BLANCA II	MEX15014	1970	1982	1982	1994	2319	558	1168	1223	0.36
870	CAJON DE PEðA II	MEX15015	1975	1980	1980	1985	1187	442	1424	1248	0.34
871	QUITO II	MEX16014	1940	1967	1967	1994	2442	190	986	971	0.43
872	EL NOGAL	MEX16020	1977	1986	1986	1994	220	113	858	876	0.29
873	SAN GREGORIO	MEX16021	1944	1969	1969	1994	187	281	1011	891	0.35
874	EL CORCOVADO	MEX16024	1975	1985	1985	1994	2406	91	865	1102	0.35
875	YAUTEPEC	MEX18193	1949	1968	1968	1987	545.9	73	960	1212	0.29
876	ZIRITZICUARO	MEX18195	1978	1982	1982	1985	1701.4	321	1084	1201	0.37
877	EL CAJON	MEX18201	1949	1967	1967	1985	395	266	953	1413	0.28
878	TICUMAN	MEX18223	1951	1973	1973	1994	964.3	29	923	1164	0.31
879	AMACUZAC	MEX18232	1955	1975	1975	1994	2371.7	314	1073	1281	0.27
880	CHAMACUA	MEX18252	1974	1984	1984	1994	1158.1	237	1095	1413	0.37
881	PLACERES DE ORO (Suspendida)	MEX18255	1954	1959	1959	1963	2602.5	215	1080	1424	0.38
882	ZACATEPEC	MEX18264	1980	1987	1987	1994	697.1	274	1040	1223	0.36
883	ALPUYECA	MEX18269	1980	1987	1987	1994	103.9	493	1153	1194	0.35
884	TEMIXCO	MEX18271	1956	1975	1975	1994	331.1	215	1117	1208	0.32
885	TOMA TECOMATAPEC	MEX18319	1961	1975	1975	1988	61.4	504	1212	931	0.39
886	OROPEO	MEX18327	1962	1968	1968	1973	281.4	788	763	1420	0.26
887	PINZAN MORADO	MEX18329	1962	1978	1978	1993	1391	325	1091	1409	0.35
888	CAMOTLAN (Suspendida)	MEX18337	1963	1966	1966	1969	255	62	777	1186	0.19
889	XATAN (Suspendida)	MEX18338	1963	1966	1966	1994	161.6	117	635	993	0.22
890	SAN LUCAS	MEX18340	1963	1979	1979	1994	283.9	164	923	1445	0.24
891	TEZOATLAN	MEX18341	1963	1968	1968	1972	1380.1	51	876	1015	0.41
892	TEPONAHUAZO	MEX18342	1978	1986	1986	1994	3033.7	336	1153	1201	0.47
893	LOS MOLINOS (Suspendida)	MEX18347	1963	1965	1965	1968	322.5	102	887	876	0.32
894	TONALA	MEX18348	1963	1978	1978	1992	2801.4	47	818	1011	0.41
895	HUAMANTLA	MEX18349	1963	1979	1979	1994	551.5	18	675	748	0.37
896	SANTA FE	MEX18350	1963	1979	1979	1994	916.1	405	1190	1380	0.4
897	SAN MATEO	MEX18352	1963	1978	1978	1992	2016.4	190	1150	1000	0.39
898	TONAHUIXTLA	MEX18361	1978	1986	1986	1994	1266.3	33	500	1029	0.21
899	LAS HUERTAS (Suspendida)	MEX18365	1964	1967	1967	1969	2744.8	69	818	1004	0.41
900	EL MIRADOR (Suspendida)	MEX18369	1964	1966	1966	1968	22	825	803	1274	0.2
901	TARETARO	MEX18371	1964	1979	1979	1994	476.7	551	1113	1361	0.37
902	LA ANGOSTURA (Suspendida)	MEX18379	1965	1967	1967	1969	288.1	285	1142	993	0.3

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
903	LAS JUNTAS UNO	MEX18384	1965	1968	1968	1970	2351.7	44	854	1201	0.36
904	LAS JUNTAS 2	MEX18385	1965	1969	1969	1973	816.3	91	986	1215	0.33
905	TLANCUALPICAN	MEX18387	1965	1968	1968	1970	3173.7	77	876	1215	0.38
906	COYOL	MEX18395	1965	1972	1972	1978	518	66	1113	1361	0.37
907	SAN FRANCISCO YOSOCUTA (Suspendida)	MEX18398	1965	1967	1967	1969	911.9	29	726	996	0.24
908	TLALCHAPA	MEX18403	1966	1970	1970	1994	154.4	223	1037	1467	0.25
909	EL CHARCO	MEX18452	1969	1978	1978	1986	251.1	172	920	1424	0.22
910	LA JUNTA	MEX18485	1969	1981	1981	1992	866	95	690	1015	0.3
911	EL CARRIZO	MEX18496	1969	1972	1972	1974	268.1	259	1033	1307	0.25
912	TEZOATLAN II	MEX18538	1972	1982	1982	1992	1459	95	876	1015	0.41
913	ARCEO	MEX18539	1974	1980	1980	1985	424.4	84	683	1420	0.23
914	TEMASCALTEPEC	MEX18540	1973	1984	1984	1994	339.5	580	1088	1179	0.38
915	OBREGON (ANTES EL CARRIZO)	MEX18553	1973	1981	1981	1989	295	219	1033	1307	0.25
916	EL MIRADOR	MEX18554	1979	1987	1987	1994	322.5	336	1146	1161	0.39
917	COYUCA DE BENITEZ	MEX19002	1953	1974	1974	1994	1210	774	1230	1486	0.3
918	COYUQUILLA	MEX19003	1953	1974	1974	1994	564	646	1168	1460	0.32
919	TECPAN	MEX19005	1956	1975	1975	1994	1176	442	1212	1442	0.37
920	SAN LUIS	MEX19006	1953	1973	1973	1993	900	704	1164	1420	0.35
921	KM. 21+000	MEX19008	1953	1974	1974	1994	296	416	1164	1380	0.23
922	PETATLAN	MEX19009	1975	1985	1985	1994	456	767	1069	1482	0.37
923	SAN JER?NIMO	MEX19013	1975	1985	1985	1994	859	905	1230	1526	0.28
924	SAN JERONIMITO	MEX19014	1975	1985	1985	1994	713	467	1135	1413	0.41
925	LA UNION	MEX19016	1975	1985	1985	1994	1091	259	1004	1460	0.35
926	TUNCINGO	MEX19018	1969	1982	1982	1994	399	296	1205	1438	0.23
927	LA SALITRERA	MEX19022	1970	1982	1982	1993	824.3	307	1153	1424	0.33
928	OAXACA	MEX20005	1972	1978	1978	1984	1028.2	77	701	1128	0.38
929	QUETZALA	MEX20016	1959	1977	1977	1994	1995	1486	1321	1416	0.32
930	PASO DE LA REYNA	MEX20017	1960	1974	1974	1987	17617	299	993	1088	0.49
931	MARQUELIA	MEX20018	1962	1978	1978	1994	1103	708	1340	1434	0.32
932	IXTAYUTLA	MEX20021	1961	1976	1976	1991	7631	438	1048	1033	0.48
933	SAN CRISTOBAL	MEX20022	1975	1985	1985	1994	233	1069	1741	1267	0.39
934	ZIMATLAN	MEX20023	1972	1973	1973	1993	2662.8	80	701	1135	0.39
935	TOMATAL II	MEX20024	1970	1980	1980	1990	662.5	1088	1741	1431	0.37
936	LAS JUNTAS	MEX20025	1969	1977	1977	1984	2514	1084	1672	1190	0.43
937	TLAPACOYAN	MEX20026	1972	1983	1983	1993	3259	55	686	1121	0.37
938	OAXACA	MEX20027	1972	1982	1982	1992	1196.7	55	701	1128	0.38
939	LA CEIBA	MEX21002	1971	1980	1980	1989	1640.7	577	1095	1387	0.29
940	LA HAMACA	MEX21003	1972	1981	1981	1990	1347.5	748	1584	1091	0.55
941	BOQUILLA NO. 1	MEX22008	1935	1964	1964	1993	4487	77	704	1168	0.43
942	TEQUISISTLAN	MEX22015	1947	1970	1970	1993	2213	172	701	1442	0.25
943	CHICAPA	MEX22016	1947	1970	1970	1993	425	398	971	1551	0.25
944	IXTEPEC	MEX22017	1947	1970	1970	1993	886	124	960	1478	0.33
945	OSTUTA	MEX22018	1956	1975	1975	1993	357	639	1321	1548	0.32
946	ZANATEPEC	MEX22026	1953	1973	1973	1993	264	489	1325	1570	0.31
947	CAHUACAN	MEX23003	1948	1971	1971	1994	250	2351	2088	1613	0.44
948	HUIXTLA	MEX23008	1934	1964	1964	1994	377	796	1570	1307	0.45
949	PIJIJIAPAN	MEX23009	1961	1978	1978	1994	186	2051	2285	1420	0.44
950	TONALA	MEX23011	1961	1978	1978	1994	157	759	1668	1613	0.29
951	EL NOVILLERO	MEX23012	1962	1977	1977	1991	302	2066	2500	1599	0.45
952	CACALUTA	MEX23015	1964	1979	1979	1994	176	1705	1037	1409	0.28
953	CINTALAPA	MEX23016	1964	1979	1979	1994	236	1518	1964	1500	0.36
954	DESPOBLADO	MEX23019	1964	1979	1979	1994	273	1164	3092	1493	0.54
955	TABLAZON	MEX23021	1974	1981	1981	1987	116	891	1617	1482	0.41
956	TALISMAN II	MEX23023	1965	1975	1975	1985	330	1956	4128	1540	0.61
957	COMPOAPA (eventual)	MEX23031	1974	1979	1979	1983	60	1595	3092	1493	0.54
958	VADO ANCHO	MEX23032	1974	1979	1979	1983	157.6	2113	3296	1602	0.46
959	MONTEMORELOS	MEX24192	1940	1967	1967	1994	1691	73	599	1062	0.33
960	PARAISO (RAICES)	MEX24283	1955	1963	1963	1971	230	292	956	1135	0.32
961	CADEREYTA II	MEX24327	1962	1978	1978	1994	1871	55	606	1179	0.26
962	CALLES	MEX24385	1972	1983	1983	1994	176.9	263	653	1157	0.18
963	LOS LERMAS	MEX24387	1973	1983	1983	1994	169.4	376	555	1153	0.33
964	CANADA	MEX24399	1975	1984	1984	1993	1248	7	358	1226	0.17
965	LLANITOS	MEX24400	1975	1980	1980	1985	1525	80	752	602	0.35
966	CAMACHO	MEX25027	1951	1972	1972	1994	428	190	752	1197	0.27
967	PUERTO DE VALLES	MEX25034	1963	1979	1979	1994	1815	69	683	1044	0.31
968	LA ESPERANZA	MEX25037	1962	1978	1978	1994	1110	153	986	1340	0.3
969	PASO DEL AURA	MEX25039	1962	1978	1978	1994	1569	69	916	1267	0.26
970	MAGUEYES	MEX25040	1962	1978	1978	1994	242	263	1004	1146	0.26
971	EL TOMASENO	MEX25043	1963	1979	1979	1994	425	358	938	1205	0.24
972	EL LLANO	MEX25068	1969	1974	1974	1979	4347	7	606	1278	0.18
973	BARBERENA	MEX25092	1972	1983	1983	1994	1790	58	934	1369	0.27
974	EL SALTO	MEX26030	1930	1962	1962	1994	900	99	1380	1226	0.4
975	MOLINO BLANCO	MEX26032	1930	1960	1960	1990	203.1	412	887	847	0.36
976	EL MOLINITO	MEX26053	1952	1964	1964	1975	143.1	183	887	847	0.36
977	TOTOLICA	MEX26057	1955	1972	1972	1988	23.5	215	887	847	0.36
978	TEXCOCO	MEX26071	1945	1968	1968	1990	31.2	44	610	770	0.39
979	LA MORA	MEX26118	1937	1965	1965	1992	320	1588	697	803	0.28
980	ATENCO	MEX26178	1944	1967	1967	1990	59.1	33	602	796	0.37
981	CHAPINGO	MEX26183	1944	1967	1967	1990	21.4	58	610	770	0.39
982	SAN ANDRES	MEX26184	1944	1967	1967	1990	61.5	44	602	796	0.37
983	LA GRANDE	MEX26193	1945	1967	1967	1990	210	33	606	781	0.44
984	TEPEXPAN	MEX26194	1945	1967	1967	1989	491	7	606	781	0.44
985	EL TEJOCOTE	MEX26195	1945	1967	1967	1990	55.8	37	610	745	0.34
986	BALLESMI	MEX26241	1953	1974	1974	1994	194	4880	1697	1376	0.4
987	REQUETEMU	MEX26243	1953	1973	1973	1992	661	2084	2435	1307	0.44
988	EL HIGO	MEX26244	1953	1955	1955	1956	5742	270	1467	1398	0.34
989	TEMPOAL	MEX26248	1954	1974	1974	1994	5275	573	1737	1288	0.6
990	GALLINAS	MEX26267	1958	1976	1976	1994	789	1577	1237	1270	0.4
991	EL SALITRE	MEX26273	1959	1974	1974	1988	17	204	971	818	0.4
992	SAN LUCAS	MEX26275	1963	1977	1977	1990	293.5	22	694	803	0.4
993	SAN MARCOS	MEX26276	1959	1975	1975	1990	151.5	11	694	803	0.4
994	LOS HULES	MEX26277	1959	1977	1977	1994	1269	807	1949	1270	0.51
995	EL CHOY	MEX26278	1959	1976	1976	1992	12	16243	1128	1391	0.27
996	EL ALAMO	MEX26282	1960	1977	1977	1994	231	113	431	971	0.19
997	MICOS	MEX26285	1960	1976	1976	1992	1978	420	1398	1245	0.45

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
998	EL CARDON	MEX26286	1960	1977	1977	1994	609	672	1380	1351	0.36
999	TERRERILLOS	MEX26289	1960	1977	1977	1994	1493	752	1741	1194	0.44
1000	TANCUILIN	MEX26291	1960	1977	1977	1994	321	1402	2435	1307	0.44
1001	SAN LUIS AMECA II	MEX26309	1962	1976	1976	1990	353.2	15	1139	825	0.42
1002	PUENTE DE VIGAS	MEX26315	1960	1975	1975	1990	336.7	241	704	905	0.35
1003	TEZONTEPEC	MEX26342	1965	1980	1980	1994	632	161	453	880	0.23
1004	LAS ARBOLEDAS	MEX26352	1965	1978	1978	1990	48.5	66	745	810	0.29
1005	ETCHEGARAY	MEX26360	1966	1978	1978	1990	36.4	307	887	847	0.36
1006	CAðADA RICA	MEX26407	1969	1972	1972	1975	1835	172	1168	1343	0.37
1007	EL CONDE	MEX26412	1970	1980	1980	1990	203.1	285	887	847	0.36
1008	CLAVO DE ORO	MEX26422	1972	1981	1981	1990	11.7	1869	1215	1299	0.22
1009	EL REFUGIO	MEX26423	1972	1982	1982	1991	35.4	3004	1102	1351	0.21
1010	GUADALUPE	MEX26429	1972	1983	1983	1994	274.1	102	865	1369	0.3
1011	AGUA BUENA	MEX26430	1972	1983	1983	1994	262.5	1391	1161	1245	0.33
1012	SANTA TERESA	MEX26440	1976	1983	1983	1990	30	540	949	861	0.34
1013	SANTA CRUZ	MEX26442	1974	1982	1982	1990	4.2	1964	704	905	0.35
1014	SAN BARTOLITO	MEX26458	1979	1985	1985	1990	106	281	982	807	0.38
1015	MTZ. DE LA TORRE	MEX27001	1953	1974	1974	1994	1467	1175	1599	1073	0.65
1016	POZA RICA	MEX27002	1952	1973	1973	1994	1600	887	2314	1281	0.52
1017	ALAMO	MEX27004	1957	1970	1970	1982	4341	398	1672	1088	0.5
1018	LIBERTAD	MEX27005	1959	1977	1977	1994	173	1836	1453	1354	0.41
1019	EL RAUDAL	MEX27006	1961	1978	1978	1994	456	1190	1383	1424	0.4
1020	VEGA DE LA TORRE	MEX27007	1965	1980	1980	1994	219	1073	1613	1402	0.4
1021	CARDEL	MEX28003	1951	1973	1973	1994	2234	807	1526	1245	0.78
1022	ACTOPAN II	MEX28030	1980	1987	1987	1994	844	642	1150	1110	0.55
1023	EL TEJAR	MEX28040	1951	1973	1973	1994	1924	299	1814	1201	0.71
1024	CAPULINES	MEX28069	1954	1974	1974	1994	1412	1033	1719	1299	0.68
1025	EL NARANJILLO	MEX28108	1961	1978	1978	1994	1933	256	1121	1365	0.46
1026	IDOLOS	MEX28111	1963	1979	1979	1994	455	314	1102	1299	0.5
1027	SANTA ANITA	MEX28119	1967	1981	1981	1994	78	2460	1854	1358	0.51
1028	CARRIZAL	MEX28125	1966	1980	1980	1994	1644	858	1624	1172	0.76
1029	LAS PERLAS	MEX29005	1953	1972	1972	1991	9224	1617	1785	1398	0.57
1030	JESUS CARRANZA II	MEX29006	1952	1973	1973	1994	3196	1402	2248	1372	0.63
1031	PASO ARNULFO	MEX29007	1966	1976	1976	1985	1480	2256	1690	1533	0.47
1032	PUEBLO NUEVO	MEX30016	1947	1971	1971	1994	4779	1281	3077	1460	0.6
1033	BOCA DEL CERRO	MEX30019	1948	1971	1971	1994	47697	281	2055	1427	0.68
1034	EL BOQUERON II	MEX30020	1948	1971	1971	1994	1870	263	1073	1369	0.4
1035	PUYACATENGO	MEX30031	1950	1972	1972	1994	169	3259	3581	1438	0.56
1036	TEAPA	MEX30032	1950	1972	1972	1994	476	2821	3581	1438	0.56
1037	EL BURRERO (Suspendida)	MEX30036	1951	1958	1958	1965	160	515	2205	1270	0.55
1038	SAN PEDRO CHIAPAS I (Suspendida)	MEX30037	1951	1956	1956	1960	73	5986	2336	1376	0.46
1039	PUENTE PARQUE MADERO	MEX30038	1951	1959	1959	1966	330	73	964	1416	0.27
1040	LA ESCALERA	MEX30041	1974	1984	1984	1994	1808	241	1161	1398	0.34
1041	SALTO DE AGUA	MEX30042	1953	1974	1974	1994	2876	2259	2843	1416	0.61
1042	EL SALVADOR	MEX30048	1953	1963	1963	1973	4609	650	1241	1321	0.48
1043	CONCEPCION	MEX30052	1954	1967	1967	1980	36	986	1570	1347	0.39
1044	SANTA ISABEL	MEX30053	1955	1964	1964	1973	1873	533	1489	1413	0.44
1045	MACUSPANA	MEX30055	1955	1971	1971	1986	1739	2570	2121	1365	0.54
1046	PICHUCALCO	MEX30057	1956	1971	1971	1985	411	2880	4150	1475	0.5
1047	TZIMBAC	MEX30066	1960	1973	1973	1986	200	2387	2694	1456	0.49
1048	SAN PEDRO CHIAPAS II (Suspendida)	MEX30067	1960	1963	1963	1966	45	7935	2358	1340	0.53
1049	SAYULA	MEX30070	1960	1971	1971	1982	410	4062	3840	1416	0.6
1050	SANTA MARIA	MEX30071	1961	1978	1978	1994	1958	566	1460	1489	0.51
1051	SAN PEDRO TABASCO	MEX30088	1952	1973	1973	1994	10138	241	1274	1230	0.51
1052	TAPIJULAPA	MEX30093	1964	1979	1979	1994	3219	1007	2168	1325	0.65
1053	PLATANAR	MEX30094	1964	1976	1976	1988	216	4902	3723	1460	0.55
1054	PAREDON	MEX30096	1964	1975	1975	1985	330	2245	2467	1486	0.45
1055	AGUA VERDE I (Suspendida)	MEX30097	1964	1967	1967	1969	17483	1482	2584	1413	0.71
1056	AQUESPALA	MEX30102	1965	1980	1980	1994	13				
1057	OXOLOTAN	MEX30111	1965	1980	1980	1994	2901	872	2081	1310	0.64
1058	YAMONHO	MEX30119	1967	1969	1969	1971	208	1453	1329	1544	0.29
1059	CHAJUL	MEX30120	1967	1980	1980	1993	1258	2515	2183	1256	0.62
1060	YAMONHO II	MEX30121	1971	1973	1973	1975	185	1354	1329	1544	0.29
1061	LA REFORMA (Suspendida)	MEX30191	1979	1981	1981	1982	25	456	1212	1354	0.31
1062	CANDELARIA	MEX31001	1953	1974	1974	1994	9628	168	1427	1529	0.5
1063	CANASAYAB	MEX31002	1956	1974	1974	1993	259	1675	1303	1540	0.34
1064	LA TRASQUILA	MEX34008	1952	1973	1973	1994	4154	29	416	767	0.31
1065	SARDINAS	MEX36071	1970	1982	1982	1994	4911	110	602	788	0.28

Tableau B.3. Bassins versants au Mexique.

Bassins versants en Australie

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
1066	Alligator Creek at Allendale	AU118106	1975	1982	1982	1989	69	478	1117	1836	0.23
1067	Broken River at Crediton	AU120204	1965	1975	1975	1979	41	1004	2110	1686	0.37
1068	Cainable Creek at Good Dam Site	AU145103	1975	1983	1983	1987	41	106	898	1482	0.31
1069	Styx River at Jeogla	AU206001	1979	1983	1983	1986	163	453	1318	1354	0.41
1070	Allyn River at Halton	AU210022	1977	1980	1980	1984	205	376	1212	1376	0.35
1071	Corang River at Hockeys	AU215004	1980	1985	1985	1989	166	314	810	1080	0.34
1072	Suggan Buggan River at Suggan Bug	AU222213	1972	1981	1981	1985	357	153	796	913	0.33
1073	Bass River at Loch	AU227219	1974	1980	1980	1985	52	332	1121	960	0.56
1074	Jimmy Creek at Jimmy Creek	AU238208	1970	1980	1980	1989	23	164	668	938	0.38
1075	Forth River upstream Lemonthyme	AU315006	1974	1982	1982	1985	311	1460	2048	861	0.71
1076	Nariel Creek at Upper Nariel	AU401212	1977	1982	1982	1987	252	485	1201	1124	0.31
1077	Dandongadale River at Matong Nort	AU403218	1974	1979	1979	1984	182	383	1285	1150	0.33
1078	Belar Creek at Warkton	AU420003	1973	1979	1979	1984	133	91	1099	1336	0.22
1079	Scott Creeks at Scotts Bottom	AU503502	1970	1980	1980	1985	27	131	942	1164	0.43
1080	North Para River at Penrice	AU505517	1978	1984	1984	1989	118	51	540	1190	0.33
1081	Kanyaka Creek at Old Kanyaka	AU509503	1978	1984	1984	1989	180	4	299	1208	0.18
1082	Stones Brook at Mast View	AU612005	1974	1979	1979	1984	15	120	1004	1285	0.29
1083	Canning River at Glenn Eagle	AU616065	1977	1982	1982	1987	544	18	796	1361	0.35
1084	Nokanena Brook at Wootachooka	AU701003	1977	1982	1982	1986	229	18	409	1424	0.2
1085	Fletcher Creek at Frog Hollow	AU809312	1970	1975	1975	1980	30	40	653	2015	0.12
1086	Jardine River at Telegraph Line	AU927001	1974	1984	1984	1989	2500	880	1657	1916	0.37
1087	Canning catchment, Western Austra	AU999990	1977	1982	1982	1987	517	15	880	1562	0.35
1088	Salmon catchment, Western Austral	AU999991	1974	1979	1979	1984	0.8	139	1179	1449	0.39
1089	Mary River at Fishermans Pckt (an	AU138007	1976	1978	1978	1980	3120	580	1438	1821	0.42
1090	Back Creek at Beechmont (annUes f	AU146001	1976	1978	1978	1980	7	369	1175	1643	0.35
1091	Tarwin River East Br at Mirboo (a	AU227228	1979	1983	1983	1987	44	350	1161	1077	0.52
1092	Boggy Creek at Angleside (annUes	AU403226	1980	1988	1988	1996	108	288	1037	1175	0.38
1093	Holland Creek at Kelfeera (annUes	AU404207	1979	1988	1988	1997	451	223	1004	1215	0.39
1094	Seven Creek at Euroa Township (an	AU405237	1978	1988	1988	1997	332	252	986	1197	0.38
1095	Campaspe River at Redesdale (annU	AU406213	1980	1988	1988	1996	629	135	767	1212	0.44
1096	Avon River at Beazleys Bridge (an	AU415224	1980	1987	1987	1993	259	51	540	1022	0.36
1097	Onkaparinga River at Houlgraves (	AU503504	1978	1984	1984	1990	321	161	858	1186	0.48

Bassins versants en Côte d'Ivoire

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
1098	KAN a Dimbokro (010350)	CI010350	1969	1980	1980	1991	6300	44	1084	1559	0.29
1099	Baya a Yebouakro (040370)	CI040370	1980	1986	1986	1991	2756	33	1059	1653	0.26
1100	Kouroukele a Iradougou (150400)	CI150400	1963	1978	1978	1993	1990	230	1431	1646	0.32
1101	Bagoe a Kouto (160120)	CI160120	1960	1970	1970	1981	4700	117	1456	1832	0.31
1102	Bafing a Bafingdala (250130)	CI250130	1964	1972	1974	1979	5930	175	1292	1387	0.2
1103	Lobo a Nibehibe (250190)	CI250190	1961	1975	1985	1993	6829	40	1157	1372	0.16
1104	N'Zo a Kahin (250220)	CI250220	1980	1983	1983	1985	4379	179	1398	1588	0.38
1105	Ko a Man (250400)	CI250400	1968	1978	1978	1992	207	464	1588	1376	0.37
1106	Sien a Massadougou (250500)	CI250500	1975	1982	1982	1988	1320	135	1361	1705	0.31
1107	Kavi a M'Besse (350350)	CI350350	1959	1974	1976	1988	975	142	1281	1518	0.35

Bassins versants au Brésil

N°	Nom station	Code Station	période de données disponibles				superficie	Débit	Pluie	ETP	PBP
			période 1		période 2		(km²)	(mm/an)	(mm/an)	(mm/an)	
1108	SF tres marias	BRES0001	1976	1983	1988	1991	50600	475	1497	1153	0.56
1109	SF Porto Andorinhas	BRES0002	1976	1983	1988	1991	13300	595	1445	1066	0.48
1110	Para Porto Para	BRES0003	1976	1983	1988	1991	11300	442	1489	996	0.5
1111	Parapeba Porto Mesquita	BRES0004	1977	1983	1988	1991	13643	369	1518	982	0.51

Tableau B.3 Bassins versants en Australie, en Côte d'Ivoire et au Brésil.

Annexe C

Architectures des modèles de la famille GR

- **Modèle GR4J**

La capacité maximale du réservoir du sol et définie à partir de la pluie nette Pn qui est déterminée en fonction de la évapotranspiration potentielle ETP :
Si la quantité d'eau de la pluie qui tombe (pluie brute P) est plus grande que la quantité d'eau qui se perd par évaporation E ; Pn=P-E et alors l'évaporation nette En est nulle.
Si la quantité d'eau de la pluie qui tombe (pluie brute P) et plus petite que la quantité d'eau qui se perd par évaporation E ; Pn est nulle et alors l'évaporation nette est En=E-P.

Ainsi, le cas le plus courant est l'existence de Pn, cette quantité d'eau suit deux chemins :

- *Le réservoir du sol (capacité maximale : x1)* : détermine la part qui sera piégée par le réservoir :

$$\boldsymbol{Ps} = \frac{\boldsymbol{x}_1\left(1-\left(\frac{\boldsymbol{S}}{\boldsymbol{x}_1}\right)^2\right)\mathbf{tanh}\left(\frac{\boldsymbol{Pn}}{\boldsymbol{x}_1}\right)}{1+\frac{\boldsymbol{Pn}}{\boldsymbol{x}_1}\left(2-\frac{\boldsymbol{S}}{\boldsymbol{x}_1}\right)}$$

  où $x_1 = 416 \quad [mm]$, S est le niveau dans le réservoir du sol qui est mis à jour

  S=S+Ps

- Ensuite S permet de définir l'évapotranspiration nette Es donnée par

  et S est modifiée en conséquence : S=S-Es

Une percolation issue du réservoir de production est considérée comme suit :

$$\boldsymbol{Perc} = \boldsymbol{S}\left\{1-\left[1+\left(\frac{4}{9}\frac{\boldsymbol{S}}{\boldsymbol{x}_1}\right)^4\right]^{-\frac{1}{4}}\right\}$$

le réservoir de production est mis au jour par :

S=S-Perc

Enfin la quantité d'eau qui reste, Pr est transmise au module de transfert.

Pr=Perc+(Pn-Ps)

Pr est divisée en deux composantes d'écoulement et les hydrogrammes correspondants sont calculés à partir des courbes en S, notées SH1 et SH2 :

- 90% corresponde à un écoulement lent qui est routée par l'hydrogramme unitaire HU1 et que fourni la partie du débit notée par Q9 :

  Si t>x3 : SH1(t)=1

  Si $0 \leq \boldsymbol{t} \leq \boldsymbol{x}_3$ $\quad \boldsymbol{SH}1(\boldsymbol{t}) = \left(\frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{x}_3}\right)^{\frac{5}{2}}$

  où t est le temps et x3 est le temps de base de l'hydrogramme unitaire :

- 10% correspond à un écoulement rapide routé par un hydrogramme unitaire HU2 et fourni la partie du débit notée par Q1 :

  Si $\boldsymbol{t} \geq 2\boldsymbol{x}_3$: SH2(t)=1

  Si $\boldsymbol{x}_3 \leq \boldsymbol{t} \leq 2\boldsymbol{x}_3$ $\quad \boldsymbol{SH}2(\boldsymbol{t}) = 1 - \frac{1}{2}\left(2 - \frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{x}_3}\right)^{\frac{5}{2}}$

  Si $0 \leq \boldsymbol{t} \geq \boldsymbol{x}_3$ $\quad \boldsymbol{SH}2(\boldsymbol{t}) = \frac{1}{2}\left(\frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{x}_3}\right)^{\frac{5}{2}}$

Ensuite, un échange souterrain qui prend en compte les infiltrations ou exfiltrations profondes d'eau est considéré par :

$$\boldsymbol{F} = \boldsymbol{x}_2\left(\frac{\boldsymbol{R}}{\boldsymbol{x}_3}\right)^{\frac{7}{2}}$$

où R est le niveau du réservoir de routage et x3 est la capacité à un jour du réservoir de routage :

et *x2 est le coefficient d'échange d'eau* (il est positif en cas d'apports d'eau au système et négatif au cas nul ou de pertes du système):

Le réservoir de routage est mis au jour par :

R=max(0 ;R+Q9+F)

Le vidange du réservoir du routage est calculée par :

$$\boldsymbol{Q}_r = \boldsymbol{R}\left\{1-\left[1+\left(\frac{\boldsymbol{R}}{\boldsymbol{x}_3}\right)^4\right]^{-\frac{1}{4}}\right\}$$

Ainsi, le niveau du réservoir devient R=R-Qr

Enfin, la partie Q1 du débit est soumise aux échanges souterrains et fourni le débit Qd :

Qd=max(0 ;Q1+F)

Et le débit simulé par le modèle est calculé par :

Q=Qr+Qd

- **Modèle GR3J**

Nous mentionnons ici les différences par rapport au modèle GR4J :
La capacité maximale du réservoir du sol est fixée à la valeur de 400 mm.
La quantité d'eau qui va vers le réservoir du routage Pr du modèle et est calculée par :

Pr=X1*(Perc+(Pn-Ps)) avec *X1 le paramètre de pluie*

La quantité d'eau qui arrive au réservoir de routage est retardée par un seul hydrogramme unitaire HU :

Si $\boldsymbol{t} \geq 2\boldsymbol{x}_3$: SH2(t)=1

Si $\boldsymbol{x}_3 \leq \boldsymbol{t} \leq 2\boldsymbol{x}_3$ $\quad \boldsymbol{SH}1(\boldsymbol{t}) = 1-\frac{1}{2}\left(2-\frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{x}_3}\right)^{\frac{5}{2}}$

Si $0 \leq \boldsymbol{t} \geq \boldsymbol{x}_3$ $\quad \boldsymbol{SH}1(\boldsymbol{t}) = \frac{1}{2}\left(\frac{\boldsymbol{t}}{\boldsymbol{x}_3}\right)^{\frac{5}{2}}$

- **Modèle GR2J**

Les différences par rapport au modèle GR3J :
La capacité maximale du réservoir du routage est fixée à la valeur de 100 mm.

- **Modèle GR1J**

Les différences par rapport au modèle GR2J :
Le temps de réponse de l'hydrogramme unitaire est fixé à la valeur de -0.65 jours.

Annexe D

Architectures des modèles de la famille TOPMO

- **Modèle TOPMO8**

X7 Capacité maximale du réservoir d'interception

$$\mathbf{Pr} = \mathbf{max}(0, \boldsymbol{T} - \boldsymbol{X}7)$$

Pr est la pluie qui déborde du réservoir d'interception en alimentant l'infiltration
et le ruissellement de surface, après l'intervention de l'évapotranspiration potentielle.

T est le niveau du réservoir d'interception

X3 et X5 paramètres d'indice topographique

$$\boldsymbol{Ps} = \frac{\mathbf{Pr}}{1 + \mathbf{exp}\left(\boldsymbol{X}5 - \boldsymbol{S}/\boldsymbol{X}3\right)}$$

Ps est la pluie brute alimentant le ruissellement rapide de surface à travers des zones saturées qui dépendent de l'indice topographique (l'aire drainée par unité de contour sur pente au point d'intérêt); ainsi que du niveau de saturation du réservoir souterrain.

S est le niveau dans le réservoir souterrain

X2 et X6: paramètres d'évapotranspiration

$$\boldsymbol{Es} = \frac{\boldsymbol{Er}}{1 + \mathbf{exp}\left(\boldsymbol{X}2 - \boldsymbol{S}/\boldsymbol{X}6\right)}$$

Er est l'évapotranspiration potentielle résiduelle (après réservoir d'interception) et Es est l'évapotranspiration réelle dans le réservoir exponentiel

X8 capacité du réservoir de routage

$$\boldsymbol{Qr} = \frac{\boldsymbol{R}}{\boldsymbol{X}8}$$

Qr est le ruissellement de surface et *R* est le niveau du réservoir du sol

X1 paramètre du réservoir exponential

$$\boldsymbol{Qt} = \boldsymbol{X}1 * \mathbf{exp}\left(\frac{\boldsymbol{S}}{\boldsymbol{X}1}\right)$$

Qt est le débit de base

X4 délai (entre pluie et débit)

Le débit simulé est égal au débit *Qr* plus le débit *Qt*.

- **Modèle TOPMO6**

Il n'existe pas de réservoir d'interception.
Il existe un seul paramètre d'évapotranspiration : X5

- **Modèle TOPMO5**

Les différences par rapport au modèle TOPMO6 :
Il existe un seul paramètre de pluie nette : X3

Annexe E

Liste des équivalences du critère de Nash sur le critère C2M

Nash (%)	critère C2M (%) (Nash borné)
1	1
2	1
3	2
4	2
5	3
6	3
7	4
8	4
9	5
10	5
11	6
12	6
13	7
14	8
15	8
16	9
17	9
18	10
19	10
20	11
21	12
22	12
23	13
24	14
25	14
26	15
27	16
28	16
29	17
30	18
31	18
32	19
33	20
34	20
35	21
36	22
37	23
38	23
39	24
40	25
41	26
42	27
43	27
44	28
45	29
46	30
47	31
48	32
49	32
50	33

Nash (%)	critère C2M (%) (Nash borné)
51	34
52	35
53	36
54	36
55	38
56	39
57	40
58	41
59	42
60	43
61	44
62	43
63	46
64	43
65	48
66	49
67	50
68	52
69	53
70	54
71	55
72	56
73	57
74	59
75	60
76	61
77	63
78	64
79	65
80	67
81	68
82	69
83	71
84	72
85	74
86	75
87	77
88	79
89	80
90	82
91	83
92	85
93	87
94	89
95	90
96	92
97	94
98	96
99	98
100	100

Annexe F

Régressions triples pour les modèles de la famille GR (modèles à 1, 2, 3 et 4 paramètres).

Régressions faites avec information hydrométrique disponible pendant toute l'année.

- **Régressions triples pour le Modèle GR1J**

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{1,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.346		0.012	0.775
	$a_1 =$	0.041	5.158		
$X_{1,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.328		0.037	0.765
	$a_1 =$	0.489	9.292		
$X_{1,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.160		0.008	0.777
	$a_1 =$	-0.251	-4.215		
$X_{1,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-0.129		0.0004	0.780
	$a_1 =$	0.042	0.929		
$X_{1,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	0.198		0.039	0.765
	$a_1 =$	0.449	7.895		
	$a_2 =$	0.015	1.803		
$X_{t7} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.286		0.038	0.765
	$a_1 =$	0.076	1.081		
	$a_2 =$	0.527	8.318		
$X_{1,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.122		0.0082	0.777
	$a_1 =$	0.036	0.801		
	$a_2 =$	-0.250	-4.188		
$X_{1,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.189		0.039	0.765
	$a_1 =$	0.014	1.540		
	$a_2 =$	0.473	6.555		
	$a_3 =$	0.040	0.541		
$X_{1,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.492		0.043	0.763
	$a_1 =$	0.640	8.981		
	$a_2 =$	0.140	1.918		
	$a_3 =$	-0.170	-3.435		
$X_{1,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.146		0.021	0.772
	$a_1 =$	-0.258	-4.357		
	$a_2 =$	0.045	1.013		
	$a_3 =$	0.043	5.337		
$X_{1,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.433		0.042	0.763
	$a_1 =$	-0.134	-2.705		
	$a_2 =$	0.010	1.138		
	$a_3 =$	0.527	8.276		
$X_{1,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.456		0.043	0.763
	$a_1 =$	0.004	0.412		
	$a_2 =$	0.620	7.188		
	$a_3 =$	0.127	1.597		
	$a_4 =$	-0.163	-3.095		

Tableau F.1 : Relations entre le paramètre X1 transformé du modèle GR1J et différentes formules de régressions calées.

- **Régressions triples pour le Modèle GR2J**

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{1,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.306		0.012	0.77
	$a_1 =$	0.041	5.116		
$X_{1,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.326		0.031	0.77
	$a_1 =$	0.442	8.391		
$X_{1,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.084		0.0024	0.78
	$a_1 =$	-0.137	-2.294		
$X_{1,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-0.070		0.00008	0.78
	$a_1 =$	0.019	0.429		
$X_{1,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	0.173		0.033	0.77
	$a_1 =$	0.396	6.946		
	$a_2 =$	0.018	2.112		
$X_{t7} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.214		0.034	0.76
	$a_1 =$	0.200	2.833		
	$a_2 =$	0.542	8.557		
$X_{1,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.068		0.0024	0.78
	$a_1 =$	0.016	0.358		
	$a_2 =$	-0.136	-2.281		
$X_{1,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.133		0.035	0.76
	$a_1 =$	0.012	1.286		
	$a_2 =$	0.497	6.886		
	$a_3 =$	0.170	2.283		
$X_{1,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.458		0.042	0.76
	$a_1 =$	0.676	9.497		
	$a_2 =$	0.275	3.781		
	$a_3 =$	-0.202	-4.073		
$X_{1,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.194		0.014	0.77
	$a_1 =$	-0.145	-2.435		
	$a_2 =$	0.025	0.562		
	$a_3 =$	0.042	5.206		
$X_{1,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.417		0.036	0.76
	$a_1 =$	-0.138	-2.802		
	$a_2 =$	0.012	1.418		
	$a_3 =$	0.477	7.472		
$X_{1,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.466		0.041	0.76
	$a_1 =$	-0.001	-0.085		
	$a_2 =$	0.680	7.894		
	$a_3 =$	0.278	3.504		
	$a_4 =$	-0.203	-3.863		

Tableau F.2 : Relations entre le paramètre X1 transformé du modèle GR2J et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{2,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	-8.429		0.013	5.16
	a_1 =	0.284	5.338		
$X_{2,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	-5.259		0.010	5.16
	a_1 =	1.631	4.595		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	-7.776		0.004	5.18
	a_1 =	1.148	2.889		
$X_{2,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-8.094		0.01	5.16
	a_1 =	1.433	4.820		
$X_{2,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	-7.142		0.016	5.15
	a_1 =	1.062	2.771		
	a_2 =	0.223	3.875		
$X_{2,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	-7.012		0.029	5.11
	a_1 =	3.137	6.636		
	a_2 =	3.197	7.550		
$X_{2,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	-9.312		0.014	5.15
	a_1 =	1.462	4.923		
	a_2 =	1.209	3.057		
$X_{2,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	-7.813		0.030	5.11
	a_1 =	0.115	1.906		
	a_2 =	2.755	5.707		
	a_3 =	2.838	5.7		
$X_{2,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-7.676		0.028	5.11
	a_1 =	2.832	5.930		
	a_2 =	2.933	6.004		
	a_3 =	0.549	1.652		
$X_{2,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	-11.14		0.028	5.12
	a_1 =	1.151	2.927		
	a_2 =	1.525	5.164		
	a_3 =	0.291	5.493		
$X_{2,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	-9.636		0.024	5.13
	a_1 =	1.416	4.273		
	a_2 =	0.281	4.765		
	a_3 =	0.236	0.552		
$X_{2,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-9.219		0.033	5.11
	a_1 =	0.167	2.617		
	a_2 =	1.981	3.433		
	a_3 =	2.381	4.482		
	a_4 =	0.860	2.438		

Tableau F.3 : Relations entre le paramètre X2 transformé du modèle GR2J et différentes formules de régressions calées.

- **Régressions triples pour le Modèle GR3J**

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{1,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.274		0.013	0.77
	$a_1 =$	0.042	5.310		
$X_{1,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.370		0.031	0.76
	$a_1 =$	0.445	8.466		
$X_{1,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.106		0.017	0.78
	$a_1 =$	-0.116	-1.956		
$X_{1,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-0.025		0.00006	0.78
	$a_1 =$	0.016	0.367		
$X_{1,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	0.205		0.034	0.76
	$a_1 =$	0.395	6.948		
	$a_2 =$	0.020	2.293		
$X_{t7} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.240		0.036	0.76
	$a_1 =$	0.232	3.297		
	$a_2 =$	0.561	8.883		
$X_{1,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.092		0.002	0.78
	$a_1 =$	0.014	0.306		
	$a_2 =$	-0.116	-1.945		
$X_{1,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.157		0.037	0.76
	$a_1 =$	0.012	1.324		
	$a_2 =$	0.515	7.153		
	$a_3 =$	0.201	2.711		
$X_{1,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.497		0.044	0.76
	$a_1 =$	0.702	9.897		
	$a_2 =$	0.311	4.291		
	$a_3 =$	-0.212	-4.304		
$X_{1,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.179		0.015	0.77
	$a_1 =$	-0.125	-2.103		
	$a_2 =$	0.023	0.517		
	$a_3 =$	0.043	5.387		
$X_{1,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.453		0.037	0.76
	$a_1 =$	-0.141	-2.864		
	$a_2 =$	0.014	1.580		
	$a_3 =$	0.477	7.502		
$X_{1,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.508		0.044	0.76
	$a_1 =$	-0.001	-0.126		
	$a_2 =$	0.708	8.247		
	$a_3 =$	0.315	3.989		
	$a_4 =$	-0.215	-4.095		

Tableau F.4 : Relations entre le paramètre X1 transformé du modèle GR3J et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression	Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{2,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$ 5.368		0.00003	2.64
	$a_1 =$ 0.001	0.019		
$X_{2,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$ 6.132		0.011	2.62
	$a_1 =$ 0.894	4.963		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$ 5.719		0.001	2.63
	$a_1 =$ -0.354	-1.750		
$X_{2,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$ 3.948		0.039	2.58
	$a_1 =$ 1.409	9.463		
$X_{2,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$ 6.636		0.013	2.62
	$a_1 =$ 1.047	5.369		
	$a_2 =$ -0.060	-2.040		
$X_{2,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$ 5.968		0.012	2.62
	$a_1 =$ 0.294	1.213		
	$a_2 =$ 1.041	4.797		
$X_{2,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$ 4.246		0.040	2.58
	$a_1 =$ 1.402	9.414		
	$a_2 =$ -0.295	-1.489		
$X_{2,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$ 6.518		0.014	2.62
	$a_1 =$ -0.079	-2.555		
	$a_2 =$ 1.345	5.440		
	$a_3 =$ 0.499	1.958		
$X_{2,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$ 4.326		0.048	2.58
	$a_1 =$ 0.139	0.574		
	$a_2 =$ -0.211	-0.855		
	$a_3 =$ 1.357	8.078		
$X_{2,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$ 4.173		3.98	2.58
	$a_1 =$ -0.298	-1.500		
	$a_2 =$ 1.404	9.422		
	$a_3 =$ 0.012	0.436		
$X_{2,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$ 4.325		3.96	2.58
	$a_1 =$ 1.313	7.860		
	$a_2 =$ -0.006	-0.213		
	$a_3 =$ 0.281	1.305		
$X_{2,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$ 4.285		0.049	2.58
	$a_1 =$ 0.004	0.137		
	$a_2 =$ 0.116	0.397		
	$a_3 =$ -0.226	-0.839		
	$a_4 =$ 1.365	7.652		

Tableau F.5 : Relations entre le paramètre X2 transformé du modèle GR3J et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{3,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	-10.48		0.067	3.41
	a_1 =	0.410	11.671		
$X_{3,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	-6.242		0.030	3.46
	a_1 =	1.960	8.248		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	-6.767		0.008	3.49
	a_1 =	-1.162	-4.331		
$X_{3,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-7.701		0.0004	3.51
	a_1 =	-0.206	-1.019		
$X_{3,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	-9.187		0.065	3.39
	a_1 =	1.070	4.234		
	a_2 =	0.349	9.197		
$X_{3,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	-6.288		0.030	3.46
	a_1 =	0.083	0.261		
	a_2 =	2.002	6.993		
$X_{3,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	-6.522		0.009	3.49
	a_1 =	-0.233	-1.159		
	a_2 =	-1.172	-4.366		
$X_{3,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	-8.970		0.069	3.39
	a_1 =	0.384	9.618		
	a_2 =	0.522	1.632		
	a_3 =	-0.918	-2.781		
$X_{3,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-4.936		0.041	3.44
	a_1 =	2.746	8.547		
	a_2 =	0.499	1.520		
	a_3 =	-1.118	-5.00		
$X_{3,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	-9.128		0.068	3.39
	a_1 =	-1.255	-4.819		
	a_2 =	-0.144	-0.735		
	a_3 =	0.414	11.821		
$X_{3,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	-8.105		0.069	3.39
	a_1 =	-0.615	-2.808		
	a_2 =	0.324	8.324		
	a_3 =	1.428	5.052		
$X_{3,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-8.223		0.070	3.39
	a_1 =	0.356	8.406		
	a_2 =	0.934	2.439		
	a_3 =	-0.675	-1.916		
	a_4 =	-0.457	-1.955		

Tableau F.6 : Relations entre le paramètre X3 transformé du modèle GR3J et différentes formules de régressions calées.

- **Régressions triples pour le Modèle GR4J**

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{1,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	6.156		0.002	1.09
	$a_1 =$	0.007	0.658		
$X_{1,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	6.283		0.007	1.09
	$a_1 =$	0.095	1.263		
$X_{1,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	6.229		0.0013	1.09
	$a_1 =$	-0.027	-0.321		
$X_{1,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	5.956		0.007	1.09
	$a_1 =$	0.244	3.892		
$X_{1,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	6.263		0.0007	1.09
	$a_1 =$	0.089	1.094		
	$a_2 =$	0.002	0.188		
$X_{t7} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	6.257		0.0008	1.09
	$a_1 =$	0.046	0.461		
	$a_2 =$	0.118	1.305		
$X_{1,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	5.973		0.007	1.09
	$a_1 =$	0.244	3.883		
	$a_2 =$	-0.017	-0.200		
$X_{1,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	6.253		0.0008	1.09
	$a_1 =$	0.001	0.045		
	$a_2 =$	0.116	1.123		
	$a_3 =$	0.045	0.423		
$X_{1,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	5.940		0.007	1.09
	$a_1 =$	-0.056	-0.551		
	$a_2 =$	-0.051	-0.489		
	$a_3 =$	0.262	3.697		
$X_{1,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	5.915		0.007	1.09
	$a_1 =$	-0.019	-0.222		
	$a_2 =$	0.246	3.912		
	$a_3 =$	0.009	0.820		
$X_{1,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	5.788		0.007	
	$a_1 =$	0.270	3.839		
	$a_2 =$	0.013	1.063		
	$a_3 =$	-0.069	-0.755		
$X_{1,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	5.768		0.008	1.09
	$a_1 =$	0.019	1.369		
	$a_2 =$	-0.151	-1.226		
	$a_3 =$	-0.112	-0.991		
	$a_4 =$	0.296	3.942		

Tableau F.7 : Relations entre le paramètre X1 transformé du modèle GR4J et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{2,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	4.115		0.028	1.49
	$a_1 =$	-0.038	-2.489		
$X_{2,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.416		0.017	1.48
	$a_1 =$	0.635	6.257		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	4.826		0.032	1.47
	$a_1 =$	-0.966	-8.591		
$X_{2,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.610		0.096	1.42
	$a_1 =$	1.253	15.351		
$X_{2,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	5.156		0.030	1.47
	$a_1 =$	0.859	7.864		
	$a_2 =$	-0.088	-5.345		
$X_{2,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.879		0.034	1.46
	$a_1 =$	-0.828	-6.119		
	$a_2 =$	0.222	1.829		
$X_{2,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.532		0.125	1.39
	$a_1 =$	1.231	15.324		
	$a_2 =$	-0.915	-8.549		
$X_{2,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	5.314		0.039	1.46
	$a_1 =$	-0.062	-3.619		
	$a_2 =$	0.462	3.348		
	$a_3 =$	-0.666	-4.681		
$X_{2,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.093		0.138	1.38
	$a_1 =$	-0.760	-5.878		
	$a_2 =$	-1.378	-10.420		
	$a_3 =$	1.476	16.406		
$X_{2,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.696		0.126	1.39
	$a_1 =$	-0.910	-8.501		
	$a_2 =$	1.226	15.250		
	$a_3 =$	-0.026	-1.808		
$X_{2,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.064		0.098	1.42
	$a_1 =$	1.188	12.990		
	$a_2 =$	-0.039	-2.422		
	$a_3 =$	0.166	1.409		
$X_{2,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.805		0.139	1.38
	$a_1 =$	0.031	1.803		
	$a_2 =$	-0.919	-5.875		
	$a_3 =$	-1.480	-10.286		
	$a_4 =$	1.534	16.065		

Tableau F.8 : Relations entre le paramètre X2 transformé du modèle GR4J et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{3,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-8.865		0.061	3.55
	$a_1 =$	0.440	11.989		
$X_{3,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-4.981		0.012	3.64
	$a_1 =$	1.326	5.295		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-6.321		0.0003	3.66
	$a_1 =$	0.216	0.767		
$X_{3,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-5.902		0.0004	3.66
	$a_1 =$	-0.205	-0.971		
$X_{3,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	-8.576		0.061	3.55
	$a_1 =$	0.239	0.902		
	$a_2 =$	0.426	10.726		
$X_{3,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-5.824		0.021	3.63
	$a_1 =$	1.509	4.502		
	$a_2 =$	2.079	6.924		
$X_{3,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-6.110		0.00066	3.66
	$a_1 =$	-0.200	-0.947		
	$a_2 =$	0.207	0.737		
$X_{3,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-8.681		0.062	3.55
	$a_1 =$	0.409	9.777		
	$a_2 =$	0.502	1.498		
	$a_3 =$	0.442	1.278		
$X_{3,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-4.484		0.031	3.61
	$a_1 =$	2.815	8.351		
	$a_2 =$	1.920	5.570		
	$a_3 =$	-1.107	-4.718		
$X_{3,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-8.869		0.061	3.55
	$a_1 =$	0.119	0.436		
	$a_2 =$	-0.105	-0.512		
	$a_3 =$	0.438	11.938		
$X_{3,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-8.153		0.062	3.55
	$a_1 =$	-0.240	-1.046		
	$a_2 =$	0.416	10.202		
	$a_3 =$	0.379	1.278		
$X_{3,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-8.039		0.063	3.55
	$a_1 =$	0.385	8.673		
	$a_2 =$	0.855	2.131		
	$a_3 =$	0.650	1.760		
	$a_4 =$	-0.392	-1.600		

Tableau F.9 : Relations entre le paramètre X3 transformé du modèle GR4J et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{4,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.164		0.0002	1.73
	$a_1 =$	0.012	0.694		
$X_{4,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.775		0.033	1.70
	$a_1 =$	1.012	8.674		
$X_{4,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.443		0.008	1.72
	$a_1 =$	-0.539	-4.084		
$X_{4,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-0.476		0.007	1.72
	$a_1 =$	0.386	3.891		
$X_{4,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	1.229		0.036	1.69
	$a_1 =$	1.150	9.113		
	$a_2 =$	-0.054	-2.841		
$X_{4,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	0.701		0.033	1.70
	$a_1 =$	0.132	0.839		
	$a_2 =$	1.078	7.669		
$X_{4,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	0.051		0.036	1.71
	$a_1 =$	0.373	3.778		
	$a_2 =$	-0.523	-3.976		
$X_{4,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	1.158		0.038	1.70
	$a_1 =$	-0.065	-3.274		
	$a_2 =$	1.330	8.314		
	$a_3 =$	0.302	1.830		
$X_{4,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.661		0.033	1.70
	$a_1 =$	1.056	6.658		
	$a_2 =$	0.119	0.735		
	$a_3 =$	0.033	0.299		
$X_{4,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.056		0.014	1.71
	$a_1 =$	-0.527	-4.000		
	$a_2 =$	0.377	3.813		
	$a_3 =$	0.017	0.963		
$X_{4,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	1.258		0.036	1.69
	$a_1 =$	-0.017	-0.152		
	$a_2 =$	-0.054	-2.799		
	$a_3 =$	1.159	8.197		
$X_{4,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	1.320		0.038	1.69
	$a_1 =$	-0.071	-3.370		
	$a_2 =$	1.419	7.412		
	$a_3 =$	0.355	2.013		
	$a_4 =$	-0.100	-0.851		

Tableau F.10 : Relations entre le paramètre X4 transformé du modèle GR4J et différentes formules de régressions calées.

Annexe G

Régressions triples pour les modèles de la famille TOPMO (modèles à 5, 6 et 8 paramètres).

Régressions faites avec information hydrométrique disponible pendant toute l'année.

- **Régressions triples pour le Modèle TOPMO5**

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{1,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.451		0.0002	1.81
	$a_1 =$	-0.014	-0.726		
$X_{1,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.527		0.001	1.81
	$a_1 =$	0.189	1.521		
$X_{1,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.440		0.0001	1.81
	$a_1 =$	-0.075	-0.540		
$X_{1,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.418		0.037	1.77
	$a_1 =$	0.939	9.179		
$X_{1,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.769		0.002	1.81
	$a_1 =$	0.262	1.948		
	$a_2 =$	-0.029	-1.418		
$X_{t7} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.492		0.002	1.81
	$a_1 =$	0.062	0.369		
	$a_2 =$	0.220	1.468		
$X_{1,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	2.454		0.037	1.78
	$a_1 =$	0.938	9.165		
	$a_2 =$	-0.036	-0.264		
$X_{1,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.733		0.002	1.81
	$a_1 =$	-0.034	-1.617		
	$a_2 =$	0.352	2.065		
	$a_3 =$	0.151	0.861		
$X_{1,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.158		0.041	1.77
	$a_1 =$	-0.514	-3.106		
	$a_2 =$	-0.349	-2.060		
	$a_3 =$	1.103	9.577		
$X_{1,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	2.497		3.67	1.78
	$a_1 =$	-0.035	-0.254		
	$a_2 =$	0.936	9.142		
	$a_3 =$	-0.007	-0.369		
$X_{1,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	1.898		0.042	1.77
	$a_1 =$	1.062	9.268		
	$a_2 =$	0.015	0.715		
	$a_3 =$	-0.357	-2.415		
$X_{1,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	1.816		0.042	1.77
	$a_1 =$	0.037	1.670		
	$a_2 =$	-0.702	-3.508		
	$a_3 =$	-0.471	-2.554		
	$a_4 =$	1.172	9.585		

Tableau G.1 : Relations entre le paramètre X1 transformé du modèle TOPMO5 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression	Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{2,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$ 2.445		0.046	2.31
	$a_1 =$ 0.248	10.391		
$X_{2,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$ 4.503		0.006	2.36
	$a_1 =$ 0.588	3.621		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$ 4.120		0.0002	2.37
	$a_1 =$ -0.120	-0.661		
$X_{2,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$ 3.236		0.014	2.35
	$a_1 =$ 0.759	5.595		
$X_{2,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$ 2.380		0.046	2.32
	$a_1 =$ -0.053	-0.310		
	$a_2 =$ 0.251	9.714		
$X_{2,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$ 4.304		0.007	2.36
	$a_1 =$ 0.356	1.632		
	$a_2 =$ 0.766	3.917		
$X_{2,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$ 3.325		0.014	2.35
	$a_1 =$ 0.757	5.576		
	$a_2 =$ -0.089	-0.491		
$X_{2,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$ 2.458		0.047	2.31
	$a_1 =$ 0.264	9.685		
	$a_2 =$ -0.252	-1.152		
	$a_3 =$ -0.332	-1.474		
$X_{2,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$ 3.519		0.015	2.35
	$a_1 =$ 0.335	1.523		
	$a_2 =$ 0.115	0.512		
	$a_3 =$ 0.649	4.239		
$X_{2,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$ 1.723		0.063	2.30
	$a_1 =$ -0.140	-0.794		
	$a_2 =$ 0.812	6.130		
	$a_3 =$ 0.255	10.729		
$X_{2,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$ 0.535		0.067	2.30
	$a_1 =$ 1.048	7.077		
	$a_2 =$ 0.294	11.180		
	$a_3 =$ -0.664	-3.476		
$X_{2,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$ 0.358		0.075	2.28
	$a_1 =$ 0.342	11.997		
	$a_2 =$ -1.408	-5.458		
	$a_3 =$ -1.014	-4.272		
	$a_4 =$ 1.285	8.154		

Tableau G.2 : Relations entre le paramètre X2 transformé du modèle TOPMO5 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{3,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	3.577		0.005	1.90
	a_1 =	0.067	3.428		
$X_{3,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	4.087		0.0003	1.90
	a_1 =	0.105	0.802		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	3.928		0.0001	1.90
	a_1 =	0.071	0.488		
$X_{3,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	2.795		0.053	1.85
	a_1 =	1.192	11.169		
$X_{3,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	3.482		0.005	1.90
	a_1 =	-0.078	-0.553		
	a_2 =	0.072	3.377		
$X_{3,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	3.977		0.0009	1.90
	a_1 =	0.198	1.126		
	a_2 =	0.204	1.293		
$X_{3,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	2.673		0.054	1.85
	a_1 =	1.195	11.189		
	a_2 =	0.121	0.851		
$X_{3,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	3.479		0.005	1.90
	a_1 =	0.071	3.183		
	a_2 =	-0.071	-0.395		
	a_3 =	0.012	0.066		
$X_{3,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	2.238		0.062	1.85
	a_1 =	-0.752	-4.362		
	a_2 =	-0.337	-1.909		
	a_3 =	1.437	11.978		
$X_{3,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	2.198		0.060	1.83
	a_1 =	0.106	0.746		
	a_2 =	1.211	11.371		
	a_3 =	0.075	3.951		
$X_{3,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	0.747		0.077	1.83
	a_1 =	1.553	13.133		
	a_2 =	0.135	6.419		
	a_3 =	-0.984	-6.444		
$X_{3,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	0.585		0.087	1.82
	a_1 =	0.179	7.864		
	a_2 =	-1.663	-8.083		
	a_3 =	-0.927	-4.895		
	a_4 =	1.770	14.079		

Tableau G.3 : Relations entre le paramètre X3 transformé du modèle TOPMO5 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{4,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	-10.19		0.027	3.19
	a_1 =	0.259	7.871		
$X_{4,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	-7.309		0.020	3.20
	a_1 =	1.474	6.699		
$X_{4,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	-7.736		0.005	3.22
	a_1 =	-0.840	-3.395		
$X_{4,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-8.347		0.0006	3.23
	a_1 =	-0.213	-1.145		
$X_{4,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	-9.033		0.034	3.18
	a_1 =	0.953	4.027		
	a_2 =	0.204	5.751		
$X_{4,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	-7.371		0.020	3.20
	a_1 =	0.111	0.376		
	a_2 =	1.529	5.771		
$X_{4,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	-7.491		0.006	3.22
	a_1 =	-0.233	-1.254		
	a_2 =	-0.850	-3.433		
$X_{4,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	-8.922		0.035	3.18
	a_1 =	0.222	5.936		
	a_2 =	0.673	2.245		
	a_3 =	-0.468	-1.513		
$X_{4,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-6.253		0.035	3.19
	a_1 =	2.144	7.201		
	a_2 =	0.455	1.494		
	a_3 =	-0.924	-4.458		
$X_{4,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	-9.135		0.033	3.18
	a_1 =	-0.902	-3.695		
	a_2 =	-0.176	-0.962		
	a_3 =	0.261	7.950		
$X_{4,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	-7.951		0.038	3.17
	a_1 =	-0.615	-2.999		
	a_2 =	0.179	4.921		
	a_3 =	1.311	4.954		
$X_{4,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-7.979		0.038	3.17
	a_1 =	0.187	4.712		
	a_2 =	1.192	3.325		
	a_3 =	-0.162	-0.490		
	a_4 =	-0.577	-2.633		

Tableau G.4 : Relations entre le paramètre X4 transformé du modèle TOPMO5 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{5,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	4.304		0.014	3.37
	a_1 =	0.196	5.626		
$X_{5,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	6.429		0.009	3.38
	a_1 =	1.057	4.553		
$X_{5,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	8.347		0.055	3.30
	a_1 =	-2.864	-11.317		
$X_{5,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	6.144		0.004	3.38
	a_1 =	-0.608	-3.117		
$X_{5,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	5.096		0.017	3.36
	a_1 =	0.653	2.610		
	a_2 =	0.158	4.202		
$X_{5,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	8.217		0.056	3.29
	a_1 =	-3.200	-10.508		
	a_2 =	-0.541	-1.982		
$X_{5,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	9.056		0.060	3.29
	a_1 =	-0.675	-3.563		
	a_2 =	-2.892	-11.452		
$X_{5,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	6.045		0.083	3.25
	a_1 =	0.311	8.129		
	a_2 =	-1.740	-5.672		
	a_3 =	-4.011	-12.680		
$X_{5,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	8.989		0.060	3.29
	a_1 =	-0.117	-0.379		
	a_2 =	-2.963	-9.428		
	a_3 =	-0.638	-2.983		
$X_{5,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	7.784		0.075	3.26
	a_1 =	-2.933	-11.700		
	a_2 =	-0.632	-3.356		
	a_3 =	0.202	5.997		
$X_{5,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	6.852		0.026	3.35
	a_1 =	-0.997	-4.610		
	a_2 =	0.117	3.054		
	a_3 =	1.235	4.421		
$X_{5,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	6.156		0.084	3.25
	a_1 =	0.307	7.551		
	a_2 =	-1.678	-4.570		
	a_3 =	-3.975	-11.758		
	a_4 =	-0.068	-0.304		

Tableau G.5 : Relations entre le paramètre X5 transformé du modèle TOPMO5 et différentes formules de régressions calées.

- **Régressions triples pour le Modèle TOPMO6**

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{1,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	4.392		0.0025	2.09
	$a_1 =$	-0.051	-2.347		
$X_{1,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.404		0.014	2.08
	$a_1 =$	-0.788	-5.519		
$X_{1,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.680		0.003	2.09
	$a_1 =$	0.401	2.504		
$X_{1,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	4.113		0.00004	2.09
	$a_1 =$	-0.038	-0.317		
$X_{1,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.456		0.012	2.08
	$a_1 =$	-0.773	-4.995		
	$a_2 =$	-0.006	-0.264		
$X_{t7} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.476		0.014	2.08
	$a_1 =$	-0.129	-0.671		
	$a_2 =$	-0.853	-4.956		
$X_{1,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.710		0.003	2.09
	$a_1 =$	-0.029	-0.239		
	$a_2 =$	0.400	2.495		
$X_{1,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.486		0.014	2.08
	$a_1 =$	-0.001	-0.055		
	$a_2 =$	-0.847	-4.318		
	$a_3 =$	-0.125	-0.619		
$X_{1,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.097		0.016	2.08
	$a_1 =$	-1.061	-5.471		
	$a_2 =$	-0.245	-1.237		
	$a_3 =$	0.313	2.319		
$X_{1,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	4.040		0.0055	2.09
	$a_1 =$	0.411	2.563		
	$a_2 =$	-0.040	-0.334		
	$a_3 =$	-0.052	-2.432		
$X_{1,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	2.967		0.015	2.08
	$a_1 =$	0.277	2.068		
	$a_2 =$	0.005	0.216		
	$a_3 =$	-0.934	-5.394		
$X_{1,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.913		0.016	2.08
	$a_1 =$	0.020	0.769		
	$a_2 =$	-1.162	-4.954		
	$a_3 =$	-0.311	-1.441		
	$a_4 =$	0.350	2.443		

Tableau G.6 : Relations entre le paramètre X1 transformé du modèle TOPMO6 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{2,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	2.595		0.025	2.58
	$a_1 =$	0.201	7.553		
$X_{2,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.419		0.006	2.60
	$a_1 =$	0.662	3.697		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	4.052		0.0004	2.61
	$a_1 =$	-0.200	-0.996		
$X_{2,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.198		0.008	2.60
	$a_1 =$	0.651	4.350		
$X_{2,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	2.806		0.025	2.58
	$a_1 =$	0.174	0.907		
	$a_2 =$	0.191	6.628		
$X_{2,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.247		0.007	2.60
	$a_1 =$	0.307	1.278		
	$a_2 =$	0.815	3.783		
$X_{2,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.372		0.009	2.60
	$a_1 =$	0.647	4.320		
	$a_2 =$	-0.173	-0.865		
$X_{2,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	2.857		0.026	2.58
	$a_1 =$	0.199	6.555		
	$a_2 =$	0.048	0.196		
	$a_3 =$	-0.212	-0.843		
$X_{2,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.655		0.011	2.60
	$a_1 =$	0.490	2.017		
	$a_2 =$	0.125	0.505		
	$a_3 =$	0.490	2.898		
$X_{2,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	2.071		0.035	2.57
	$a_1 =$	-0.214	-1.087		
	$a_2 =$	0.692	4.678		
	$a_3 =$	0.207	7.797		
$X_{2,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	1.399		0.036	2.56
	$a_1 =$	0.799	4.821		
	$a_2 =$	0.224	7.588		
	$a_3 =$	-0.292	-1.365		
$X_{2,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	1.272		0.039	2.56
	$a_1 =$	0.258	8.056		
	$a_2 =$	-0.824	-2.847		
	$a_3 =$	-0.726	-2.724		
	$a_4 =$	0.969	5.479		

Tableau G.7 : Relations entre le paramètre X2 transformé du modèle TOPMO6 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{3,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.260		0.01	3.00
	$a_1 =$	0.147	4.747		
$X_{3,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.394		0.0006	3.00
	$a_1 =$	0.250	1.210		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.968		0.0004	3.00
	$a_1 =$	0.216	0.936		
$X_{3,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.588		0.0051	3.00
	$a_1 =$	0.588	3.397		
$X_{3,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.084		0.010	3.00
	$a_1 =$	-0.146	-0.654		
	$a_2 =$	0.155	4.635		
$X_{3,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.093		0.002	3.00
	$a_1 =$	0.539	1.940		
	$a_2 =$	0.520	2.087		
$X_{3,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.345		0.006	3.00
	$a_1 =$	0.593	3.428		
	$a_2 =$	0.241	1.045		
$X_{3,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.048		0.01	3.00
	$a_1 =$	0.150	4.236		
	$a_2 =$	-0.057	-0.200		
	$a_3 =$	0.149	0.512		
$X_{3,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.437		0.006	3.00
	$a_1 =$	0.159	0.568		
	$a_2 =$	0.338	1.177		
	$a_3 =$	0.542	2.775		
$X_{3,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	2.398		0.016	2.98
	$a_1 =$	0.211	0.918		
	$a_2 =$	0.626	3.632		
	$a_3 =$	0.150	4.873		
$X_{3,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	1.597		0.019	2.98
	$a_1 =$	0.844	4.380		
	$a_2 =$	0.190	5.533		
	$a_3 =$	-0.638	-2.564		
$X_{3,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	1.537		0.019	2.98
	$a_1 =$	0.206	5.515		
	$a_2 =$	-0.888	-2.634		
	$a_3 =$	-0.341	-1.099		
	$a_4 =$	0.924	4.486		

Tableau G.8 : Relations entre le paramètre X3 transformé du modèle TOPMO6 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{4,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-9.647		0.014	3.38
	$a_1 =$	0.195	5.579		
$X_{4,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-7.626		0.007	3.39
	$a_1 =$	0.942	4.044		
$X_{4,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-8.173		0.004	3.40
	$a_1 =$	-0.258	-0.989		
$X_{4,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-8.035		0.002	3.40
	$a_1 =$	-0.388	-1.984		
$X_{4,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	-9.014		0.016	3.37
	$a_1 =$	0.522	2.079		
	$a_2 =$	0.164	4.360		
$X_{4,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-7.891		0.008	3.39
	$a_1 =$	0.475	1.519		
	$a_2 =$	1.179	4.205		
$X_{4,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-7.758		0.002	3.40
	$a_1 =$	-0.395	-2.016		
	$a_2 =$	-0.275	-1.052		
$X_{4,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-9.026		0.016	3.38
	$a_1 =$	0.162	4.087		
	$a_2 =$	0.553	1.735		
	$a_3 =$	0.052	0.157		
$X_{4,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-6.698		0.017	3.37
	$a_1 =$	1.835	5.825		
	$a_2 =$	0.842	2.614		
	$a_3 =$	-0.986	-4.497		
$X_{4,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-8.974		0.016	3.37
	$a_1 =$	-0.314	-1.209		
	$a_2 =$	-0.353	-1.813		
	$a_3 =$	0.193	5.538		
$X_{4,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-7.845		0.020	3.37
	$a_1 =$	-0.664	-3.050		
	$a_2 =$	0.137	3.553		
	$a_3 =$	0.909	3.236		
$X_{4,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-7.764		0.021	3.37
	$a_1 =$	0.115	2.741		
	$a_2 =$	1.248	3.277		
	$a_3 =$	0.461	1.317		
	$a_4 =$	-0.772	-3.319		

Tableau G.9 : Relations entre le paramètre X4 transformé du modèle TOPMO6 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{5,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	3.590		0.014	3.87
	a_1 =	0.227	5.693		
$X_{5,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	6.660		0.023	3.85
	a_1 =	1.934	7.305		
$X_{5,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	8.103	-10.771	0.050	3.80
	a_1 =	-3.140			
$X_{5,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	5.214		0.0003	3.89
	a_1 =	-0.196	-0.875		
$X_{5,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	5.512		0.028	3.84
	a_1 =	1.586	5.546		
	a_2 =	0.136	3.167		
$X_{5,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	8.230		0.051	3.80
	a_1 =	-2.809	-8.006		
	a_2 =	0.531	1.691		
$X_{5,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	8.386		0.050	3.80
	a_1 =	-0.270	-1.235		
	a_2 =	-3.151	-10.805		
$X_{5,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	6.343		0.066	3.77
	a_1 =	0.270	6.088		
	a_2 =	-0.510	-1.433		
	a_3 =	-3.513	-9.579		
$X_{5,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	8.909		0.053	3.79
	a_1 =	0.905	2.555		
	a_2 =	-2.600	-7.175		
	a_3 =	-0.562	-2.278		
$X_{5,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	6.889		0.066	3.77
	a_1 =	-3.199	-11.055		
	a_2 =	-0.219	-1.006		
	a_3 =	0.238	6.112		
$X_{5,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	7.063		0.033	3.83
	a_1 =	-0.881	-3.557		
	a_2 =	0.100	2.277		
	a_3 =	2.100	6.568		
$X_{5,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	6.454		0.066	3.77
	a_1 =	0.266	5.643		
	a_2 =	-0.448	-1.053		
	a_3 =	-3.477	-8.870		
	a_4 =	-0.068	-0.262		

Tableau G.10 : Relations entre le paramètre X5 transformé du modèle TOPMO6 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{5,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-2.207		0.005	7.33
	$a_1 =$	0.247	3.266		
$X_{5,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.385		0.062	7.12
	$a_1 =$	5.925	12.102		
$X_{5,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	4.376		0.037	7.21
	$a_1 =$	-5.117	-9.241		
$X_{5,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-3.381		0.018	7.28
	$a_1 =$	2.699	6.430		
$X_{5,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	5.313		0.062	7.12
	$a_1 =$	6.206	11.709		
	$a_2 =$	-0.110	-1.381		
$X_{5,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	5.545		0.066	7.11
	$a_1 =$	-2.076	-3.161		
	$a_2 =$	4.889	8.308		
$X_{5,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	1.664		0.054	7.15
	$a_1 =$	2.581	6.260		
	$a_2 =$	-5.009	-9.120		
$X_{5,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	5.783		0.066	7.11
	$a_1 =$	-0.034	-0.407		
	$a_2 =$	5.020	7.479		
	$a_3 =$	-1.987	-2.871		
$X_{5,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.996		0.069	7.10
	$a_1 =$	4.037	6.091		
	$a_2 =$	-2.552	-3.765		
	$a_3 =$	1.280	2.774		
$X_{5,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-0.132		0.060	7.13
	$a_1 =$	-5.067	-9.250		
	$a_2 =$	2.643	6.425		
	$a_3 =$	0.285	3.872		
$X_{5,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.015		0.064	7.12
	$a_1 =$	0.737	1.603		
	$a_2 =$	-0.080	-0.978		
	$a_3 =$	5.776	9.726		
$X_{5,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.539		0.069	7.10
	$a_1 =$	0.050	0.558		
	$a_2 =$	3.785	4.718		
	$a_3 =$	-2.716	-3.677		
	$a_4 =$	1.372	2.800		

Tableau G.11 : Relations entre le paramètre X6 transformé du modèle TOPMO6 et différentes formules de régressions calées.

- **Régressions triples pour le Modèle TOPMO8**

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{1,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	4.596		0.009	1.16
	$a_1 =$	-0.054	-4.512		
$X_{1,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.982		0.007	1.16
	$a_1 =$	-0.323	-4.042		
$X_{1,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.961		0.005	1.16
	$a_1 =$	0.301	3.369		
$X_{1,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	4.088		0.003	1.16
	$a_1 =$	0.167	2.482		
$X_{1,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	4.333		0.012	1.16
	$a_1 =$	-0.217	-2.510		
	$a_2 =$	-0.042	-3.210		
$X_{t7} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.901		0.008	1.16
	$a_1 =$	0.145	1.349		
	$a_2 =$	-0.251	-2.605		
$X_{1,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.778		0.008	1.16
	$a_1 =$	0.174	2.595		
	$a_2 =$	0.308	3.452		
$X_{1,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	4.267		0.015	1.16
	$a_1 =$	-0.052	-3.837		
	$a_2 =$	-0.049	-0.447		
	$a_3 =$	0.282	2.495		
$X_{1,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.508		0.016	1.16
	$a_1 =$	-0.466	-4.311		
	$a_2 =$	0.024	0.221		
	$a_3 =$	0.324	4.305		
$X_{1,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	4.119		0.017	1.16
	$a_1 =$	0.319	3.589		
	$a_2 =$	0.162	2.428		
	$a_3 =$	-0.054	-4.529		
$X_{1,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.823		0.019	1.16
	$a_1 =$	0.290	3.878		
	$a_2 =$	-0.030	-2.247		
	$a_3 =$	-0.386	-3.999		
$X_{1,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.848		0.019	1.16
	$a_1 =$	-0.037	-2.543		
	$a_2 =$	-0.279	-2.135		
	$a_3 =$	0.146	1.211		
	$a_4 =$	0.256	3.204		

Tableau G.12 : Relations entre le paramètre X1 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{2,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	-0.778		0.027	1.25
	a_1 =	-0.101	-7.803		
$X_{2,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	-1.600		0.003	1.26
	a_1 =	-0.225	-2.585		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	-1.465		0.0002	1.27
	a_1 =	0.057	0.592		
$X_{2,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-1.246		0.002	1.26
	a_1 =	-0.161	-2.213		
$X_{2,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	-0.732		0.027	1.25
	a_1 =	0.038	0.406		
	a_2 =	-0.103	-7.361		
$X_{2,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	-1.533		0.003	1.26
	a_1 =	-0.119	-1.021		
	a_2 =	-0.284	-2.715		
$X_{2,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	-1.297		0.002	1.26
	a_1 =	-0.160	-2.196		
	a_2 =	0.051	0.523		
$X_{2,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	-0.771		0.028	1.25
	a_1 =	-0.109	-7.416		
	a_2 =	0.136	1.156		
	a_3 =	0.165	1.359		
$X_{2,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-1.428		0.004	1.26
	a_1 =	-0.226	-1.916		
	a_2 =	-0.087	-0.719		
	a_3 =	-0.087	-1.060		
$X_{2,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	-0.654		0.030	1.25
	a_1 =	0.071	0.745		
	a_2 =	-0.182	-2.532		
	a_3 =	-0.102	-7.925		
$X_{2,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	-0.296		0.031	1.25
	a_1 =	-0.247	-3.072		
	a_2 =	-0.113	-7.883		
	a_3 =	0.182	1.751		
$X_{2,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-0.237		0.034	1.24
	a_1 =	-0.129	-8.283		
	a_2 =	0.430	3.058		
	a_3 =	0.339	2.614		
	a_4 =	-0.327	-3.800		

Tableau G.13 : Relations entre le paramètre X2 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{3,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	5.168		0.003	1.35
	$a_1 =$	-0.038	-2.686		
$X_{3,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.892		0.077	1.30
	$a_1 =$	-1.223	-13.640		
$X_{3,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.642		0.071	1.31
	$a_1 =$	1.312	13.072		
$X_{3,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	4.698		0.004	1.35
	$a_1 =$	0.232	2.977		
$X_{3,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.567		0.080	1.30
	$a_1 =$	-1.321	-13.628		
	$a_2 =$	0.038	2.643		
$X_{3,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	3.445		0.096	1.29
	$a_1 =$	0.800	6.705		
	$a_2 =$	-0.823	-7.702		
$X_{3,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.365		0.077	1.30
	$a_1 =$	0.263	3.502		
	$a_2 =$	1.323	13.209		
$X_{3,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.383		0.096	1.29
	$a_1 =$	0.009	0.580		
	$a_2 =$	-0.857	-7.031		
	$a_3 =$	0.777	6.179		
$X_{3,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.631		0.122	1.27
	$a_1 =$	-1.271	-10.690		
	$a_2 =$	0.550	4.523		
	$a_3 =$	0.673	8.131		
$X_{3,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.622		0.080	1.30
	$a_1 =$	1.331	13.310		
	$a_2 =$	0.254	3.388		
	$a_3 =$	-0.041	-3.034		
$X_{3,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	2.049		0.124	1.27
	$a_1 =$	0.862	10.498		
	$a_2 =$	0.074	5.039		
	$a_3 =$	-1.824	-17.196		
$X_{3,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.113		0.127	1.27
	$a_1 =$	0.056	3.538		
	$a_2 =$	-1.557	-10.849		
	$a_3 =$	0.365	2.760		
	$a_4 =$	0.777	8.867		

Tableau G.14 : Relations entre le paramètre X3 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{4,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	-10.03		0.025	3.07
	a_1 =	0.237	7.488		
$X_{4,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	-7.463		0.016	3.08
	a_1 =	1.272	6.011		
$X_{4,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	-7.727		0.006	3.10
	a_1 =	-0.833	-3.506		
$X_{4,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-8.194		0.002	3.10
	a_1 =	-0.349	-1.951		
$X_{4,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	-9.084		0.030	3.06
	a_1 =	0.782	3.437		
	a_2 =	0.192	5.615		
$X_{4,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	-7.430		0.016	3.09
	a_1 =	-0.060	-0.211		
	a_2 =	1.242	4.872		
$X_{4,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	-7.339		0.007	3.09
	a_1 =	-0.369	-2.067		
	a_2 =	-0.848	-3.571		
$X_{4,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	-8.936		0.032	3.06
	a_1 =	0.216	5.992		
	a_2 =	0.411	1.424		
	a_3 =	-0.623	-2.092		
$X_{4,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-6.246		0.027	3.06
	a_1 =	1.893	6.615		
	a_2 =	0.304	1.038		
	a_3 =	-0.979	-4.912		
$X_{4,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	-8.838		0.032	3.05
	a_1 =	-0.896	-3.819		
	a_2 =	-0.317	-1.798		
	a_3 =	0.238	7.542		
$X_{4,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	-7.822		0.036	3.05
	a_1 =	-0.716	-3.635		
	a_2 =	0.163	4.649		
	a_3 =	1.200	4.717		
$X_{4,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-7.871		0.036	3.05
	a_1 =	0.176	4.613		
	a_2 =	0.997	2.893		
	a_3 =	-0.277	-0.872		
	a_4 =	-0.652	-3.095		

Tableau G.15 : Relations entre le paramètre X4 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{5,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	a_0 =	-1.332		0.007	1.00
	a_1 =	-0.040	-3.876		
$X_{5,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	a_0 =	-2.189		0.048	0.98
	a_1 =	-0.712	-10.548		
$X_{5,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	a_0 =	-2.219		0.032	0.99
	a_1 =	0.646	8.507		
$X_{5,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-1.641		0.0004	1.01
	a_1 =	0.057	0.986		
$X_{5,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	a_0 =	-2.197		0.048	0.98
	a_1 =	-0.714	-9.775		
	a_2 =	0.001	0.092		
$X_{5,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	a_0 =	-2.353		0.052	0.98
	a_1 =	0.295	3.261		
	a_2 =	-0.564	-6.961		
$X_{5,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	a_0 =	-2.295		0.032	0.99
	a_1 =	0.072	1.268		
	a_2 =	0.649	8.544		
$X_{5,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	a_0 =	-2.274		0.053	0.98
	a_1 =	-0.011	-0.986		
	a_2 =	-0.520	-5.629		
	a_3 =	0.325	3.405		
$X_{5,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-2.745		0.063	0.97
	a_1 =	-0.779	-8.570		
	a_2 =	0.175	1.879		
	a_3 =	0.323	5.110		
$X_{5,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	a_0 =	-2.029		0.040	0.99
	a_1 =	0.658	8.684		
	a_2 =	0.063	1.111		
	a_3 =	-0.042	-4.137		
$X_{5,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	a_0 =	-2.857		0.063	0.97
	a_1 =	0.375	5.951		
	a_2 =	0.016	1.453		
	a_3 =	-0.933	-11.476		
$X_{5,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	a_0 =	-2.832		0.063	0.97
	a_1 =	0.009	0.772		
	a_2 =	-0.827	-7.516		
	a_3 =	0.144	1.418		
	a_4 =	0.341	5.071		

Tableau G.16 : Relations entre le paramètre X5 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{5,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	6.863		0.017	1.80
	$a_1 =$	-0.116	-6.254		
$X_{5,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	6.737		0.015	1.81
	$a_1 =$	0.710	5.720		
$X_{5,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	7.936		0.078	1.75
	$a_1 =$	-1.833	-13.673		
$X_{5,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	5.726		0.007	1.81
	$a_1 =$	0.403	3.853		
$X_{5,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	8.294		0.052	1.77
	$a_1 =$	1.181	8.953		
	$a_2 =$	-0.184	-9.310		
$X_{5,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	7.865		0.079	1.75
	$a_1 =$	-2.018	-12.507		
	$a_2 =$	-0.297	-2.056		
$X_{5,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	7.558		0.083	1.74
	$a_1 =$	0.360	3.583		
	$a_2 =$	-1.819	-13.591		
$X_{5,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	8.698		0.093	1.73
	$a_1 =$	-0.119	-5.844		
	$a_2 =$	0.163	0.994		
	$a_3 =$	-1.707	-10.114		
$X_{5,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	7.163		0.090	1.74
	$a_1 =$	-0.683	-4.211		
	$a_2 =$	-2.234	-13.470		
	$a_3 =$	0.580	5.137		
$X_{5,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	8.232		0.098	1.73
	$a_1 =$	-1.797	-13.530		
	$a_2 =$	0.337	3.375		
	$a_3 =$	-0.107	-5.998		
$X_{5,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	8.373		0.052	1.77
	$a_1 =$	-0.045	-0.393		
	$a_2 =$	-0.186	-9.151		
	$a_3 =$	1.207	8.164		
$X_{5,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	8.037		0.098	1.73
	$a_1 =$	-0.095	-4.378		
	$a_2 =$	-0.201	-1.028		
	$a_3 =$	-1.922	-10.680		
	$a_4 =$	0.404	3.385		

Tableau G.17 : Relations entre le paramètre X6 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{5,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	-8.484		0.004	1.48
	$a_1 =$	-0.049	-3.221		
$X_{5,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-9.439		0.024	1.46
	$a_1 =$	-0.760	-7.544		
$X_{5,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-9.484		0.016	1.47
	$a_1 =$	0.702	6.223		
$X_{5,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-8.886		0.0006	1.48
	$a_1 =$	0.092	1.082		
$X_{5,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	-9.385		0.024	1.46
	$a_1 =$	-0.743	-6.816		
	$a_2 =$	-0.006	-0.393		
$X_{5,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-9.626		0.027	1.46
	$a_1 =$	0.333	2.465		
	$a_2 =$	-0.593	-4.898		
$X_{5,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-9.598		0.017	1.47
	$a_1 =$	0.109	1.286		
	$a_2 =$	0.707	6.261		
$X_{5,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	-9.477		0.027	1.46
	$a_1 =$	-0.021	-1.234		
	$a_2 =$	-0.511	-3.701		
	$a_3 =$	0.389	2.729		
$X_{5,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-10.09		0.034	1.46
	$a_1 =$	-0.847	-6.221		
	$a_2 =$	0.191	1.373		
	$a_3 =$	0.382	4.030		
$X_{5,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	-9.276		0.022	1.47
	$a_1 =$	0.717	6.365		
	$a_2 =$	0.098	1.157		
	$a_3 =$	-0.051	-3.380		
$X_{5,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	-10.14		0.033	1.46
	$a_1 =$	0.429	4.554		
	$a_2 =$	0.011	0.659		
	$a_3 =$	-0.993	-8.164		
$X_{5,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	-10.11		0.034	1.46
	$a_1 =$	0.002	0.125		
	$a_2 =$	-0.859	-5.210		
	$a_3 =$	0.184	1.211		
	$a_4 =$	0.386	3.836		

Tableau G.18 : Relations entre le paramètre X7 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Formule de régression	Coefficients de régression		Rapport de student	Coefficient de détermination	Erreur standard
$X_{5,1} = a_0 + a_1 \log(S) + e$	$a_0 =$	2.538		0.048	2.33
	$a_1 =$	0.253	10.544		
$X_{5,2} = a_0 + a_1 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	5.127		0.023	2.36
	$a_1 =$	1.176	7.260		
$X_{5,3} = a_0 + a_1 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	4.674		0.004	2.38
	$a_1 =$	-0.557	-3.050		
$X_{5,4} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	2.952		0.032	2.35
	$a_1 =$	1.164	8.611		
$X_{5,5} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(S) + e$	$a_0 =$	3.290		0.053	2.32
	$a_1 =$	0.621	3.594		
	$a_2 =$	0.218	8.387		
$X_{5,6} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	4.986		0.024	2.36
	$a_1 =$	0.253	1.163		
	$a_2 =$	1.303	6.677		
$X_{5,7} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.464		0.036	2.34
	$a_1 =$	1.152	8.532		
	$a_2 =$	-0.509	-2.830		
$X_{5,8} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + e$	$a_0 =$	3.373		0.054	2.32
	$a_1 =$	0.231	8.448		
	$a_2 =$	0.413	1.884		
	$a_3 =$	-0.349	-1.544		
$X_{5,9} = a_0 + a_1 \log(PBP) + a_2 \log(ETP) + a_3 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	3.859		0.040	2.34
	$a_1 =$	0.683	3.130		
	$a_2 =$	-0.093	-0.417		
	$a_3 =$	0.931	6.129		
$X_{5,10} = a_0 + a_1 \log(ETP) + a_2 \log(\overline{P}) + a_3 \log(S) + e$	$a_0 =$	1.803		0.087	2.28
	$a_1 =$	-0.562	-3.212		
	$a_2 =$	1.209	9.197		
	$a_3 =$	0.264	11.210		
$X_{5,11} = a_0 + a_1 \log(\overline{P}) + a_2 \log(S) + a_3 \log(PBP) + e$	$a_0 =$	1.068		0.083	2.28
	$a_1 =$	1.262	8.550		
	$a_2 =$	0.269	10.253		
	$a_3 =$	-0.115	-0.604		
$X_{5,12} = a_0 + a_1 \log(S) + a_2 \log(PBP) + a_3 \log(ETP) + a_4 \log(\overline{P}) + e$	$a_0 =$	0.865		0.093	2.27
	$a_1 =$	0.324	11.412		
	$a_2 =$	-0.967	-3.767		
	$a_3 =$	-1.163	-4.919		
	$a_4 =$	1.534	9.776		

Tableau G.19 : Relations entre le paramètre X8 transformé du modèle TOPMO8 et différentes formules de régressions calées.

Annexe H

Description de la méthode d'analyse d'incertitude par approximation linéaire (d'après Perrin, 2000)

Nous détaillons ici la procédure d'analyse d'incertitude exposée par Mein et Brown (1978) ou Troutman (1985).

On considère un modèle dépendant de k paramètres $\theta_1,\ldots,\theta_k$ donnant une estimation des débits sur n pas de temps. Au pas de temps j, la différence entre le débit estimé $F_j(\theta)$ par le modèle et le débit observé X_j constitue l'erreur ou résidu du modèle, donné par :

$$R_j(\theta)=X_j-F_j(\theta) \qquad \text{Eq. H.1}$$

ou sous forme vectorielle par:

$$R=X-F(\theta) \qquad \text{Eq. H.2}$$

Ces résidus du modèle sont dû à l'inadéquation de la structure du modèle et aux erreurs contenues dans les données. Supposons qu'il existe un vecteur vrai θ_0 qui minimise les erreurs dues à l'inadéquation du modèle. Soit U le vecteur des résidus lorsque l'on applique ce vecteur des paramètres. On a alors:

$$U=X-F(\theta_0) \qquad \text{Eq. H.3}$$

U est supposé être un processus stochastique stationnaire de moyenne nulle et dont la covariance est donnée par:

$$Cov(U_j,U_{j+r})=\gamma_r \qquad \text{Eq. H.4}$$

γ_r est la covariance entre les erreurs distantes de r pas de temps.

En pratique, on ne connaît pas le vrai jeu de paramètre θ_0 et donc, on ne peut ni déterminer l'erreur U ni la matrice de covariance associée. En suivant la théorie du modèle linéaire général, un estimateur du vecteur optimum des paramètres est obtenu en minimisant l'erreur quadratique du modèle, c'est-à-dire l'expression:

$$\sum_{j=1}^{n} R_j(\theta)^2 \qquad \text{Eq. H.5}$$

ou sous forme vectorielle:

$$R^T.R \qquad \text{Eq. H.6}$$

soit

$$(X-F(\theta))^T.(X-F(\theta)) \qquad \text{Eq. H.7}$$

où T désigne l'opérateur transposé. Le vecteur $\hat{\theta}$ ainsi obtenu est considéré comme étant le meilleur estimateur de θ_0, et les résidus R représentent une estimation de U. Il faut cependant que les hypothèses sur les résidus de moyenne nulle, de variance constante, et d'absence d'auto-corrélation du modèle soient vérifiées. Elles le sont rarement vérifiées dans le cas des modèles hydrologiques.

On fait maintenant l'hypothèse que la structure du modèle est telle que l'estimation de X par $F(\theta)$ se dégrade lorsque $|\theta-\theta_0|$ augmente, c'est-à-dire lorsque l'on s'écarte du vecteur des vrais paramètres. On peut supposer que l'erreur d'estimation sur θ_0 est faible, et donc que $|\theta_0-\hat{\theta}|$ est petit. On peut donc considérer qu'une approximation de $F(\theta)$ en θ_0 est donnée par le développement de $F(\theta)$ en série de Taylor au premier ordre:

$$F_j(\theta) \cong F_j(\theta_0) + \sum_{s=1}^{k} (\theta_s - \theta_{0s}) \left[\frac{\partial F_j(\theta)}{\partial \theta_s} \right]_{\theta=\theta_0} \qquad 1 \leq j \leq n \qquad \text{Eq. H.8}$$

ou encore sous forme matricielle:

$$F(\theta) \cong F(\theta_0) + \Delta(\theta-\theta_0) \qquad \text{Eq. H.9}$$

où Δ est une matrice $(n \times k)$ définie par:

$$\Delta_{ij} = \left[\frac{\partial F_i}{\partial \theta_j} \right]_{\theta=\theta_0} \qquad \text{Eq. H.10}$$

En combinant l'Eq. H.3 et l'Eq. H.9 dans l'Eq. H.7, l'expression à minimiser pour déterminer une estimation de θ est alors donnée par:

$$[U-\Delta(\theta-\theta_0)]^T [U-\Delta(\theta-\theta_0)] \qquad \text{Eq. H.11}$$

qui est minimisée par:

$$\hat{\theta} = \theta_0 + (\Delta^T \Delta)^{-1} \Delta^T U \qquad \text{Eq. H.12}$$

La matrice de covariance de $\hat{\theta}$ est donnée par:

$$(\Delta^T \Delta)^{-1} \Delta^T \Gamma \Delta (\Delta^T \Delta)^{-1} \qquad \text{Eq. H.13}$$

où Γ est la matrice de covariance du vecteur d'erreur U. La matrice donnée par l'Eq. H.13 est une matrice symétrique de dimension $(k \times k)$ qui porte sur sa diagonale la variance des composantes du vecteur des paramètres $\hat{\theta}$ et en dehors de la diagonale les covariances entre les paires de paramètres.

La détermination de cette matrice suppose le calcul préalable des matrices Γ et Δ.

La matrice Γ est une matrice $(n \times k)$ dont les termes sont des estimateurs γ_r' des termes de covariance γ_r de l'Eq. H.4, qui sont obtenus à partir des résidus du modèle distants de r pas de temps:

$$\gamma_r' = \frac{1}{n-r} \sum_{j=1}^{n-r} R_j R_{j+r} \qquad \text{avec } r=0,1,\ldots,n\text{-}1 \qquad \text{Eq. H.14}$$

Sur la diagonale, on trouve tous les éléments égaux à γ_0', puis sur la diagonale adjacente, tous les éléments sont égaux à γ_1', et ainsi de suite. En principe, tous les γ_r' vont décroître de façon monotone vers 0 lorsque r augmente.

Dans notre étude, nous avons simplifié la situation en considérant Γ comme étant sensiblement un multiple de la matrice identité. L'Eq. H.13 se réduit alors à l'expression:

$$s^2 (\Delta^T \Delta)^{-1} \qquad \text{Eq. H.15}$$

où s^2 est l'élément commun de la diagonale principale de Γ égal à la variance d'estimation d'un débit journalier.

Les éléments de la matrice Δ dont l'expression apparaît à l'Eq. H.10 peuvent être calculés en approximant les dérivées partielles par des différences finies aux alentours de $\hat{\theta}$: on effectue successivement des petites variations sur les *k* paramètres et on calcule à chaque fois l'effet de ces changements sur les sorties du modèle.

Par le calcul des matrices Δ et Γ, on obtient donc une estimation de la matrice des variances-covariances des paramètres du modèle.

Bibliographie

Mein, R.G. et Brown, B.M. (1978). Sensitivity of optimized parameters in watershed models. *Water Resources Research*, **14**(2), 299-303.

Troutman, B.M. (1985). Errors and parameter estimation in precipitation-runoff modeling. 1. Theory. *Water Resources Research*, **21**(8), 1195-1213.

Annexe I

Détails sur le calcul des " tolérances " de paramètres

Pour évaluer la variabilité 'acceptable' des paramètres, prenons comme point de départ le jeu de paramètres optimisés et faisons le varier par pas de 0,05, et analysons les différences entre les valeurs de débit calées et simulées, en évaluant le critère C2M. La variation des paramètres sera faite 40 fois (par exemple) pour chaque paramètre et pour chaque bassin-période. Il faut se rappeler que l'optimisation de paramètres est faite pour chacune des deux sous-périodes des bassins de l'échantillon.
Nous attendons une baisse du critère C2M chaque fois que nous augmentons un des paramètres. Cependant, la variation de 0,05 est appliquée à chaque paramètre sans dépasser l'intervalle défini entre -9.99 et 9.99 (*premier rapport du comité de Thèse*).
On évalue la différence DF entre les critères C2M moyens de l'échantillon, du calage et de la validation.

Finalement, on calcule le critère C2M pour chacun des jeux de paramètres générés avec la variation 0,05 et on regarde l'écart *EC* entre les critères C2M calculés sur la validation moyenne de l'échantillon et la validation faite avec chaque jeu de paramètres généré. On va accepter tous les jeux de paramètres proche du jeu de départ 'optimal', quand l'écart *EC* ne dépasse pas la différence *DF*.
Donc, la tolérance pour accepter qu'un jeu de paramètres puisse simuler les débits avec une efficacité 'acceptable' est le nombre *l* d'itérations pour arriver à la valeur *DF*, par variation de 0,05, c'est-à-dire *l* fois 0,05. Et on peut accepter toutes les valeurs de paramètres qui se trouvent dans la limite définie par la tolérance Y.

L'écart EC entre la performance moyenne en validation avec les paramètres optimisés et la valeur moyenne en validation pour chacun des jeux de paramètres est:

$$EC_{k,l} = C2MO - \frac{C2M_{k,l}}{NCG} \qquad \text{Eq. I.1}$$

Où *C2MO* est la valeur moyenne en validation (en contrôle) pour l'échantillon

$$C2MO = \frac{\sum_{i=1}^{NCG} C2MO_i}{NCG} \qquad \text{Eq. I.2}$$

Où $C2M_{k,l}$ est le critère C2M en validation, pour le jeu de paramètres de l'optimisation avec *l* variations de 0.05 sur le paramètre *k*
NCG est le nombre de bassins-périodes utilisés pour faire le calage moyen sur les paramètres

La 'tolérance' *Y* à s'éloigner du jeu 'optimal' des paramètres peut se calculer par interpolation de la façon suivante (*Figure I.1*):

$$Y = -0.05 * LI * \frac{DF}{CI}$$ Eq. I.3

avec

$$LM = LI * \frac{DF}{CI}$$ tolérance pour LS<0 Eq. I.4

$$Y = DF * \frac{(LS - LI) - (LS * CI) + (LI * CS)}{(CS - CI)} * 0.05$$ Eq. I.5

avec

$$LM = DF * \frac{(LS - LI) - (LS * CI) + (LI * CS)}{(CS - CI)}$$ tolérance pour *LS*>0 Eq. I.6

DF est la différence entre C2MC et C2MO, C2MC est le calage du modèle avec les paramètres optimisés :

$$C2MC = \frac{\sum_{i=1}^{NCG} C2MC_i}{NCG}$$ Eq. I.7

Où :

LI limite inférieure pour l'interpolation

LS limite supérieure pour l'interpolation

CI C2MO calculé avec le jeu de paramètres $x_0 + \Delta x$ avec $\Delta x = LI * 0.05$, il correspond au *LI*

CS C2MO calculé avec le jeu de paramètres $x_0 + \Delta x$ avec $\Delta x = LS * 0.05$, , il correspond au *LS*

LM valeur cherchée entre *LI* et *LS*

l nombre de variations Δx testées (40 entre 0 et 2)

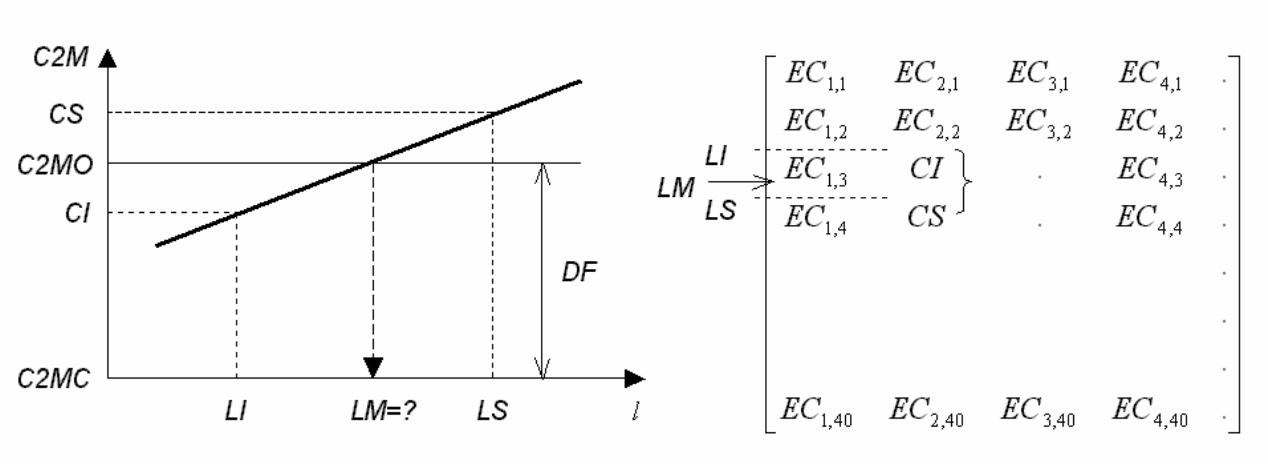


Figure I.1 Interpolation pour calculer la tolérance Y des paramètres d'un modèle. C2M est le critère de validation de simulation de débits, C2MO critère obtenu en validation moyenne de l'échantillon, CS est la validation des simulations calculées avec le l+1 jeu de paramètres, CI est la validation des simulations calculées avec le jeu de paramètres augmenté de Δx*, l est le nombre de validation obtenue en augmentant* x_k *de* $\Delta x = 0.05 * l$ *(l =1,2,...,40); DF est la différence entre C2MC et C2MO, C2MC est le calage moyen de l'échantillon, LI est la limite inférieure pour l'interpolation et LS la limite supérieure pour l'interpolation. EC l'écart entre les critères C2M calculés sur la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour chaque jeu de paramètres générés avec des variations* Δx *(égale à 0.05l).*

Annexe J

Recherches sur la tolérance globale des paramètres.

- **Bassins français**

Pour commencer, on va traiter l'échantillon de 305 bassins français pour regarder l'évolution des paramètres en analysant les baisses sur les performances en validation, sur chacun des 40 jeux de paramètres générés à partir du jeu de paramètres moyens de l'échantillon (jeu 'optimal'). Les baisses sur les performances du critère C2M en faisant une variation de 0,05 sur chacun des paramètres, sont montrées dans la *Figure J.1*.

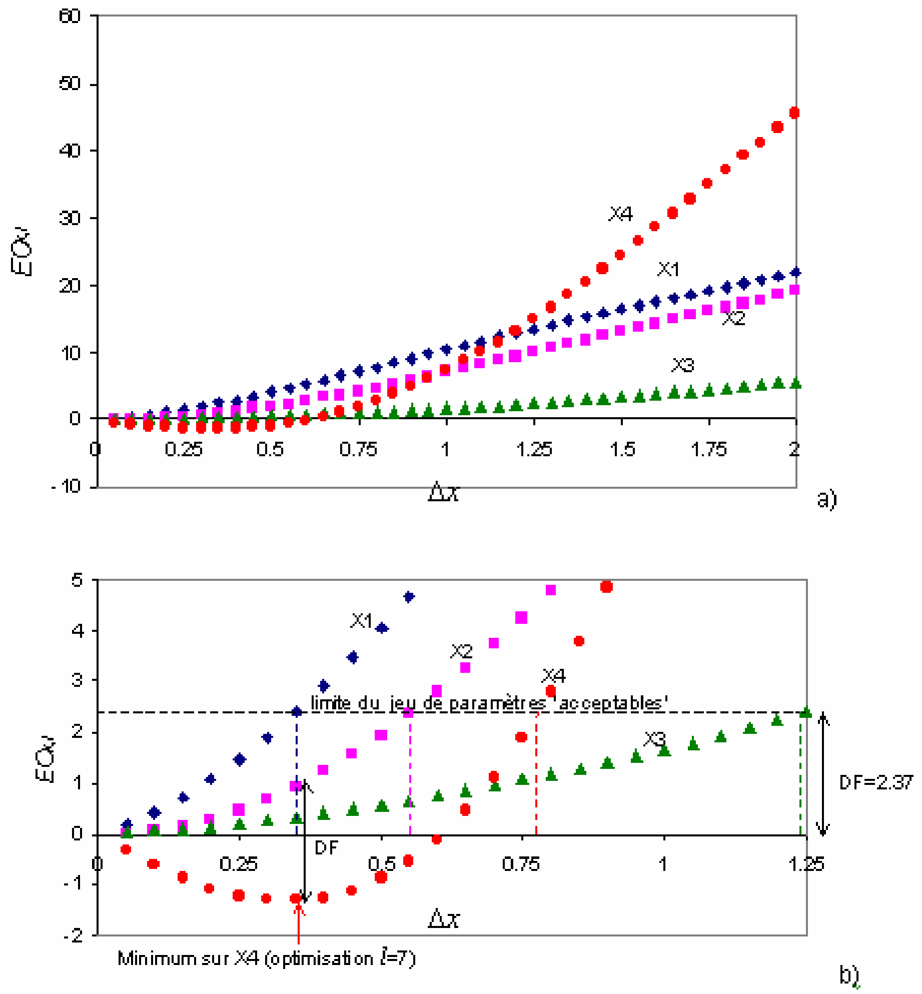


Figure J.1 Variabilité des performances en validation pour chaque jeu de paramètres optimisé; $EC_{k,l}$ est la baisse du critère C2M calculé sur la validation moyenne de l'échantillon et en fonction de l'augmentation Δx, DF est la différence de critère obtenue lors du passage du calage à la validation.

Dans la *Figure J.1*, l'apparition d'un minimum sur la courbe du paramètre d'échange X4 nous fait penser à un biais dans l'optimisation qui porte sur des valeurs transformées des

Δx

b)

paramètres (*premier rapport du comité de Thèse*). Si nous enlevons cette influence sur le paramètre X4, nous pourrons annuler le minimum sur la courbe. Alors, on va regarder la variation de EC quand on cale x_4^0 sans la transformation du sinus hyperbolique: $x_4^0 = \sinh(X_4^0)$. Comme on attend alors des valeurs de X4 plus grandes (car on a omis le sinh), on va laisser les valeurs varier entre –19.99 et 19.99. La *Figure J.2a)* montre les baisses correspondantes. Dans la *Figure J.2*b) on peut voir la permanence d'un minimum sur X4 pour $\Delta x = 0.4$.

Le problème de biais dans la détermination de X4 optimal ne provient pas de la transformation de sinh. La recherche de la cause réelle de ce biais est un problème sur lequel in faudra probablement revenir. Pour l'instant nous allons simplement contourner le problème : si nous augmentons sur tous les basins de 0.4 la valeur du paramètre d'échange après optimisation, nous pourrions éviter ce minimum (voir *Figure J.3*).

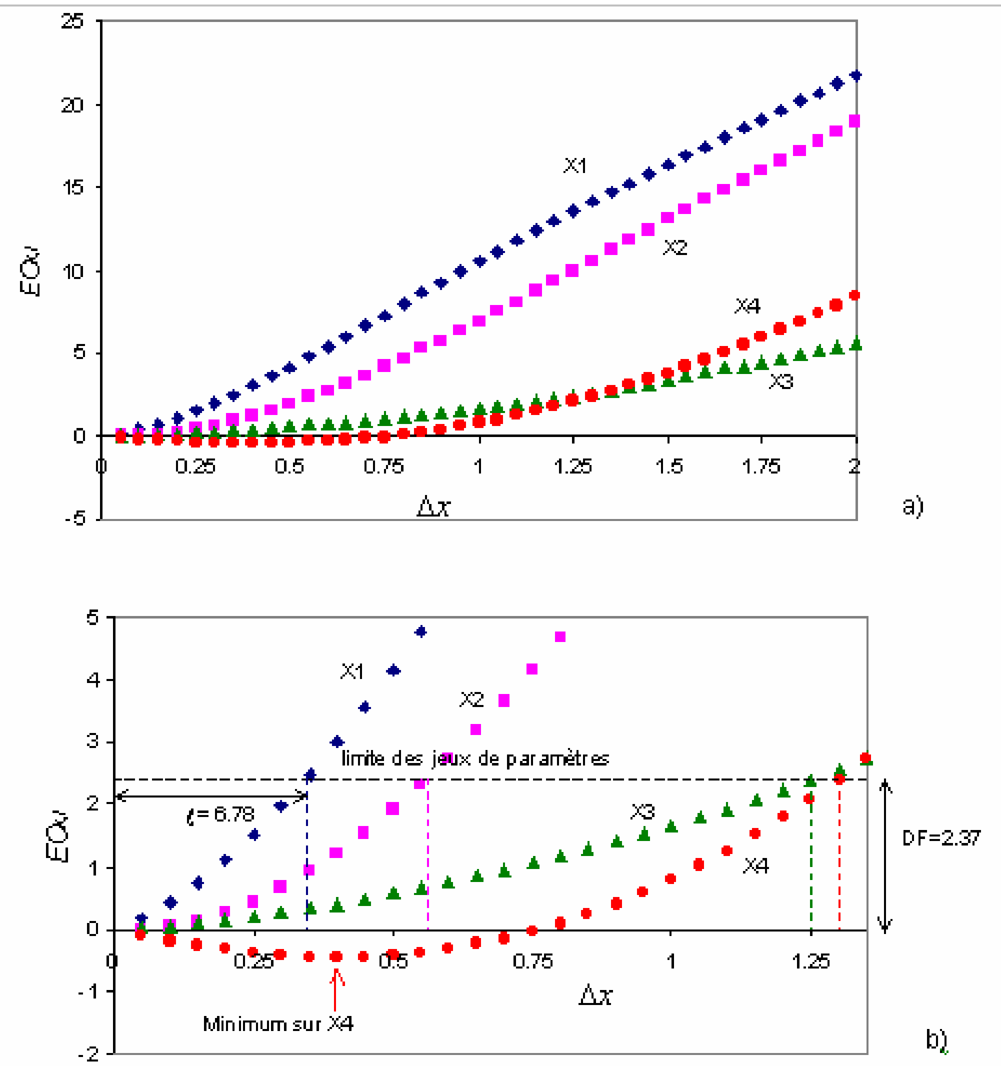


Figure J.2 : Variabilité des performances en validation pour chaque jeu optimisé de paramètres 'acceptable' (avec -19.99 ≤ X4 ≤ 19.99 et sans transformation) ; $EC_{k,l}$ est l'écart entre la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour le jeu de paramètres nombre l généré pour le paramètre X (EC maximal acceptable es égal à DF); DF est la différence entre le critère calé et le critère validé pour l'échantillon et X sont les paramètres du modèle GR4J. En abscisse on trouve Δx qui crée la différence EC.

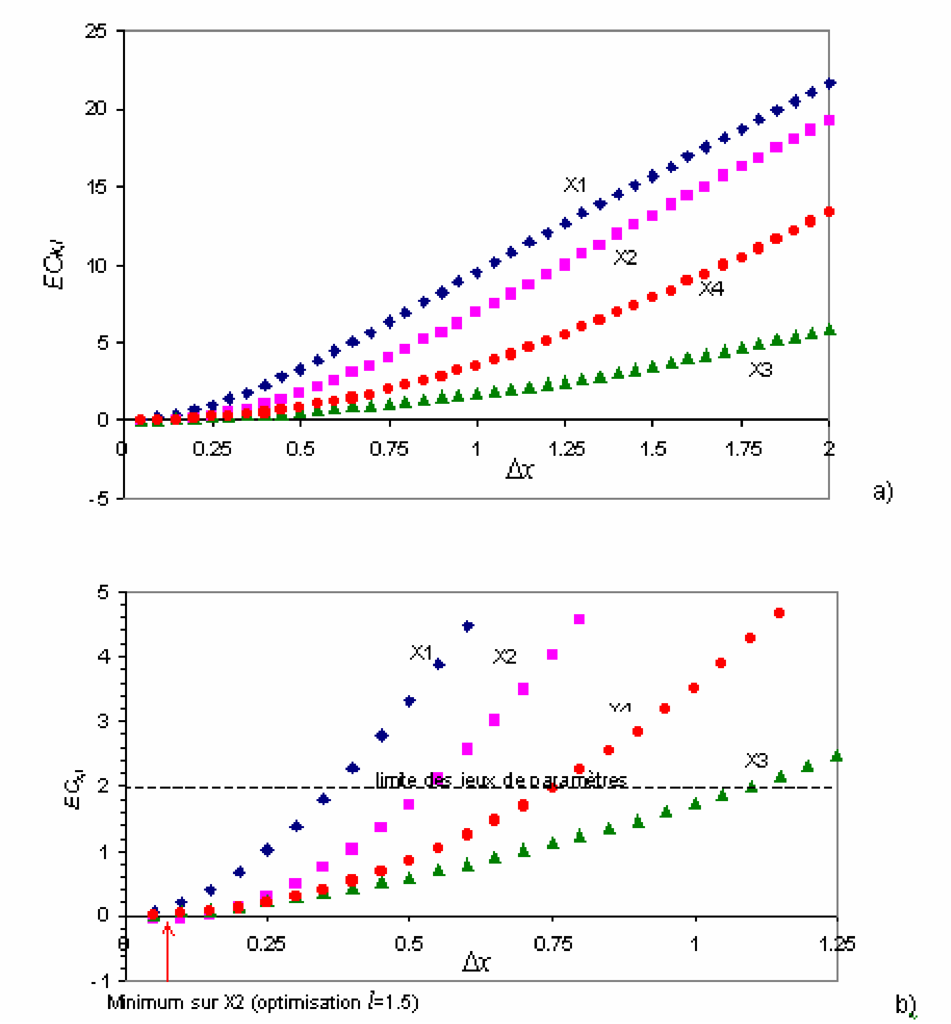


Figure J.3 : Variabilité des performances en validation pour chaque jeu de paramètres optimisé 'acceptable' avec -19.99 ≤ X4 ≤ 19.99, sans transformation du paramètre X4 avec le sinh et en augmentant en 0.4 la valeur du X4 sur tous les bassins de l'échantillon. ECk,l est l'écart entre la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour le jeu de paramètres nombre l généré pour le paramètre X (EC maximal acceptable es égal à DF); DF est la différence entre le critère calé et le critère validé pour l'échantillon et X sont les paramètres du modèle GR4J. a) pour Δx *de 0 à 2. b) pour* Δx *de 0 à 1.25 (échelle augmentée)*

La *Figure J.3* montre que maintenant on trouve un léger minimum sur le paramètre du réservoir de routage X2. On va reprendre la transformation du sinus hyperbolique sur X4 car dans le cas 1) aucun paramètre n'a dépassé les limites –9.99 et 9.99, on va les diminuer comme suit: –3.99 ≤ X4 ≤ 2.99. Mais on augmentera de 0.4 la valeur du X4 quand on fait l'optimisation et pas après (voir *Figure J.4*).

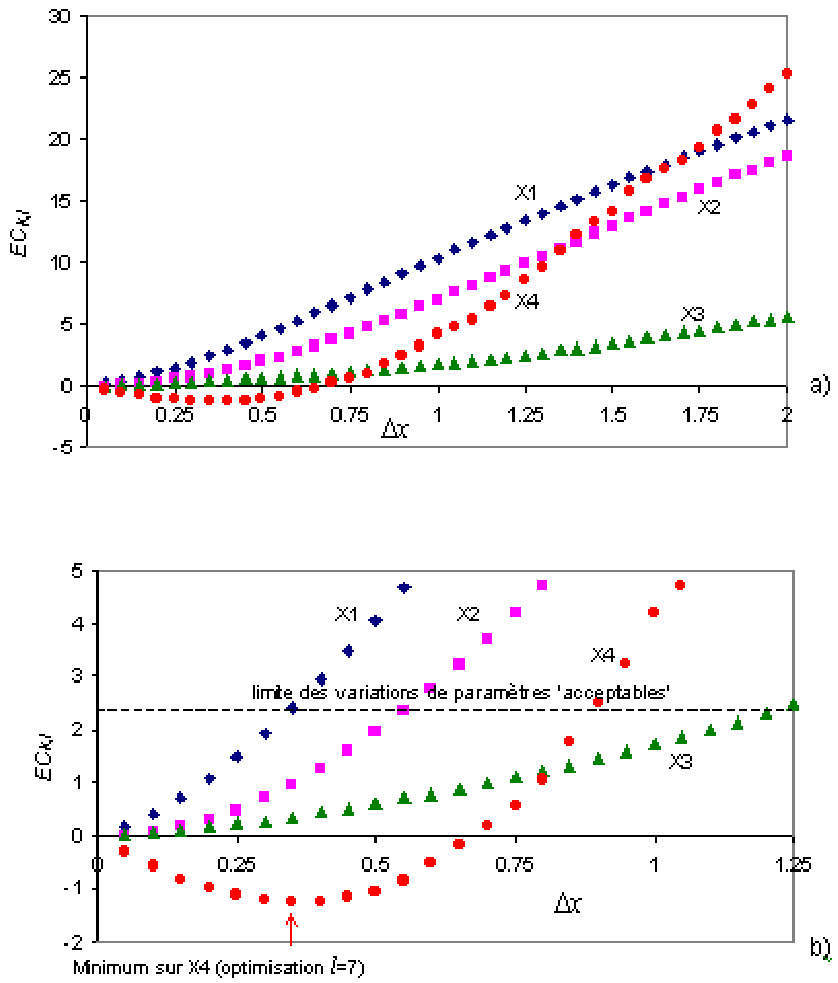


Figure J.4 : Variabilité des performances en validation pour chaque jeu de paramètres optimisé 'acceptable' avec -3.99 ≤ X4 ≤ 2.99, sans transformation du paramètre X4 avec le sinh et en augmentant en 0.4 la valeur du X4 après l'optimisation sur tous les bassins de l'échantillon. Δx est la variation de X de 0,05; $EC_{k,l}$ est l'écart entre la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour le jeu de paramètres nombre l généré pour le paramètre X (EC maximal acceptable es égal à DF); DF est la différence entre le critère calé et le critère validé pour l'échantillon et X sont les paramètres du modèle GR4J. a) pour Δx de 0 à 2. b) pour Δx de 0 à 1.25 (échelle augmentée)

La *Figure J.4* montre encore la présence d'un minimum sur X4 (*l* =7) et donc on va continuer à essayer de l'enlever, et maintenant on va considérer l'augmentation en 0.4 du paramètre d'échange, sur tous les basins deux fois: quand on fait l'optimisation et après l'optimisation.

La *Figure J.5* montre que la présence du minimum est sur le paramètre du réservoir de routage X2.

Etant donné les analyses précédentes, on va renoncer à essayer d'annuler le minimum qui apparaît sur la courbe du paramètre X4 et on reste avec les premières conditions.

Le Tableau J.1 résume des essais faits en montrant les résultas moyens en calage et en validation de l'échantillon, pour chacun des cinq essais précédents. On voit que les résultats en validation du critère C2M sont meilleurs en le cas1).

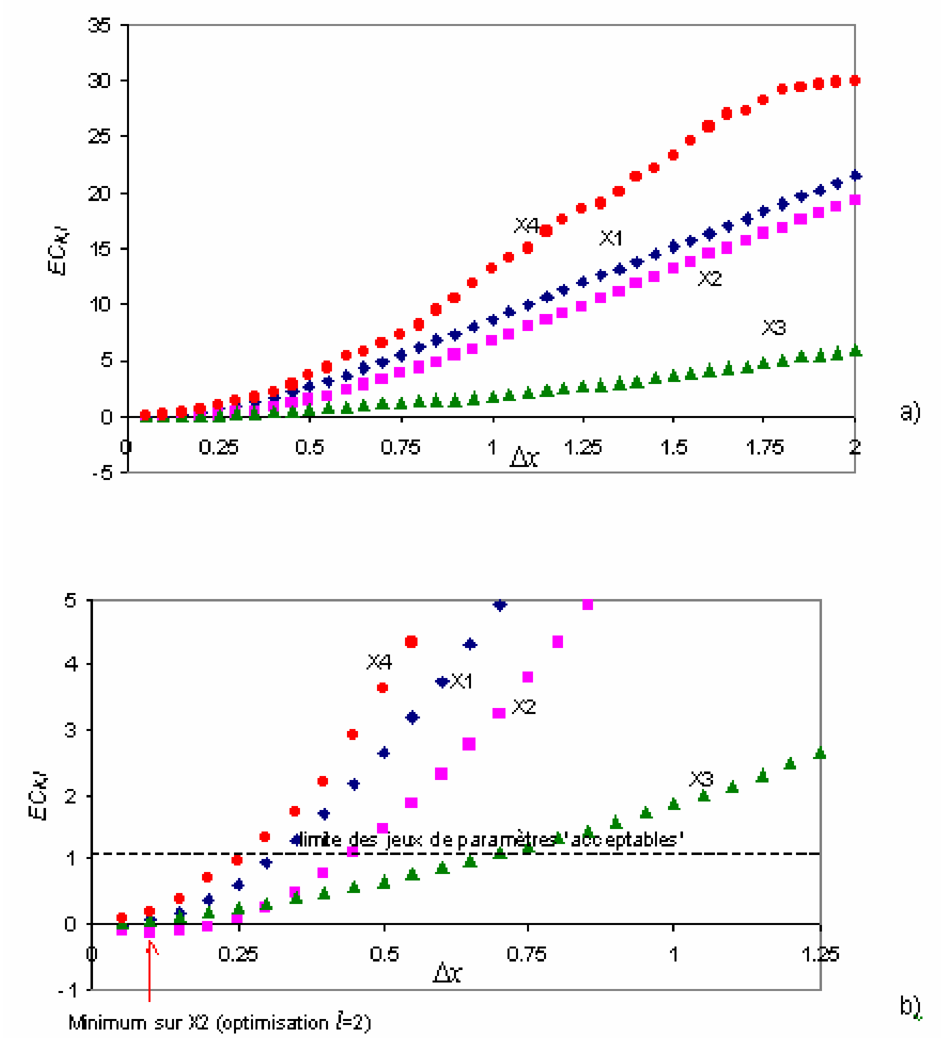


Figure J.5 : Variabilité des performances en validation pour chaque jeu de paramètres optimisé 'acceptable' avec –3,99 ≤ X4 ≤ 2,99, sans transformation du paramètre X4 avec le sinh et en augmentant en 0.4 la valeur du X4 pendant et après l'optimisation, sur tous les bassins de l'échantillon. $EC_{k,l}$ est l'écart entre la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour le jeu de paramètres nombre l généré pour le paramètre X (EC maximal acceptable est égal à DF); DF est la différence entre le critère calé et le critère validé pour l'échantillon et X sont les paramètres du modèle GR4J. a) pour Δx *de 0 à 2. b) pour* Δx *de 0 à 1.25 (échelle augmentée)*

	valeurs moyennes des paramètres				tolérances acceptables sur les paramètres			
	X1	X2	X3	X4	X1	X2	X3	X4
1)	6.06	4.45	-6.76	-0.97	0.347	0.551	1.240	0.776
2)	6.14	4.27	-6.76	-3.58	0.339	0.557	1.244	1.296
3)	6.14	4.27	-6.76	-3.18	0.362	0.524	1.067	0.742
4)	6.05	4.35	-6.56	-0.88	0.348	0.555	1.229	0.893
5)	6.05	4.35	-6.56	-0.48	0.317	0.443	0.685	0.262

	calage moyen	contrôle moyen	DF
1)	42.33	39.96	2.37
2)	42.55	40.18	2.37
3)	42.55	40.63	1.92
4)	42.19	39.81	2.38
5)	42.19	41.13	1.06

Tableau J.1 : Paramètres moyens, tolérances 'acceptables' des paramètres, calage et validation moyens des simulations de débits du modèle GR4J; avec 5 considérations différentes (échantillon de 305 bassins versants français, DF est la différence entre le critère C2M calé et validé):

1) -9.99 ≤ X4 ≤ 9.99 avec transformation $x_4^0 = \sinh(X_4^0)$

2) -19.99 ≤ X4 ≤ 19.99 en enlevant la transformation du sinus hyperbolique $x_4^0 = X_4$

3) idem 2) et en augmentant en 0.4 le paramètre X4 après l'optimisation, sur tous les bassins

4) -3.99 ≤ X4 ≤ 2.99 avec transformation $x_4^0 = \sinh(X_4^0)$ *et en augmentant en 0.4 le paramètre X4 quand on fait l'optimisation*

5) idem 4) et en augmentant en 0.4 le paramètre X4 après l'optimisation, sur tous les bassins

- **Bassins Internationaux**

Maintenant, nous travaillerons avec un échantillon élargi à 611 bassins versants répartis en cinq pays: la France (305 bassins versant), les États Unis (43 bassins versants US, 39 bassins versants ARS et 175 bassins versants MOPEX), l'Australie (35 bassins versants), le Brésil (4 bassins versants) et la Côte d'Ivoire (10 bassins versants). Par ailleurs nous étendons l'analyse à un modèle à 8 paramètres TOPMO qui est décrit dans le Chapitre 3.

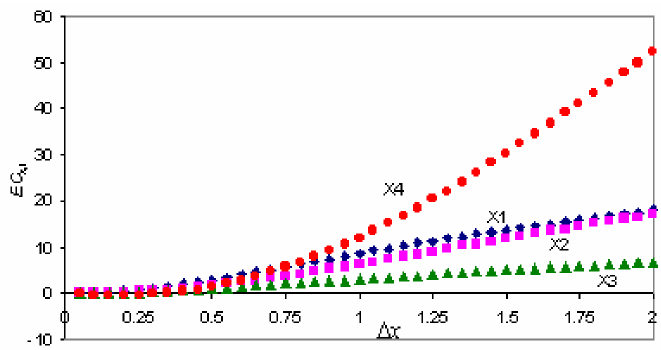
La *Figure J.6* illustre les résultats par rapport à l'évolution de la variabilité des performances de simulations acceptables avec variations de paramètres calculés pour les modèles GR4J et TOPMO. La 'tolérance' est la variation Δx qui permet un écart de C2M égal à la différence entre le calage et le contrôle moyens de l'échantillon, c'est à dire, DF=3.86 pour le modèle GR4J et DF=5.61 pour le modèle TOPMO.
Les baisses du critère de validation C2M sont montrées sur la même *Figure J.6*, la croissance des écarts entre la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour chaque jeu de paramètres est représentée par une augmentation des écarts sur le graphique. On voit que la considération de faire 40 fois une variation sur chaque paramètre dépasse les variations des 'paramètres acceptables'.
En *Figure J.6c)* on utilise une échelle qui permet de regarder en détail le calage des tolérances des paramètres sur le modèle GR4J; l'exemple du paramètre X1 montre le

calcul pour évaluer la tolérance; en interpolant on connaît que la tolérance acceptable est égale à 0.59 (voir Tableau J.2).

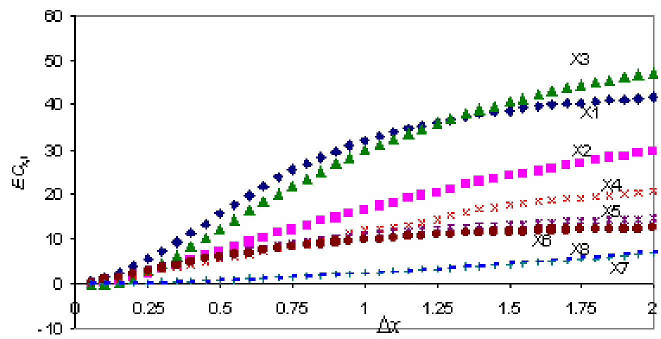
Par ailleurs, avec les différences DF correspondant aux modèles, on obtient avec l'interpolation décrite précédemment, les tolérances 'acceptables' sur les paramètres pour l'échantillon de 611 bassins versants. Le Tableau J.2 montre les tolérances 'acceptables' des paramètres des deux modèles utilisés.

	tolérances 'acceptables' des paramètres							
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8
GR4J	0.59	0.76	1.20	0.66	--	--	--	--
TOPMO	0.25	0.42	0.33	0.50	0.44	0.46	1.78	1.73

Tableau .J.2 : Tolérances 'acceptables' pour les paramètres des modèles GR4J et TOPMO. Échantillon de 611 bassins versants.



a) GR4J



b) TOPMO

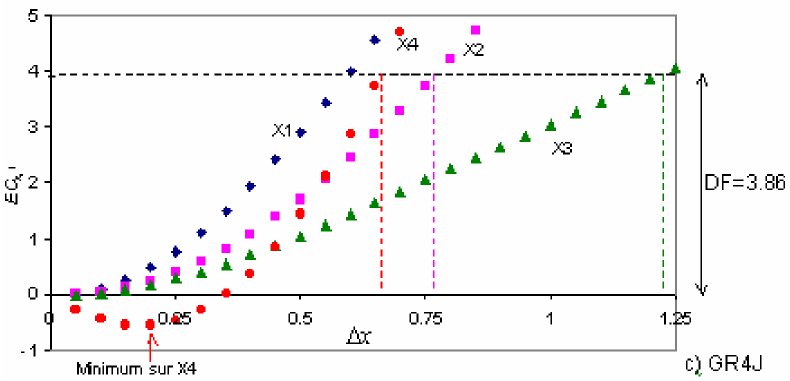
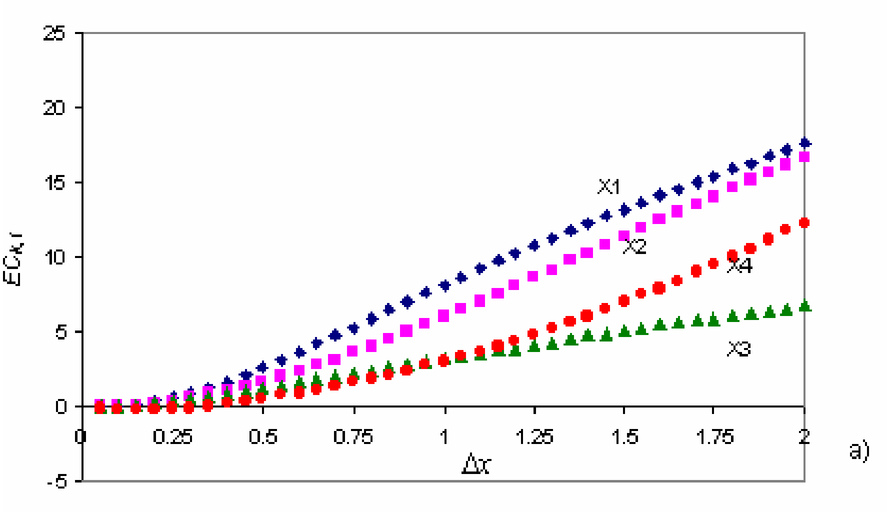


Figure J.6 : Variabilité des performances en validation pour chaque jeu de paramètres optimisé; Δx est la variation de X de 0,05 ;$EC_{k,l}$ est l'écart entre les critères C2M calculés sur la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour une augmentation de Δx, DF est la différence entre le critère calé C2MC et le critère validé C2MO pour l'échantillon.

En regardant la *Figure J.6*, pour le paramètre d'échange du modèle GR4J (paramètre X4) il existe une valeur minimale sur la courbe des écarts. Comme nous avons vu pour l'échantillon des bassins français, il est évident que si nous enlevons la transformation du paramètre d'échange, les résultats resteront avec une valeur minimale.
Dans la *Figure J.7* on montre les performances en enlevant la transformation du sinus hyperbolique et en prenant les limites du paramètre X4 entre –19,99 et 19,99.
Avec ces considérations, la différence DF qu'on obtient est égale à 3.80, on vérifie qu'on n'a pas de changement important et le minimum est situé à Δx =0.15. Et en plus, nous nous sommes aperçus qu'avec tous les jeux de paramètres générés, 3 paramètres dépassent la limite de 19,99 et 135 paramètres dépassent la valeur de 19,99.



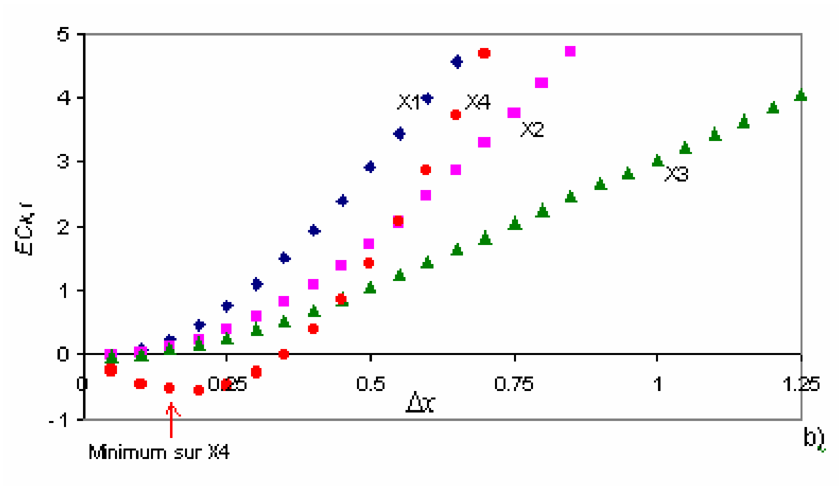
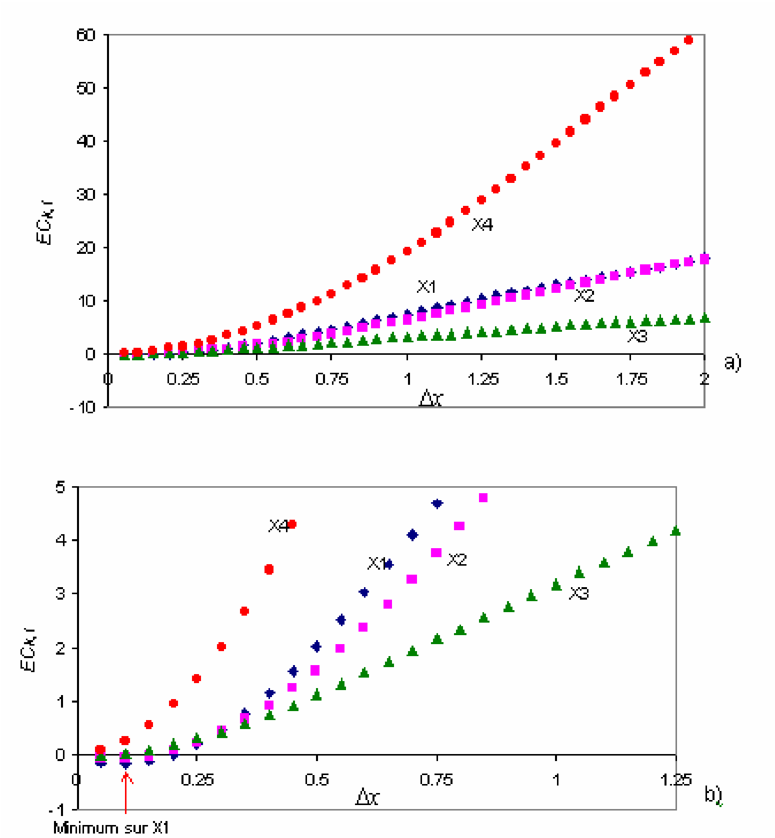


Figure J.7 Variabilité des performances en validation pour chaque jeu de paramètres optimisé ‘acceptable’ avec $-19,99 \leq X4 \leq 19,99$ et sans transformation du paramètre X4 avec le sinh. l est le nombre d’optimisation avec un changement de 0,05; $EC_{k,l}$ est l’écart entre la validation moyenne de l’échantillon et la validation pour le jeu de paramètres (EC maximal acceptable est égal à DF); DF est la différence entre le critère calé et le critère validé pour l’échantillon et X sont les paramètres du modèle GR4J. a) pour Δx de 0 à 2. b) pour Δx de 0 à 1.25



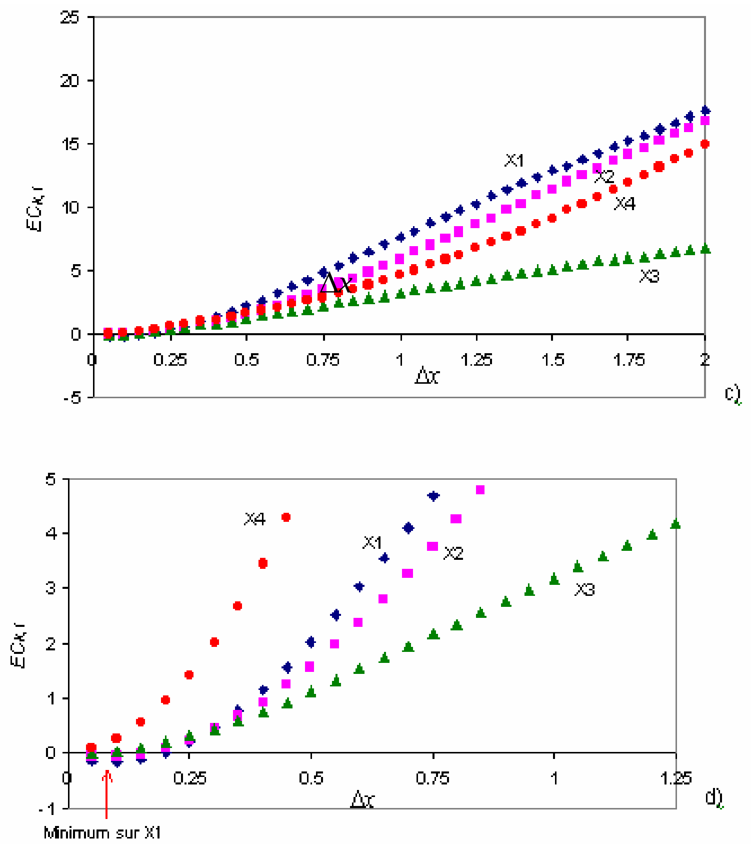


Figure J.8 : Variabilité des performances en validation pour chaque jeu de paramètres optimisé 'acceptable' en augmentant en 0.2 le paramètre X4 après l'optimisation, sur tous les bassins.
a) $-9.99 \leq X4 \leq 9.99$ avec transformation du sinus hyperbolique.
b) échelle réduite pour a).
c) $-19.99 \leq X4 \leq 19.99$ et en enlevant la transformation du sinus hyperbolique.
d) échelle réduite pour c).
Δx est la variation de X de 0,05 ; $EC_{k,1}$ est l'écart entre la validation moyenne de l'échantillon et la validation pour le jeu de paramètres nombre 1 généré pour le paramètre X (EC maximal acceptable est égal à DF); DF est la différence entre le critère calé et le critère validé pour l'échantillon et X sont les paramètres du modèle GR4J.

Finalement, comme dernière vérification, nous augmenterons de 0.2 la valeur du paramètre d'échange. Les résultats sont montrés dans la *Figure J.8*. Le Tableau J.3 résume les résultats pour l'échantillon de 611 bassins.

On constate que les tolérances n'ont pas beaucoup varié pour les paramètres X3 et X4, mais qu'elles ont augmenté en ce qui concerne les paramètres X1 et X2.

	valeurs moyennes des paramètres				tolérances acceptables sur les paramètres			
	X1	X2	X3	X4	X1	X2	X3	X4
1)	5.79	4.14	-6.38	-0.97	0.588	0.762	1.204	0.657
2)	5.88	3.94	-6.36	-3.5	0.614	0.771	1.164	1.117
3)	5.79	4.14	-6.38	-0.77	0.625	0.703	1.026	0.391
4)	5.88	3.94	-6.36	-3.3	0.636	0.757	1.085	0.852

	calage moyen	contrôle moyen	DF
1)	38.88	35.02	3.86
2)	37.95	34.15	3.80
3)	38.88	35.58	3.30
4)	37.95	34.38	3.57

Tableau J.3 : Paramètres moyens, tolérances 'acceptables' des paramètres, calage et validation moyens des simulations de débits du modèle GR4J; avec 4 considérations différentes (échantillon de 611 bassins versants internationaux, DF est la différence entre le critère C2M calé et validé):

a) -9.99 ≤ X4 ≤ 9.99 avec transformation $x_4^0 = \sinh(X_4^0)$

b) -19.99 ≤ X4 ≤ 19.99 en enlevant la transformation du sinus hyperbolique $x_4^0 = X_4$

c) idem 1) et en augmentant en 0.2 le paramètre X4 après l'optimisation, sur tous les bassins

d) idem 2) et en augmentant en 0.2 le paramètre X4 après l'optimisation, sur tous les bassins

Annexe K

Essai de modification sur le calcul des échanges dans le modèle GR4J en fonction du signe du paramètre d'échange X4

Nous chercherons à améliorer les simulations des débits, en considérant le calcul des échanges du modèle GR4J comme dépendant du signe du paramètre d'échange X4.

Rappelons qu'il a été établi dans la précédente note intermédiaire, que l'optimisation du paramètre d'échange X4 est primordiale pour les simulations des débits, et l'optimisation des paramètres de capacité du réservoir de routage et du réservoir du sol apportent aussi des améliorations sur les simulations. Nous allons tester une modification du calcul des échanges dans le modèle GR4J.

Le modèle GR4J considère un échange F qui est une fonction du paramètre d'échange et du taux de remplissage du réservoir de routage :

$$F = X4\left(\frac{NR}{X2}\right)^{\frac{7}{2}} \qquad \text{Eq.K.1}$$

X4 paramètre d'échange $[mm]$

X2 paramètre de la capacité du réservoir de routage $[mm]$

NR le niveau du réservoir de routage $[mm]$

Jusqu'ici, la valeur *a priori* du paramètre d'échange du modèle GR4J, soit moyen, soit régional, est considérée égal à –0.97. La valeur *a priori* du paramètre du réservoir de routage moyen est égal à 4.14, et la valeur *a priori* régionalisée est égale à $0.43(Pmx - Pmn)^{1.07}$.

L'échange affecte de façon égale l'écoulement semi-direct et le réservoir de routage.

Maintenant nous allons tester une petite modification sur la valeur du facteur F.

Il s'agit de prendre la valeur de F distinguant selon le signe du paramètre d'échange X4 après l'optimisation (Tableau K.1).

Valeur du paramètre d'échange	Facteur F
X4 < 0	$F = X4\left(\frac{NR}{X2}\right)^4$
X4 > 0	$F = X4\left(\frac{NR}{X2}\right)$

Tableau K.1 Expressions du terme F dans le modèle GR4J.

Les valeurs du terme F sont testées sur l'échantillon français de 305 bassins versants et sur l'échantillon de 1139 bassins versants situés en France, aux États Unis, en Côte d'Ivoire, en Australie, au Brésil et au Mexique.

Les résultats sont présentés au Tableau K.2 et dans la Figure K.1.

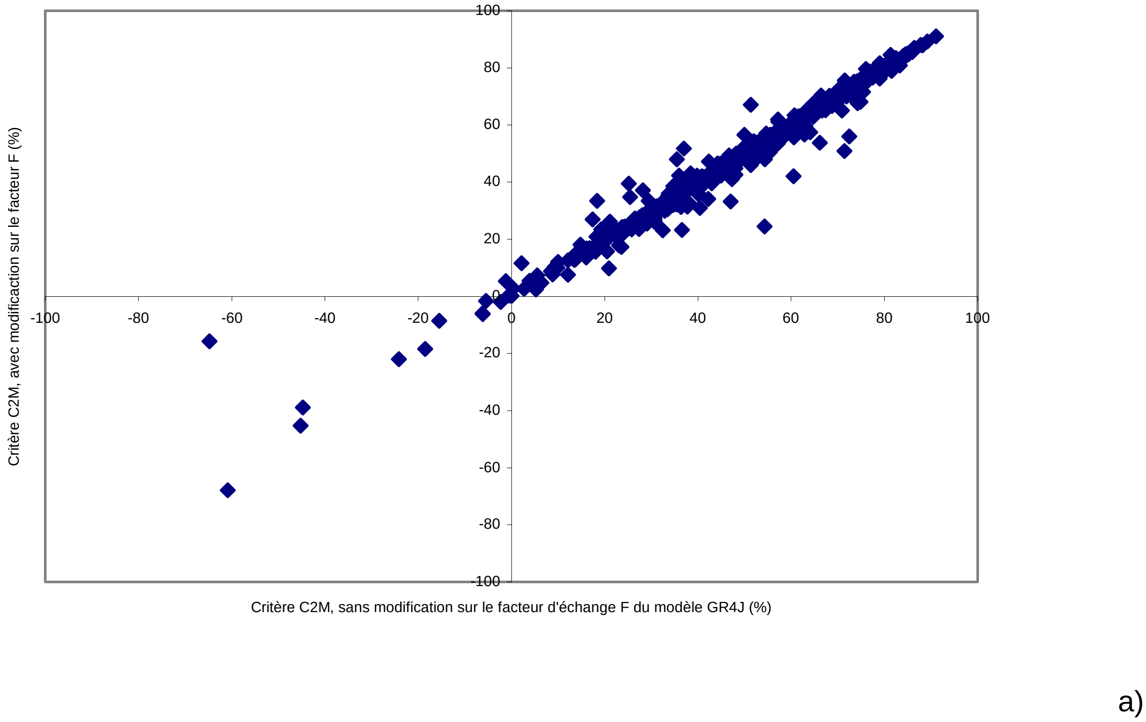
<table>
<tr><th colspan="2">expression du terme F</th><th>échantillon</th><th>critère C2M en calage</th><th>critère C2M en validation</th></tr>
<tr><td colspan="2" rowspan="2">$F = X4\left(\frac{NR}{X2}\right)^{\frac{7}{2}}$</td><td>français</td><td>56,18</td><td>51,26</td></tr>
<tr><td>international</td><td>41,49</td><td>34,19</td></tr>
<tr><td>$X4 < 0$</td><td>$X4 > 0$</td><td>français</td><td>55,65</td><td>50,93</td></tr>
<tr><td>$F = X4\left(\frac{NR}{X2}\right)^4$</td><td>$F = X4\left(\frac{NR}{X2}\right)$</td><td>international</td><td>41,72</td><td>34,10</td></tr>
</table>

Tableau K.2 Résultats des efficacités du modèle GR4J sur 305 bassins français et 1139 bassins versants internationaux, en considérant l'expression du terme d'échange (Tableau K.1).

On peut observer sur le Tableau K.2 que, la modification apportée au calcul de F dans le modèle GR4J, n'apporte pas d'amélioration sur les efficacités moyennes du modèle.

Dans le cas de l'échantillon français, le calage et la validation des simulations des débits restent inférieures aux résultats obtenus en utilisant toujours la même valeur du facteur F donné par l'Eq. K.1.

Pour l'échantillon avec des bassins versants internationaux, le résultat moyen en calage a une faible augmentation de 0.23%, tandis qu'en validation, la considération des valeurs positives et négatives du paramètre d'échange diminue de 0.09% le critère C2M.



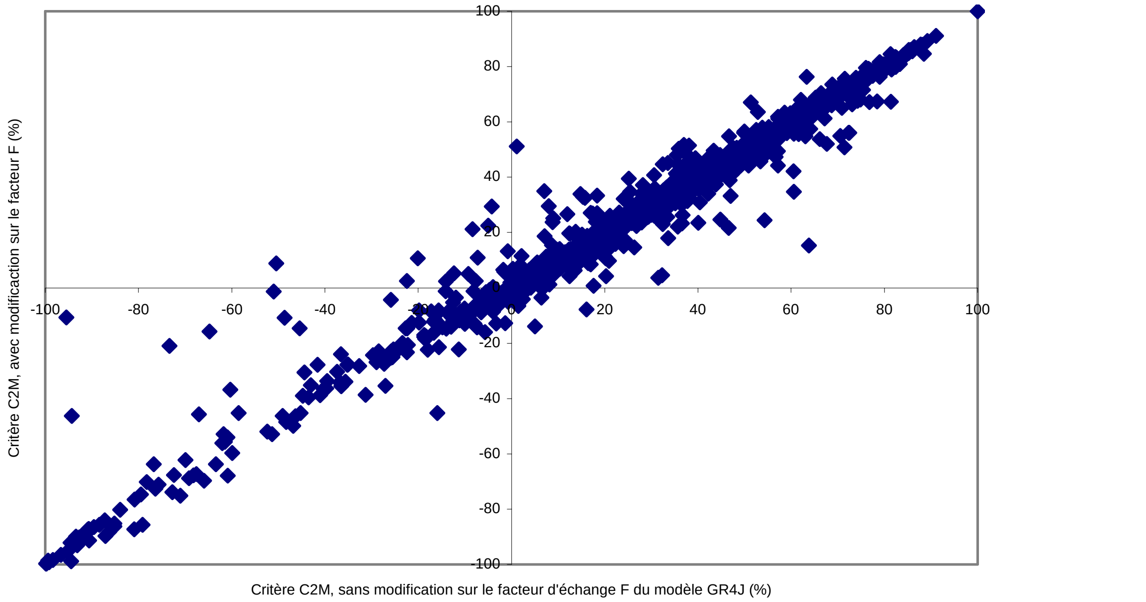


Figure K.1 : Comparaison des valeurs du critère C2M en validation, en considérant comme modèle de référence la modification sur le calcul du facteur d'échange F du modèle GR4J. Résultas sur a) 610 bassins-périodes français et b) 2278 bassins-périodes internationaux.

Le Tableau K.2 montre que, globalement les simulations sur l'ensemble des bassins-périodes n'améliorent pas si on modifie le calcul du facteur d'échange F du modèle, cependant la Figure K.1 illustre les comparaisons des simulations sur chaque bassin-période, et on peut observer que pour certains bassins-périodes une amélioration faible est possible, tandis que pour autres, les validations restent similaires, et même elles se rendent moins satisfaisants.

Conclusions

Les essais de modification de la formulation de la fonction d'échanges souterrains dans GR4J ne se sont pas montrés concluants.

Annexe L

Jeux de paramètres des « bassins-types »

bassin-type (ϖ)	nombre de bassins dans la classe	Valeurs des paramètres du bassin-type de la classe ϖ			
		x_1	x_2	x_3	x_4
1	23	5.48	2.82	-8.29	-1.45
2	7	6.11	2.82	-8.29	-1.45
3	56	7.1	2.82	-8.29	-1.45
4	18	5.48	3.88	-8.29	-1.45
5	17	6.11	3.88	-8.29	-1.45
6	26	7.1	3.88	-8.29	-1.45
7	26	5.48	4.95	-8.29	-1.45
8	19	6.11	4.95	-8.29	-1.45
9	43	7.1	4.95	-8.29	-1.45
10	24	5.48	2.82	-7.11	-1.45
11	16	6.11	2.82	-7.11	-1.45
12	19	7.1	2.82	-7.11	-1.45
13	33	5.48	3.88	-7.11	-1.45
14	22	6.11	3.88	-7.11	-1.45
15	21	7.1	3.88	-7.11	-1.45
16	33	5.48	4.95	-7.11	-1.45
17	16	6.11	4.95	-7.11	-1.45
18	45	7.1	4.95	-7.11	-1.45
19	23	5.48	2.82	-5.35	-1.45
20	20	6.11	2.82	-5.35	-1.45
21	12	7.1	2.82	-5.35	-1.45
22	26	5.48	3.88	-5.35	-1.45
23	42	6.11	3.88	-5.35	-1.45
24	19	7.1	3.88	-5.35	-1.45
25	32	5.48	4.95	-5.35	-1.45
26	45	6.11	4.95	-5.35	-1.45
27	59	7.1	4.95	-5.35	-1.45
28	49	5.48	2.82	-8.29	0.13
29	39	6.11	2.82	-8.29	0.13
30	42	7.1	2.82	-8.29	0.13
31	18	5.48	3.88	-8.29	0.13
32	19	6.11	3.88	-8.29	0.13
33	15	7.1	3.88	-8.29	0.13
34	3	5.48	4.95	-8.29	0.13
35	17	6.11	4.95	-8.29	0.13
36	10	7.1	4.95	-8.29	0.13
37	54	5.48	2.82	-7.11	0.13
38	42	6.11	2.82	-7.11	0.13
39	30	7.1	2.82	-7.11	0.13
40	35	5.48	3.88	-7.11	0.13
41	23	6.11	3.88	-7.11	0.13
42	29	7.1	3.88	-7.11	0.13
43	10	5.48	4.95	-7.11	0.13
44	21	6.11	4.95	-7.11	0.13
45	19	7.1	4.95	-7.11	0.13
46	78	5.48	2.82	-5.35	0.13
47	39	6.11	2.82	-5.35	0.13
48	21	7.1	2.82	-5.35	0.13

49	37	5.48	3.88	-5.35	0.13
50	43	6.11	3.88	-5.35	0.13
51	20	7.1	3.88	-5.35	0.13
52	7	5.48	4.95	-5.35	0.13
53	18	6.11	4.95	-5.35	0.13
54	2	7.1	4.95	-5.35	0.13
55	17	5.48	2.82	-8.29	1.24
56	17	6.11	2.82	-8.29	1.24
57	16	7.1	2.82	-8.29	1.24
58	33	5.48	3.88	-8.29	1.24
59	39	6.11	3.88	-8.29	1.24
60	43	7.1	3.88	-8.29	1.24
61	33	5.48	4.95	-8.29	1.24
62	59	6.11	4.95	-8.29	1.24
63	38	7.1	4.95	-8.29	1.24
64	24	5.48	2.82	-7.11	1.24
65	18	6.11	2.82	-7.11	1.24
66	23	7.1	2.82	-7.11	1.24
67	27	5.48	3.88	-7.11	1.24
68	27	6.11	3.88	-7.11	1.24
69	34	7.1	3.88	-7.11	1.24
70	34	5.48	4.95	-7.11	1.24
71	36	6.11	4.95	-7.11	1.24
72	27	7.1	4.95	-7.11	1.24
73	12	5.48	2.82	-5.35	1.24
74	16	6.11	2.82	-5.35	1.24
75	7	7.1	2.82	-5.35	1.24
76	21	5.48	3.88	-5.35	1.24
77	28	6.11	3.88	-5.35	1.24
78	22	7.1	3.88	-5.35	1.24
79	18	5.48	4.95	-5.35	1.24
80	28	6.11	4.95	-5.35	1.24
81	43	7.1	4.95	-5.35	1.24

Tableau L.1 : La numérotation des bassins-types ϖ est définie par la formule : $\varpi = 1 + k_1 + 3k_2 + 9k_3 + 27k_4$ *avec* $k_i = 0, 1,$ *ou 2 si* x_i *appartient respectivement à la classe faible, la classe moyenne ou la classe forte*

Annexe M

Catégories possibles d'un bassin versant et numéro de bassins de l'échantillon appartenant à chacun des catégories.

Catégorie du bassin cat	Numéro de bassins dans la catégorie	Valeur assignée à la caractéristique du bassin			
		$\ln(S)$	$\ln(PBP)$	$\ln(\overline{ETP})$	$\ln(\overline{P})$
1	22	0	0	0	0
2	6	1	0	0	0
3	6	2	0	0	0
4	74	0	1	0	0
5	44	1	1	0	0
6	10	2	1	0	0
7	14	0	2	0	0
8	18	1	2	0	0
9	28	2	2	0	0
10	72	0	0	1	0
11	38	1	0	1	0
12	12	2	0	1	0
13	6	0	1	1	0
14	28	1	1	1	0
15	80	2	1	1	0
16	0	0	2	1	0
17	6	1	2	1	0
18	16	2	2	1	0
19	72	0	0	2	0
20	66	1	0	2	0
21	64	2	0	2	0
22	0	0	1	2	0
23	8	1	1	2	0
24	58	2	1	2	0
25	0	0	2	2	0
26	0	1	2	2	0
27	2	2	2	2	0
28	6	0	0	0	1
29	0	1	0	0	1
30	6	2	0	0	1
31	66	0	1	0	1
32	24	1	1	0	1
33	4	2	1	0	1
34	18	0	2	0	1
35	94	1	2	0	1
36	56	2	2	0	1
37	56	0	0	1	1
38	22	1	0	1	1
39	2	2	0	1	1
40	18	0	1	1	1
41	52	1	1	1	1
42	42	2	1	1	1
43	2	0	2	1	1
44	24	1	2	1	1
45	70	2	2	1	1
46	54	0	0	2	1

47	62	1	0	2	1
48	22	2	0	2	1
49	4	0	1	2	1
50	18	1	1	2	1
51	24	2	1	2	1
52	0	0	2	2	1
53	0	1	2	2	1
54	2	2	2	2	1
55	6	0	0	0	2
56	0	1	0	0	2
57	0	2	0	0	2
58	40	0	1	0	2
59	6	1	1	0	2
60	6	2	1	0	2
61	68	0	2	0	2
62	82	1	2	0	2
63	48	2	2	0	2
64	30	0	0	1	2
65	4	1	0	1	2
66	4	2	0	1	2
67	24	0	1	1	2
68	30	1	1	1	2
69	18	2	1	1	2
70	6	0	2	1	2
71	18	1	2	1	2
72	64	2	2	1	2
73	48	0	0	2	2
74	50	1	0	2	2
75	26	2	0	2	2
76	18	0	1	2	2
77	20	1	1	2	2
78	26	2	1	2	2
79	18	0	2	2	2
80	24	1	2	2	2
81	40	2	2	2	2

Tableau M.1 : Catégories possibles d'un bassin versant en fonction du type de valeur de ses caractéristiques : 0=valeur faible, 1=valeur moyenne, 2=valeur forte.

Annexe N

Choix d'une stratégie d'échantillonnage avec la méthode *CRIT* de l'Eq. 5.8 du chapitre 5.

Les résultats de la Figure N.1, montrent que la saison de hautes eaux est la plus intéressante pour y choisir les jours de mesure des débits. Ces résultats ont été obtenus en considérant 50 mesures de débit.

Dans la Figure N.2, on montre les résultats de cette stratégie d'échantillonnage en considérant 5, 10, 20 et 50 mesures de débit. Ces résultats montrent que, quand les mesures de débit sont faibles, le poids sur les valeurs *a priori* des paramètres est de 20%. Tandis que quand on ne considère que les valeurs fortes de débit, avec 5 mesures il faut donner un poids très faible (entre 1 et 9%) aux valeurs *a priori* des paramètres, et si on dispose de plus de 10 jaugeages, l'information a priori commence à devenir inutile.

En général, au fur et à mesure que nous avons plus de mesures pour caler les paramètres du modèle, le poids des paramètres *a priori* est faible (mais toujours entre 0.01 et 0.09).

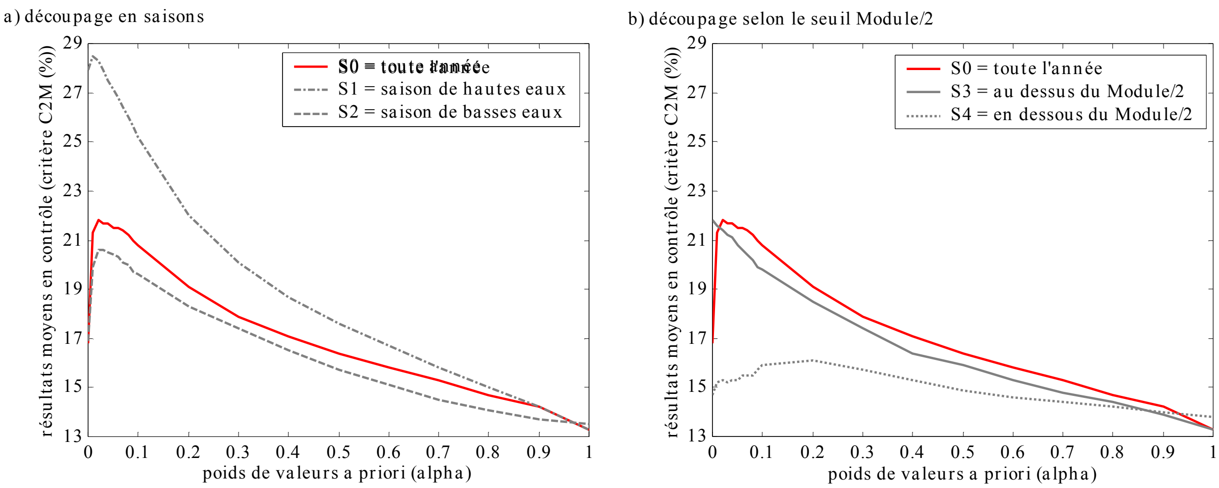


Figure N.1 : Performances avec 50 débits jaugés choisis selon cinq stratégies.

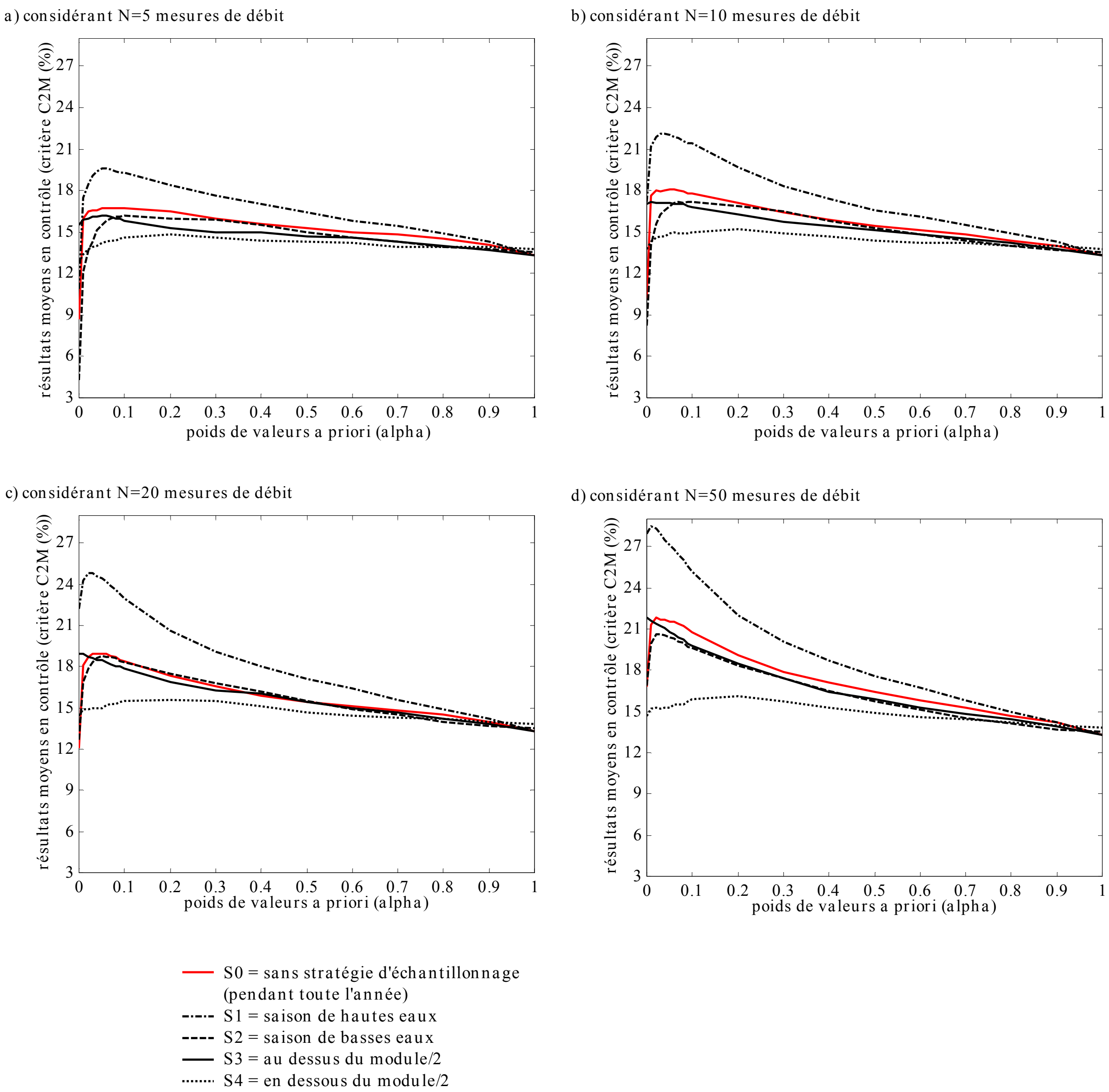


Figure N.2 : Performances moyennes des calages du modèle GR4J sur les 1111 bassins où les N débits jaugés ont été choisis selon cinq stratégies.

Title

What minimal flow knowledge is necessary to determine rainfall-runoff model parameters?

Abstract

This research concerns the determination of model parameters of a rainfall-runoff model for ungauged catchments. The main idea is to use the minimal number of measured flows in order to estimate model parameters. Two approaches are proposed to optimize the parameters based on the use of a "*a priori*" knowledge of these parameters.

In the first approach an objective function is built considering two terms: the deviations from "*a priori*" parameters and the deviations from flow measurements.
In a second approach, "a priori" information is made of an a priori ensemble of parameter sets, and the optimal parameter set is chosen in order to minimise the deviations when comparing some specific measurements of flow to the flows computed with individual parameter sets. In this case, two different methods are evaluated: one consists of seeking the optimum set among $\mathbf{3^p}$ sets of parameters for a model having **p** parameters in its structure. The other method chooses the parameter set among those of selected gauged catchments on the basis of similarity of physical and climatic characteristics. This approach seems to be the most promising.

This work concerns also the research of the best strategy of acquisition of flow measurements. The objective is to plan these measurements during the days when the potential of information is the best to discriminate, among the sets of parameters candidates, the one which has the most chances to be effective.
The main result of this research is that the measurements should be done on the days when the flow takes his highest possible values.

This study have required the compilation of daily data from a great number of catchments spread over four continents, and without any "*a priori*" selection since it is not possible to do a selection for an ungauged basin. The performance of a method of determination of the parameters for an ungauged basin can be measured only in statistical terms, since no complete series are available to verify the goodness of the method for a particular basin. For that reason the performance of a model is measured in terms of the probability of exceeding a given criterion of effectiveness.

This original way of research led to very interesting results: with only two point measurements of flow, the GR4J model is statistically equivalent to many models of the literature, which would have been calibrated in a conventional way with a long series of measured flows.
Another interesting result is that the proposed method can be applied to more complex models than GR4J. The number of model parameters does not compound in an exponential way the number of required measurements.

For further research it will be convenient to endow the measurement strategy with a dynamic feature, i.e., using measurements already made to update the selection of days presenting the greatest potential for parameter determination. In the present research these days were determined based on the average parameter set, with limited influence of physiographie and climatic basin characteristics.

Keywords

Parameters; Rainfall-runoff model; Ungauged catchments; Sparse flow measurements; "a priori" information; Measurement strategy

Titre
Quelle connaissance hydrométrique minimale pour définir les paramètres d'un modèle pluie-débit ?

Résumé
La recherche entreprise au cours de la présente thèse s'intéresse à la détermination des paramètres d'un modèle pluie-débit sur les bassins non jaugés. L'idée principale est d'utiliser un minimum de mesures ponctuelles de débit pour estimer ces paramètres. Les approches pour optimiser les paramètres que nous avons conçues utilisent de façon particulière la connaissance *a priori* de ces paramètres :
Dans une première approche, une fonction objectif est construite en considérant deux termes : les écarts par rapport aux paramètres *a priori* et les erreurs de simulation sur les quelques mesures de débit disponibles. L'analyse a porté sur quatre estimations différentes des écarts-types des paramètres.
Dans une deuxième approche, l'information *a priori* est synthétisée par un ensemble fini de jeux de paramètres et on choisit le jeu qui minimise les erreurs par rapport aux quelques mesures ponctuelles de débit. Dans ce cas, deux méthodes différentes sont comparées : l'une consiste à chercher le jeu optimum parmi $3^{\boldsymbol{p}}$ jeux de paramètres pour un modèle ayant $\boldsymbol{p}$ paramètres dans sa structure. L'autre méthode choisit le jeu de paramètres parmi ceux des bassins jaugés similaires au bassin non jaugé étudié, selon des caractéristiques physio-climatiques. C'est cette deuxième approche utilisant un recueil des jeux de paramètres d'un grand nombre de bassins jaugés qui est apparue comme la plus prometteuse.

Au delà de la méthode d'optimisation de paramètres, on a essayé de rechercher la meilleure stratégie d'acquisition de mesures de débit. L'objectif est de planifier ces mesures pendant les jours où le potentiel d'information est maximal pour discriminer, parmi les jeux de paramètres candidats, celui qui a le plus de chances d'être efficace.
Le résultat principal de cette recherche est qu'il faut viser les jours où le débit est susceptible de prendre les plus hautes valeurs possibles.
Cette étude a nécessité le rassemblement de données journalières sur un grand nombre de bassins versants répartis sur quatre continents, et sans sélection *a priori* puisqu'aucune sélection est possible pour un bassin non jaugé.
Le succès d'une méthode de détermination des paramètres pour un bassin non jaugé ne peut être mesuré que de façon statistique puisqu'aucune série complète est disponible pour vérifier le bien fondé de la méthode pour un bassin particulier. C'est pourquoi le succès se mesure par l'augmentation de la probabilité de dépasser un critère d'efficacité fixé à l'avance.

Cette voie de recherche, qui n'avait pas été employée jusqu'à présent, a débouché sur des résultats qui sont intéressants puisqu'avec seulement deux mesures de débit, on obtient un jeu de paramètres qui permet au modèle GR4J d'être statistiquement équivalent à beaucoup de modèles de la littérature qui auraient pu être calés de façon conventionnelle sur une longue série de débits. Un résultat intéressant également est que la méthode peut s'appliquer à des modèles plus complexes que GR4J. Le nombre de paramètres n'influe pas de façon exponentielle sur le nombre de mesures à acquérir.

Dans le futur il conviendra de donner à la stratégie d'acquisition de mesures, un caractère dynamique en modifiant le jeu de paramètres utilisé pour simuler les débits que l'on peut attendre des pluies en cours, alors que dans toute notre recherche, ces débits potentiels était déterminés en fonction d'un jeu fixe de paramètres *a priori*, faiblement influencé par les caractéristiques physio-climatiques des bassins.

Mots-clés
Paramètres ; Modèle pluie-débit ; Bassins non jaugés ; Mesures ponctuelles de débit ; Information "a priori" ; Stratégie de mesures