



HAL
open science

prise en compte du fonctionnement hydrodynamique dans la modélisation pluie débit des systèmes karstiques

François Moussu

► **To cite this version:**

François Moussu. prise en compte du fonctionnement hydrodynamique dans la modélisation pluie débit des systèmes karstiques. Hydrologie. Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 2011. Français. NNT: . tel-00735153

HAL Id: tel-00735153

<https://theses.hal.science/tel-00735153>

Submitted on 25 Sep 2012

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

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

**THESE DE DOCTORAT DE
L'UNIVERSITE PIERRE ET MARIE CURIE**
Spécialité
Hydrologie Karstique

Ecole doctorale
Géosciences et Ressources Naturelles

Présentée par
M. MOUSSU François

Pour obtenir le grade de
DOCTEUR de l'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE

Sujet de la thèse :

**Prise en compte du fonctionnement hydrodynamique dans la
modélisation pluie-débit des systèmes karstiques**

Soutenue le 6 juillet 2011

Devant le jury composé de :

M.	Hocine Bendjoudi	Directeur de thèse
Mme.	Valérie Plagnes	Co-directrice de thèse
M.	Ludovic Oudin	Co-directeur de thèse
M.	David Labat	Rapporteur
M.	Séverin Pistre	Rapporteur
Mme.	Nathalie Dörfliger	Examineur
M.	Thibaut Mathevet	Examineur
M.	Pierre Ribstein	Examineur

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mes trois directeurs de thèse ; Hocine Bendjoudi qui a accepté la direction de cette thèse, Valérie Plagnes et Ludovic Oudin qui durant les 3 ans et 9 mois de thèse ont toujours su me guider, mais aussi m'encourager.

Mes remerciements s'adressent ensuite aux membres du jury qui ont accepté de prendre du temps pour examiner ce travail : David Labat et Séverin Pistre pour avoir accepté le rôle de rapporteurs ; Nathalie Dörfliger , Thibaut Mathevet et Pierre Ribstein celui d'examineurs.

Je tiens également à remercier les membres de mes comités de thèse : Michel Bakalowicz, Nicolas Massei qui m'a par ailleurs suivi durant toutes mes présentations orales de Houston à Besançon, Julio Gonçalves, Sandra Jenni, Bartolomé Andreo et Pierre Marchet.

Une mention spéciale pour l'UMR Sisyphe qui durant plus de trois ans de thèse m'a permis de rencontrer un grand nombre de personnes. Impossible de faire une liste exhaustive sans en oublier. Je remercie donc les techniciens, secrétaires et gestionnaires, l'ensemble des membres des trois thèmes Hydro Biogéo et Géophy ainsi qu'aux personnes transversales notamment Mr Baro.

Mention spéciale aux :

-anciens *Christelle, Fatima, Pauline, Simon, Fabrizio, Vincent*

-thésards qui commencent à voir le bout du chemin *Agnès* et sa fameuse maquette, *Alexandre* l'aventurier, *Paulinux* ou plutôt Mr Cassini, *Sandro* et la Durance, *Rémi* karst toi ;).

-nouveaux bon courage à vous: *Adrien, Ugo, Célestine, Pierre, Wilfried, Cyrielle* et Claire.

-Gis office « *Marie* je sais tout », *Julie* notre belge, *Farés* et ses factures qui vont ruiner le laboratoire, enfin *Guillaume* voila 7 mois plus tard je te rejoins.

Merci enfin à ma famille et mes amis ; mes parents, ma sœur et le petit Louis. Un big up aux amis d'Amiens et d'ailleurs qui me supportent depuis des années et qui m'ont reboosté quand il fallait, Agathe, Antoine, Benjamin, Etienne, Guillaume, Julien, Manu, Moriba, Pierre.

Enfin je remercie Claire pour sa présence au quotidien qui a supporté toutes mes humeurs qu'elles soient bonnes ou mauvaises.

Résumé

Les systèmes karstiques ont longtemps été étudiés par des analyses statistiques issues du traitement du signal. Plus récemment, des tentatives de modélisation hydrologique ont été réalisées sur ces systèmes, avec des succès mitigés. Cette thèse allie deux domaines de recherche, l'hydrologie et l'hydrogéologie karstique. Dans ce mémoire, nous utilisons les analyses du signal dans le but d'améliorer les performances et le réalisme des modèles pluie-débit calés sur ces systèmes karstiques. Pour cela nous nous appuyons sur un échantillon de quatorze systèmes karstiques et un ensemble de quatre modèles hydrologiques à réservoirs.

La première étape nous a permis de dresser un bilan de l'état de la modélisation pluie-débit appliquée aux systèmes karstiques dans un contexte d'évaluation des performances classiques s'appuyant sur le schéma standard des moindres carrés des erreurs. Globalement les quatre modèles pluie-débit parviennent à modéliser correctement la majorité des systèmes karstiques étudiés.

Dans une deuxième étape, nous avons développé une méthodologie originale prenant en compte les caractéristiques hydrodynamiques de ces systèmes déduites d'analyses statistiques classique en hydrogéologie karstique. En effet, notre objectif n'est pas seulement d'avoir de bonnes performances sur le schéma standard des moindres carrés des erreurs, mais aussi de respecter les caractéristiques hydrodynamiques particulières de ces systèmes. Pour cela, nous avons développé des outils afin de prendre en compte les caractéristiques spécifiques à ces systèmes selon deux axes :

- Contraindre la structure des modèles à partir d'informations issues de l'analyse du fonctionnement du système. Pour cela, nous avons utilisé le coefficient de tarissement issu de l'analyse des récessions. Le résultat est un schéma d'optimisation semi automatique des paramètres dans lequel un des paramètres est prescrit par l'analyse préliminaire et les autres sont calés automatiquement. Cette démarche confère au modèle résultant une représentation du fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques plus en accord avec la connaissance a priori que l'on a de ces systèmes.
- Contraindre les paramètres des modèles et leur capacité à représenter le fonctionnement des systèmes karstiques. Pour cela, nous avons développé une méthodologie de calage multi-objectif afin d'évaluer les performances des modèles à reproduire d'une part le débit observé mais aussi les propriétés hydrodynamiques. La démarche de comparaison de différentes stratégies de calage a ainsi permis d'améliorer la qualité de l'ajustement entre les fonctions d'autocorrélation des débits simulés et observés, tout en conservant des valeurs raisonnables selon le schéma standard des moindres carrés des erreurs Cette approche permet en outre de réduire les incertitudes sur les paramètres par rapport aux stratégies de calage mono-objectif.

Enfin, nous avons tenté de rendre compte de la diversité de structure et de comportement des systèmes sur la base des paramètres issus du calage des modèles pluie-débit. Ces paramètres ont été comparés d'une part à ceux couramment employés en hydrogéologie karstique (Classification de Mangin) et d'autre part aux paramètres des modèles représentatifs de bassins non karstiques.

Mots clés : Systèmes karstiques, modélisation pluie-débit, fonction objectif, stratégie de calage, caractéristique hydrodynamique.

Abstract

For a long time karst systems have been studied by statistical analysis as time series analysis. More recently, attempts to hydrological modeling were performed on these systems, with mixed success. This thesis combines two domain of research, hydrology and karst hydrogeology. In this thesis, we use the time series analysis in order to improve performance and realism of the rainfall-runoff models fit on these karst systems. For this we rely on a sample of fourteen karst systems and a set of four reservoir models.

The first step allowed us to set up a state of the rainfall-runoff models applied to karst systems in the context of classical performance evaluation based on the least-squares errors. Overall the four rainfall-runoff models are able to correctly model the majority of karst systems studied.

In a second step, we developed an original methodology taking into account the hydrodynamic characteristics of these systems deduced from time series analysis. Our goal is not just to have good performance on regard to least squares errors, but also to respect the hydrodynamic characteristics of such systems. For this we have developed tools to take into account the specific characteristics of these systems in two ways:

- Constrain model structure based on information from time series analysis of the system. For this, we used the baseflow coefficient from the analysis of recessions. The result is a semi-automatic optimization scheme in which one of the parameters prescribed by the preliminary analysis and the others are calibrated automatically. This gives the resulting model representation of the hydrodynamic functioning of karst systems more consistent with a priori knowledge that we have these systems.
- Constrain model parameters and their ability to represent the functioning of karst systems. For this, we developed a multi-objective calibration methodology to evaluate the performance of the models to reproduce both observed flow and hydrodynamic properties. The process of comparing different calibration strategies allow to improved the quality of the fit between the autocorrelation functions of simulated and observed flow rates while maintaining reasonable values of least squares errors. This approach also helps to reduce uncertainty about the parameters compared to single objective calibration strategies.

Finally, we attempted to take into account the diversity of structure and the behavior of karstic systems based on the parameters obtain from the calibration of rainfall-runoff models. These parameters were compared on one hand to those commonly used in karst hydrogeology (Mangin classification) and on the other hand to model parameters representative of non-karst catchment.

Keywords: karst system, rainfall-discharge model, objective function, calibration strategies, hydrodynamic characteristics.

Table des matières

RESUME	- 3 -
TABLE DES MATIERES	- 9 -
LISTE DES FIGURES	- 13 -
LISTE DES TABLEAUX	- 17 -
<u>INTRODUCTION GENERALE</u>	<u>- 21 -</u>
<u>CHAPITRE 1 DU FONCTIONNEMENT DES SYSTEMES KARSTIQUES A LEUR MODELISATION</u>	<u>- 27 -</u>
1-1 INTRODUCTION	- 27 -
1-2 TYPOLOGIE DES SYSTEMES KARSTIQUES	- 27 -
1-3 DIFFERENTES APPROCHES D'ETUDE	- 29 -
1-3-1 APPROCHE STRUCTURELLE POUR L'ETUDE DES SYSTEMES KARSTIQUES	- 29 -
1-3-2 APPROCHE FONCTIONNELLE POUR L'ETUDE DES SYSTEMES KARSTIQUES	- 29 -
1-4 METHODES D'ANALYSE DU FONCTIONNEMENT A TRAVERS L'APPROCHE FONCTIONNELLE	- 30 -
1-4-1 LES ANALYSES TEMPORELLES	- 31 -
1-4-2 LES ANALYSES FREQUENTIELLES	- 35 -
1-4-3 ANALYSE TEMPS/ FREQUENCE	- 37 -
1-4-4 CLASSIFICATION DES SYSTEMES KARSTIQUES	- 39 -
1-4-5 VARIABILITE DU FONCTIONNEMENT EN FONCTION DU TEMPS	- 40 -
1-5 LA MODELISATION DANS LE KARST	- 41 -
1-5-1 LES MODELES EMPIRIQUES « BOITES NOIRES »	- 42 -
1-5-2 LES MODELES PHYSIQUES	- 43 -
1-5-3 LES MODELES CONCEPTUELS	- 44 -
1-6 CONCLUSION	- 45 -
<u>CHAPITRE 2 PRESENTATION DES QUATORZE SYSTEMES KARSTIQUES ETUDIES</u>	<u>- 47 -</u>
2-1 INTRODUCTION	- 47 -
2-1-1 LE SYSTEME DU BAGET (BA)	- 49 -
2-1-2 LE SYSTEME DE GERVANNE (GE)	- 50 -
2-1-3 LE SYSTEME D'ARCHIANE (ARC)	- 51 -
2-1-4 LE SYSTEME DE LA FONTAINE DES CHARTREUX (CH)	- 52 -
2-1-5 LE SYSTEME DE L'ESPERELLE (ES)	- 53 -
2-1-6 LE SYSTEME DU DURZON (DU)	- 54 -

2-1-7 LE SYSTEME DE LA MOULINE (MO)	- 55 -
2-1-8 LE SYSTEME DE BOUNDOULAOU (Bo)	- 56 -
2-1-9 LE SYSTEME DE LA SOURCE DE L'HOMEDÉ (HO)	- 57 -
2-1-10 LE SYSTEME DE LA FONTAINE DE VAUCLUSE (VA)	- 58 -
2-1-11 LE SYSTEME DE BANGE L'EAU MORTE (BM)	- 59 -
2-1-12 LE SYSTEME DE LA SOURCE DE L'AREUSE (ARE)	- 60 -
2-1-13 LE SYSTEME DE LA SOURCE DU DOUBS (DO)	- 61 -
2-1-14 LE SYSTEME DE LA SOURCE DU LISON (LI)	- 62 -
2-2 SYNTHÈSE ET COMPARAISON DES SYSTEMES KARSTIQUES ETUDIÉS	- 63 -
2-2-1 CARACTERISTIQUES DES SYSTEMES ETUDIÉS	- 63 -
2-2-2 CLASSIFICATION DES SYSTEMES KARSTIQUES ETUDIÉS	- 66 -
2-2-3 COMPARAISON DES COURBES DE DEBITS CLASSES	- 67 -
2-2-4 COMPARAISON DES FONCTIONS D'AUTOCORRELATION DU DEBIT	- 68 -
2-3 CONCLUSION	- 70 -

CHAPITRE 3 STRATEGIE DE CALAGE ET D'EVALUATION DES MODELES ADAPTES AUX SYSTEMES KARSTIQUES - 71 -

3-1 INTRODUCTION	- 71 -
3-2 DESCRIPTION DES MODELES PLUIE-DEBIT UTILISES	- 71 -
3-2-1 TOPMO	- 72 -
3-2-2 HBV-6P	- 73 -
3-2-3 GR4J	- 74 -
3-2-4 KDM	- 75 -
3-3 TECHNIQUES D'OPTIMISATION DES PARAMETRES UTILISEES	- 76 -
3-3-1 INTRODUCTION A L'OPTIMISATION DES MODELES PLUIE-DEBIT	- 76 -
3-3-2 BREF APERÇU DES TECHNIQUES D'OPTIMISATION	- 77 -
3-4 EVALUATION DE LA QUALITE DES SIMULATIONS DE MODELES	- 77 -
3-4-1 EVALUATION CLASSIQUE : CRITERES SUR LES ERREURS AU CARRE	- 78 -
3-4-2 EVALUATION SUR L'APTITUDE A REPRODUIRE DES CARACTERISTIQUES HYDRODYNAMIQUES DU SYSTEME	- 78 -
3-5 INCERTITUDE SUR LES PARAMETRES DES MODELES HYDROLOGIQUES TESTES	- 79 -
3-6 CONCLUSION	- 80 -

CHAPITRE 4 CALAGE ET EVALUATION DES MODELES SELON LE SCHEMA CLASSIQUE DES MOINDRES CARRES - 85 -

4-1 INTRODUCTION	- 85 -
4-2 METHODOLOGIE ET CADRE DE COMPARAISON DES PERFORMANCES DES MODELES TESTES	- 85 -
4-3 RESULTATS	- 86 -
4-3-1 COMPARAISON DES PERFORMANCES EN FONCTION DE LA METHODE D'OPTIMISATION	- 86 -
4-3-2 ANALYSE COMPARATIVE DE LA ROBUSTESSE DES MODELES	- 90 -
4-3-3 ANALYSE COMPARATIVE DES PERFORMANCES DES QUATRE MODELES EN VALIDATION	- 92 -
4-3-4 ESTIMATION DE L'INCERTITUDE LIEE AUX VALEURS DES PARAMETRES DES MODELES	- 95 -
4-4 CONCLUSION	- 104 -

CHAPITRE 5 CALAGE SEMI AUTOMATIQUE DU MODELE KDM - 105 -

5-1 INTRODUCTION	- 105 -
5-2 METHODOLOGIE	- 106 -
5-3 RESULTATS	- 107 -
5-3-1 COMPARAISON DES PERFORMANCES DE KDM-4P ET KDM-3P	- 107 -
5-3-2 COMPARAISON DES VALEURS DU COEFFICIENT DE TARISSEMENT OBTENUES PAR CALAGE ET PAR ANALYSE DES RECESSIONS	- 109 -
5-3-3 COMPARAISON DES DISTRIBUTIONS DES PARAMETRES DE KDM-4P ET KDM-3P	- 110 -
5.4-CONCLUSION	- 113 -

CHAPITRE 6 CALAGE MULTI-OBJECTIF POUR LA MODELISATION DES SYSTEMES KARSTIQUES - 115 -

6-1 INTRODUCTION	- 115 -
6-2 METHODOLOGIE GENERALE	- 116 -
6-2-1 FONCTIONS OBJECTIF SELECTIONNEES	- 116 -
6-2-2 STRATEGIES DE CALAGE ENVISAGEES	- 118 -
6-2-3 ESTIMATION DE L'INCERTITUDE SUR LES PARAMETRES DANS UN CONTEXTE DE CALAGE MULTI-OBJECTIF	- 118 -
6-3 UTILISATION DE LA FONCTION D'AUTOCORRELATION COMME FONCTION OBJECTIF ALTERNATIVE	- 119 -
6-3-1 ANALYSE DES RESULTATS EN CALAGE	- 119 -
6-3-2 ANALYSE DES CRITERES DE PERFORMANCE EN VALIDATION	- 128 -
6-4 UTILISATION DES ONDELETTES COMME FONCTION OBJECTIF ALTERNATIVE	- 130 -
6-4-1 ANALYSE DES RESULTATS EN CALAGE	- 130 -
6-4-2 ANALYSE DES CRITERES DE PERFORMANCE EN VALIDATION	- 136 -
6-5 CONCLUSION	- 138 -

CHAPITRE 7 QUE DISENT LES MODELES DE LA DIVERSITE DES SYSTEMES KARSTIQUES ? - 139 -

7-1 INTRODUCTION	- 139 -
7-2 GENERALISATION DE L'APPROCHE MULTI-OBJECTIF	- 140 -
7-3 INTERPRETATION DES VALEURS DES PARAMETRES ISSUS DU CALAGE MULTI-OBJECTIF	- 142 -
7-3-1 GAMME DE VALEURS DES PARAMETRES SELECTIONNES PAR CALAGE MULTI-OBJECTIF	- 142 -
7-3-2 RELATIONS ENTRE PARAMETRES DE MODELISATION ET PARAMETRES DE LA CLASSIFICATION DE MANGIN	- 143 -
7-3-3 RELATION ENTRE LES PARAMETRES DE GR4J OBTENUS SUR HUIT SYSTEMES KARSTIQUES ET LES PARAMETRES DE GR4J ISSUS D'UN ECHANTILLON DE 800 BASSINS DE SURFACE	- 148 -
7-4 CONCLUSION	- 149 -

CONCLUSIONS - 153 -

PERSPECTIVES - 155 -

REFERENCES - 159 -

**ANNEXE 1: RECESSION CURVE ANALYSIS TO CONSTRAIN RAINFALL-DISCHARGE MODEL
PARAMETERISATION** - 169 -

**ANNEXE 2: A MULTI-OBJECTIVE CALIBRATION FRAMEWORK FOR RAINFALL-DISCHARGE MODELS
APPLIED TO KARST SYSTEMS** - 177 -

**ANNEXE 3: LE SYSTEME KARSTIQUE DE LA FONTAINE DES CHARTREUX : APPROCHE COUPLEE PAR
LA MODELISATION ET LA GEOCHIMIE POUR QUANTIFIER LES APPORTS DU LOT** 193

Liste des figures

Figure 1-1 Configuration des systèmes karstiques en fonction de leur impluvium (Marsaud 1996).	- 28 -
Figure 1-2 Configuration des systèmes karstiques en fonction de leurs réseaux de drainage(Marsaud 1996). - 28 -	- 28 -
Figure 1-3 Modèle de récession de crue (Mangin (1975))......	- 32 -
Figure 1-4 Fonction d'autocorrélation appliquée à la chronique de débit du système du Baget.....	- 33 -
Figure 1-5 Fonction de corrélation croisée (pluie-débit) appliquée sur le système du Baget pour la période 1973-1992.	- 34 -
Figure 1-6 Courbe de débits classés du système du Baget pour la période 1973-1992.....	- 35 -
Figure 1-7 Fonction de densité spectrale du débit du système de Baget pour la période 1973-1992.....	- 37 -
Figure 1-8 Spectre en ondelette continue application au système du Baget période 1973-1992.	- 38 -
Figure 1-9 Classification des systèmes karstiques (El-Hakim et Bakalowicz (2007))......	- 39 -
Figure 2-1 Carte de localisation des systèmes étudiés.	- 47 -
Figure 2-2 Relation pluie-débit au pas de temps pluriannuel. a) Débit annuel moyen en fonction de la précipitation annuelle moyenne. b) Q/P en fonction de E/P, la fonction de Turc est également reportée en trait continu, les traits discontinus représentent les limites d'acceptabilité de bilan pour des systèmes purement conservatifs.	- 65 -
Figure 2-3 Classification des systèmes karstiques testés dans cette étude (k pouvoir régulateur, i retard à l'infiltration).	- 66 -
Figure 2-4 Courbes de débits classés, à gauche on retrouve les systèmes qui présentent une faible rupture de pente et à droite ceux qui présentent une rupture de pente plus importante.	- 68 -
Figure 2-5 Fonctions d'autocorrélation des débits des systèmes étudiés.	- 68 -
Figure 2-6 Effet mémoire en fonction du pouvoir régulateur de chaque système karstique.	- 69 -
Figure 3-1 Schéma conceptuel du modèle TOPMO	- 72 -
Figure 3-2 Schéma conceptuel du modèle HBV-6P.....	- 73 -
Figure 3-3 Schéma conceptuel du modèle GR4J.....	- 74 -
Figure 3-4 Schéma conceptuel du modèle KDM.....	- 75 -
Figure 4-1 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle GR4J. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 87 -
Figure 4-2 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle GR4J. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 87 -
Figure 4-3 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle KDM. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 87 -
Figure 4-4 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle KDM. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 87 -
Figure 4-5 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle TOPMO. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 88 -
Figure 4-6 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle TOPMO. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 88 -
Figure 4-7 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle HBV-6P. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 88 -
Figure 4-8 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle HBV-6P. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).	- 88 -
Figure 4-9 Comparaison des performances en calage et en validation pour GR4J.	- 90 -
Figure 4-10 Comparaison des performances en calage et en validation pour KDM.	- 90 -
Figure 4-11 Comparaison des performances en calage et en validation pour TOPMO.....	- 91 -
Figure 4-12 Comparaison des performances calage et en validation pour HBV-6P.....	- 91 -
Figure 4-13 Comparaison des performances des quatre modèles en validation	- 93 -

Figure 4-14 Distribution des paramètres optimaux de GR4J sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes, les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, ceux dont la performance est supérieure à 0.70 sur une seule période sont représentés sur fond gris foncé, enfin, les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.	- 96 -
Figure 4-15 Distributions des paramètres optimaux de KDM sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes, les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, ceux dont la performance est supérieure à 0.70 sur une seule période sont représentés sur fond gris foncé, enfin, les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.	- 98 -
Figure 4-16 Distribution des paramètres optimaux de TOPMO sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes, les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, ceux dont la performance est supérieure à 0.70 sur une seule période sont représentés sur fond gris foncé, enfin les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.	- 100 -
Figure 4-17 Distribution des paramètres optimaux de HBV-6P sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes, les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, et les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.	- 102 -
Figure 5-1 Performances en calage des deux versions de KDM : KDM-3p et KDM-4p.	- 107 -
Figure 5-2 Performances en validation des deux versions de KDM : KDM-3p et KDM-4p.	- 107 -
Figure 5-3 Extrait du débit observé en rouge et simulé par KDM-3p en noir et KDM-4p en bleu sur le système du Baget la seconde période.	- 108 -
Figure 5-4 Valeur réelle du paramètre X4 (coefficient de vidange du réservoir lent) pour les deux versions de KDM et pour les deux périodes en croix rouge P1 et en rond bleu P2.	- 109 -
Figure 5-5 Distribution des paramètres KDM-3p en bleu et de KDM-4p en rouge, en trait plein sur la période 1 et en pointillés sur la période 2 sur l'ensemble des systèmes.	- 111 -
Figure 5-6 Sortie des réservoirs de KDM suivant que l'on utilise KDM-3p en noir KDM-4p en bleu et le débit observé en rouge sur le système de la Fontaine des Chartreux.	- 113 -
Figure 6-1 Illustration du critère sur la fonction d'autocorrélation (sur le système de la Fontaine de Vaucluse). A gauche les débits observés (en noir) et simulés (en gris), à droite la fonction d'autocorrélation associée. En haut la simulation ayant la meilleure performance avec le critère de Nash ($NSE=0.94$; $RMSE(cor)=0.03$), en bas la simulation ayant la meilleure performance avec le critère sur la fonction d'autocorrélation ($NSE=0.61$; $RMSE(cor)=0.0094$).	- 117 -
Figure 6-2 Illustration du critère sur la fonction d'ondelette (sur le système de la Fontaine de Vaucluse). A gauche les débits observés(en noir) et simulés(en gris), au milieu la transformée en ondelette associée et à droite la transformée en ondelettes du débit observé. En haut la simulation ayant la meilleure performance avec le critère de Nash ($NSE=0.91$; $Rw=0.11$), en bas la simulation ayant la meilleure performance avec le critère ondelette ($NSE=0.81$; $Rw=0.10$).	- 118 -
Figure 6-3 Sélection des jeux de paramètres selon la stratégie d'optimisation.	- 119 -
Figure 6-4 Partie de l'hydrogramme en calage sur la période P1 avec le modèle KDM. La ligne noire représente le débit observé, en gris clair pointillé le débit simulé en utilisant le critère RMSE (cor) et en gris foncé le débit simulé avec NSE comme fonction objectif.	- 121 -
Figure 6-5 Fonction d'autocorrélation du débit en calage sur la période P2 en utilisant le critère RMSE(cor)a) et NSE b) comme fonction objectif. La ligne noire représente la fonction d'autocorrélation du débit observé, en gris clair la fonction d'autocorrélation du débit en utilisant KDM et en gris foncé la fonction d'autocorrélation du débit en utilisant GR4J.	- 122 -
Figure 6-6 Performance du calage multi-objectif pour les deux modèles et les deux périodes. Les solutions optimales forment le front de Pareto en point noir, les solutions optimales obtenues en calage mono-objectif	

<p>sont aussi représentées avec des ronds pour les solutions optimales obtenues avec le calage suivant le critère RMSE (cor) et avec des triangles pour l'optimisation sur le critère NSE(VQ).....</p>	- 123 -
<p>Figure 6-7 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec KDM. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le corrélogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.</p>	- 125 -
<p>Figure 6-8 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec GR4J. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le corrélogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.</p>	- 125 -
<p>Figure 6-9 Distributions cumulées des paramètres optimaux de KDM à gauche et GR4J à droite sur la période P1 avec les trois stratégies de calage en bleu st1, en noir st2 et en rouge st3.</p>	- 126 -
<p>Figure 6-10 Distributions cumulées des paramètres de KDM retenus sur les deux périodes P1 en noir et P2 en gris avec les trois stratégies de calage.</p>	- 127 -
<p>Figure 6-11 Distributions cumulées des paramètres optimaux de GR4J sur les deux périodes P1 en noir et P2 en gris avec les trois stratégies de calage.</p>	- 127 -
<p>Figure 6-12 Distributions cumulées des performances en validation de KDM selon les critères NSE(VQ) en haut et RMSE(cor) en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.</p>	- 129 -
<p>Figure 6-13 Distributions cumulées des performances en validation de KDM selon les critères NSE(VQ) en haut et RMSE(cor) en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.</p>	- 129 -
<p>Figure 6-14 Performance suivant les trois stratégies de calage pour les deux modèles et les deux périodes. Les solutions optimales obtenues en calage mono-objectif sont représentées avec des ronds pour le calage suivant le critère R_w et avec des triangles pour le calage suivant le critère NSE(VQ) Les solutions optimales du calage multi-objectif forment le front de Pareto en points noirs, l'ensemble des points gris étant l'ensemble des solutions du calage multi-objectif.</p>	- 131 -
<p>Figure 6-15 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec KDM. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le corrélogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.</p>	- 133 -
<p>Figure 6-16 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec GR4J. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le corrélogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.</p>	- 133 -
<p>Figure 6-17 Distributions cumulées des paramètres de KDM à gauche et GR4J à droite retenus sur la période P1 avec les trois stratégies de calage en bleu st1, en noir st2 et en rouge st3.</p>	- 134 -
<p>Figure 6-18 Distributions cumulées des paramètres optimaux de KDM sur les deux périodes P1 en noir et P2 en bleu avec les trois stratégies de calage.</p>	- 135 -
<p>Figure 6-19 Distributions cumulées des paramètres optimaux de GR4J retenu sur les deux périodes P1 en noir et P2 en bleu avec les trois stratégies de calage.</p>	- 135 -
<p>Figure 6-20 Distributions cumulées des performances de GR4J selon les critères NSE(VQ) en haut et RMSE(cor) en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.</p>	- 137 -
<p>Figure 6-21 Distributions cumulées des performances de KDM selon les critères NSE(VQ) en haut et RMSE(cor) en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.</p>	- 137 -
<p>Figure 7-1 Compromis entre les deux critères. Nash et RMSE (cor) en calage et limites d'acceptabilité sur les huit systèmes étudiés. Les jeux de paramètres optimaux sont marqués en noir.</p>	- 141 -
<p>Figure 7-2 Gamme de valeurs des paramètres sélectionnés pour les huit systèmes.</p>	- 142 -
<p>Figure 7-3 Position dans la classification des huit systèmes karstiques utilisés dans ce Chapitre.</p>	- 144 -
<p>Figure 7-4 Relation entre paramètres du modèle GR4J et retard à l'infiltration (les minimums en vert, moyennes en rouge et maximums en bleu).</p>	- 145 -

Figure 7-5 Relation entre paramètres du modèle GR4J et pouvoir régulateur (les minimums en vert, moyennes en rouge et maximums en bleu)..... - 145 -

Figure 7-6 Variance des différents facteurs de l'ACP. - 146 -

Figure 7-7 Espaces factoriels F1-F2 et F1-F3. Variance exprimée par F1, F2 et F3=96%. - 147 -

Figure 7-8 Distributions des valeurs de paramètres optimaux obtenus sur huit cents bassins français et les huit systèmes karstiques. - 148 -

Liste des Tableaux

<i>Tableau 1-1 Liste de modèles développés pour simuler les débits des systèmes karstiques.....</i>	<i>- 44 -</i>
<i>Tableau 2-1 Tableau de synthèse des caractéristique des quatorze systèmes karstiques.....</i>	<i>- 64 -</i>
<i>Tableau 4-1 Notations utilisées pour représenter les systèmes karstiques et périodes de calage utilisées en fonction des systèmes.</i>	<i>- 86 -</i>
<i>Tableau 4-2 Classement des modèles en fonction des performances obtenues en validation sur les deux périodes</i>	<i>- 93 -</i>
<i>Tableau 4-3 Performances obtenues avec l'optimisation globale SCEM pour les quatre modèles en calage et en validation</i>	<i>- 94 -</i>
<i>Tableau 5-1 Valeur des coefficients de tarissement issu de l'analyse des récessions.</i>	<i>- 106 -</i>
<i>Tableau 6-1 Performance en calage et validation obtenus avec les deux calages mono-objectif.</i>	<i>- 121 -</i>
<i>Tableau 6-2 Nombre de solutions acceptables pour chacune des stratégies de calage et chaque période. ..</i>	<i>- 124 -</i>
<i>Tableau 7-1 Seuils et nombre de solutions sélectionnés pour chacun des systèmes.</i>	<i>- 141 -</i>
<i>Tableau 7-2 Matrices de corrélations des paramètres de modélisation et paramètres de la classification. ..</i>	<i>- 147 -</i>

Introduction générale

Introduction générale

Les ressources en eau en domaine karstique sont particulièrement étudiées depuis de nombreuses années. En effet, il est nécessaire d'acquérir de nombreuses observations sur la structure des réservoirs qui est particulièrement hétérogène et sur leur fonctionnement hydrodynamique préalablement à leur exploitation pour comprendre ces systèmes particulièrement complexes. Diverses approches permettent d'appréhender ces particularités. Ainsi, l'hydrogéologie karstique s'attelle à comprendre les systèmes karstiques depuis leur genèse, leur structure jusqu'à leur fonctionnement hydrodynamique. Concernant l'hydrogéologie et la gestion de la ressource en eau, deux approches coexistent pour aborder l'hétérogénéité du karst : une **approche structurelle**, fondée sur une description aussi fine que possible des propriétés physiques et structurales du milieu et une **approche fonctionnelle**, fondée sur l'étude du fonctionnement via l'analyse de la relation entre la pluie et le débit des sources karstiques.

Depuis Mangin (1975), de nombreux travaux de recherche ont été réalisés permettant de décrire le fonctionnement des systèmes karstiques à l'aide de l'approche fonctionnelle. Ces travaux ont notamment permis de développer des outils pour décrire le comportement hydrodynamique à partir de l'analyse de la relation entre la pluie et les débits. Aujourd'hui, les connaissances sur le fonctionnement de ces systèmes sont relativement avancées ; de plus, les chroniques disponibles sont également plus longues et permettent d'envisager leur modélisation en se basant sur l'état des connaissances de ces systèmes.

La représentation de la relation pluie-débit trouve une place importante dans le cycle de l'eau et représente à elle seule un domaine de recherche de l'hydrologie. L'étude de la transformation pluie-débit s'efforce de comprendre la variabilité temporelle des débits. Il existe différentes approches de modélisation qui prennent en compte la plus ou moins grande complexité des processus impliqués dans le cycle de l'eau. On trouve d'un côté les modèles physiques qui utilisent les équations des différents processus afin de représenter les flux et stocks au sein du bassin versant et d'un autre côté, les modèles conceptuels qui s'affranchissent des équations physiques et proposent un mode de fonctionnement hydrodynamique à partir d'équations conceptuelles.

Dans cette thèse nous allons essayer d'améliorer la modélisation du fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques. Pour cela, nous allons deux approches : l'une venant de l'hydrologie et l'autre de la l'hydrogéologie karstique. En effet, l'approche fonctionnelle des systèmes karstiques et l'approche conceptuelle de modélisation des bassins dans leur ensemble ont en commun deux éléments :

-l'étude de la relation entre la pluie et le débit

-la notion d'unité spatiale de travail, le bassin versant en hydrologie et le système karstique en tant qu'unité de drainage pour l'hydrogéologie karstique.

Nous allons donc nous appuyer sur les outils développés en hydrologie pour les appliquer aux systèmes karstiques et proposer une démarche méthodologique de modélisation du débit des sources karstiques. Dans cette perspective un échantillon de quatorze systèmes a été renseigné et analysé.

Trois objectifs majeurs sont poursuivis dans cette thèse :

- 1-dresser un constat de la performance des modèles pluie-débit à simuler le débit des sources karstiques,
- 2-améliorer les performances de ces modèles en prenant en compte l'information issue de l'analyse de séries de débit,
- 3-tenter de rendre compte de la diversité de structure et de comportement des systèmes sur la base des paramètres issus du calage des modèles pluie-débit.

Ce manuscrit est organisé en deux parties et sept chapitres.

Première partie méthodologique (trois chapitres) :

Avant d'aborder les objectifs visés, il est important de présenter l'objet que nous allons étudier ainsi que les outils utilisés. Cette première partie méthodologique est constituée de trois chapitres :

- dans un premier chapitre, nous nous appliquerons à exposer l'état de l'art sur les approches visant à décrire le fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques, depuis l'étude du fonctionnement des systèmes karstiques avec l'approche fonctionnelle jusqu'aux tentatives de modélisation hydrodynamique de ces systèmes,
- le deuxième chapitre présente l'échantillon de systèmes étudiés dans ce mémoire. Cet échantillon regroupe quatorze systèmes (treize en France et un en Suisse),
- le troisième chapitre présente l'approche suivie pour juger des performances des modèles, de leur robustesse et de l'incertitude sur les paramètres obtenus lors de la phase d'optimisation. Dans ce chapitre, nous proposons également des fonctions objectifs nouvelles pour réaliser le calage des paramètres des modèles.

Deuxième partie sur la présentation des principaux résultats (quatre chapitres) :

Pour répondre à notre premier objectif nous avons réalisé une analyse de sensibilité des performances de quatre modèles pluie-débit sur les quatorze systèmes karstiques de notre échantillon

- le quatrième chapitre présente une première évaluation des performances de quatre modèles pluie-débit en validation. Dans ce chapitre, les modèles sont évalués très classiquement en utilisant le critère de Nash, c'est-à-dire à partir du schéma standard des moindres carrés des erreurs. L'incertitude sur les paramètres est également estimée.

Pour répondre au deuxième objectif, nous avons abordé de deux manières la possibilité d'améliorer la modélisation hydrologique des systèmes karstiques : l'une par contrainte de la structure du modèle (chapitre 5) au moment du calage des modèles et l'autre par un calage des paramètres tenant compte de fonctions objectifs alternatives dans un cadre de calage validation multi-objectif (chapitre 6).

- le cinquième chapitre présente le développement d'une méthode pour introduire, durant la phase d'optimisation des modèles, une caractéristique hydrodynamique intrinsèque du système. Nous nous proposons en effet de contraindre la structure d'un modèle à partir d'informations issues de l'analyse du fonctionnement du système. Pour cela nous avons utilisé le coefficient de tarissement issu de l'analyse des récessions¹.
- le sixième chapitre présente une stratégie d'évaluation des performances des modèles, et leur capacité à représenter le fonctionnement des systèmes karstiques. Nous avons développé une méthodologie afin d'évaluer les performances des modèles à reproduire d'une part, le débit observé sur la base du schéma standard des moindres carrés, et d'autre part, les propriétés hydrodynamiques à travers l'analyse corrélatoire du débit² et transformée en ondelettes.

A la lumière de ces résultats nous avons essayé de retrouver la singularité des systèmes karstiques que nous connaissons à travers nos résultats de modélisation.

- le septième chapitre présente une généralisation de la méthode décrite au chapitre 6 sur huit des quatorze systèmes karstiques. À partir de cela, nous avons confronté les paramètres optimaux issus de la modélisation des huit systèmes karstiques à ceux de la classification de Mangin (1975), mais aussi aux paramètres optimaux de modèles obtenus sur un échantillon de bassins non karstiques.

¹ Voir Moussu et al (2010) article en Annexe I : « Recession curve analysis to constrain rainfall-discharge model parameterisation » publié comme acte de colloque pour une conférence internationale à Malaga.

² Voir Moussu et al (2011) article en Annexe II : « A multi-objective calibration framework for rainfall-discharge models applied to karst systems » publié dans Journal of Hydrology

Partie I

Contexte de la modélisation Pluie-Débit dans les systèmes karstiques

Chapitre 1 Du fonctionnement des systèmes karstiques à leur modélisation

1-1 Introduction

Nous allons aborder dans ce chapitre quelques rappels généraux sur les systèmes karstiques, depuis leur structure à leur fonctionnement. Les différentes approches d'études du karst, les méthodes d'analyses du fonctionnement et enfin la modélisation seront développées. Ce chapitre s'appuie sur de nombreux travaux de thèses réalisés précédemment sur les systèmes karstiques (Mangin 1975; Marsaud 1996; Labat 2000; Fleury 2005; Valdes 2006; Bailly 2009).

La notion de « *système karstique* » a été introduite par Mangin (1975). À la différence des aquifères poreux, le karst possède une structure très hétérogène. De nombreuses discontinuités et la présence de conduits en font une entité particulière. Le système karstique est défini comme « *l'ensemble au niveau duquel les écoulements souterrains de type karstique s'organisent pour constituer une unité de drainage* ». Le système karstique peut être délimité par un bassin d'alimentation qui peut englober des terrains non karstiques. Le système karstique est considéré comme une unité fonctionnelle d'étude.

1-2 Typologie des systèmes karstiques

On distingue les systèmes karstiques en fonction de la nature de l'impluvium (i), et de l'organisation du drainage au niveau de l'exutoire (ii).

(i) Nature de l'impluvium (Figure 1-1)

- **les systèmes unaires** correspondent aux systèmes pour lesquels l'ensemble de l'impluvium est constitué de terrains karstiques,
- **les systèmes binaires** sont ceux pour lesquels une partie de l'impluvium est constituée de terrains non karstiques. L'écoulement de surface sur ces formations non karstiques est drainé par le karst.

(ii) Organisation du drainage (Figure 1-2)

- **les systèmes jurassiens** correspondent aux systèmes dont le réseau de drainage s'organise autour de l'altitude de l'exutoire.
- **les systèmes vaclusiens** sont ceux pour lesquels le réseau de drainage s'organise sous le niveau de base de l'exutoire.

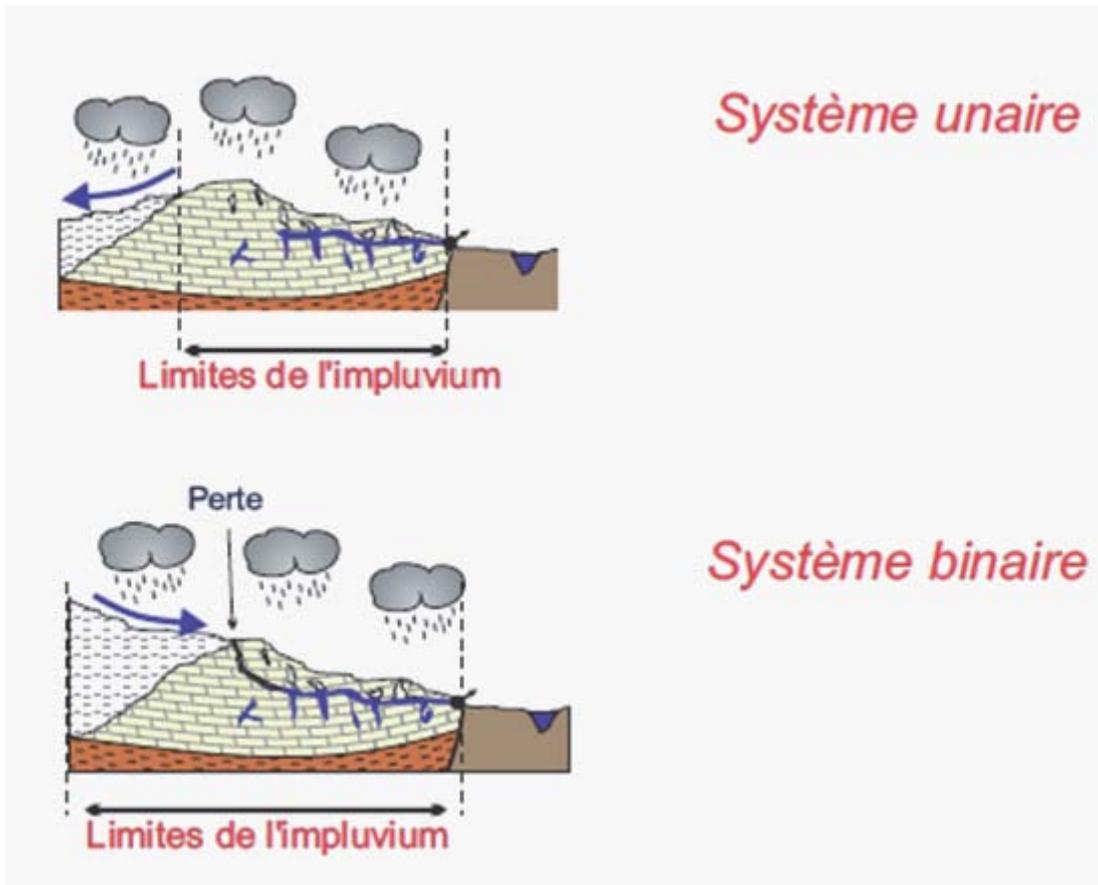


Figure 1-1 Configuration des systèmes karstiques en fonction de leur impluvium (Marsaud 1996).

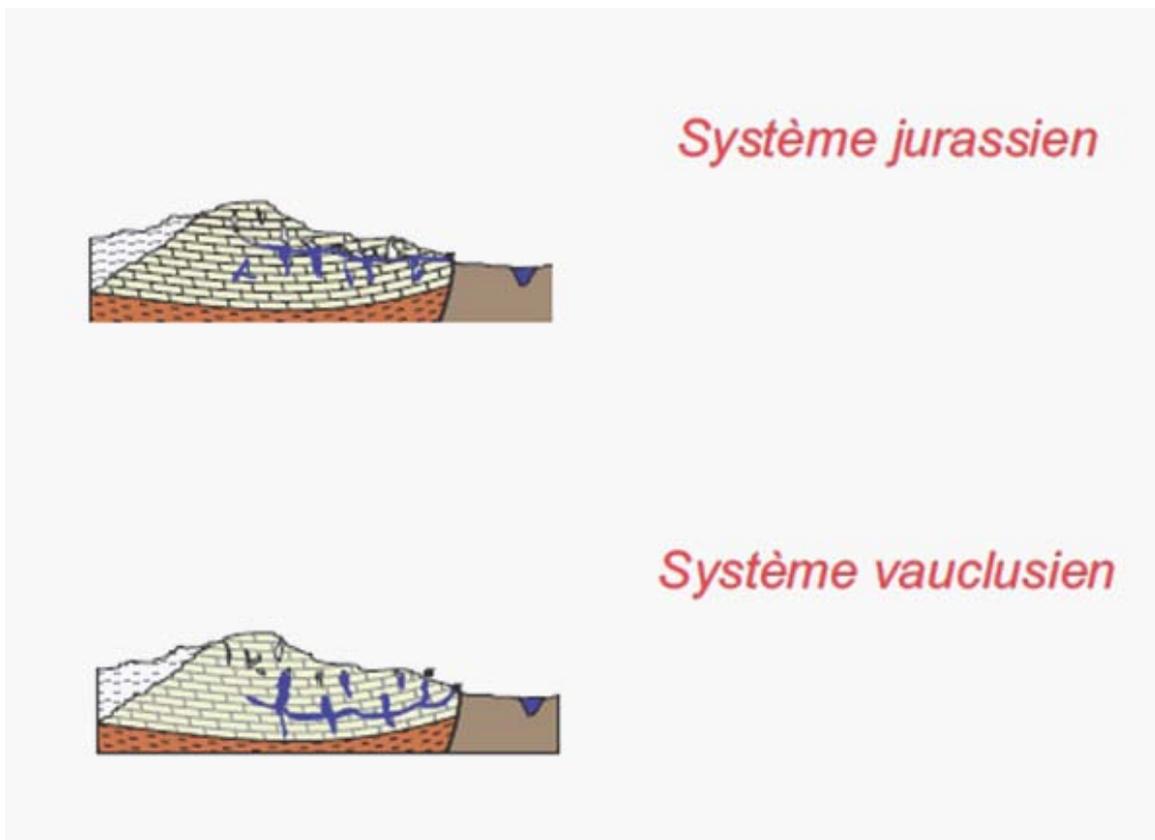


Figure 1-2 Configuration des systèmes karstiques en fonction de leurs réseaux de drainage(Marsaud 1996).

1-3 Différentes approches d'étude

Dans la littérature, le karst est abordé en considérant soit sa structure, soit son fonctionnement. Ces deux approches complémentaires sont présentées ci-après.

1-3-1 Approche structurelle pour l'étude des systèmes karstiques

L'aquifère karstique a tout d'abord été représenté comme le prolongement d'un aquifère fissuré. Cette démarche part d'une hypothèse sur la structure du milieu, d'où ce nom d'approche structurelle : l'aquifère karstique se différencie de l'aquifère fissuré uniquement par l'existence de conduits occupant, parcourant et drainant le milieu fissuré (Marsaud 1996).

Un modèle conceptuel de l'aquifère karstique présentant des conduits et des blocs est proposé par Drogue (1971) qui assimile le karst à un aquifère constitué de blocs fissurés séparés par des chenaux assurant le drainage de l'ensemble. Le fonctionnement de l'aquifère est expliqué par les différences de perméabilité existant entre les deux types de structure. En période de hautes eaux, le réseau de chenaux alimente les blocs capacitifs ; le niveau piézométrique est donc plus élevé dans les chenaux que dans les blocs. En période de basses eaux, les blocs alimentent le réseau de drainage et provoquent alors l'inversion de l'écoulement.

Les méthodes d'analyses de la structure sont principalement basées sur des études de terrain :

- La cartographie de surface, l'exploration du réseau souterrain ; mais aussi les analyses de photographies aériennes permettent de dégager du réseau de fractures les directions préférentielles d'écoulements (Pulido-Bosch et al. 1993; Tan et al. 2004). L'utilisation de l'imagerie thermique pour les systèmes karstiques permet d'identifier des zones de recharge (LaMoreaux et Wilson 1984). Un ensemble d'outils géophysiques peut être utilisé pour mieux appréhender la structure liée au développement du réseau karstique. Pour un état de l'art exhaustif, nous renvoyons le lecteur aux travaux de Chalikakis (2006) qui présente une revue des différents outils pour étudier les systèmes karstiques.
- Les analyses piézométriques et les essais de pompage permettent de déterminer des caractéristiques hydrodynamiques locales (Freeze et Cherry 1979; Domenico et al. 1998).

Les écoulements sont alors abordés avec les méthodes utilisées dans les milieux fissurés, à partir d'un réseau de fractures supposé représenter le milieu naturel.

1-3-2 Approche fonctionnelle pour l'étude des systèmes karstiques

Mangin (1975) propose de son côté de suivre une approche fonctionnelle pour l'étude des systèmes karstiques. L'idée de cette approche est que l'existence d'un comportement karstique des écoulements nécessite d'une part, une structure organisée et d'autre part, un potentiel hydraulique aux limites du système. Si ces deux éléments sont présents le karst est fonctionnel. Dans cette représentation, la définition et la compréhension du karst découlent de l'analyse de son fonctionnement (d'où son nom : *approche fonctionnelle*). Cette approche part du principe que la structure de l'aquifère ne peut être connue *a priori* : le système est alors entièrement défini par son fonctionnement, permettant d'expliquer les résultats d'expériences hydrogéologiques, hydrogéochimiques, biologiques et thermiques.

L'approche fonctionnelle est fondée sur un schéma structurel tel que l'aquifère karstique se compose d'une zone d'infiltration et d'une zone noyée :

- la zone d'infiltration représente la zone non saturée de l'aquifère et assure l'infiltration au travers du massif karstique. Notons que la partie supérieure de la zone d'infiltration peut être, dans certains cas, constituée par un épikarst.
- la zone noyée (saturée) est composée des drains ou axes de drainage (ensemble de conduits qui assurent la fonction transmissive du système) et des systèmes annexes au drainage (constitués de vides de grandes tailles, organisés en ensembles indépendants bien individualisés et qui assurent la fonction capacitive de l'aquifère).

Dans ce chapitre, nous détaillerons les différentes techniques d'analyse de l'approche fonctionnelle. Notons que les deux approches structurelle et fonctionnelle ne sont pas contradictoires mais complémentaires. Elles ont une vision commune des systèmes karstiques, mais elles ne cherchent pas à répondre aux mêmes objectifs. L'approche structurelle cherche une compréhension fine des processus pour aller vers une représentation à plus grande échelle qui est l'intégration des processus à petite échelle. L'approche fonctionnelle permet d'appréhender le système dans son ensemble, mais néglige de fait des processus de plus petite échelle. Ces deux approches ne s'opposent pas, mais les ponts entre les deux sont encore rares.

Les objectifs et les techniques des deux approches s'appuient sur des outils différents. L'approche structurelle s'appuie sur des études de terrain pour appréhender la structure locale, elle est limitée par le manque de connaissance descriptive et demande un grand nombre de données pour appréhender la structure générale du système. L'approche fonctionnelle, de par son approche globale d'un système nécessite des données aux exutoires des systèmes karstiques (débits et de caractéristique physico-chimiques de l'eau). La qualité de ces données et la longueur des chroniques correspondantes sont des éléments clé car toute l'approche repose sur ces données.

1-4 Méthodes d'analyse du fonctionnement à travers l'approche fonctionnelle

Notre travail suit l'approche fonctionnelle, qui nous permet de faire une analyse comparative sur un ensemble de systèmes sans lourde acquisition de données de terrain. Dans l'approche fonctionnelle, les paramètres physiques et chimiques des eaux karstiques sont considérés comme des indicateurs naturels des circulations souterraines. Le fonctionnement des systèmes karstiques est le plus souvent abordé par des raisonnements et techniques empruntés à l'hydrologie de surface : l'étude des variations de la conductivité électrique, analyses des chroniques de débit aux exutoires karstiques. On peut distinguer trois types dans les analyses de série pluie débit : les analyses temporelles (études des récessions, fonction d'autocorrélation et inter-corrélation) ; les analyses fréquentielles (débit classés, analyses spectrales) et les analyses temps-fréquence (notamment la transformée en ondelettes).

Mangin (1984) est le précurseur en hydrologie karstique de l'utilisation des analyses des chroniques de pluie et de débit. Ce type d'analyse appliqué aux débits des sources permet d'estimer, certaines caractéristiques hydrodynamiques du système tels que la « mémoire », ou l'inertie de ce système. Ces analyses sont habituellement effectuées à partir de chroniques pluriannuelles et renseignent alors sur le fonctionnement des systèmes à court et long terme.

La mémoire des systèmes est généralement liée à l'importance des réserves et au faible degré de karstification du système. Le corrélogramme, comme le spectre de fréquence, sont des témoins du fonctionnement de ces systèmes. Leur allure à court, à moyen et à long terme, peut être mise en relation avec la structure du système étudié. Ainsi un système fortement karstifié transmet rapidement une grande partie du signal pluie en raison du développement des drains. Les systèmes à réponse rapide s'opposent par conséquent aux systèmes à réserves importantes. Les analyses corrélatoires et spectrales se révèlent être de très bons outils de description, de compréhension et de comparaison de la structure et du fonctionnement des systèmes karstiques.

1-4-1 Les analyses temporelles

1-4-1-1 Analyse des courbes de récession

Les hydrogrammes de crue enregistrés aux exutoires karstiques sont le reflet de la réponse de l'aquifère à la recharge rapide de l'aquifère. La forme de la récession, en particulier, fournit des informations importantes sur le stockage et les propriétés structurelles du système. Pour cela, l'analyse des hydrogrammes dévoile d'importantes informations sur la nature et le fonctionnement du drainage karstique.

La récession peut être décomposée en deux phases, une première phase de décrue puis une phase de tarissement. L'étude des récessions fournit des informations sur le fonctionnement et la structure des systèmes karstiques. Selon Mangin (1975), le drainage karstique en période de crue est composé d'un apport par :

- la zone non saturée, pendant la phase où la courbe de récession est fortement décroissante (eau correspondant à l'infiltration rapide dans le système par les pertes et le réseau de conduits) ; c'est la décrue,
- la zone saturée, phase où la courbe de récession suit une loi de vidange linéaire et correspond au débit de base qui varie lui aussi durant la crue ; cette phase correspond à la phase de tarissement.

L'analyse des récessions, à proprement parler, s'intéresse au débit à partir du maximum de crue. Les deux phases décrites ci dessus (la décrue et le tarissement) sont alors distinguées. Les courbes de récession sont décrites sous la forme d'un modèle à deux réservoirs (Figure 1-3). La description analytique du modèle est sous la forme :

$$Q_{(t)} = \varphi_{(t)} + \psi_{(t)} \qquad \text{Eq 1-1}$$

Où $Q_{(t)}$ correspond au débit total, $\varphi_{(t)}$ correspond au débit provenant de la zone saturée et $\psi_{(t)}$ correspond au débit provenant de la zone non saturée.

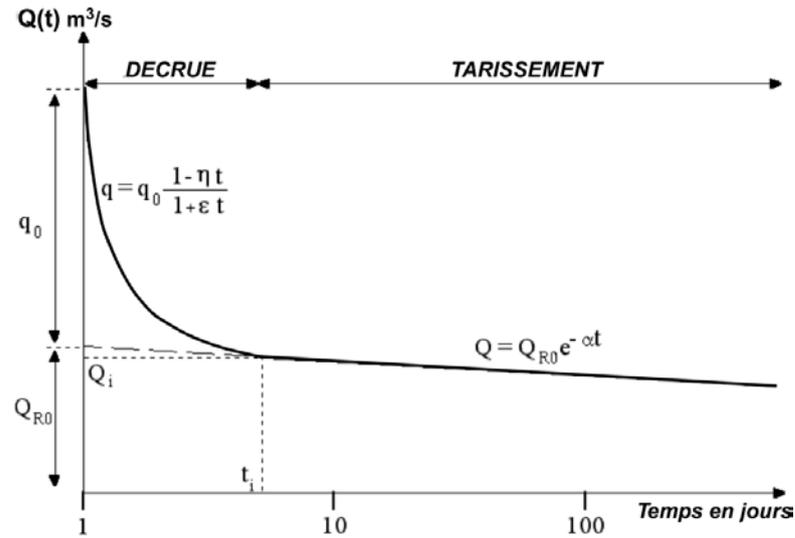


Figure 1-3 Modèle de récession de crue (Mangin (1975)).

1-Le modèle utilisé pour décrire la phase de décrue est une fonction homographique (Eq 1-2).

$$\psi(t) = q_0 \frac{1 - \eta t}{1 + \varepsilon t} \quad \text{Eq 1-2}$$

où q_0 est le débit d'infiltration à l'instant t_0 marquant la pointe de crue, ε le coefficient d'hétérogénéité d'écoulement et η le coefficient de vitesse d'infiltration qui est défini par :

$$\eta = \frac{1}{t_i} \quad \text{Eq 1-3}$$

Avec t_i correspondant au temps d'infiltration (jours), η varie entre 0 et 1, plus l'infiltration est rapide plus les valeurs sont proches de 1.

Le coefficient d'hétérogénéité d'écoulement ε caractérise la concavité de la courbe. Des valeurs fortes caractérisent une infiltration rapide et des valeurs faibles caractérisent une infiltration lente.

2-Le modèle utilisé pour la phase de tarissement est la vidange linéaire d'un réservoir suivant la loi de Maillet :

$$\varphi(t) = Q_{R0} e^{-\alpha t} \quad \text{Eq 1-4}$$

Où Q_{R0} correspond à l'extrapolation de la courbe de récession au moment où l'infiltration cesse et α est le coefficient de tarissement.

1-4-1-2 Analyses corrélatoires

L'utilisation d'outils statistiques de traitement du signal tels que les analyses corrélatoires sur les séries de précipitation et de débit des sources karstiques permet de caractériser le fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques. Ces analyses peuvent être réalisées sur les chroniques de débit indépendamment ou croisées avec les précipitations. Dans le cas

d'analyses croisées, une image de la réponse impulsionnelle est obtenue et le temps de réponse du système peut être évalué.

Autocorrélation

Les analyses d'autocorrélation permettent de quantifier la dépendance linéaire de la valeur d'une variable avec les valeurs précédentes. La fonction d'autocorrélation représente alors la « mémoire du système » au cours du temps. Si un système est relativement inertiel, c'est-à-dire qu'il a une influence à long terme, le coefficient d'autocorrélation $r(k)$ diminuera lentement au cours du temps.

$$r(k) = \frac{C(k)}{C(0)} \tag{Eq 1-5}$$

$$C(k) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x}) \tag{Eq 1-6}$$

où k est le décalage temporel, n est le nombre d'observations dans la chronique, x_t la valeur ponctuelle de la variable au temps t et \bar{x} la valeur moyenne de cette variable. L'effet mémoire est un indicateur quantitatif de l'inertie des systèmes, il représente le décalage temporel correspondant à la valeur 0.2 de la fonction d'autocorrélation. En 1984, Mangin propose cette valeur de 0.2 pour le calcul de l'effet mémoire. Bien que la littérature ne donne pas de sens physique à cette valeur de 0.2, elle est devenue une convention qui permet la comparaison entre systèmes.

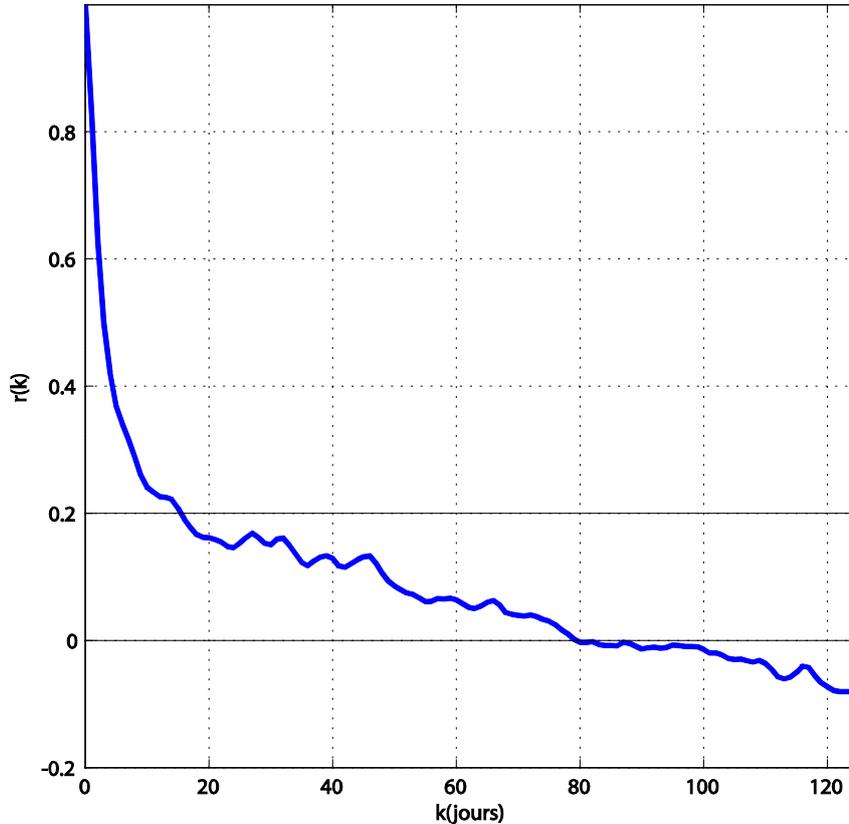


Figure 1-4 Fonction d'autocorrélation appliquée à la chronique de débit du système du Baget.

La Figure 1-4 est une illustration de la fonction d'autocorrélation appliquée à la chronique de débit journalier du système du Baget pour la période 1973-1992. Le coefficient d'autocorrélation $r(k)$ montre une diminution rapide en fonction du temps. L'effet mémoire du système ($r(k)=0.2$) est de 18 jours, ce qui traduit un système très réactif, et donc peu inertiel.

Corrélation croisée

Les analyses de corrélations croisées permettent de quantifier la dépendance linéaire entre deux variables, x_t et y_t . La fonction d'autocorrélation $r_{xy}(k)$ entre la pluie et le débit correspond à la réponse impulsionnelle du système (Figure 1-5) si le signal pluie a une distribution aléatoire.

$$r_{xy}(k) = \frac{C_{xy}(k)}{\sigma_x \sigma_y} \quad \text{Eq 1-7}$$

$$C_{xy}(k) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(y_{t+k} - \bar{y}) \quad \text{Eq 1-8}$$

où $C_{xy}(k)$ est la covariance, et σ_x et σ_y sont les écarts types des chroniques x_t et y_t et k représente le décalage temporel.

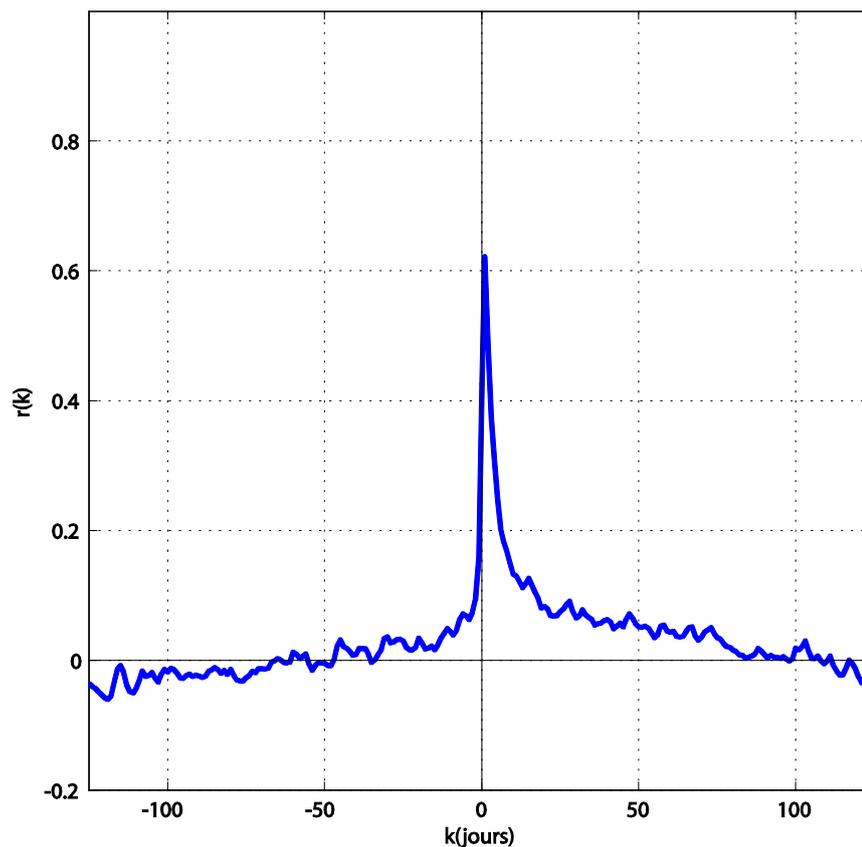


Figure 1-5 Fonction de corrélation croisée (pluie-débit) appliquée sur le système du Baget pour la période 1973-1992.

L'image de la réponse impulsionnelle où le temps de réponse est un indicateur quantitatif, défini comme le temps entre $k=0$ et le maximum de $r_{xy}(k)$.

La Figure 1-5 est une illustration de la fonction de corrélation croisée appliquée sur les précipitations et les débits journaliers du système du Baget pour la période 1973-1992. Le coefficient de corrélation $r_{xy}(k)$ montre une forte corrélation entre précipitations et débits (pic à 0.6). Ce pic est une image de la réponse impulsionnelle du système. Ici la forte corrélation est suivie d'une décroissance rapide du pic qui traduit un système sans inertie qui réagit rapidement au signal pluie.

1-4-2 Les analyses fréquentielles

1-4-2-1 Analyse des débits classés

L'étude des débits classés a pour but de mettre en évidence des particularités dans le fonctionnement des systèmes karstiques : pertes ou apports vers/de systèmes voisins, constitution de réserves, fonctionnement en trop plein. La courbe de débits classés est représentée sur un graphique traduisant une loi de probabilité de Gumbel (Gumbel 1935), qui permet une dilatation des faibles et fortes probabilités d'occurrence des débits. Pour chaque débit, on attribue un rang dans un ordre croissant. Ainsi la distribution cumulée de ces débits permet une représentation graphique classique des débits classés. L'interprétation repose sur l'étude des ruptures de pente qui traduit un changement de comportement hydrodynamique du système.

La fonction de probabilité de Gumbel s'écrit selon l'Eq 1-9.

$$F(y) = \exp\left(-\exp\left(-\frac{y-a}{b}\right)\right) \quad \text{Eq 1-9}$$

où y est le débit ayant une probabilité d'occurrence F , a est la moyenne des débits et b l'écart type des débits.

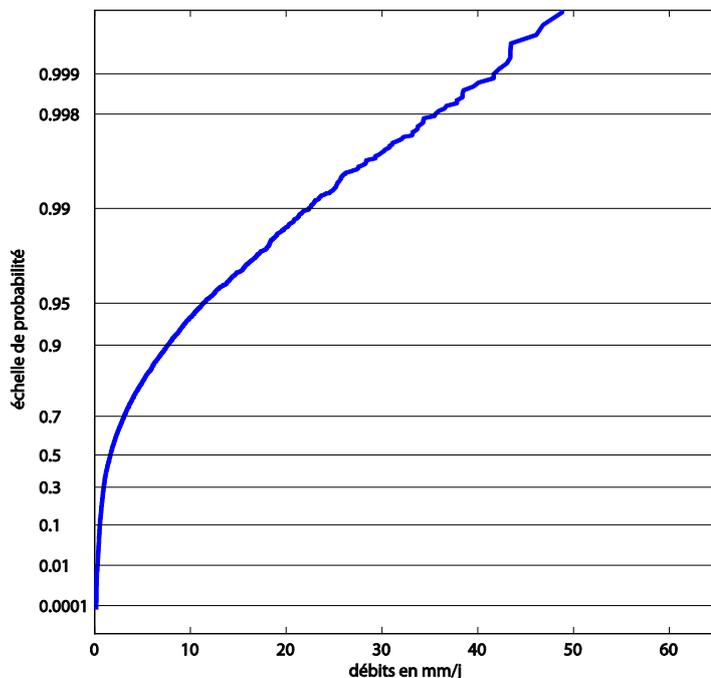


Figure 1-6 Courbe de débits classés du système du Baget pour la période 1973-1992.

La Figure 1-6 est une illustration d'une courbe de débits classés appliquée aux débits journaliers du système du Baget pour la période 1973-1992. On note une rupture de pente au niveau des probabilités 0.7 ; avant, la courbe suit une pente forte et après, la pente est plus douce. Ceci tend à montrer que pour les débits importants, le système est plus réactif.

1-4-2-2 Analyse spectrale

Les analyses spectrales permettent d'isoler dans le signal des composantes périodiques ou structurées. L'analyse spectrale correspond à la transformation en séries de Fourier de la fonction d'autocorrélation.

$$S_x(k+1) = \sum_{n=0}^{n=N-1} (r(n+1)e^{-\frac{2j\pi kn}{N}}) \quad \text{Eq 1-10}$$

où S_x est la densité spectrale, $r(n+1)$ est le coefficient d'autocorrélation pour un décalage temporel de $(n+1)$, N est le nombre de valeurs de la variable x à analyser.

La fréquence de coupure déterminée sur le spectre correspond à la fréquence pour laquelle le spectre devient négligeable. Elle rend compte du pouvoir régulateur du système.

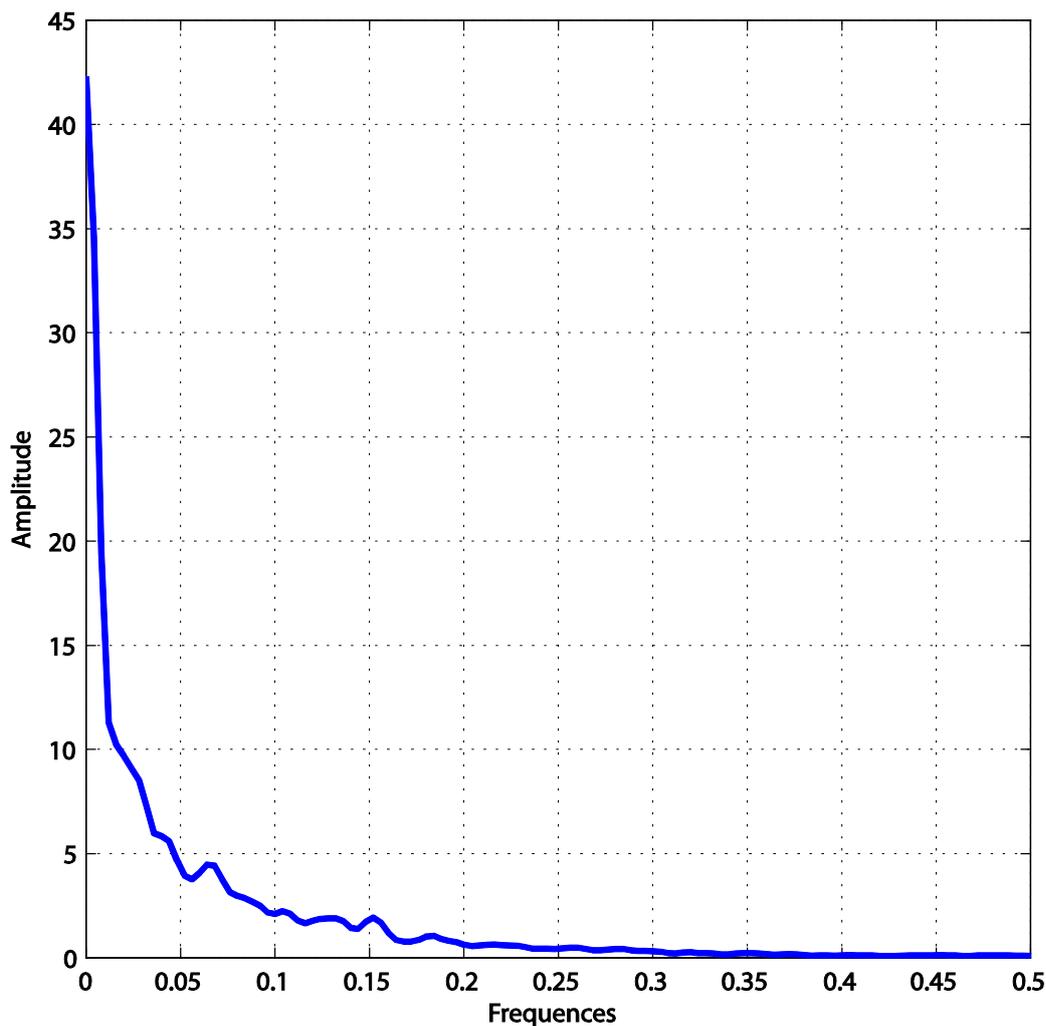


Figure 1-7 Fonction de densité spectrale du débit du système de Baget pour la période 1973-1992.

La Figure 1-7 montre la fonction de densité spectrale des débits journaliers du système du Baget pour la période 1973-1992. La fréquence de coupure est de 0,3 soit 3 jours, ce qui traduit que le système filtre les informations à assez hautes fréquences.

1-4-3 Analyse temps/ fréquence

La transformée en ondelettes permet de mettre en évidence l'évolution temporelle des caractéristiques fréquentielles d'une variable. L'objectif de l'analyse en ondelettes est d'obtenir des informations sur l'intensité des phénomènes fréquents au cours du temps. En ce sens, les analyses en ondelettes permettent de préciser les analyses spectrales qui mettent en évidence la présence de périodicités sans les localiser dans le temps. Les analyses en ondelettes ont été introduites en géosciences pour l'analyse des signaux sismiques. En hydrologie karstique, Labat et al. (2000) l'utilisent comme un outil pour caractériser le fonctionnement des aquifères karstiques en analysant les chroniques de débits et la relation Pluie-Débit.

La transformée en ondelettes permet d'obtenir une relation de type temps-échelle de phénomènes localisés temporellement.

La première étape consiste à changer de projection à l'aide d'une base à deux paramètres a, τ . Ce qui permet une discrétisation temps-échelle des phénomènes.

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) \quad \text{Eq 1-11}$$

Ainsi la transformée en ondelettes continues d'un processus $X(t)$ est donnée par la relation suivante :

$$W_{X(t)}[a, \tau] = \int X(t) \psi_{a,\tau}(t) dt \quad \text{Eq 1-12}$$

La fonction $\psi(t)$ est appelée ondelette, le paramètre a est un facteur de dilatation ($a > 1$) ou de contraction ($a < 1$). Le paramètre τ s'interprète comme un facteur de translation temporelle ou de décalage fréquentiel de la fonction $\psi(t)$.

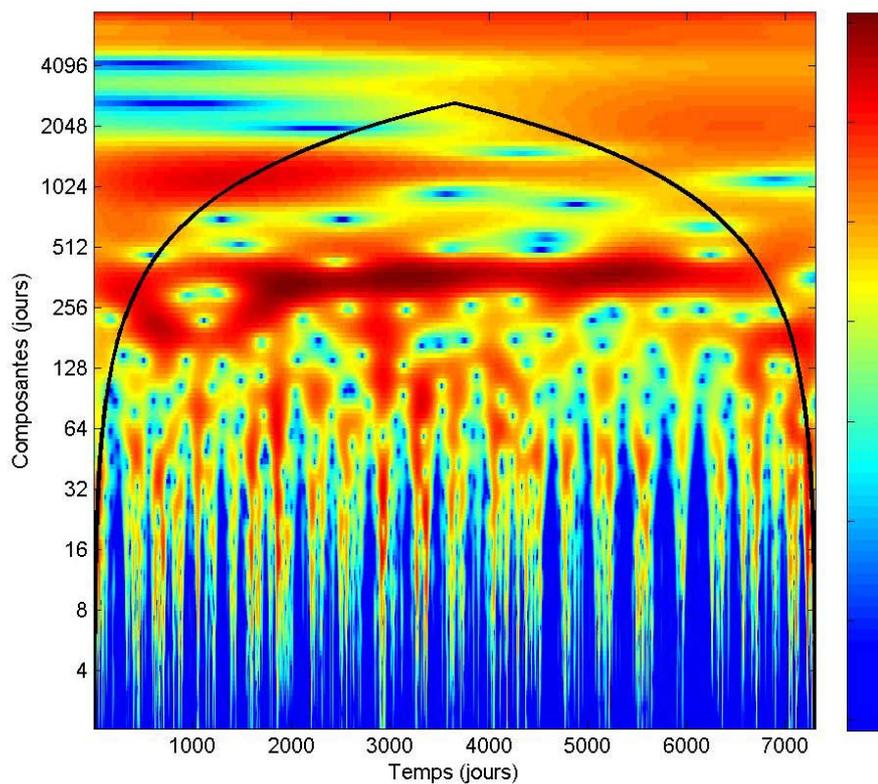


Figure 1-8 Spectre en ondelettes continues application au système du Baget période 1973-1992.

La lecture d'un spectre en ondelettes continues se fait par une représentation des coefficients puissance (gamme de couleur) selon deux axes : celui des composantes fréquentielles en ordonnée et celui de la localisation temporelle en abscisse. Plus la couleur est rouge, plus le coefficient puissance de l'ondelette est fort. La Figure 1-8 représente la transformée en ondelettes sur les débits journaliers du système du Baget pour la période 1973-1992.

1-4-4 Classification des systèmes karstiques

Les paramètres calculés à partir de l'analyse des courbes de récession permettent de classer les différents systèmes selon leur fonctionnement et certains traits de leur structure. Cette classification repose sur deux coefficients : le pouvoir régulateur k et le retard à l'infiltration i .

- k est le rapport du volume dynamique (le volume dynamique est le volume qui s'écoule pendant la phase de tarissement à partir du temps d'infiltration) et du volume de transit annuel (volume annuel moyen qui transite dans le système). k prend des valeurs faibles pour les systèmes à faible réserve et plus k est grand, plus ces réserves sont importantes.
- i traduit le retard à l'infiltration, il est égal à la valeur prise par la fonction homographique (Eq 1-2) $\psi(t)$ pour $t=2$ jours. Il varie de 0 à 1. Les valeurs tendent vers 1 pour les systèmes présentant une recharge lente, et les valeurs tendent vers 0 pour les systèmes dont l'infiltration est rapide.

Cette classification de Mangin (1975), permet de réaliser une typologie des systèmes karstiques en 5 types (Figure 1-9) :

- Type 1 : systèmes complexes, généralement des systèmes de grandes tailles,
- Type 2 : systèmes plus karstifiés à l'amont qu'à l'aval,
- Type 3 : systèmes à réseaux de drainage très développés et zone noyée peu importante,
- Type 4 : systèmes possédant un réseau spéléologique bien développé et débouchant à l'aval sur un important karst noyé,
- Type 5 : El-Hakim et Bakalowicz (2007) reprennent cette classification et intègrent un type de systèmes supplémentaires pour une valeur de k supérieure à 1. Ce type correspond à des systèmes où la zone noyée est partiellement confinée et profonde. Il s'agit de karsts dits non fonctionnels.

La Figure 1-9 présente la classification de Mangin mise à jour par El-Hakim et Bakalowicz (2007), dans laquelle neuf systèmes sont référencés.

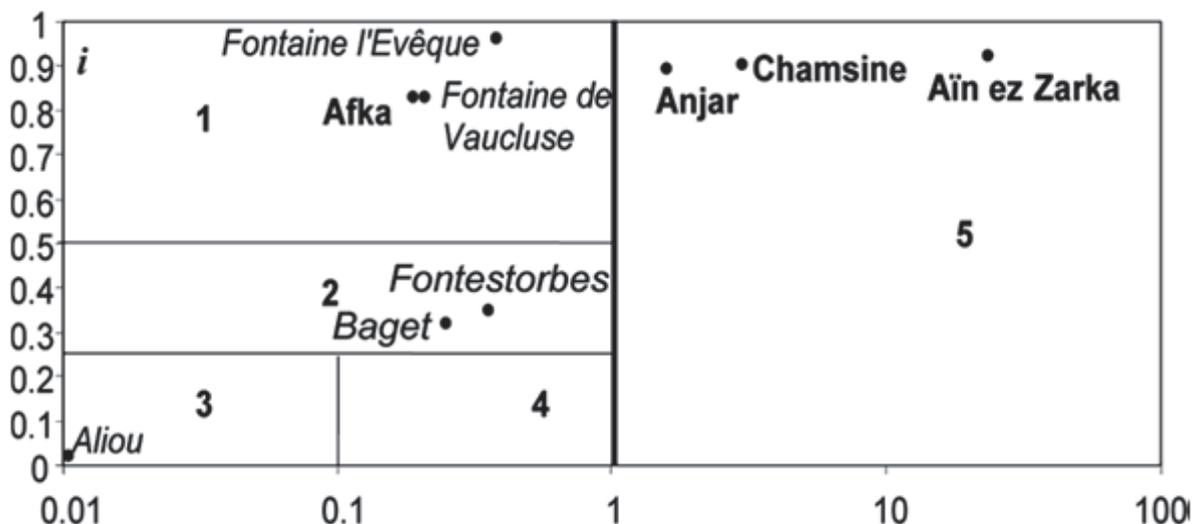


Figure 1-9 Classification des systèmes karstiques (El-Hakim et Bakalowicz (2007)).

1-4-5 Variabilité du fonctionnement en fonction du temps

Une question importante porte sur la variabilité des indicateurs présentés (débits classés, analyses corrélatoires et spectrales), selon la chronique que l'on choisit d'étudier. Idéalement, ces indicateurs devraient être relativement indépendants du choix de la période étudiée lorsque cette période est suffisamment longue pour caractériser la variabilité climatique. Dans notre cas, les chroniques sont en général de plus de 10 ans, ce qui garantit une certaine robustesse des indicateurs obtenus.

L'analyse des récessions se fait par événement et les coefficients de tarissement obtenus varient en fonction des événements sélectionnés, en particulier en fonction de l'état initial avant la crue et de l'intensité de la crue. Cette variabilité est souvent attribuée à la variabilité saisonnière du tarissement ou à un mauvais choix de l'estimation de début de tarissement (Pointet 1975; Lang 2007).

Par la suite nous prendrons la moyenne des coefficients de tarissement afin d'avoir des valeurs représentatives de l'ensemble de la chronique à notre disposition.

L'approche fonctionnelle permet de caractériser l'évolution du débit, ainsi que la relation pluie-débit. Cette relation peut aussi être abordée par des modèles conceptuels qui ont pour but de synthétiser cette relation par un jeu de quelques paramètres.

1-5 La modélisation dans le karst

Au cours des vingt-cinq dernières années, différents types de modèles ont été employés pour tenter de simuler le comportement des aquifères karstiques, avec plus ou moins de succès. Pour comprendre les processus de génération des débits et aboutir à leur simulation, il est nécessaire de remonter à l'origine de ces débits, c'est-à-dire les précipitations. Les relations existantes entre ces deux grandeurs dépendent de l'aire d'alimentation (sous-sol et surface) du cours d'eau ou de la source. La modélisation s'attache à donner une représentation du milieu naturel. Dawdy et O'Donnell (1965) définissent le modèle idéal en ces termes : « *le modèle idéal devrait représenter la totalité des propriétés et des processus qui se présentent dans toutes les composantes du système. Il devrait être exprimé en termes de paramètres physiques et préciser toutes les relations de comportement des éléments du système* ». C'est sur cette représentation du milieu naturel que se heurte l'ensemble des modèles. En effet, à l'échelle du bassin d'alimentation d'une source ou du bassin versant d'un cours d'eau, la surface est caractérisée par de très fortes hétérogénéités (nature du sol, occupation du sol par la végétation ou par l'action de l'homme, structure de l'aquifère...). Les modèles, ne pouvant prendre en compte l'ensemble des phénomènes physiques, deviennent nécessairement une simplification de la réalité de terrain. La simulation des débits des sources ou des cours d'eau répond aux objectifs de :

- gestion de la ressource,
- reconstitution de débit sur les périodes où seules les précipitations sont connues,
- prévision des crues et étiages,
- connaissance, le modèle permettant de synthétiser et mieux comprendre la réponse hydrologique.

De nombreuses classifications des modèles ont été proposées. Ambroise (1998) propose une classification en suivant quatre critères :

1. déterministes ou stochastiques, suivant la nature des variables, des paramètres et/ou des relations entre eux,
2. empiriques ou physiques, selon la nature des relations utilisées ; avec la classe intermédiaire des modèles conceptuels, reposant sur une certaine conceptualisation du fonctionnement du système, mais faisant intervenir des relations empiriques pour le décrire,
3. globaux, semi-distribués ou distribués, suivant que le bassin versant est considéré dans l'espace comme une entité homogène ou divisé en sous-unités supposées homogènes.
4. cinématiques (descriptifs) ou dynamiques (explicatifs), suivant que l'évolution temporelle du système est simplement décrite ou mise en relation avec les forces qui la génèrent.

À partir de ces critères, nous allons détailler la seconde catégorie : les modèles empiriques de type « boîtes noires », les modèles physiques et les modèles conceptuels. Ces différents types de modèles sont brièvement décrits ci-dessous. Nous reviendrons sur certains d'entre eux qui ont été appliqués au karst.

1-5-1 Les modèles empiriques « boîtes noires »

Les modèles « boîtes noires » supposent une relation mathématique directe entre les variables d'entrée et de sortie du système, sans prise en compte de sa nature interne. Il s'agit généralement de modèles globaux. On distingue deux types de modèles :

Les modèles linéaires

Les modèles de convolution sont des modèles empiriques globaux. Ils ont été mis en œuvre sur deux sources karstiques américaines (Dreiss 1982). Ces modèles supposent que la sortie peut être obtenue par l'opération mathématique de convolution de l'entrée par une fonction caractéristique du système, appelée réponse impulsionnelle. La déconvolution consiste à identifier, par un calcul, cette réponse impulsionnelle à partir d'un historique conjoint des entrées et des sorties (De Marsily 1978).

Le principe de modélisation inverse (Pinault et al. 2004) permet de décrire le fonctionnement d'un hydrosystème à partir de leur réponse impulsionnelle (cf. 1-4-2 Corrélation croisée). A partir de l'information d'entrée (précipitations), une fonction de transfert permet le calcul des sorties (débits) à l'aide de l'image de la réponse impulsionnelle. C'est le principe du modèle TEMPO du BRGM qui a été appliqué sur les systèmes karstiques de Thau (Pinault et al. 2004), ainsi que sur la source du Lez (Fleury et al. 2009).

Les modèles non linéaires

Les modèles à réseaux de neurones sont des modèles où la structure est représentée par une agrégation de neurones. Ces neurones sont des opérateurs mathématiques en général non linéaires. Deux opérations sont effectuées : une pondération de l'information d'entrée et une combinaison des différentes entrées pour calculer la sortie. Les modèles de type réseaux de neurones ont été utilisés en domaine karstique par Johannet et al. (2008) pour simuler le débit du système du Baget.

1-5-2 Les modèles physiques

Ces modèles sont fondés sur la prise en compte des processus physiques pour expliquer les débits à l'exutoire. En général, le domaine à modéliser est découpé en mailles ; les paramètres hydro(géo)logiques intègrent dans chaque maille les valeurs obtenues expérimentalement ou par ajustement, par exemple à partir d'essais de débit. Ces modèles complexes intègrent un grand nombre de paramètres sur l'ensemble des mailles le constituant (Josnin et al. 2000). Par conséquent leur mise en œuvre est compliquée, car les paramètres hydrogéologiques de chaque maille sont nombreux et plus ou moins faciles à déterminer selon le type d'aquifère en présence. Ces modèles sont basés sur différentes approches de modélisation. Une synthèse de ces approches réalisés par Bailly (2009) permet de différencier quatre familles de modèles physiques. La différence entre ces modèles vient des différentes conceptualisations de structure du milieu karstique :

Modèles de milieu poreux équivalent : dans cette approche, le système est considéré comme un seul milieu équivalent dont les propriétés hydrauliques sont homogènes. Ceci est bien entendu une simplification, étant donnée la forte hétérogénéité de ces systèmes.

Modèles à réseaux de fractures : cette approche consiste à représenter le milieu karstique comme un réseau de fractures. Les écoulements sont concentrés dans ce réseau puisque la matrice est considérée comme imperméable (Snow 1969). Les propriétés de ce réseau de fractures peuvent s'appuyer sur des observations de terrain et/ou sont générées stochastiquement dans le but d'avoir un milieu équivalent au milieu réel en termes de propriétés hydrodynamiques.

Modèles de milieu poreux à deux couches : dans cette approche le système est considéré comme la juxtaposition de deux milieux poreux, l'un représentant le réseau de conduits et l'autre les blocs fissurés. Le couplage entre les deux est généralement réalisé sur un terme source dans chacun des milieux (Sauter 1992; Kovacs 2004).

Modèles à trois couches : ces modèles trois couches couplent deux types d'écoulements comme l'approche précédente. Ici, matrice et milieu poreux sont séparés et permettent une meilleure représentation des propriétés hydrodynamiques : régime laminaire dans le milieu poreux et la matrice et régime turbulent dans le réseau de fractures.

Compte tenu des difficultés numériques et du manque de données observées pour renseigner les paramètres de ces modèles, l'application de ces schémas physiques reste essentiellement limitée à des expériences en milieu contrôlé. Leur application à des systèmes tels que ceux étudiés dans cette thèse n'est pas d'actualité mais reste néanmoins une perspective intéressante.

1-5-3 Les modèles conceptuels

Dans ces modèles, la transformation de la pluie en débit est décomposée en une succession de tâches simulant les principaux mécanismes du cycle de l'eau (évapotranspiration, infiltration, ruissellement, écoulement souterrain...). Ces tâches sont représentées à l'aide d'équations tenant compte du stockage de l'eau dans certains compartiments des surfaces continentales. Ces stockages sont représentés par des réservoirs qui se remplissent et se vident au cours du temps. L'eau s'écoule d'un réservoir vers un autre selon des lois de vidange contrôlées par les paramètres du modèle. Certains auteurs tentent d'attribuer un sens physique aux paramètres et variables d'état de ces modèles, mais la part de physique dans ces modèles est limitée (De Marsily 1994).

En général, ces modèles comportent deux fonctions distinctes :

- une fonction de production qui répartit l'eau de pluie (entrée) dans les différents compartiments de sorties : débits, pertes par évapotranspiration et pertes/apports par infiltration profonde,
- une fonction de transfert qui détermine de quelle façon et à quel moment l'eau qui n'a pas été évapotranspirée ressortira à l'exutoire du système ou arrivera à la nappe.

Tableau 1-1 Liste de modèles développés pour simuler les débits des systèmes karstiques

Modèle et référence	Nombre de paramètres libres	Système karstique étudié
MERO (Mero 1964)	10	Source du Lez (France) Fontaine de Vaucluse (France)
CREG (Droque et Guilbot 1977)	10	Source du Lez (France)
Bemer (Bezes 1976)	22	Fontaine de Vaucluse (France)
KDM (Fleury et al. 2007)	4	Fontaine de Vaucluse (France)
Gr4J (Perrin et al. 2003)	4	Système karstique de la Touvre (Le Moine et al. 2008) (France)
Tridep model (Padilla-Benitez 1990)	3	Torcal, Simat de valldigma (Espagne)
(Jukic et Denic-Jukic 2009)	4	Source Jadro (Croatie)
(Geyer et al. 2008)	2	Source Gallusquelle (Allemagne),

Le Tableau 1-1 propose une liste non exhaustive de modèles pluie-débit qui ont été utilisés pour modéliser le débit de sources karstiques. Si ces modèles ont une structure relativement similaire, ils ont été utilisés pour répondre à de nombreux objectifs. Notons que le modèle MERO (Mero 1964) a été créé pour le calcul de la pluie efficace. Le modèle CREG (Drogue et Guilbot 1977) a été conçu pour l'hydrologie de surface comme GR4J, et ont ensuite été testés pour des systèmes karstiques. Le modèle Bemmer (Bezes 1976) ainsi que les modèles de Jukic and Denic-Jukic (2009), Geyer et al. (2008) et KDM (Fleury 2005) ont quant à eux été conçus spécifiquement pour les systèmes karstiques. Le modèle de Geyer et al. (2008) a servi à estimer la recharge du système. Jukic and Denic-Jukic (2009) ont pour objectif d'estimer le bilan hydrologique. Le Moine a utilisé la structure particulière de GR4J qui présente un paramètre d'échange pour quantifier les pertes et les apports entre bassins. Toutes ces applications de modélisation montrent que des modèles à réservoir permettent de simuler correctement les débits des systèmes karstiques.

1-6 Conclusion

Pour répondre à nos objectifs d'une étude systémique du fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques, nous avons décidé d'utiliser ce type de modèles à réservoirs. Notre choix se justifie car :

- ces modèles sont globaux et considèrent le bassin d'alimentation comme l'unité géographique de travail. En cela, l'approche suit les mêmes considérations que l'approche fonctionnelle préconisée pour les systèmes karstiques,
- ces modèles ont besoin de peu de données de terrain, lesquelles sont très difficiles à renseigner pour les systèmes karstiques dont le milieu est très hétérogène,
- ces modèles ont en général un nombre restreint de paramètres libres, ce qui permet un calage de ces paramètres plus simple et plus robuste. Par ailleurs, la parcimonie de ces modèles permet d'envisager une interprétation plus aisée du rôle de chacun des paramètres.

Chapitre 2 Présentation des quatorze systèmes karstiques étudiés

2-1 Introduction

La présentation des systèmes karstiques sur lesquels nous avons travaillé (voir localisation des sources Figure 2-1) se fera selon deux parties. Tout d'abord nous présentons de façon individuelle chaque système sous forme de fiche descriptive et nous procédons ensuite à une étude comparative des systèmes.

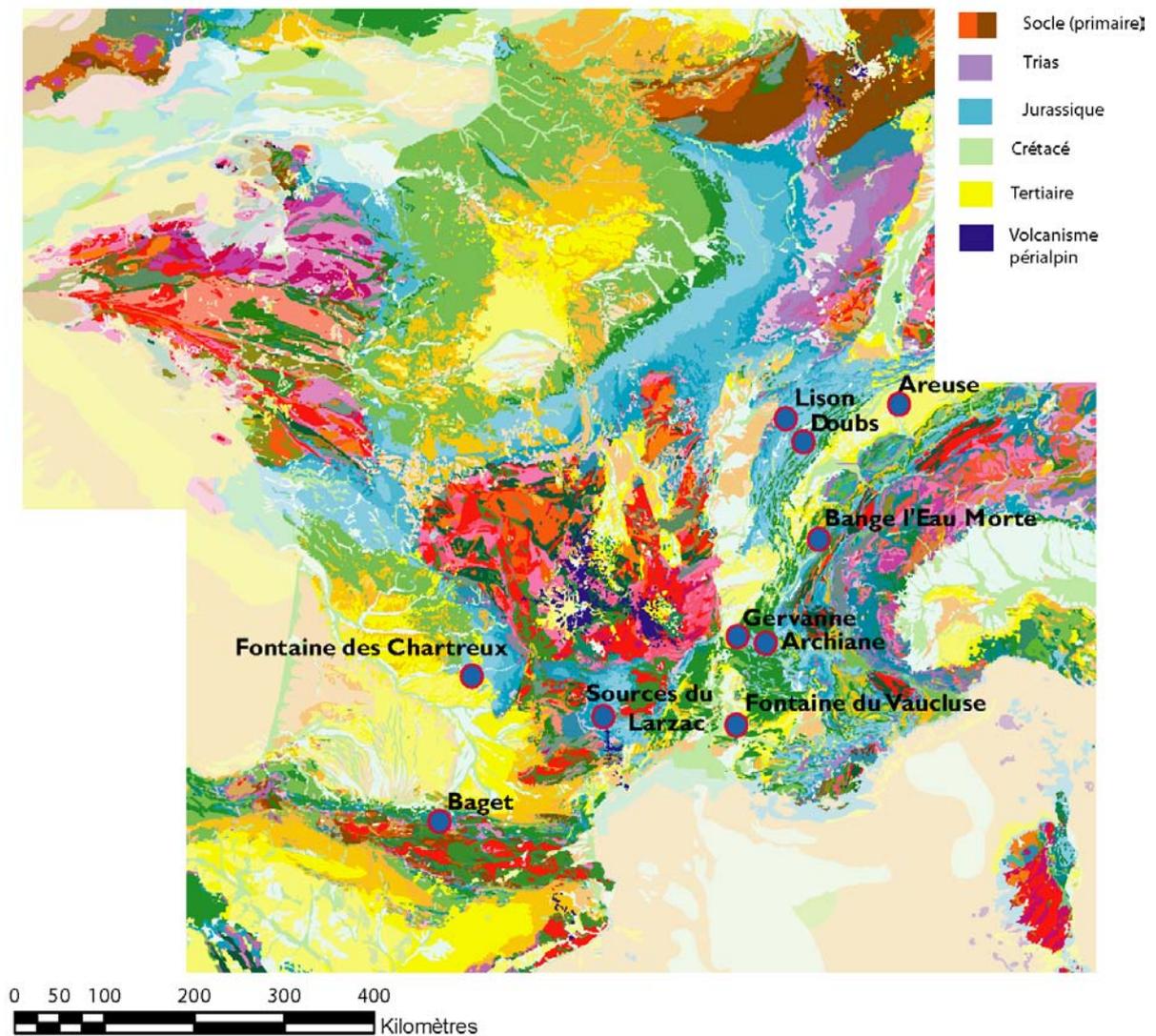


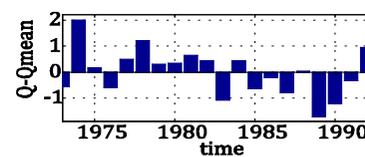
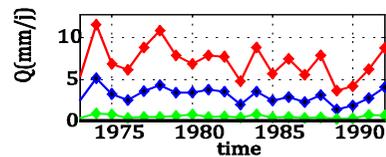
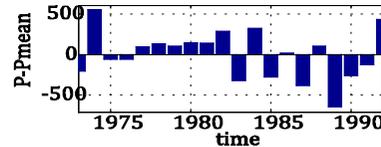
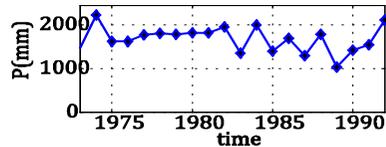
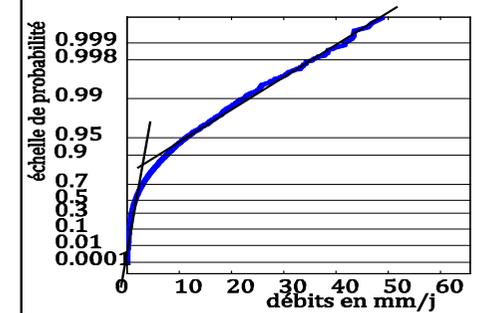
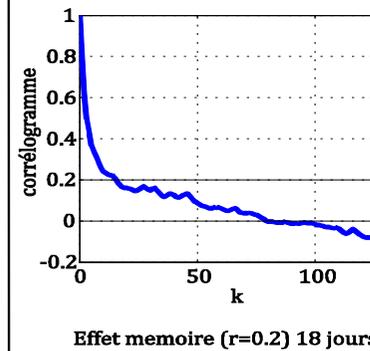
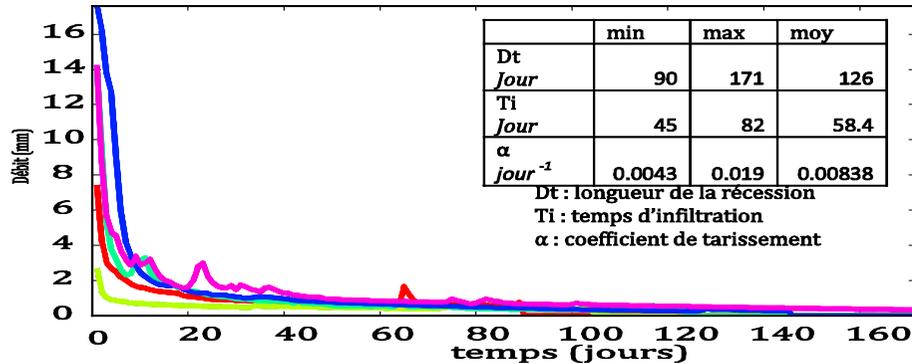
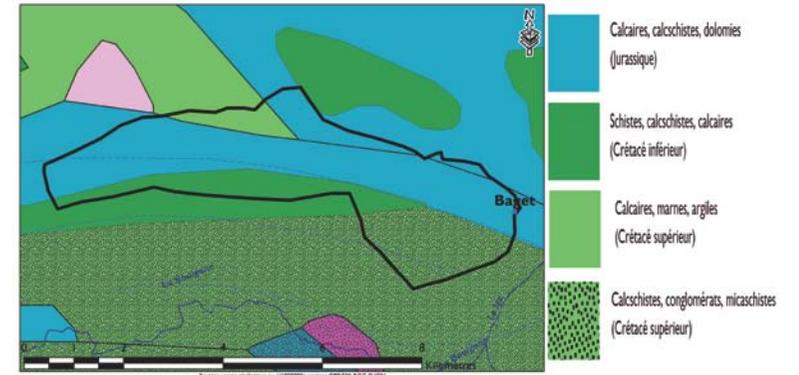
Figure 2-1 Carte de localisation des systèmes étudiés.

Chaque fiche descriptive se présente sous la forme d'un tableau à trois lignes :

- Sur la première ligne se trouvent une présentation des caractéristiques du système et les différentes études qui ont été réalisées sur ce système, ainsi qu'une carte/figure représentant le bassin d'alimentation.
- Sur la seconde ligne se trouvent les analyses qui ont été réalisées sur les débits à la source :
 - l'analyse des récessions (figure montrant les courbes de récession utilisées, tableau indiquant les durées des récessions (Dt), le temps d'infiltration (t_i) et le coefficient de tarissement (α) minimum, moyen et maximum). Pour chaque système nous avons étudié les cinq plus longues récessions quand il y en avait suffisamment,
 - la fonction d'autocorrélation du débit journalier,
 - la courbe des débits classés.
- Sur la troisième ligne se trouvent les analyses portant sur la relation pluie-débit
 - la première colonne présente les chroniques de pluie et de débits disponibles en indiquant pour la précipitation les cumuls annuels et la différence à la moyenne. Là où les stations Météo France de référence sont indiquées. Sur les bassins où plusieurs stations étaient disponibles, une répartition de la précipitation a été réalisée en fonction de l'altitude des stations et du pourcentage de la surface du bassin concerné. Pour les systèmes où aucune station n'était disponible nous avons utilisé les pluies SAFRAN (Quintana-Seguí et al. 2008) qui sont des interpolations à partir d'observations et moyennées sur une grille de $8 \times 8 \text{ km}^2$. Pour les débits, les premiers et derniers déciles sont aussi indiqués pour chaque année.
 - la deuxième colonne présente la fonction de corrélation croisée pluie-débit au pas de temps journalier pour l'ensemble de la chronique disponible.

2-1-1 Le système du Baget (Ba)

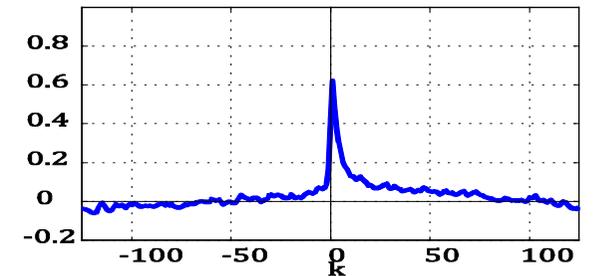
Le système karstique du Baget est un petit système binaire montagneux situé dans les Pyrénées. Le bassin d'alimentation est d'une superficie de 13,25 km². L'altitude moyenne de ce bassin d'alimentation est de 920 m. La pluviométrie moyenne annuelle atteint 1700 mm et le débit moyen annuel de la source pérenne (Las Hountas) située dans la vallée à une altitude de 498 m, est d'environ 0,5 m³/s (Mangin et D'Hulst 1994). Le comportement hydrologique du système karstique du Baget a été largement étudié au cours des 30 dernières années, d'un point de vue hydrodynamique par Mangin (1970 1975), géochimique (Bakalowicz et al. 1974; Bakalowicz 1979; Monnin et al. 1998), et par des traçages artificiels (Bakalowicz et al. 1974). Nous disposons des chroniques journalières de vingt ans des débits, précipitations, évapotranspirations potentielles de 1973 à 1992. La lithologie du système est constituée en grande partie par des calcaires jurassiques.



Précipitation :
Météo France à
St Giron

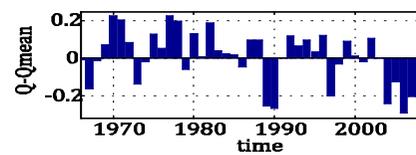
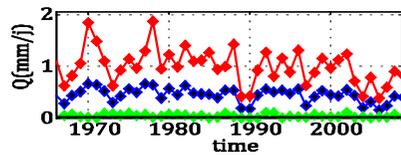
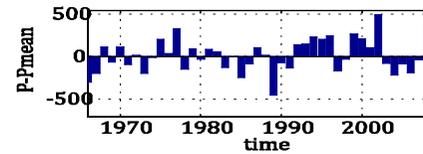
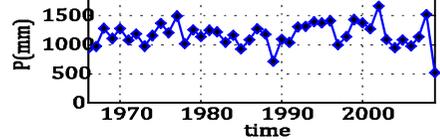
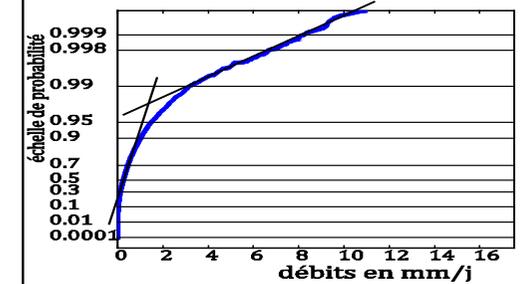
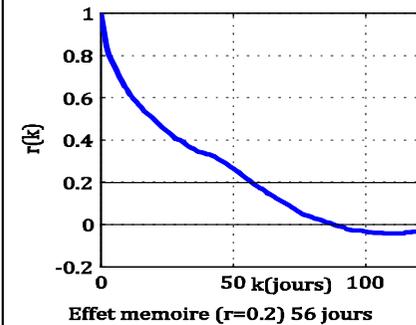
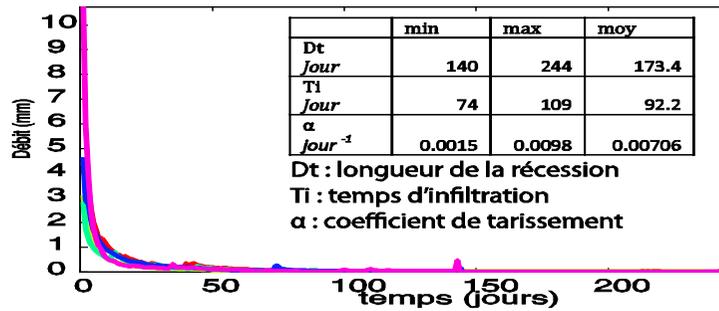
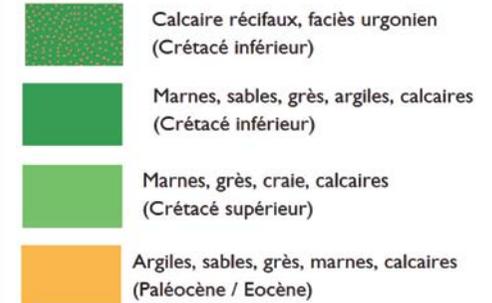
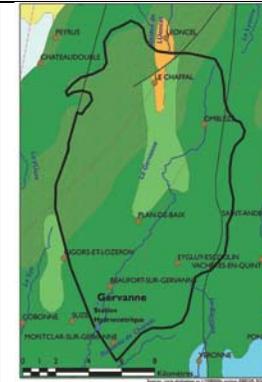
Débit : banque hydro
Code station 0048511

-Courbe Bleue Qmoy
-Courbe Rouge Q90
-Courbe verte Q10



2-1-2 Le système de Gervanne (Ge)

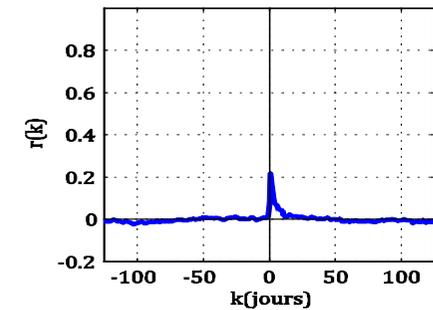
Le système de Gervanne est situé à l'extrémité sud-ouest du massif du Vercors. Gervanne est un système karstique binaire. Il occupe une vaste structure synclinale N-S. La lithologie du système est constituée par les formations calcaires et marno-calcaires du Barrémo-Bédoulien. La source des Fontaigneux est connue dans la région pour son débit relativement fort (débit moyen de 900 l.s⁻¹). Elle est pérenne et son débit d'étiage moyen est d'environ 270 l.s⁻¹. Cette source se présente sous la forme d'une vasque peu profonde dont l'alimentation se fait apparemment au travers d'éboulis. Elle constitue l'exutoire principal du système karstique de la Gervanne. Trois hypothèses de limites de l'impluvium sont proposées par Marsaud (1996). Nous utiliserons l'hypothèse maximale prenant les affleurements des marnes néocomiennes comme limites de l'impluvium qui donnent une superficie de 200 km². Le bassin hydrologique ayant une superficie de 125 km². Nous disposons des chroniques journalières de vingt ans des débits, précipitations, évapotranspirations potentielles de 1982 à 2001.



Précipitation :
Pluie spatialisée Safran

Débit : banque hydro
Code station V4275010

- Courbe Bleue Qmoy
- Courbe Rouge Q90
- Courbe verte Q10

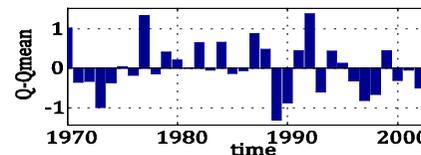
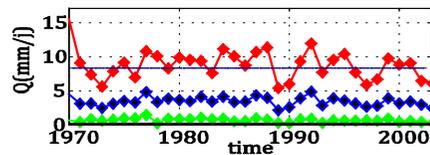
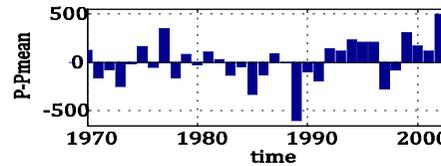
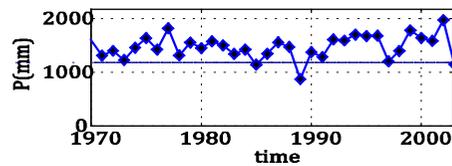
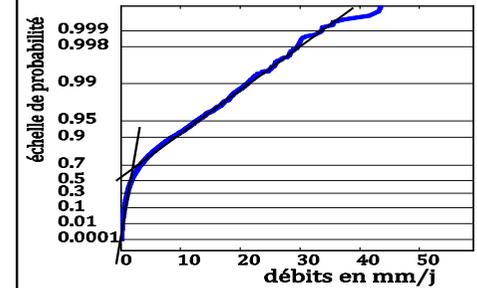
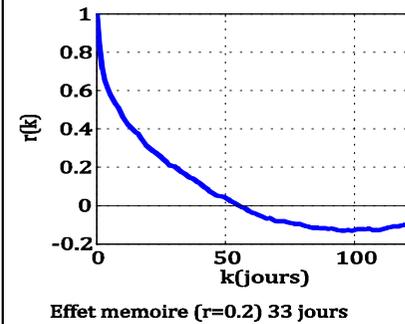
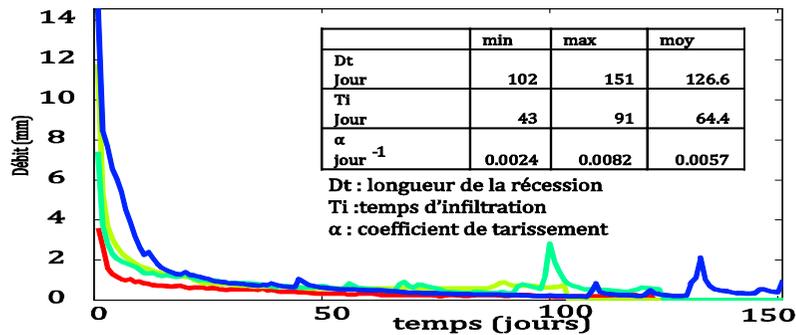


2-1-3 Le système d'Archiane (Arc)

Le bassin versant d'Archiane est situé dans le massif du Vercors. Le système d'Archiane est un système de type unaire. Le système karstique d'Archiane se développe dans les calcaires barrémo-bédouliens. La structure tectonique du domaine étudié est simple. Les formations calcaires présentent un pendage très faible vers l'Est (Marsaud 1996). Les formations calcaires barrémiennes qui entourent la vallée d'Archiane constituent une entité géologique relativement homogène et bien isolée. Du point de vue hydrogéologique, l'exutoire principal du système est la source d'Archiane qui s'écoule au sud du village d'Archiane. C'est une des principales sources du Vercors, avec un débit d'étiage de 70 l.s⁻¹. La superficie de l'impluvium est de 43 km². Nous disposons des chroniques journalières de quarante ans des débits, précipitations, évapotranspirations potentielles de 1967 à 2006.



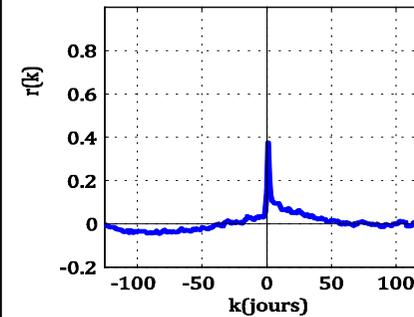
-  Calcaires récifaux (Urgonien), crétaé inférieur
-  Calcaires, marnes, grès, schistes, crétaé inférieur



Précipitation :
Pluie spatialisée Safran

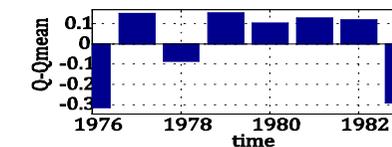
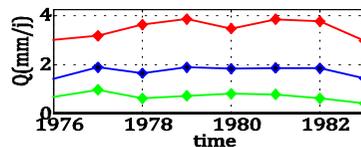
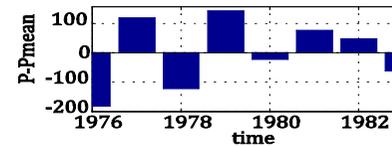
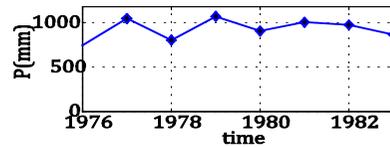
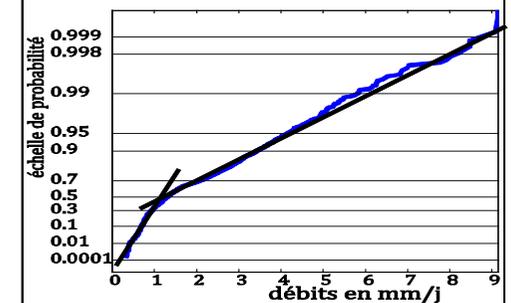
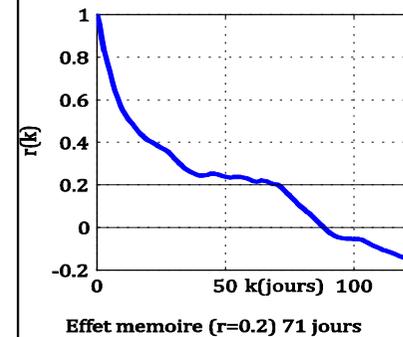
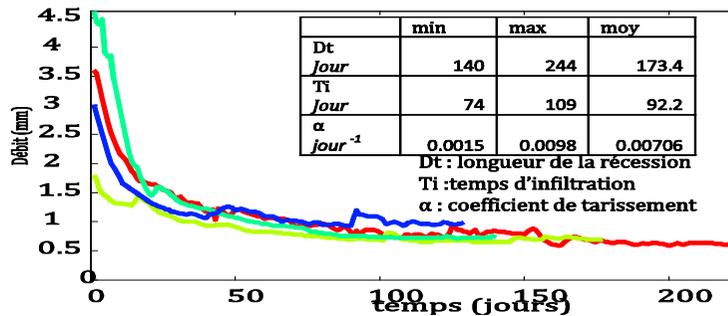
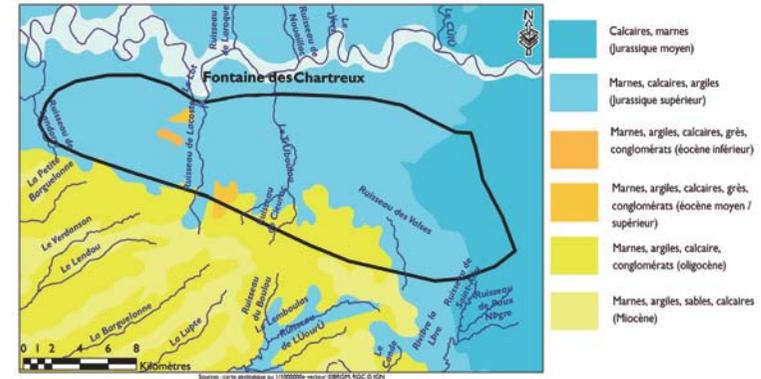
Débit : banque hydro
Code station V4226010

- Courbe Bleue Qmoy
- Courbe Rouge Q90
- Courbe verte Q10



2-1-4 Le système de la fontaine des Chartreux (Ch)

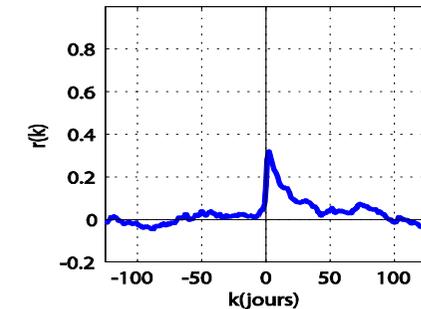
La ville de Cahors est située dans les Causses du Quercy, une vaste étendue de plateaux calcaires karstifiés. La couverture sédimentaire qui contient le système karstique de la Fontaine des Chartreux est d'âge jurassique et composée d'alternances de calcaires et d'argiles. Le contexte karstique est favorable à la présence de liaisons souterraines entre les bassins versants topographiques, d'où la difficulté de trouver une surface satisfaisante pour le bassin d'alimentation de la Fontaine des Chartreux. Les travaux de la DDA de 1970 à 1975 ont permis d'avoir une estimation de ce bassin de 250 km². Cette estimation a été faite à partir de traçages colorimétriques à la fluorescéine. Par ailleurs, une zone de pertes du Lot a été découverte en amont de Cahors (Danneville 1991), et de nombreux indices amènent à penser que ces pertes participent au débit de la Fontaine des Chartreux. La Fontaine des Chartreux est une source de type vauclusien. L'émergence se situe à une vingtaine de mètres du Lot. Nous disposons des chroniques journalières de six ans des débits, précipitations, évapotranspirations potentielles de 1976 à 1982.



Précipitation :
Météo France
St Géry (4.6%), Catus (32.9%), Cézac (31%) et St Paul de Loubresac (31%)

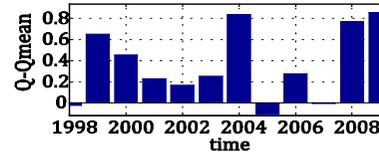
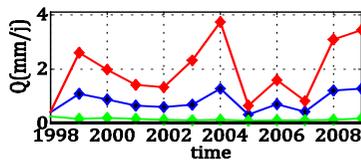
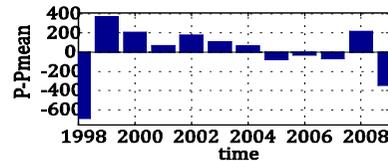
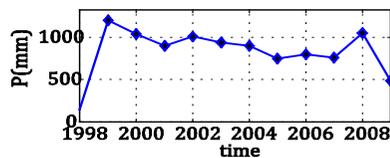
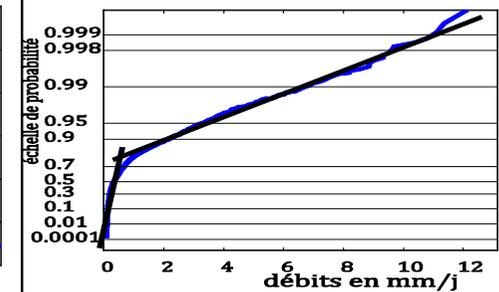
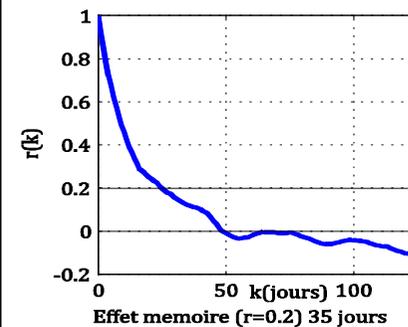
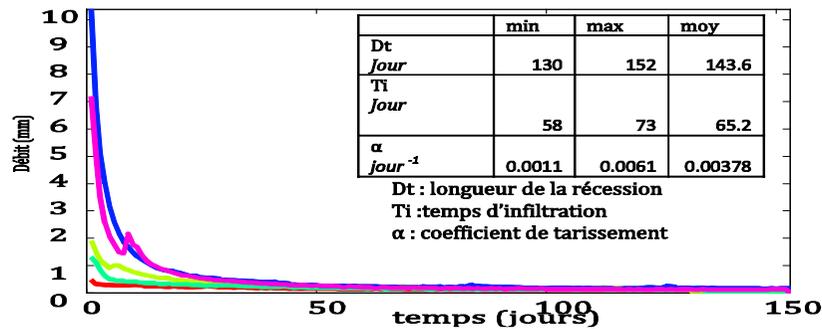
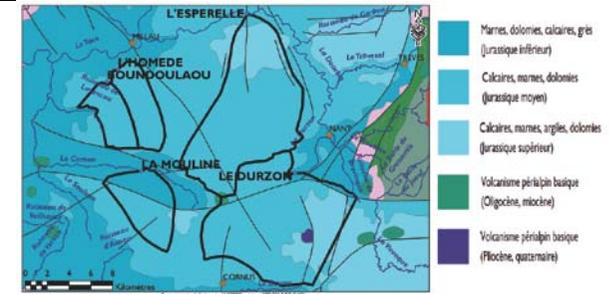
Débit
Mairie de Cahors

-Courbe Bleue Qmoy
-Courbe Rouge Q90
-Courbe verte Q10



2-1-5 Le système de l'Espérelle (Es)

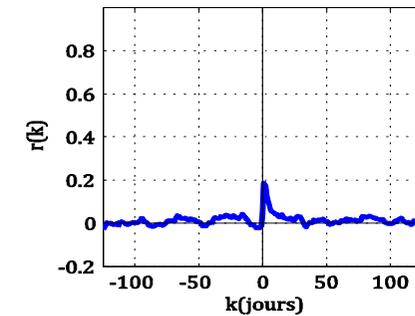
La source de l'Espérelle a un bassin d'alimentation de 100 km² situé au Nord-Est du Causse du Larzac. Le débit moyen de sa source est de 1.3m³/s sur la période 1998-2009. La source est de type vaclusien et le système est unaire. La lithologie du système est constituée de calcaires et dolomies du Dogger. La structure géologique est simple avec des couches tabulaires affectées d'une structure synclinale d'axe Nord Sud plongeant vers le Nord. La fracturation de l'ensemble du réservoir est importante et permet des circulations verticales. Pourtant, l'ensemble du Causse du Larzac présente un modeste réseau de cavités karstiques témoignant d'un degré de karstification limité (réseau non mature) ou d'un colmatage généralisé de l'ensemble. Les Causse du Larzac ont fait l'objet de nombreuses études. Pour de plus amples informations le lecteur peut se reporter à ces travaux (Ambert et al. 1996; Ricard et Bakalowicz 1996; Charcosset et al. 1997; Plagnes 1997).



Précipitation :
Météo France
La Cavalerie

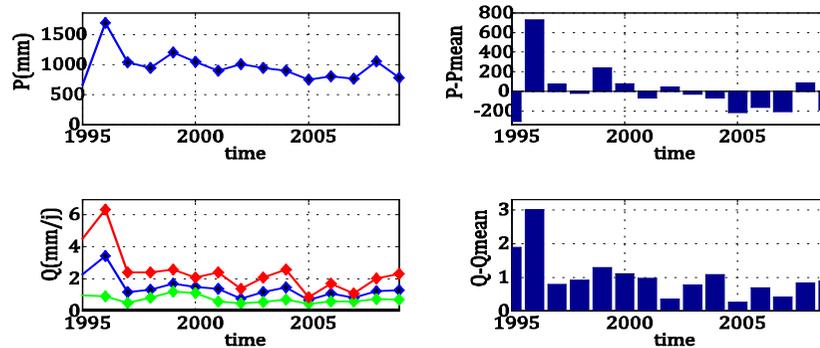
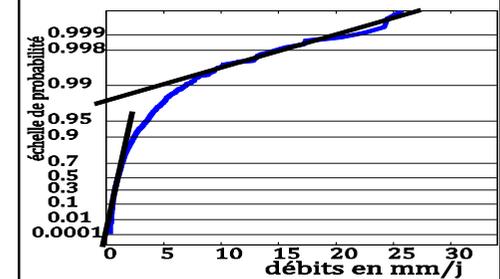
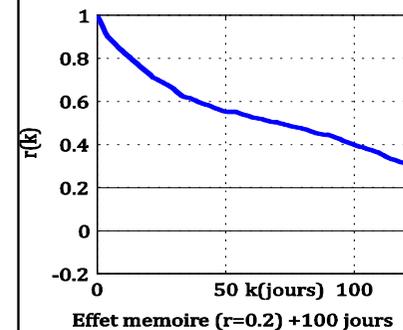
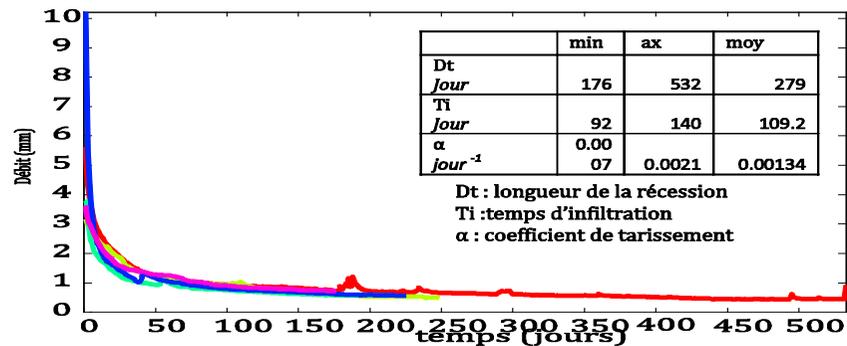
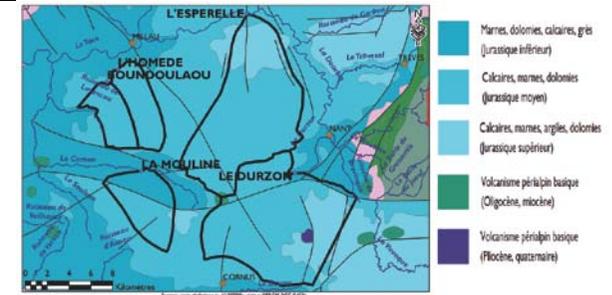
Débit : banque hydro
Code station O3395010

- Courbe Bleue Qmoy
- Courbe Rouge Q90
- Courbe verte Q10



2-1-6 Le système du Durzon (Du)

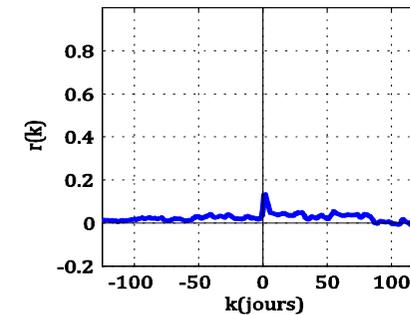
Le Durzon est le plus grand système karstique du Causse du Larzac. Son bassin d'alimentation présente une superficie d'environ 117 km². Sa source se trouve sur la commune de Nant, à l'Est du Causse et présente un débit moyen de 2m³/s sur la période 1995-2007. La source est de type vauclusienne et sa localisation est liée à la position de la faille de l'Hospitalet (d'orientation E-O) qui met en contact les formations carbonifères au Sud avec les marnes du Lias. Le système est unaire, la lithologie du système est constituée de calcaires et dolomies du Dogger et la structure est tabulaire. L'extension des dolomies sur les Causses représente près de 70 % de la surface du bassin d'alimentation. Leur altération entraîne la présence de reliefs ruiniformes qui implique un fonctionnement epikarstique.



Précipitation :
Météo France
La Cavalerie

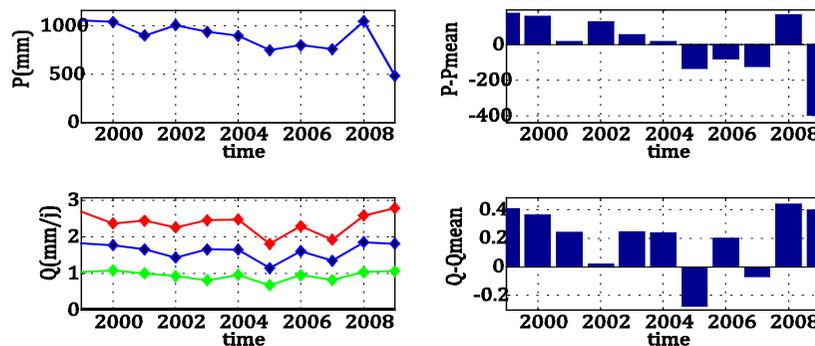
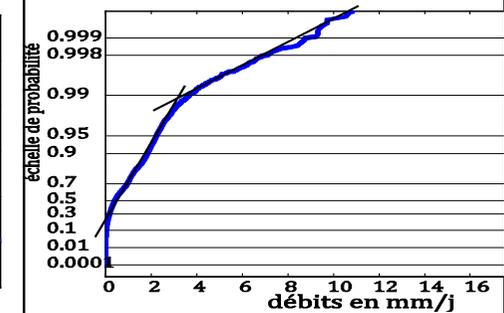
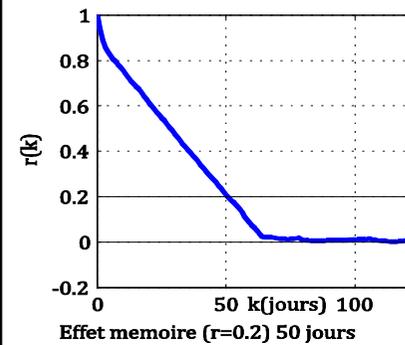
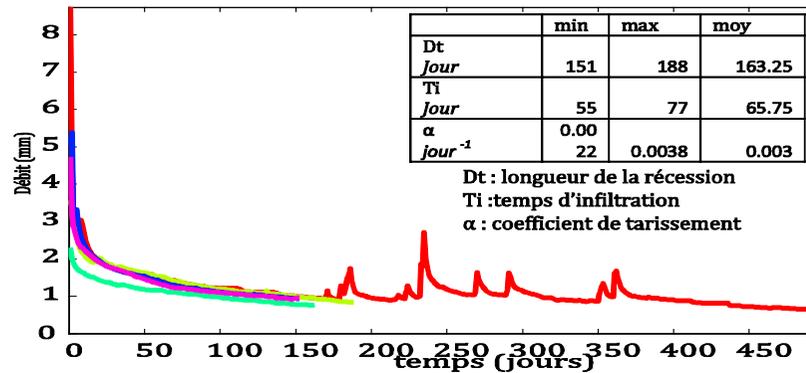
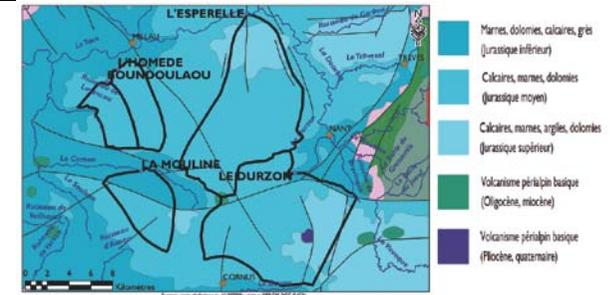
Débit : banque hydro
Code station 03335010

-Courbe Bleue Qmoy
-Courbe Rouge Q90
-Courbe verte Q10



2-1-7 Le système de la Mouline (Mo)

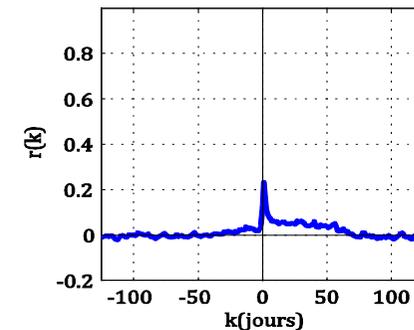
Le système de la Mouline, au Sud du Larzac a un bassin d'environ 27 km² ayant un débit moyen de 0.5m³/s qui alimente la vallée du Cernon pour la période 1999-2009. La source est de type vaclusienne. Sa position comme celle du Durzon, est liée à la faille de l'Hospitalet. Le système est uniaire, la lithologie du système est constituée de calcaires et dolomies du Dogger. Le système de la Mouline présente le bassin d'alimentation le moins anthropisé des sources du Larzac. Environ 50 % de la surface du bassin est couverte par des dolomies ruiniformes du bathonien. L'eau de la source est utilisée pour la pisciculture.



Précipitation :
Météo France
La Cavalerie

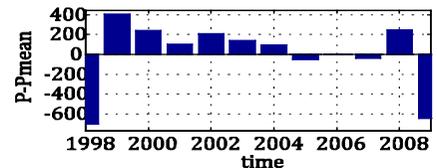
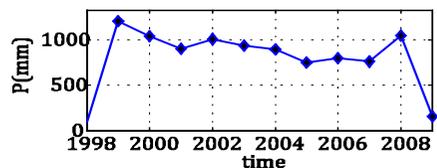
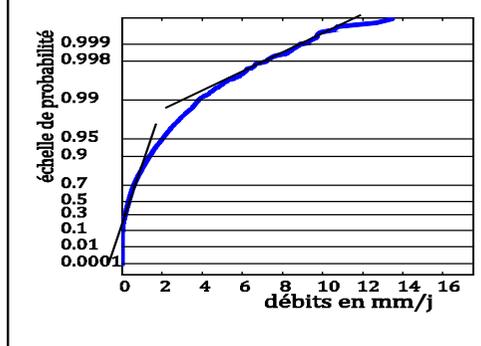
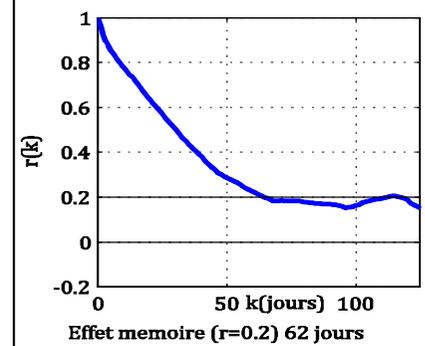
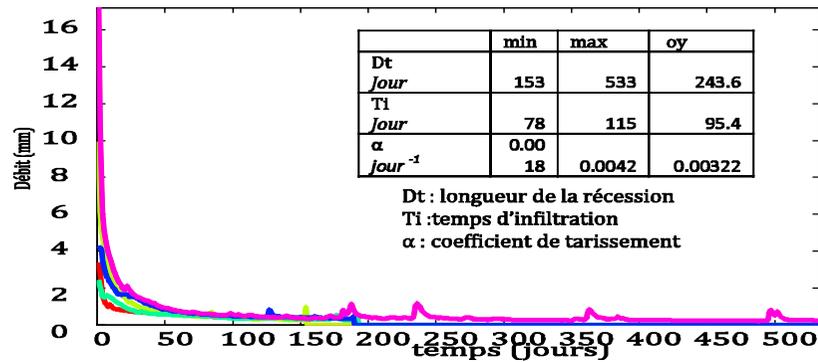
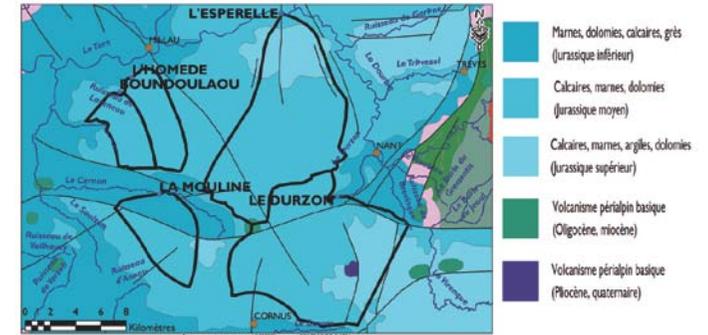
Débit : Parc régional des
grand causses

-Courbe Bleue Qmoy
-Courbe Rouge Q90
-Courbe verte Q10



2-1-8 Le système de Boundoulaou (Bo)

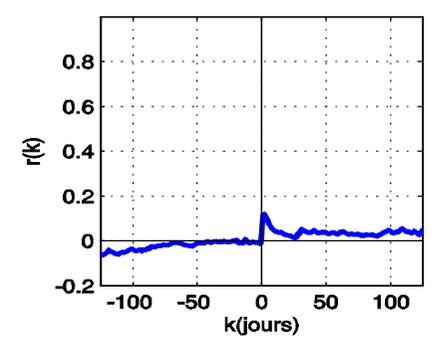
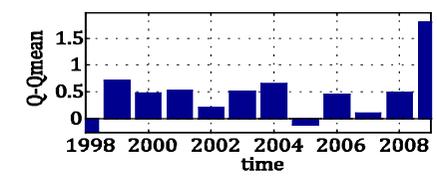
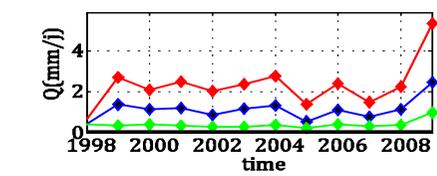
Le bassin d'alimentation de la source du Boundoulaou s'étend sur environ 17 km² au Nord Ouest du Causse du Larzac. Sa source se trouve au Nord du bassin sur la commune de Creissels et elle est de type jurassien, sa position est liée à un contact avec les niveaux imperméables du Lias marneux à la base de la série carbonatée. Elle débite environ 0.25 m³/s sur la période 1998-2008. Le système du Boundoulaou est un système unaire, la lithologie du système est constituée de calcaires du Dogger et 30% de dolomies du Bathonien recouvrent le bassin d'alimentation.



Précipitation :
Météo France
La Cavalerie

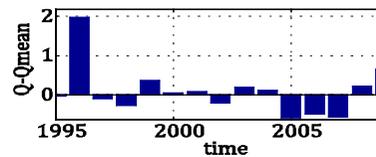
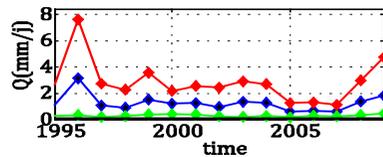
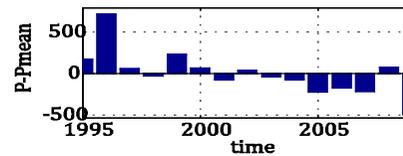
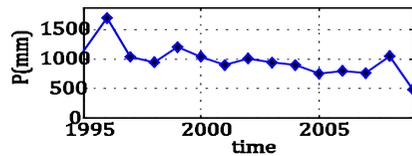
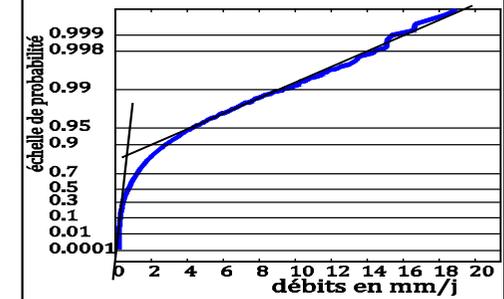
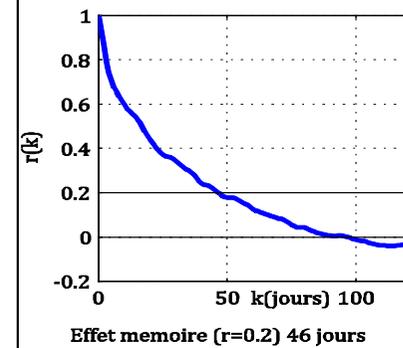
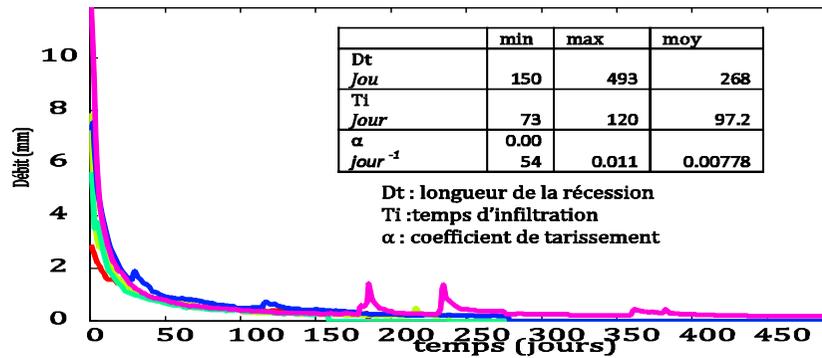
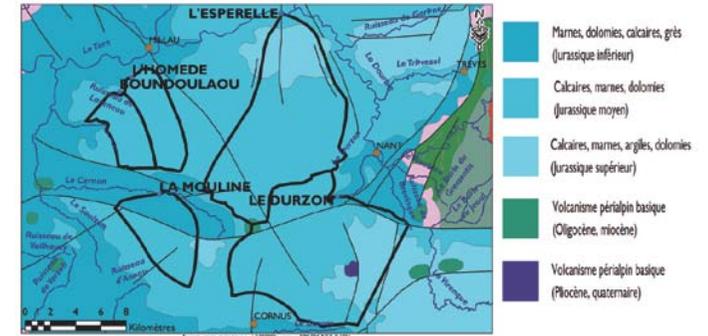
Débit : banque hydro
Code station 03405210

- Courbe Bleue Qmoy
- Courbe Rouge Q90
- Courbe verte Q10



2-1-9 Le système de la source de l'Homède (Ho)

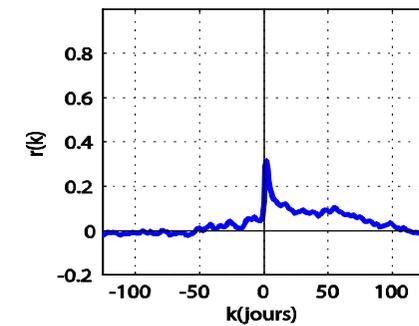
Le bassin d'alimentation de la source de l'Homède couvre une surface de 21 km² à côté du système de Boundoulaou au Nord du Causse du Larzac. Sa source coule sur la commune de Creissels avec un débit moyen de 0.3m³/s sur la période 1995-2010. La source est de type jurassien. Sa position, comme celle de Boundoulaou, est liée au contact avec les niveaux marneux du Lias. Le système est unaire et la lithologie du système est tabulaire et constituée de calcaires du Dogger et environ 30% de dolomies recouvrent le bassin d'alimentation.



Précipitation :
Météo France
La Cavalerie

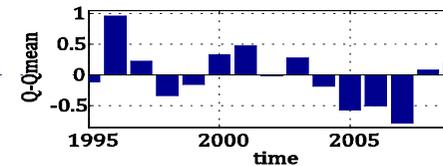
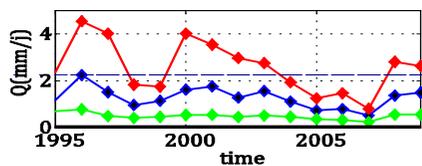
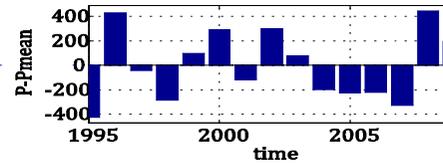
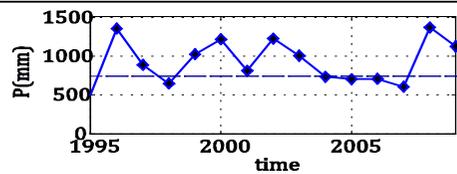
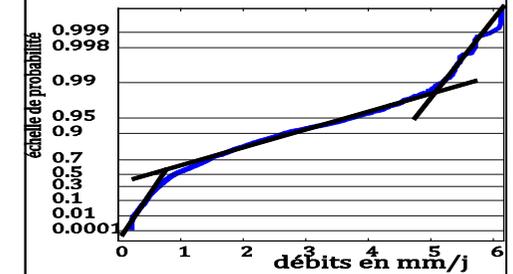
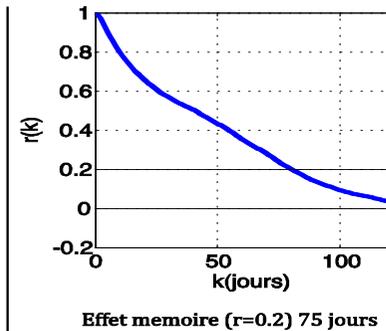
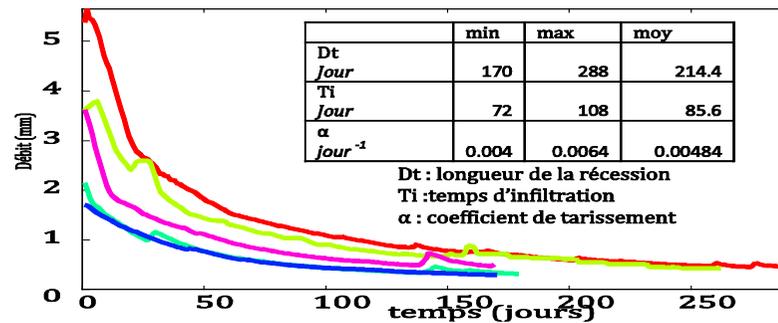
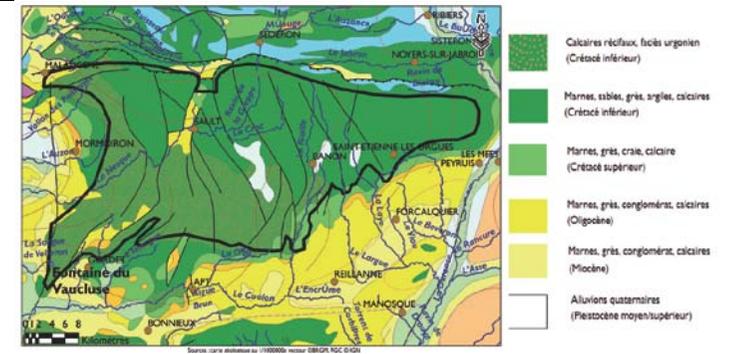
Débit : banque hydro
Code station 03405610

-Courbe Bleue Qmoy
-Courbe Rouge Q90
-Courbe verte Q10



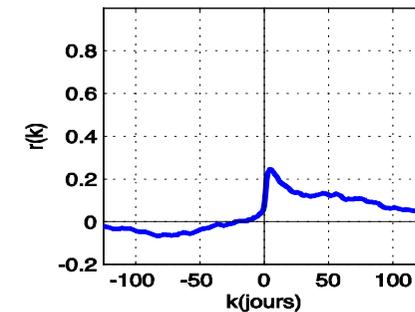
2-1-10 Le système de la Fontaine de Vaucluse (Va)

La Fontaine de Vaucluse est la source karstique la plus importante en France avec un débit moyen de plus de 20 m³/s pour la période 1995-2009. C'est le seul exutoire d'un ensemble carbonaté du Crétacé situé dans la partie nord-ouest de la Provence. Le bassin d'alimentation est de l'ordre de 1115 km². La zone de recharge est à une altitude moyenne de 870 m (Puig 1987). C'est un système binaire et la source est de type vauclusienne. De nombreuses études ont été réalisées sur le système de la Fontaine de Vaucluse, notamment les travaux de Puig (1987), Emblanch (1997) et Batiot (2002). De plus les travaux de Fleury et al (2007) montrent que les modèles pluie-débit permettent des simulations satisfaisantes sur ce système.



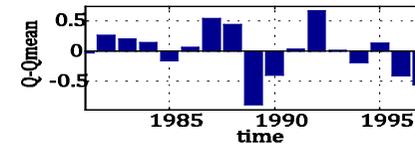
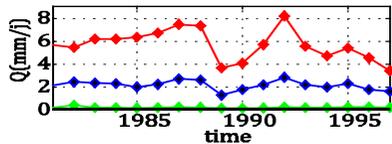
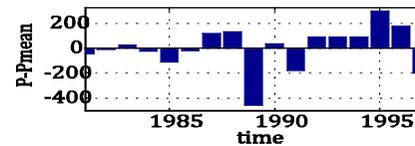
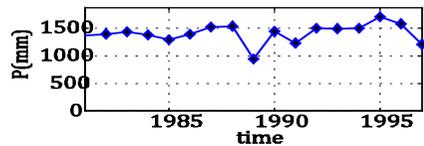
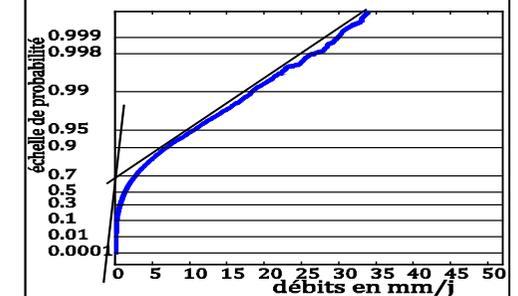
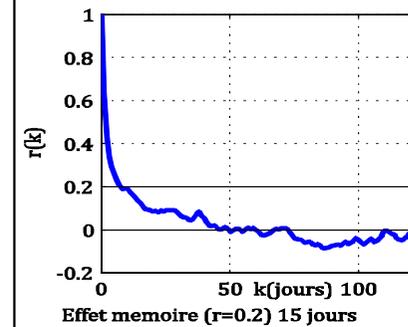
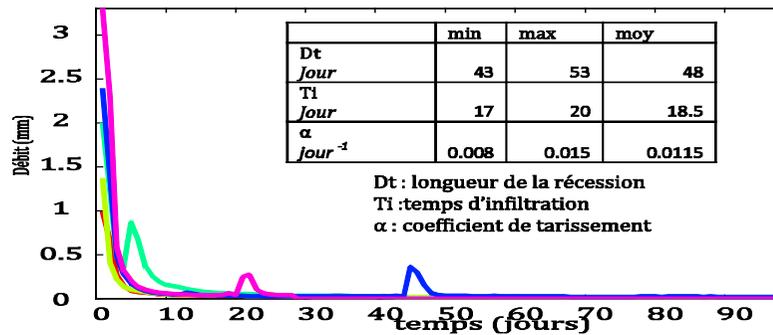
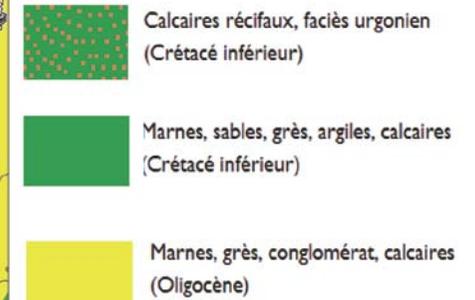
Précipitation :
5 stations Météo France
Moimoiron (4%), Sault (37%), St Christol (56%),
Chalee Reynard (3%)
Débit : banque hydro
Code station V6155010

-Courbe Bleue Qmoy
-Courbe Rouge Q90
-Courbe verte Q10



2-1-11 Le système de Bange l'Eau Morte (Bm)

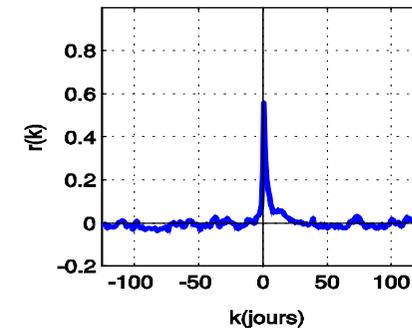
Le système karstique de Bange-L'Eau-Morte est un petit système unaire montagneux d'une superficie de 13 km². Il est développé dans le massif du Semnoz, situé dans la partie occidentale du massif subalpin des Bauges. La source pérenne jurassienne du système de Bange l'Eau Morte se situe à Nant de la Combe. La lithologie du système est principalement constituée de calcaires Urgoniens. Le climat de moyenne montagne se traduit par deux caractéristiques essentielles : l'existence de deux saisons (froide et chaude) pour les températures (Lepiller 1980) et la nature des précipitations (solides en saison froide et liquides en saison chaude). La particularité du régime climatique dans les Bauges donne lieu à trois régimes d'infiltration : un régime très discontinu, au cours de la saison chaude, pendant lequel l'évapotranspiration induit une très forte non-linéarité de la relation pluie-débit, un régime discontinu, au printemps et en automne, pendant lequel l'atténuation de l'évapotranspiration induit une plus faible non-linéarité de la relation pluie-débit, enfin, un régime plus continu, au cours de la fonte de la neige, modulé dans la journée par la variation de la température de l'air. L'ensemble confère son originalité au système karstique de Bange-L'Eau-Morte. Ce système a été étudié notamment par Lepiller (1980) et Mathevet (2002)



Précipitation :
Météo France
Lescheraines

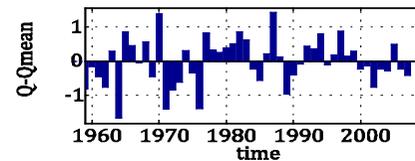
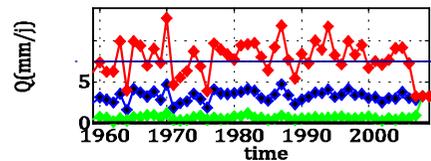
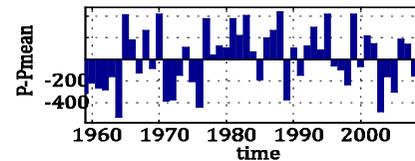
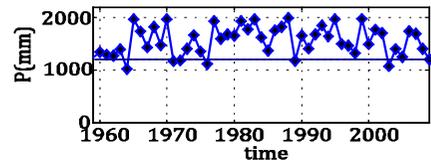
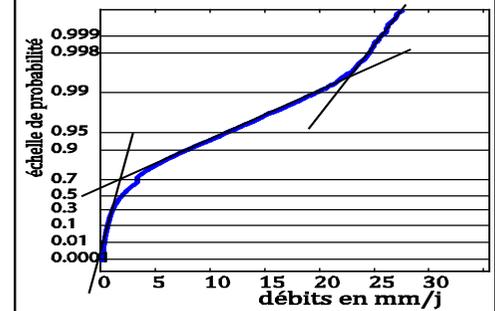
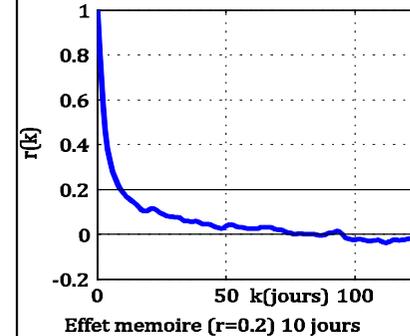
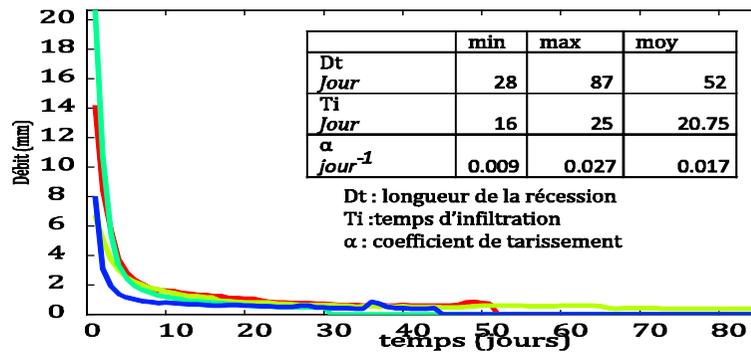
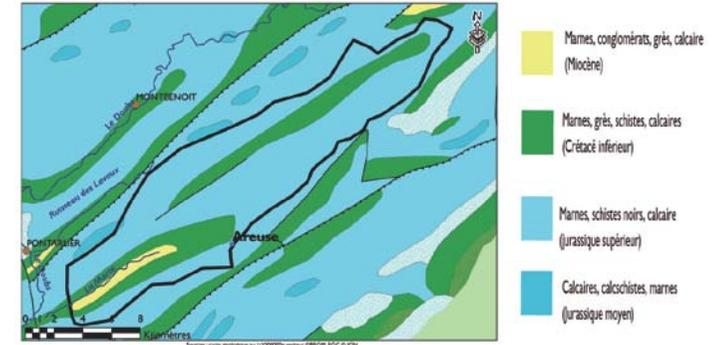
Débit :
Station Nant de la Combe

- Courbe Bleue Qmoy
- Courbe Rouge Q90
- Courbe verte Q10



2-1-12 Le système de la source de l'Areuse (Are)

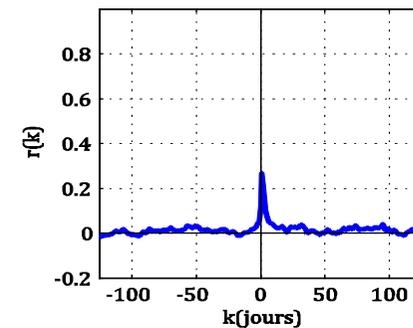
La source de L'Areuse se trouve dans le Jura Suisse. Le bassin d'alimentation est d'une superficie de 130 km². C'est une source de type jurassien, le bassin est constitué essentiellement par des calcaires du Malm. Le système de l'Areuse a été étudié notamment par Burger (1959; Kiraly 2003) et Kiraly (2003). Nous disposons de plus de cinquante ans de chroniques journalières de précipitations, débits et évaporations potentielles qui nous ont été fournis par MétéoSuisse.



Précipitation :
Météo suisse
Station la Brévine

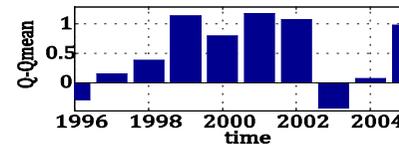
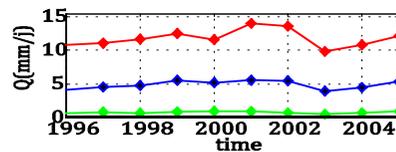
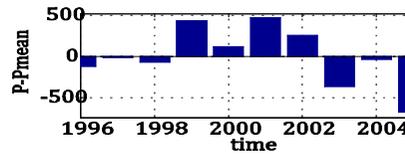
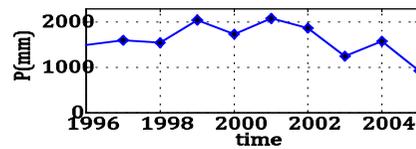
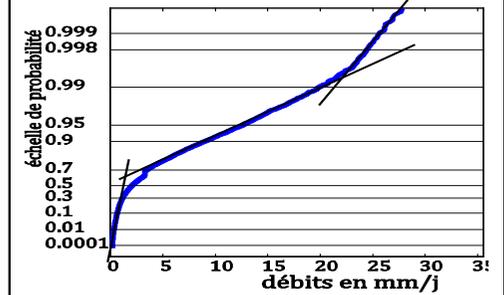
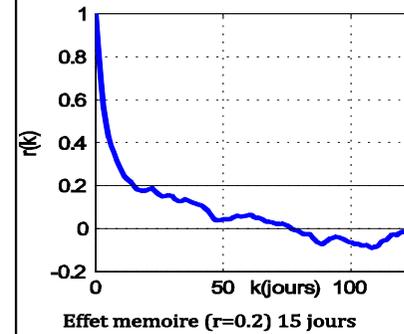
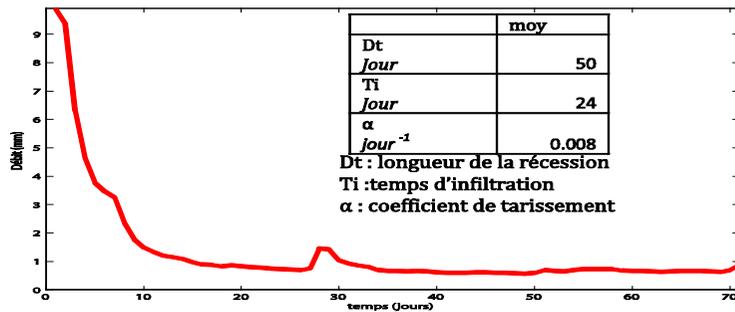
Débit :
Station St Sulpice

- Courbe Bleue Qmoy
- Courbe Rouge Q90
- Courbe verte Q10



2-1-13 Le système de la source du Doubs (Do)

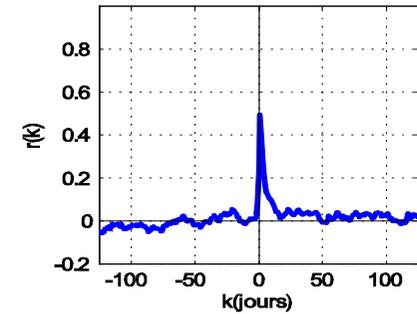
La source du Doubs se trouve à Mouthe dans le département du Doubs dans le massif du Jura. Le bassin d'alimentation est d'une superficie de 30 km². C'est une source de type jurassien, et le système est unaire. Le système du Doubs a été étudié par Jacquemin (1984)



Précipitation :
Météo France
Donnée safran

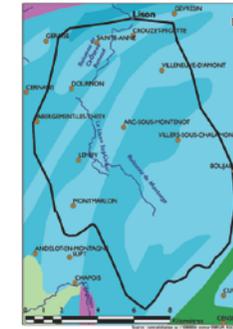
Débit : banque hydro
Code station U2002010

-Courbe Bleue Qmoy
-Courbe Rouge Q90
-Courbe verte Q10

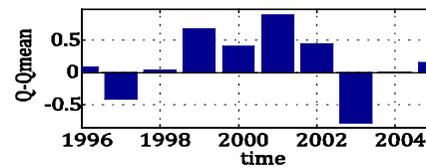
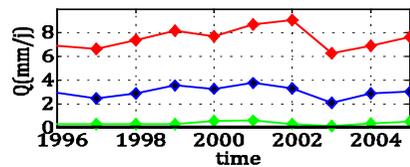
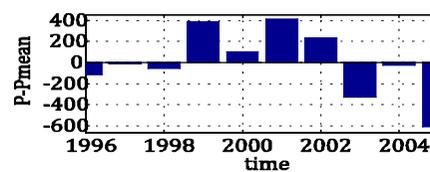
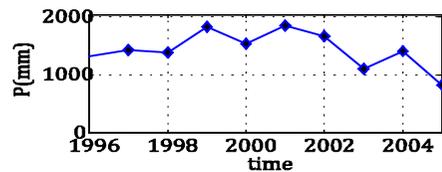
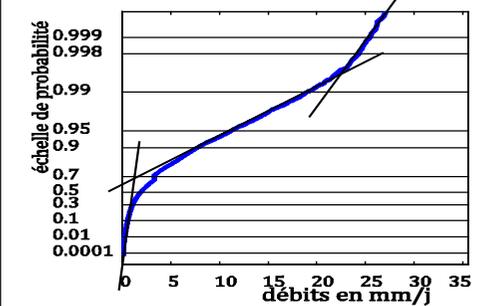
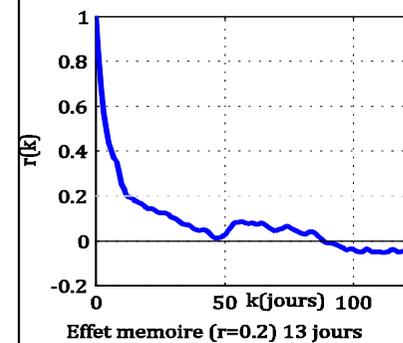
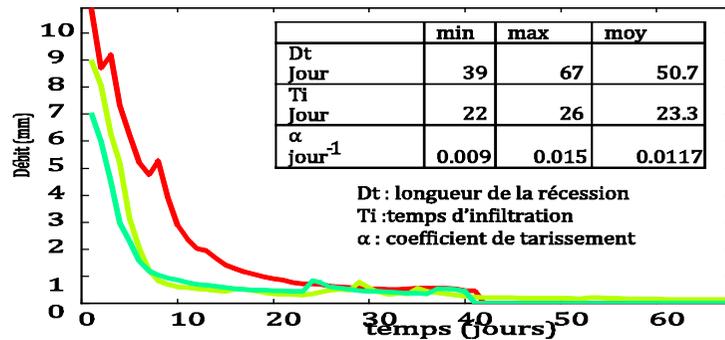


2-1-14 Le système de la source du Lison (Li)

La source du Lison a un bassin d'alimentation d'une superficie de 140km². C'est une source de type jurassien et le système est binaire. Le bassin est situé dans le Jura, il se développe sur des calcaires jurassiques. Nous disposons de dix ans de chroniques journalières entre 1996 et 2005. Le système du Lison a été notamment étudié par Tissot et Tresse (1978).



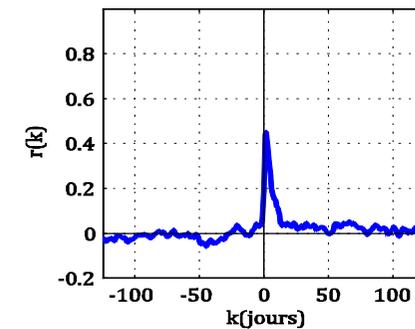
- Marnes, schistes noirs, calcaires (Jurassique supérieur)
- calcaires, calcschistes, marnes (Jurassique moyen)
- Calcaires, marnes, grès (Jurassique inférieur)



Précipitation :
Météo France
Donnée safran

Débit : banque hydro
Code station U2615820

- Courbe Bleue Qmoy
- Courbe Rouge Q90
- Courbe verte Q10



2-2 Synthèse et comparaison des systèmes karstiques étudiés

Dans un premier temps, le Tableau 2-1 regroupe les informations générales sur les systèmes présentés dans les fiches descriptives superficie du bassin d'alimentation, type de source (jurassienne ou vaclusienne), système unaire ou binaire, coefficient d'écoulement (Q/P).

2-2-1 Caractéristiques des systèmes étudiés

Notre échantillon regroupe des systèmes dont la taille varie de 13km² pour les systèmes du Baget et de Bange l'Eau Morte jusqu'à 1115 km² pour la Fontaine de Vaucluse.

Les deux tiers des systèmes sont unaires (10 sur 14), et ont une source de type jurassien (10 sur 14).

Les coefficients de tarissement moyens obtenus par l'analyse des récessions sur chaque système (hormis le système du Lison où trois récessions ont été étudiées et du Doubs où une seule récession a été étudiée) indiquent qu'une majorité des systèmes présente des coefficients de tarissement du même ordre de grandeur (10⁻³). Trois systèmes (le système de l'Areuse, de Bange l'Eau Morte et du Lison) présentent des coefficients de tarissement d'un ordre de grandeur supérieur et présentent en conséquence des vidanges beaucoup plus rapides de leurs réserves.

La Figure 2-2 représente la relation pluie-débit au pas de temps pluriannuel. On constate que certains des systèmes ont des comportements très particuliers, avec des débits très faibles (le système de Gervanne) ou très forts (système du Doubs) relativement à la pluie. Pour une meilleure compréhension, la Figure 2-2 présente aussi le coefficient d'écoulement pluriannuel (Q/P) en fonction du coefficient d'aridité pluriannuel (ETP/P). De plus, nous avons représenté le modèle empirique de bilan hydrologique de Turc (1954) (voir Eq 2-1).

$$\frac{Q}{P} = 1 - \frac{1}{\sqrt{0.9 + \left(\frac{1}{\frac{ETP}{P}}\right)^2}} \quad Eq\ 2-1$$

La fonction de Turc représente un modèle empirique de bilan hydrologique. Notons que cette formulation ne prend pas en compte les échanges souterrains (ce qui peut être le cas dans les systèmes karstiques, notamment pour le système des Chartreux dont nous connaissons l'existence d'apports provenant du Lot). Cette fonction nous sert de point de référence d'un fonctionnement hydrologique classique. Les systèmes étudiés ont en général un coefficient d'écoulement plus important que le modèle de Turc. Cela peut s'expliquer par le fait que le sol est moins développé sur ces systèmes que sur des bassins versants non karstiques. Par conséquent, la reprise évapotranspiratoire est moins importante sur les systèmes karstiques. Outre ce comportement général des systèmes étudiés, certains d'entre eux ont un comportement spécifique qu'il s'agit de tenter d'expliquer :

- le système des Chartreux présente un taux d'écoulement anormalement élevé. La connaissance sur ce système d'apports extérieurs en provenance du Lot permet d'expliquer cette valeur forte.
- Le système du Doubs présente un écoulement annuel moyen supérieur aux précipitations reçues. L'hypothèse la plus plausible est que les limites du système sont

mal définies ; ainsi, le bassin d'alimentation est probablement plus grand que son estimation actuelle.

- Le système de Gervanne a un écoulement très faible par rapport aux précipitations. Ceci peut être du à un problème de surestimation de la superficie du bassin d'alimentation ou à une sous estimation des débits (notamment en période de crue avec la possibilité d'une source de trop plein dont le débit n'est pas pris en compte à la station de mesure).

Tableau 2-1 Tableau de synthèse des caractéristiques des quatorze systèmes karstiques.

	Type de système	Type de source	Q/P	Surface du bassin d'alimentation km ²	Coefficient de tarissement (j ⁻¹)
Homede	Unaire	Jurassienne	0.46	21	7.80×10 ⁻⁰³
Archiane	Unaire	Jurassienne	0.86	43	5.70×10 ⁻⁰³
Bange-L'eau-Morte	Unaire	Jurassienne	0.55	30	1.15×10 ⁻⁰²
Esperelle	Unaire	Vauclusienne	0.32	100	3.80×10 ⁻⁰³
Baget	Binaire	Jurassienne	0.68	13	8.40×10 ⁻⁰³
Vaucluse	Binaire	Vauclusienne	0.48	1115	4.80×10 ⁻⁰³
Durzon	Unaire	Vauclusienne	0.50	115	1.30×10 ⁻⁰³
Gervanne	Binaire	jurassienne	0.13	200	7.10×10 ⁻⁰³
Boundoulaou	Unaire	Jurassienne	0.42	17	3.20×10 ⁻⁰³
Mouline	Unaire	Jurassienne	0.63	27	3.00×10 ⁻⁰³
Areuse	---	Jurassienne	0.77	130	1.70×10 ⁻⁰²
Lison	Binaire	Jurassienne	0.75	140	1.17×10 ⁻⁰²
Doubs	unaire	Jurassienne	1.08	30	8.00×10 ⁻⁰³
Chartreux	Binaire	Vauclusienne	0.68	250	1.70×10 ⁻⁰³

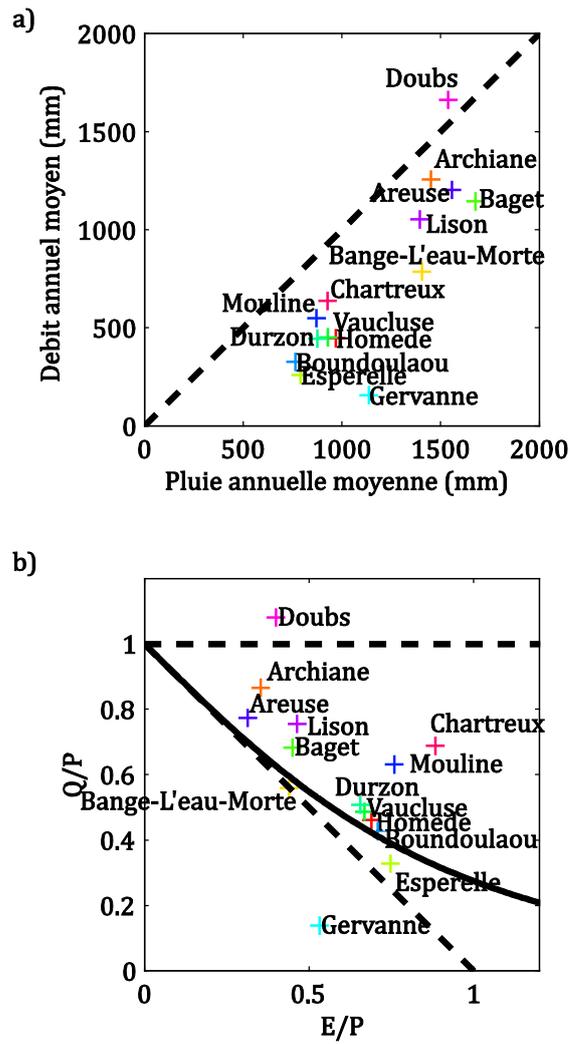


Figure 2-2 Relation pluie-débit au pas de temps pluriannuel. a) Débit annuel moyen en fonction de la précipitation annuelle moyenne. b) Q/P en fonction de E/P , la fonction de Turc est également reportée en trait continu, les traits discontinus représentent les limites d'acceptabilité de bilan pour des systèmes purement conservatifs.

2-2-2 Classification des systèmes karstiques étudiés

A l'aide des analyses des courbes de récessions effectuées, nous avons calculé les coefficients k (pouvoir régulateur) et i (retard à l'infiltration) afin de placer les systèmes que nous étudions dans la classification des systèmes karstiques de Mangin (Figure 2-3). Le calcul de ces coefficients est détaillé au Chapitre 1.

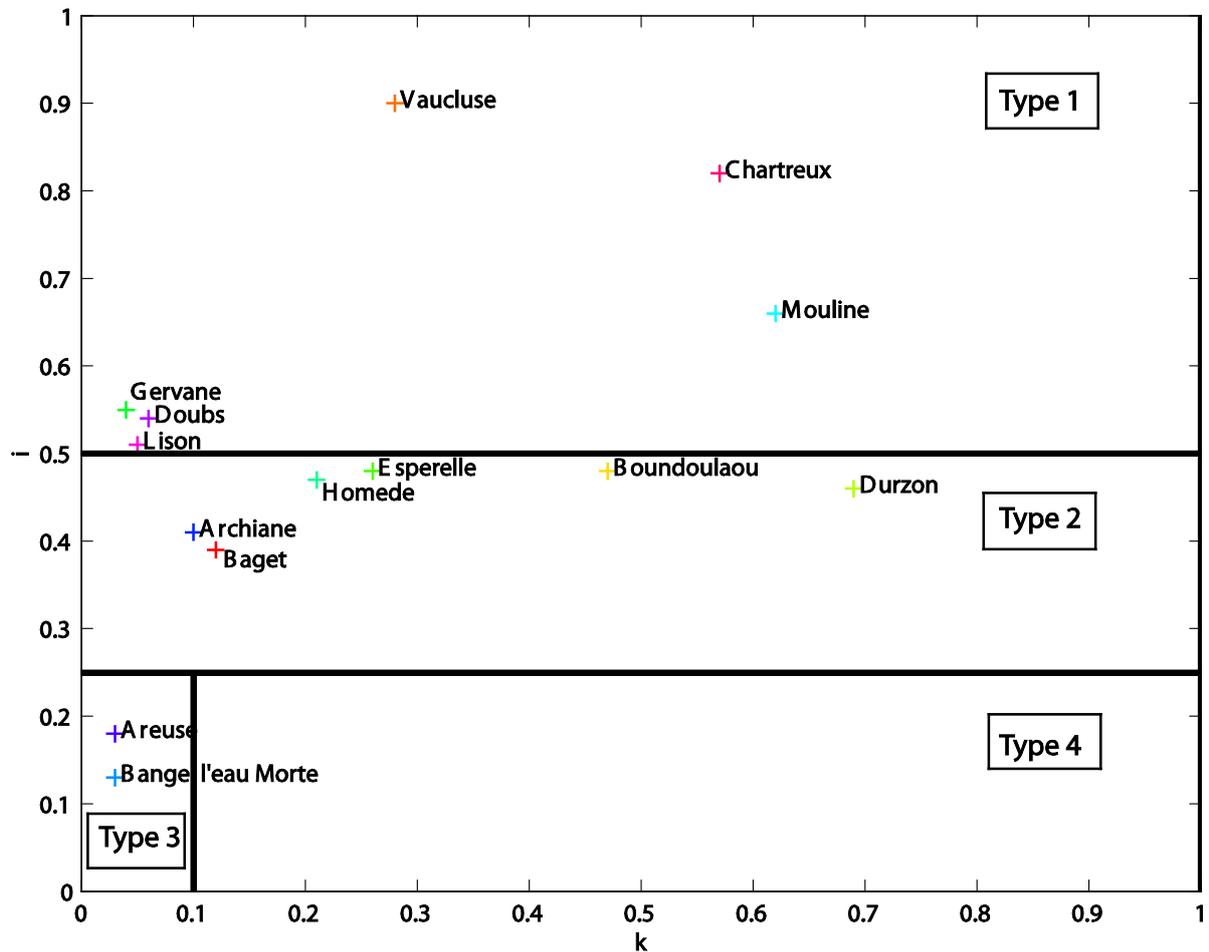


Figure 2-3 Classification des systèmes karstiques testés dans cette étude (k pouvoir régulateur, i retard à l'infiltration).

D'après la classification de Mangin, les systèmes que nous étudions représentent trois types de systèmes karstiques qui sont décrits dans le chapitre précédent :

- Les systèmes de la Fontaine Vacluse, de Gervanne, du Doubs, du Lison, la Fontaine des Chartreux et de la Mouline sont des systèmes de type 1, c'est à dire complexes.
- Les systèmes du Baget, d'Archiane, de l'Homède, de l'Espérelle, du Boundoulaou et du Durzon sont des systèmes de type 2, c'est-à-dire qu'ils sont a priori plus karstifiés à l'amont qu'à l'aval.
- Les systèmes de L'Areuse et de Bange l'Eau Morte sont des systèmes de type 3, pour lesquels le réseau de drainage est très développé et la zone noyée est peu importante.

La classification présentée ici corrobore les précédentes études sur les systèmes karstiques déjà étudiés dans le passé. C'est notamment le cas des systèmes du Baget, de la fontaine de Vacluse, de Bange l'Eau Morte, de Gervanne, d'Archiane ainsi que des systèmes du Larzac.

Les systèmes de la Fontaine de Chartreux, de la source du Lison, de la source du Doubs et de l'Areuse n'ont jamais à notre connaissance été positionnés dans la classification. D'après l'analyse des courbes de récessions, les systèmes de la Fontaine de Chartreux, de la source du Lison et du Doubs sont des systèmes de type 1 (systèmes complexes). On retrouve le système de la Fontaine de Chartreux dans le type 1, ce qui n'est pas surprenant au vu des apports significatifs en provenance du bassin du Lot. Les deux systèmes du Jura (Lison et Doubs) se retrouvent également dans les systèmes de type 1, on note qu'ils ont un pouvoir régulateur faible (coefficient k) traduisant des systèmes peu inertiels. Quand à L'Areuse, c'est un système de type 3, de par ses caractéristiques et son influence nivale. Sa présence dans cette catégorie nous paraît cohérente de par sa ressemblance avec le système de Bange l'Eau Morte.

2-2-3 Comparaison des courbes de débits classés

Nous discutons ici des courbes de débits classés, toujours dans un but de comparaison de l'échantillon des systèmes étudiés. L'analyse des débits classés (Figure 2-4) peut être réalisée suivant trois classes de débits. Pour chacune de ces classes les pentes de chacun des systèmes sont calculées :

- pour les faibles probabilités, entre [0 et 0.5], qui regroupent les débits de basses eaux. On note pour l'ensemble des systèmes un comportement identique sans rupture de pente qui indique un comportement des débits de base de l'ensemble de nos systèmes similaires.
- pour les probabilités à partir de 0.7, on observe une rupture de pente des probabilités en fonction des débits, entraînant des débits plus importants que ceux auxquels on aurait pu s'attendre (pente des faibles probabilités > pente des fortes probabilités). Tous les systèmes sont concernés par ce changement de pente, on note toutefois des évolutions plus ou moins marquées selon les systèmes. On distingue deux types de comportements :
 - un premier type présente une rupture de pente faible pour les systèmes de l'Homède de l'Espérelle de la Fontaine de Vaucluse, du Durzon, de Gervanne, du Boundoulaou, de la Mouline et de la Fontaine des Chartreux. On retrouve un parallèle avec la classification présentée au 2.2.2. Ces systèmes, à l'exception de Gervanne présentent un pouvoir régulateur (k) important supérieur à 0.1 traduisant des systèmes tamponnés avec des réserves importantes et donc inertiels.
 - un second type présente une rupture de pente forte pour les systèmes d'Archiane, du Baget, de l'Areuse, de Lison, du Doubs et de Bange l'Eau Morte. On retrouve cette fois les systèmes qui ont un pouvoir régulateur inférieur à 0.1 d'après la classification présentée au 2-2-2. Cette rupture de pente pour les débits forts traduit bien des systèmes qui ont une réponse non tamponnée et une forte réactivité.

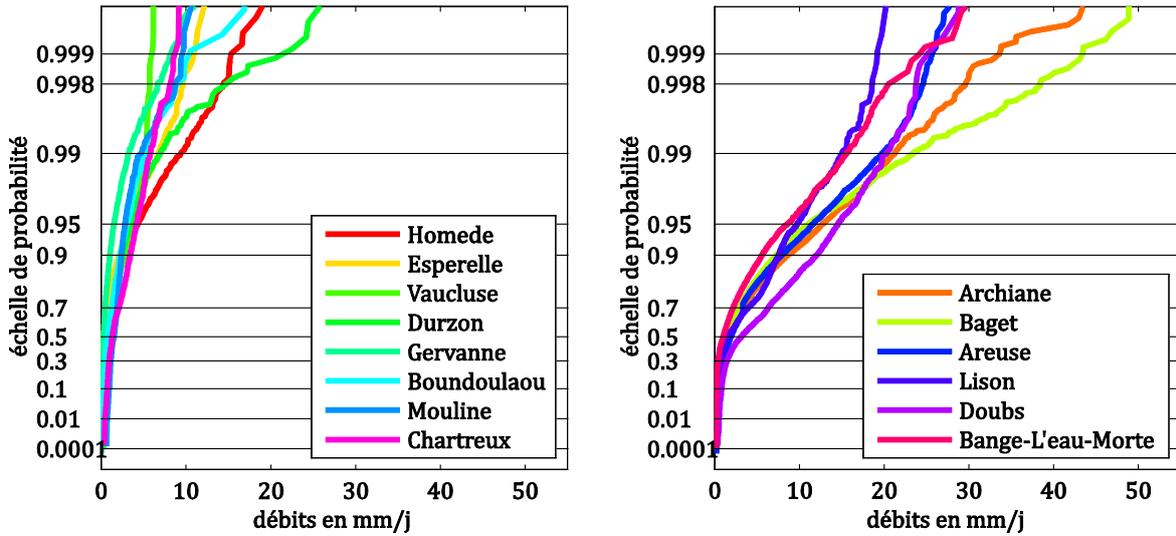


Figure 2-4 Courbes de débits classés, à gauche on retrouve les systèmes qui présentent une faible rupture de pente et à droite ceux qui présentent une rupture de pente plus importante.

2-2-4 Comparaison des fonctions d'autocorrélation du débit

Afin d'analyser le comportement inertiel des systèmes étudiés, nous présentons dans ce paragraphe une comparaison des fonctions d'autocorrélation en nous appuyant notamment sur les différents effets mémoire. Nous pouvons ainsi distinguer les systèmes en trois catégories selon la valeur obtenue pour l'effet mémoire :

- les systèmes à effet mémoire inférieur à 20 jours,
- les systèmes à effet mémoire entre 20 et 50 jours,
- les systèmes à effet mémoire de plus de 50 jours.

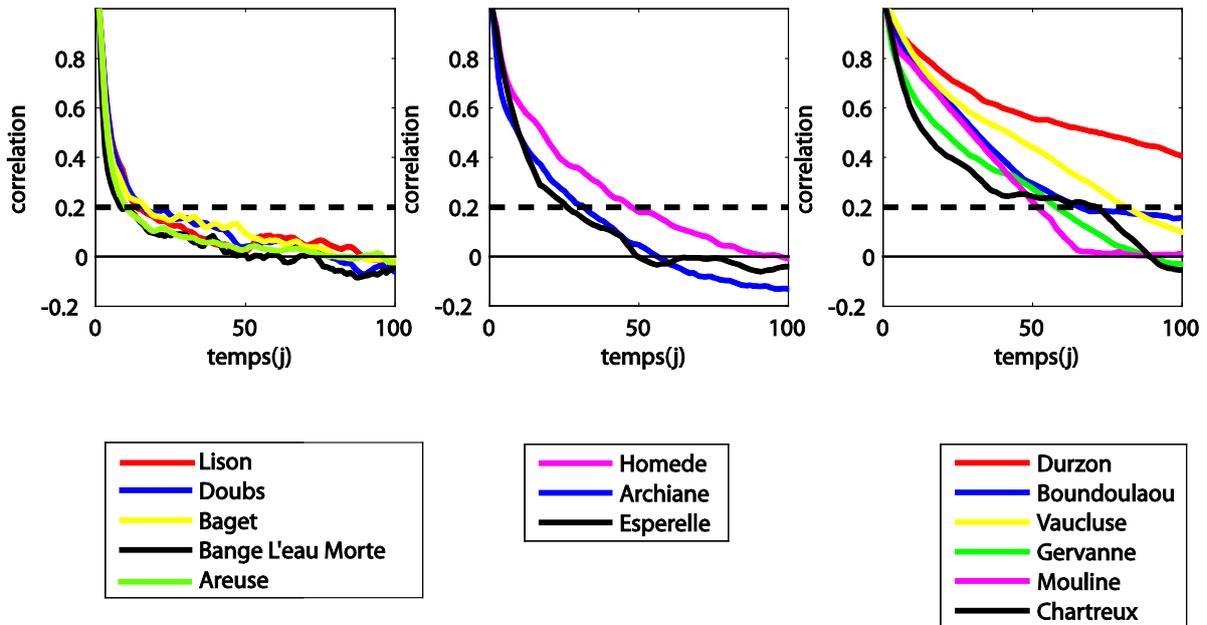


Figure 2-5 Fonctions d'autocorrélation des débits des systèmes étudiés.

- Il y a cinq systèmes avec un effet mémoire de moins vingt jours dans notre échantillon. Dans cette catégorie, on ne retrouve pas uniquement les petits systèmes du Baget et de Bange l'Eau Morte, mais aussi des systèmes de plus de 130 km² avec les systèmes du Lison et de l'Areuse (nous avons déjà remarqué que ces deux systèmes présentent un coefficient de tarissement plus important que les autres systèmes karstiques). Ces systèmes qui présentent un coefficient d'autocorrélation qui décroît très rapidement sont des systèmes peu inertiels avec un pouvoir régulateur (k) faible (inférieur à 0.1). On retrouve également les systèmes de l'Areuse et de Bange l'Eau Morte, qui sont des systèmes de type 3 avec un réseau très développé, ce qui peut expliquer cette allure de la fonction d'autocorrélation. On retrouve également un système de type 2 (le Baget), et des systèmes de type 1 (les systèmes du Lison et du Doubs).
- Les systèmes avec un effet mémoire entre 20 et 50 jours regroupent trois systèmes qui sont des systèmes de type 2 (Espérelle, Archiane et Homède). Ces systèmes sont moins réactifs que les précédents.
- Enfin les systèmes avec un effet mémoire de plus de 50 jours sont des systèmes très inertiels ayant des réserves plus importantes, ce sont principalement des systèmes de plus de 100 km² (Durzon, Fontaine de Vaucluse, Gervanne et Fontaine des Chartreux) et les systèmes de la Mouline et de Boundoulaou ont une superficie inférieure à 50 km². On note toutefois que le système de Gervanne présente un pouvoir régulateur faible mais que son effet mémoire est supérieur à 50 jours, ce qui est probablement dû au régime nival de ce bassin.

On note une faible corrélation positive entre la valeur du pouvoir régulateur (k) et l'effet mémoire (Figure 2-6).

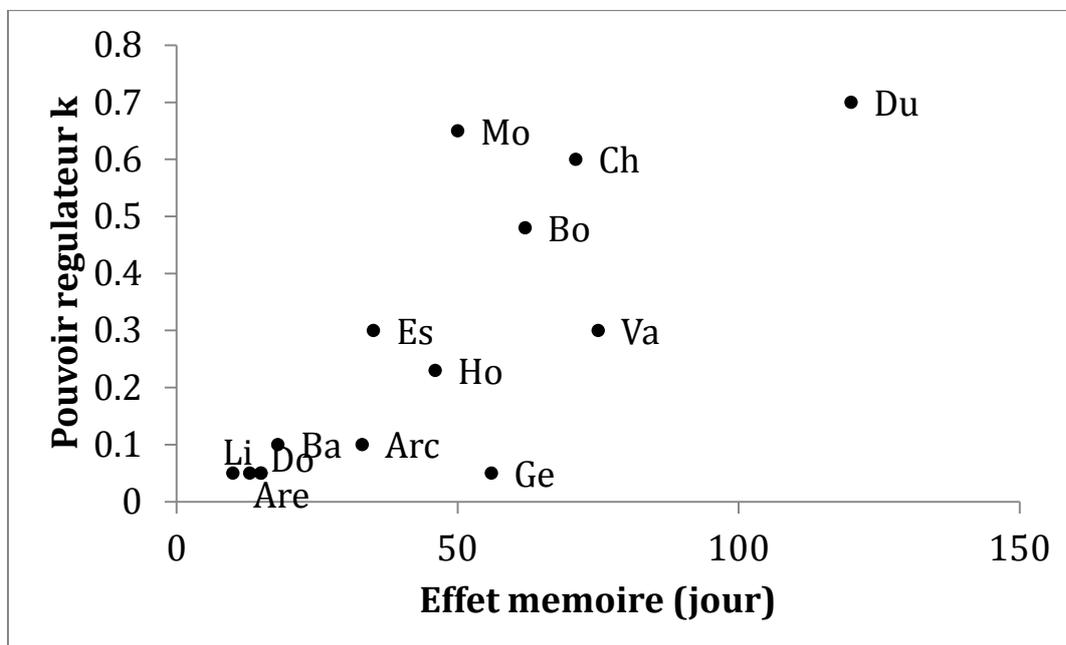


Figure 2-6 Effet mémoire en fonction du pouvoir régulateur de chaque système karstique.

2-3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons analysé le fonctionnement des quatorze systèmes karstiques sur lesquels nous allons travailler. Ces systèmes représentent trois types de la classification de Mangin (type 1, 2 et 3). Nous avons pu retrouver à l'aide des différentes analyses effectuées que le pouvoir régulateur k est un élément important dans le fonctionnement des systèmes karstiques.

En effet, les systèmes avec un pouvoir régulateur faible ($k=0.1$) peuvent appartenir à différents types de la classification, notamment le Baget type 2, l'Areuse type 1 et le Lison type 3. Ces systèmes présentent des « fonctionnements hydrodynamiques » similaires, avec un effet mémoire faible caractéristique de systèmes réactifs à réserves peu importantes.

Ce travail préliminaire sur l'analyse des systèmes et des données disponibles, ainsi que la recherche bibliographique sur chacun des systèmes nous permettent d'envisager notre travail de modélisation avec une bonne connaissance des systèmes.

Chapitre 3 Stratégie de calage et d'évaluation des modèles adaptés aux systèmes karstiques

3-1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la façon dont nous testerons les modèles hydrologiques. Pour cela nous détaillons les méthodes d'optimisation des paramètres, l'approche suivie pour évaluer les modèles avec la méthode du « split sample test » (procédure de calage validation), le choix des critères de performance dans le contexte de la modélisation des systèmes karstiques ainsi que la méthode d'évaluation des incertitudes sur les paramètres.

Nous rappelons dans ce chapitre quelques uns des principes de base de la discipline, dont il sera fait usage tout au long ce mémoire. Nous commençons par présenter les modèles que nous utilisons au cours de ce mémoire.

3-2 Description des modèles pluie-débit utilisés

Quatre modèles Pluie-Débit sont utilisés dans ce mémoire. Trois modèles sont des modèles classiques en hydrologie de surface (une version modifiée de TOPMODEL à six paramètres, une version modifiée de HBV à six paramètres et le modèle GR4J à quatre paramètres). Le quatrième a été développé spécialement pour les systèmes karstiques KDM (Karst Devoted Model) et présente quatre paramètres libres.

Les paramètres de chaque modèle possèdent une valeur réelle pour le fonctionnement du modèle. Pour le calage des paramètres une transformation de la valeur réelle borne les paramètres entre -10 et 10. Les valeurs transformées facilitent également la comparaison des paramètres entre eux. Toutefois comme chaque paramètre subit une transformation différente, les écarts entre deux valeurs de paramètre n'ont pas la même signification d'un paramètre à l'autre.

3-2-1 TOPMO

TOPMODEL a été développé par Beven et Kirkby (1979). Nous utilisons ici une version très librement inspirée de la version originale, le modèle TOPMO à six paramètres (Figure 3-1)

TOPMODEL est construit autour d'une hypothèse centrale : la genèse des processus de ruissellement est essentiellement liée à la topographie (le nom du modèle provient de cette hypothèse : TOP pour topographie). La distribution de l'altitude d'un bassin est décrite au moyen d'un indice topographique, caractérisant chaque « pixel » du bassin. Dans la version de TOPMODEL utilisée dans cette étude, la distribution de cet indice est approchée grâce à une fonction paramétrée du modèle et non estimée à partir de la topographie du bassin ce qui ne détériore pas les performances du modèle (Edijatno et al., (1999) ; Michel et al., (2003)). Cet ajout d'un paramètre libre est une des grosses différences entre TOPMO et la version originale de TOPMODEL (cf. Figure 3-1).

La fonction de production de TOPMO est assurée par un premier réservoir d'interception des précipitations brutes où intervient l'évapotranspiration (paramètre X2) puis par un deuxième réservoir « exponentiel » gérant le stock d'eau dans le sol (paramètres X1 et X6). Le module de transfert de TOPMO est quant à lui constitué d'un troisième et dernier réservoir quadratique (paramètre X5) ainsi que d'une fonction de délai sur le débit final (paramètre X4).

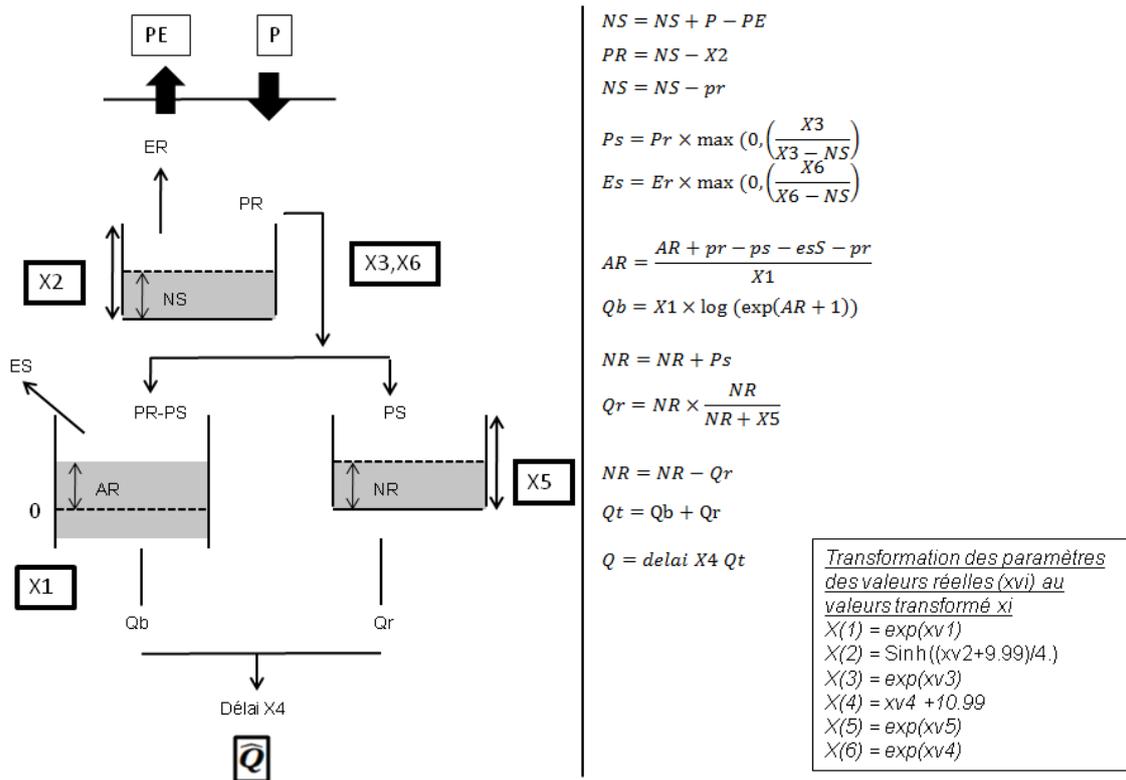
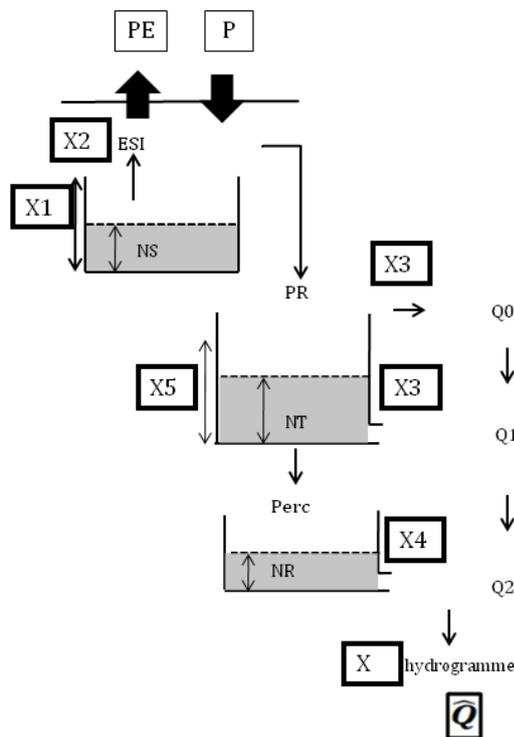


Figure 3-1 Schéma conceptuel du modèle TOPMO

3-2-2 HBV-6P

Le modèle HBV-6P est un modèle à six paramètres. C'est une version dérivée du modèle original HBV développé par Bergström et Forsman (1973). Deux paramètres libres gèrent la fonction de production (X1 et X2) et quatre paramètres assurent la fonction de transfert (X3-X6). Le réservoir de production contrôle l'estimation du taux d'évaporation et de la pluie efficace. L'infiltration issue du réservoir sol est dépendante du taux de remplissage du réservoir et contrôlée par le paramètre X2. La fonction de transfert possède deux réservoirs en série R1 et R2, la vidange de ces réservoirs est gérée par les coefficients de vidange (paramètres X3 et X4). Le paramètre X5 correspond à un coefficient de percolation et le paramètre X6 au temps de base d'un hydrogramme unitaire. Le réservoir R1 a trois sorties. La première est un seuil à partir duquel le réservoir déborde et fournit un débit (Qr1). La seconde sortie (Qr2) est la vidange du réservoir contrôlé par le coefficient de vidange X3. La troisième sortie alimente le second réservoir de routage et est contrôlée par le paramètre X5. La vidange de ce réservoir (Qt) est gérée par un coefficient de vidange X4. Finalement Qr1, Qr2 et Qt traversent un hydrogramme unitaire et forment le débit simulé.



chaque pas de temps et décomposer en 5 sous pas de temps:
 $P5 = P/5$ $E5 = PE/5$

$$Pri = P5 \left(\frac{NS}{X1} \right)^3 \quad Pr = Pr + Pri$$

$$NS = NS + (P5 - Pri)$$

$$ESI = \min \left(NS, PE \frac{NS}{X1 \times X2} \right) \quad NS = NS - ESI$$

Fin boucle

$$NT = NT + Pr$$

$$Q0 = \max \left(0, \frac{NT - 15}{X3} \right) \quad NT = NT - Q0$$

$$Q1 = \frac{NT}{X3} \quad NT = NT - Q1$$

$$Perc = \min (NT, X5) \quad NT = NT - Perc$$

$$NR = NR + Perc$$

$$Q2 = \frac{NR}{X4} \quad NR = NR - Q2$$

$$Qt = Q0 + Q1 + Q2$$

$$Q = hydr X6 Qt$$

Transformation des paramètres des valeurs réelles (xvi) au valeurs transformé xi
 $X(1) = \exp(xv1)$
 $X(2) = \exp(xv2) + 1$
 $X(3) = \exp(xv3) + 1$
 $X(4) = \exp(xv4) + 1$
 $X(4) = \exp(xv5)$
 $X(6) = \exp(xv6) + 1$

Figure 3-2 Schéma conceptuel du modèle HBV-6P.

3-2-3 GR4J

Le modèle GR4J (Perrin et al. 2003) a quatre paramètres libres, sa structure est basée sur deux réservoirs (un réservoir pour l'humidité du sol et un réservoir de routage) et un hydrogramme unitaire. Dans GR4J, les pluies efficaces (infiltration) et l'évapotranspiration réelle sont calculées en fonction du niveau du réservoir de production, de la pluie nette (P-PE) et du paramètre X1. De plus, la percolation à partir du réservoir de production est fonction du remplissage de ce réservoir. Un deuxième paramètre (X2) gère les flux d'eau souterraine entre bassins, ce flux peut être positif (apport d'eau de l'extérieur) ou négatif (perte d'eau). La pluie efficace est divisée en deux composantes dans la fonction de routage selon une répartition fixe : 90 % sont acheminés par un hydrogramme unitaire (temps de base X4) et un réservoir de routage non linéaire (réaction lente), les 10 % restants sont acheminés par un hydrogramme unitaire (réponse rapide). Deux paramètres libres sont impliqués dans la fonction de routage : le temps de base de l'hydrogramme unitaire (X4) et la capacité du réservoir de routage (X3). Le débit simulé est la somme de ces deux composantes.

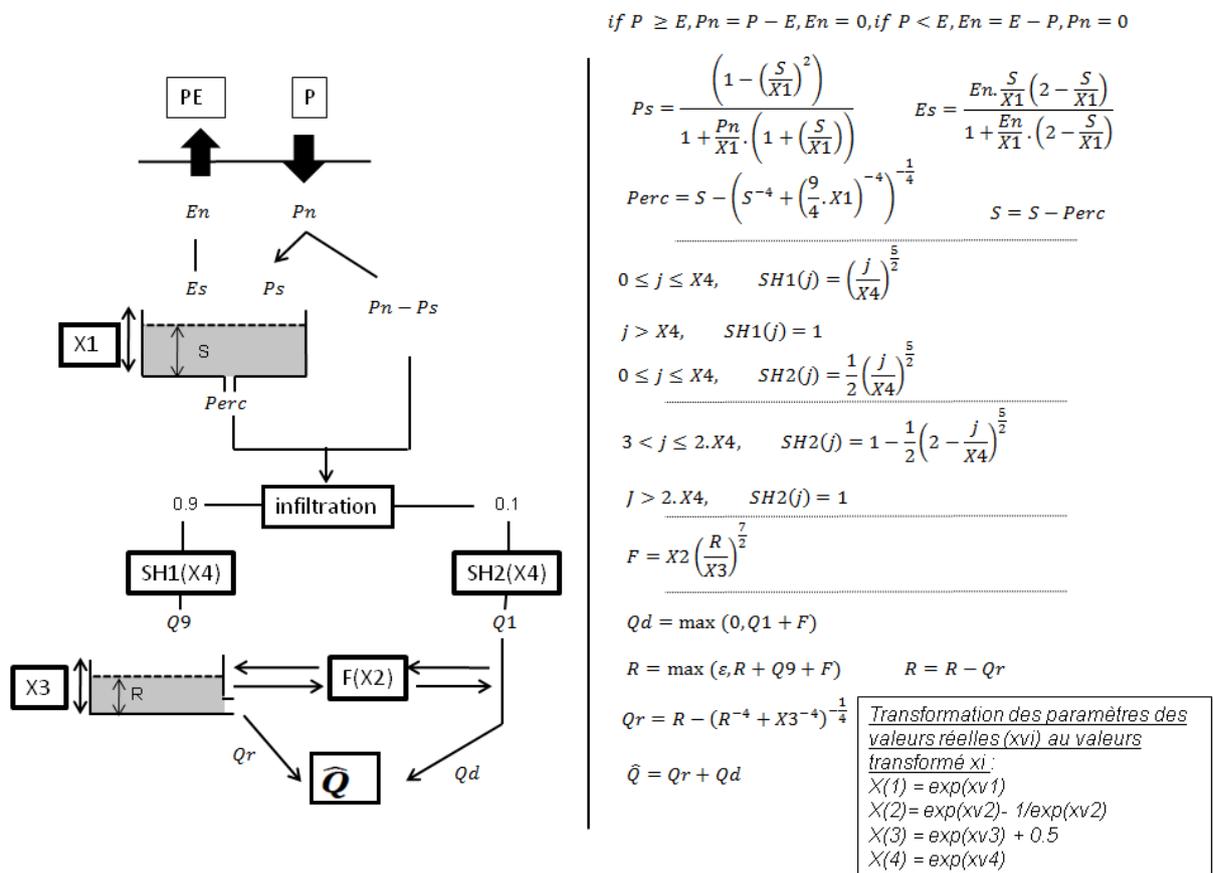


Figure 3-3 Schéma conceptuel du model GR4J.

$$\text{if } P \geq E, Pn = P - E, En = 0, \text{if } P < E, En = E - P, Pn = 0$$

$$Ps = \frac{\left(1 - \left(\frac{S}{X1}\right)^2\right)}{1 + \frac{Pn}{X1} \cdot \left(1 + \left(\frac{S}{X1}\right)\right)} \quad Es = \frac{En \cdot \frac{S}{X1} \left(2 - \frac{S}{X1}\right)}{1 + \frac{En}{X1} \cdot \left(2 - \frac{S}{X1}\right)}$$

$$Perc = S - \left(S^{-4} + \left(\frac{9}{4} \cdot X1\right)^{-4}\right)^{-\frac{1}{4}} \quad S = S - Perc$$

$$0 \leq j \leq X4, \quad SH1(j) = \left(\frac{j}{X4}\right)^{\frac{5}{2}}$$

$$j > X4, \quad SH1(j) = 1$$

$$0 \leq j \leq X4, \quad SH2(j) = \frac{1}{2} \left(\frac{j}{X4}\right)^{\frac{5}{2}}$$

$$3 < j \leq 2 \cdot X4, \quad SH2(j) = 1 - \frac{1}{2} \left(2 - \frac{j}{X4}\right)^{\frac{5}{2}}$$

$$j > 2 \cdot X4, \quad SH2(j) = 1$$

$$F = X2 \left(\frac{R}{X3}\right)^{\frac{7}{2}}$$

$$Qd = \max(0, Q1 + F)$$

$$R = \max(\epsilon, R + Q9 + F)$$

$$R = R - Qr$$

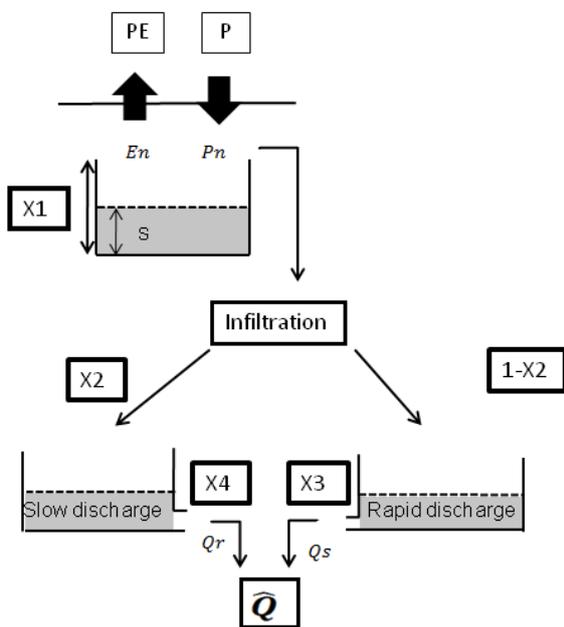
$$Qr = R - (R^{-4} + X3^{-4})^{-\frac{1}{4}}$$

$$\hat{Q} = Qr + Qd$$

Transformation des paramètres des valeurs réelles (xvi) au valeurs transformé xi:
 $X(1) = \exp(xv1)$
 $X(2) = \exp(xv2) - 1/\exp(xv2)$
 $X(3) = \exp(xv3) + 0.5$
 $X(4) = \exp(xv4)$

3-2-4 KDM

Le modèle KDM (Fleury et al. 2007) a quatre paramètres libres, sa structure est basée sur trois réservoirs. La fonction de production estime la pluie efficace à partir des précipitations (P) et de l'évapotranspiration potentielle (PE). Un paramètre X1 fonctionne comme un seuil à partir duquel l'infiltration est possible. Cette infiltration est divisée en deux parties à l'aide d'un coefficient de partition X2. La fonction de routage est basée sur deux réservoirs linéaires en parallèle : un réservoir à vidange rapide et l'autre à vidange lente. La vidange de ces réservoirs est réalisée suivant la loi de Maillet avec les coefficients de vidange X3 et X4. Le débit simulé est la somme des composantes rapide et lente.



$$(S)_t = (S)_{t_0} + P - PE$$

$$S < X1 \quad \text{infiltration} = 0$$

$$S > X1 \quad \text{infiltration} = S - X1$$

$$(H_s)_1 = (H_s)_0 + (X2 \times \text{Infiltration}) - Q_s$$

$$Q_s = H_s - (H_s \times e^{-X4})$$

$$(H_r)_1 = (H_r)_0 + ((1 - X2) \times \text{Infiltration}) - Q_r$$

$$Q_r = H_r - (H_r \times e^{-X3})$$

$$\hat{Q} = Q_r + Q_s$$

Transformation des paramètres des valeurs réelles (xvi) au valeurs transformé xi :
 $X(1) = \exp(xv1)$
 $X(2) = (xv2/20) + 0.5$
 $X(3) = \exp(xv3)$
 $X(4) = \exp(xv4)$

Figure 3-4 Schéma conceptuel du modèle KDM.

Récapitulatif des différents paramètres des modèles :

Modèles	Paramètres	unité	Fonction
GR4J	X1	mm	Capacité du réservoir de production
	X2	mm/j	Coefficient d'échange avec les eaux souterraines
	X3	mm	Capacité du réservoir de transfert
	X4	j	Temps de base de l'hydrogramme
KDM	X1	mm	Seuil du réservoir de production
	X2	-	Coefficient de partition
	X3	j^{-1}	Coefficient de vidange du réservoir rapide
	X4	j^{-1}	Coefficient de vidange du réservoir lent
TOPMO	X1	mm	Coefficient du réservoir de transfert exponentiel
	X2	mm	Capacité du réservoir d'interception
	X3	mm	Paramètre d'indice topographique
	X4	j	Retard
	X5	mm	Capacité du réservoir de transfert
	X6	mm	Paramètre d'évapotranspiration
HBV-6P	X1	mm	Capacité du réservoir de production RS
	X2	mm	Seuil pour l'ETP
	X3	mm	Coefficient de vidange du réservoir (R1)
	X4	mm	Coefficient de vidange du réservoir (R2)
	X5	mm/j	Coefficient de percolation du réservoir (R1)
	X6	j	Temps de base de l'hydrogramme unitaire

3-3 Techniques d'optimisation des paramètres utilisées

3-3-1 Introduction à l'optimisation des modèles pluie-débit

L'optimisation des paramètres des modèles a pour but de trouver un jeu de paramètres qui reproduise le comportement du bassin. Dans un premier temps, il est important de définir un critère pour évaluer la similitude entre les comportements du bassin, observé et simulé. Ce critère va être la fonction objectif à atteindre durant la phase d'optimisation. Il évalue la qualité de la simulation en fonction du jeu de paramètres testés (Sorooshian et Gupta 1985). La phase de calage peut-être soit automatique soit manuelle. Dans ce dernier cas, il est courant d'utiliser une évaluation graphique (i.e. visuelle et donc subjective). Le calage automatique permet d'éviter un problème de subjectivité liée à l'approche manuelle, mais il est en revanche confronté à des problèmes numériques (Duan et al. 1992) tels que :

- l'existence de plusieurs zones de convergence et le risque d'obtenir des optima locaux,
- la sensibilité du jeu optimal à la fonction objectif choisie,
- l'interdépendance entre les différents paramètres libres du modèle, ce qui se traduit par un rôle ambigu de chacun des paramètres.

Ces problèmes durant la phase de calage expliquent la difficulté à obtenir l'optimum global et un jeu de paramètres qui caractérise le système puisque le jeu de paramètres optimum obtenu est lié à la fonction objectif (Sorooshian 1981) et à la technique d'optimisation (Yapo et al. 1996).

3-3-2 Bref aperçu des techniques d'optimisation

Il serait trop long de détailler l'ensemble des méthodes d'optimisation existantes. Nous proposons au lecteur de s'orienter vers Duan et al (2004) pour plus de détails. Deux grandes familles de techniques d'optimisation existent : les méthodes dites locales et les méthodes dites globales.

3-3-2-1 Les méthodes locales

Les méthodes locales ont une stratégie itérative. Partant des points dans l'espace des paramètres, on se déplace dans cet espace afin d'améliorer la fonction objectif. Une fois le maximum atteint, le jeu de paramètres correspondant est considéré comme optimal. Il existe deux stratégies au sein des méthodes locales :

- les stratégies directes utilisent comme seule information la valeur de la fonction objectif. À partir du jeu de paramètres initial, un pas de recherche et une direction sont choisis. Tant que la fonction objectif est améliorée, l'opération est renouvelée, sinon une nouvelle direction et un nouveau pas sont choisis à partir de ce point.
- les stratégies par gradient utilisent comme information à la fois la valeur de la fonction objectif, mais aussi celle du gradient de la fonction pour décider de l'évolution (pas de recherche et direction) dans l'espace des paramètres.

3-3-2-2 Les méthodes globales

Généralement les méthodes globales sont utilisées pour gérer des optimisations multi critères. Ces méthodes explorent un plus grand espace des paramètres que les méthodes locales. Il existe deux stratégies au sein des méthodes globales :

- les stratégies déterministes où l'espace des paramètres est découpé en mailles. La valeur de la fonction objectif est calculée pour chaque nœud ; il est alors facile avec une discrétisation fine de déterminer l'optimum global et les optimums secondaires.
- les stratégies stochastiques où l'espace des paramètres est échantillonné de façon aléatoire ; les jeux de paramètres sont générés selon des distributions de probabilités. Nous utiliserons dans notre travail les algorithmes Shuffled Complex Evolution Metroplis (SCEM) (Duan et al. 1992) et Multi-Objective Shuffled Complex Evolution Metroplis (MOSCEM) (Vrugt et al. 2003) comme méthodes d'optimisation. La première sera utilisée pour une optimisation mono-objectif et la seconde pour une optimisation multi-objectif.

3-4 Evaluation de la qualité des simulations de modèles

L'optimisation des paramètres aboutit à un jeu de paramètres optimum pour une période de calage donnée. Dans un deuxième temps, il est important de valider ce jeu de paramètres sur des données différentes de celles utilisées pendant la phase de calage.

Pour tester la robustesse des modèles, nous appliquons la méthode de calage du « split sample test » (Klemeš 1986). Nous avons choisi d'utiliser la moitié de la période disponible pour caler le modèle, la deuxième période est alors utilisée pour contrôler les performances. Ensuite les deux périodes sont inversées.

L'évaluation des simulations peut être faite de deux manières : d'une manière graphique, ou à l'aide d'un critère numérique. Dans ce dernier cas, le choix du critère va dicter la réponse obtenue. C'est pourquoi il faut bien définir ce que l'on recherche avant de choisir son critère d'évaluation (Dooge 1997). En général, et dans le contexte de l'étude du fonctionnement des

karsts en particulier, il est intéressant d'utiliser plusieurs critères complémentaires afin d'évaluer la capacité des modèles à reproduire non seulement les chroniques journalières des débits, mais aussi les caractéristiques hydrodynamiques que nous avons définies dans la première partie.

3-4-1 Evaluation classique : critères sur les erreurs au carré

Le critère le plus classique en hydrologie de surface est le critère de Nash et Sutcliffe (NSE) (1970). Ce coefficient varie entre $[-\infty, 1]$, 1 correspondant à la meilleure performance. Ce critère peut être également appliqué sur les racines des débits (Eq 3-2) ou sur les logarithmes des débits (Eq 3-3). Chacune de ces variations met l'accent sur différentes situations hydrologiques : le critère sur les logarithmes met l'accent sur les périodes d'étiage, celui sur les débits (Eq 3-1) porte l'accent sur les périodes de crue. Le critère de Nash basé sur les racines carrées des débits donne une performance qui ne privilégie ni les crues ni les étiages.

$$NSE(Q) = 1 - \frac{\sum_t (Q_t - \hat{Q}_t)^2}{\sum_t (Q_t - \bar{Q})^2} \quad Eq\ 3-1$$

$$NSE(\sqrt{Q}) = 1 - \frac{\sum_t (\sqrt{Q_t} - \sqrt{\hat{Q}_t})^2}{\sum_t (\sqrt{Q_t} - \sqrt{\bar{Q}})^2} \quad Eq\ 3-2$$

$$NSE(\ln(Q)) = 1 - \frac{\sum_t (\ln(Q_t) - \ln(\hat{Q}_t))^2}{\sum_t (\ln(Q_t) - \ln(\bar{Q}))^2} \quad Eq\ 3-3$$

Où Q_t est le débit observé au pas de temps t , \hat{Q}_t est le débit simulé au pas de temps t et \bar{Q} la moyenne du débit observé.

Le critère de Nash sera donc utilisé au cours de ce travail pour rendre compte de la capacité des modèles à reproduire les débits observés. Ce critère classique présente des inconvénients bien connu des hydrologues :

- prise en compte des erreurs une à une (un décalage d'un jour des débits simulés aura des conséquences importantes pour la valeur du critère mais n'est pas grave pour nombre d'applications),
- non considération de l'autocorrélation des erreurs (Kavetski et al. 2003).

Ces inconvénients du critère de Nash nous ont conduits à utiliser d'autres critères issus de l'analyse fonctionnelle des systèmes karstiques.

3-4-2 Evaluation sur l'aptitude à reproduire des caractéristiques hydrodynamiques du système

3-4-2-1 Evaluation sur l'aptitude à reproduire la fonction d'autocorrélation des débits

Ce critère mesure le degré d'adéquation entre la fonction d'autocorrélation des débits simulés et celle des débits observés. Ce critère, noté $RMSE(cor)$ est calculé en deux temps :

- 1-Dans un premier temps la fonction d'autocorrélation des débits simulés et observés est calculée (Eq 3-4) :

$$Cor_Q(i) = \frac{(\frac{1}{n} \sum_{t=i}^{n-i} (Q_t - \bar{Q}) (Q_{t+1} - \bar{Q}))}{(\frac{1}{n} \sum_{t=i}^n (Q_t - \bar{Q})^2)} \quad Eq\ 3-4$$

où i est le décalage temporel considéré, n la longueur de la chronique, Q_t le débit au pas de temps t et \bar{Q} est la moyenne des débits.

2-Ensuite, le critère $RMSE(cor)$ est calculé comme étant la racine de l'écart quadratique moyen entre la fonction d'autocorrélation des débits simulés et celle des débits observés(Eq 3-5) :

$$RMSE(cor) = (\frac{1}{m+1} \sum_{i=0}^m (Cor_Q(i)^2 - Cor_{\hat{Q}}(i)^2)^{\frac{1}{2}} \quad Eq\ 3-5$$

où $Cor_{\hat{Q}}(i)$ est la fonction d'autocorrélation des débits simulés au décalage temporel i , $Cor_Q(i)$ est la fonction d'autocorrélation des débits observés pour un décalage temporel i et m le point de troncature après lequel l'autocorrélation est considérée comme non significative. Notons que $RMSE(cor)$ varie entre 0 et 2 puisque pour chaque pas de temps la différence entre $Cor_Q(i)$ et $Cor_{\hat{Q}}(i)$ est inférieure ou égale à 2.

3-4-2-2 Reproduction des ondelettes

Ce critère développé par Schaepli et Zehe (2009) mesure le degré d'adéquation entre la transformée en ondelettes des débits simulés et entre la transformée en ondelettes des débits observés. Ce critère, noté Rw , est calculé en deux temps.

1-Dans un premier temps, la transformation en ondelettes des débits simulés et observés est calculée, comme présenté au Chapitre 1(Eq 3-6) :

$$W_{X(t)}[a, \tau] = \int X(t) \psi_{a,\tau}(t) dt \quad Eq\ 3-6$$

2-Ensuite, le critère Rw est calculé comme étant la moyenne des distances de Kolmogorov Smirnov entre les distributions cumulées des coefficients puissances des composantes fréquentielles, de la transformées ondelettes des débits simulés et observés (Eq 3-7) :

$$Rw = \frac{1}{N} \sum_{\tau=1}^n D_g[W_{obs}(t|\varphi), W_{sim}(t|\varphi)] \quad Eq\ 3-7$$

3-5 Incertitude sur les paramètres des modèles hydrologiques testés

L'incertitude des paramètres des modèles peut être estimée en étudiant l'équifinalité. Ce concept, introduit par Beven (1993) exprime le fait que pour un modèle donné, des jeux de paramètres différents peuvent donner des performances similaires. Ceci peut être dû à la structure des modèles et/ou à la surparamétrisation de ces modèles. L'analyse de l'incertitude porte sur la sensibilité des paramètres du modèle à obtenir une solution efficace. Une méthode classique pour estimer l'incertitude associée à l'équifinalité et la méthode Generalized

Likelihood Uncertainty Estimation (GLUE) (Beven et Binley 1992). Cette méthode suit les étapes suivantes :

- 1-Définition de la vraisemblance comme étant la distribution de probabilité *a priori* d'une modélisation à bien simuler un système.
- 2-Echantillonnage de l'espace des paramètres, basé sur des tirages aléatoires de paramètres, afin d'avoir un échantillonnage uniforme de l'espace.
- 3-Choix d'un critère de vraisemblance : tous les jeux de paramètres sont testés et les performances calculées.
- 4-Sélection d'un seuil de vraisemblance, les solutions sont divisées en deux catégories : les solutions acceptables et les solutions non acceptables. Cela permet de conserver des jeux de paramètres représentatifs du système.
- 5-Calcul d'une vraisemblance à posteriori qui permet d'estimer la densité de probabilité de prédiction du modèle.

Dans notre travail nous avons suivi une approche quelque peu différente qui s'appuie sur un échantillonnage guidé des jeux de paramètres. Les étapes sont les suivantes :

- 1-L'échantillonnage des paramètres se fait avec les algorithmes SCEM pour le cas d'un calage mono-objectif et MOSCEM dans le cas d'un calage multi-objectif.
- 2-Le critère de vraisemblance sélectionné est un des trois critères présentés précédemment à savoir $NSE(\sqrt{Q})$, $RMSE(corr)$ et Rw .
- 3-Un seuil de performance à 95% de la solution optimale est imposé pour déterminer les jeux de paramètres acceptables.
- 4-Les jeux acceptables sont utilisés afin de réaliser les distributions cumulées de chacun des paramètres et calculer les critères en validation.

3-6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les outils qui vont nous servir dans la suite de ce manuscrit. Notre travail sur l'étude du fonctionnement des systèmes karstiques s'appuie sur des outils de modélisation basés sur la structure des modèles, les méthodes de calage et les critères d'évaluation des simulations et l'incertitude des paramètres. Ces aspects sont développés dans la partie II de cette thèse

Partie II

Comparaison des performances et des paramètres des modèles avec différentes fonctions objectif

Chapitre 4 Calage et évaluation des modèles selon le schéma classique des moindres carrés

4-1 Introduction

Ce chapitre est consacré à la comparaison de l'application de quatre modèles pluie-débit à notre échantillon de systèmes. Nous testons leur capacité à simuler le débit des sources karstiques.

Dans un premier temps, une phase de test de quatre modèles pluie-débit (TOPMO, HBV-6P, GR4J et KDM dont la structure est présentée au chapitre 3.1) est réalisée afin de déterminer s'ils sont capables de simuler correctement les débits des sources karstiques présentées au Chapitre 2. La capacité de simulation est ici jugée uniquement selon le schéma classique des moindres carrés.

Cette phase de test va nous permettre notamment de déterminer quels systèmes sont « facilement » modélisables et ceux pour lesquels les modèles testés ne permettent pas de représenter correctement le comportement.

Les performances des modèles sur les différents systèmes karstiques sont évaluées avec le critère de Nash sur les racines des débits. Les performances en calage puis en contrôle sont discutées. Nous analyserons également la sensibilité des paramètres sur les deux périodes de calage, afin d'évaluer la robustesse relative des quatre modèles.

4-2 Méthodologie et cadre de comparaison des performances des modèles testés

Dans un premier temps, les performances sont étudiées suivant deux méthodes d'optimisation, une technique d'optimisation locale avec la méthode du pas-à-pas (Edijatno et al. 1999) et une technique d'optimisation globale avec la méthode SCEM-UA (Vrugt et al. 2003). L'ensemble des tests est réalisé suivant la méthode du split sample test en divisant la période de données disponibles en deux périodes (P1 et P2). L'objectif de cette comparaison préliminaire est de tester l'avantage d'une méthode plus complexe (SCEM-UA), par rapport à une méthode simple (et donc plus rapide). En effet, pour des modèles parcimonieux tels que ceux que nous utilisons ici et dans un contexte mono-objectif, l'avantage théorique des méthodes globales est moindre (Mathevet 2005; Perrin et al. 2008).

Ensuite nous testons les modèles en validation en suivant la procédure du split sample test afin d'évaluer la robustesse des jeux de paramètres obtenus en calage pour l'ensemble des modèles sur l'échantillon de systèmes karstiques. Ceci nous conduira à une analyse comparative des quatre modèles.

Enfin, nous analyserons la sensibilité des paramètres de chacun des modèles, en suivant l'approche simplifiée de la méthode GLUE (Beven et Binley 1992) présentée au Chapitre 3.

Les abréviations utilisées pour les différents systèmes ainsi que les périodes de calage utilisées sont reportées au Tableau 4-1.

Tableau 4-1 Notations utilisées pour représenter les systèmes karstiques et périodes de calage utilisées en fonction des systèmes.

Système	Abréviation	Période de calage P1	Période de calage P2
Baget	Ba	1973-1982	1983-1992
Vaucluse	Va	1996-2002	2002-2007
Boundoulaou	Bo	1998-2003	2003-2008
L'Espérelle	Es	1998-2003	2003-2009
La Mouline	Mo	1999-2004	2004-2009
Le Durzon	Du	1995-2000	2000-2006
Archiane	Arc	1970-1987	1987-2003
L'Homède	Ho	1995-2000	2000-2006
Gervanne	Ge	1970-1987	1987-2003
Bange l'Eau Morte	BM	1981-1989	1989-1997
Areuse	Are	1956-1984	1984-2010
Lison	Li	1996-2000	2000-2004
Doubs	Do	1996-2000	2000-2004
Chartreux	Ch	1976-1979	1979-1983

4-3 Résultats

4-3-1 Comparaison des performances en fonction de la méthode d'optimisation

Dans cette partie nous analysons les performances des modèles sur les différents systèmes selon deux méthodes d'optimisation. La variation des performances obtenues entre les différents modèles sur chaque système pour les deux périodes de test sera discutée au paragraphe 4-3-3.

Nous analysons les performances en calage et en validation étant entendu que la méthode globale (notée sce) est théoriquement meilleure que la méthode locale (notée pap).

L'analyse en validation permettra d'évaluer l'intérêt de la recherche d'un optimum numérique idéal lors de la phase de calage.

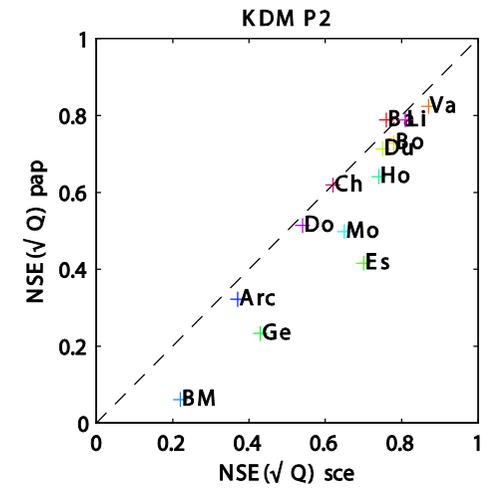
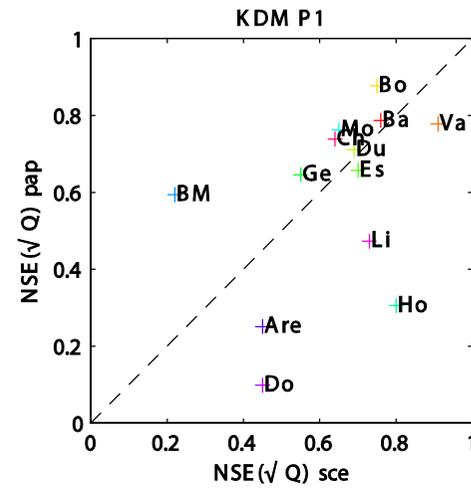
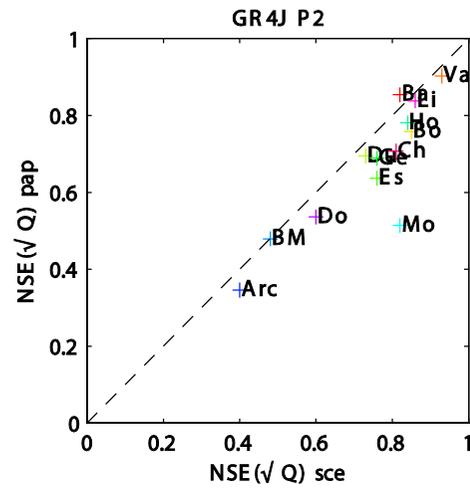
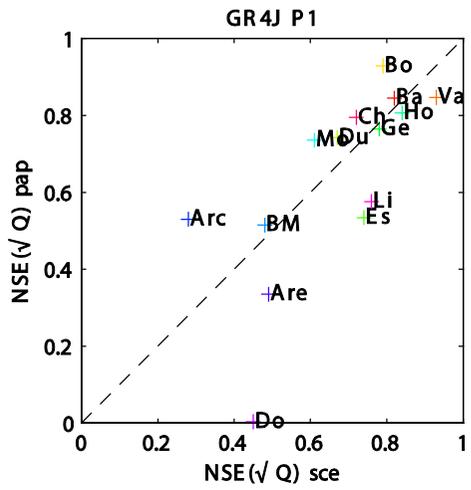


Figure 4-1 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle GR4J. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

Figure 4-3 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle KDM. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

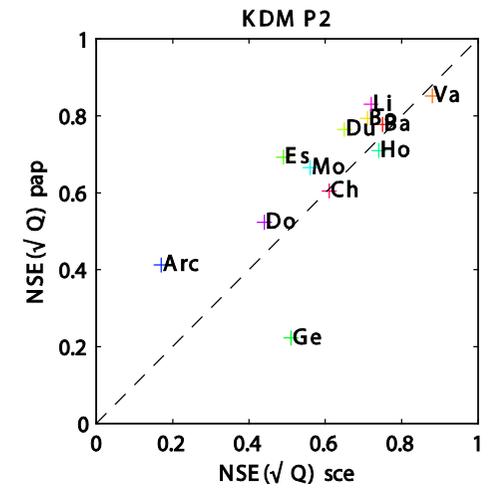
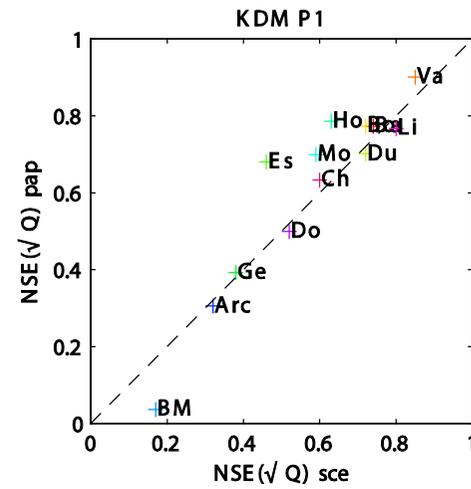
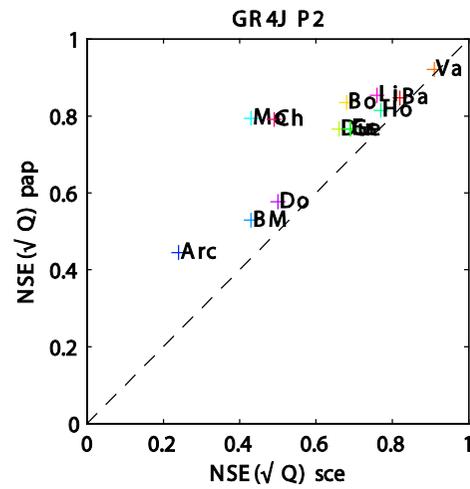
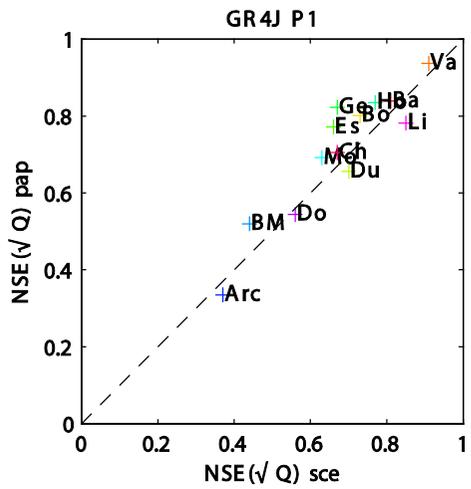


Figure 4-2 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle GR4J. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

Figure 4-4 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle KDM. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

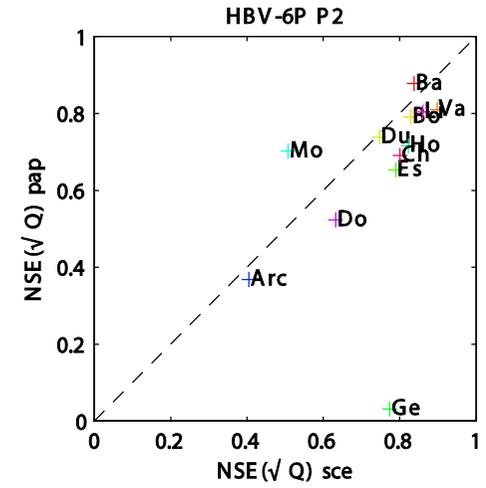
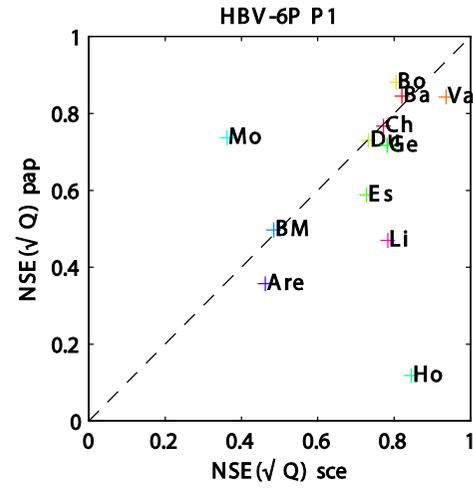
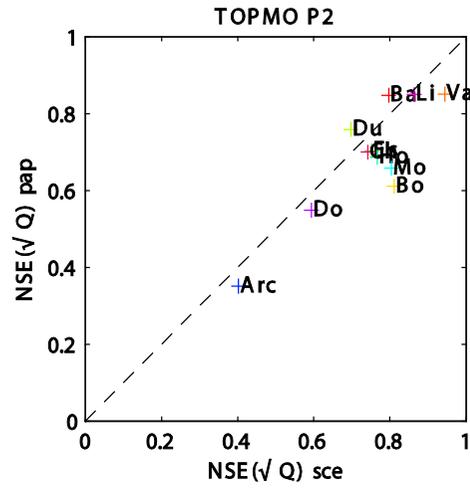
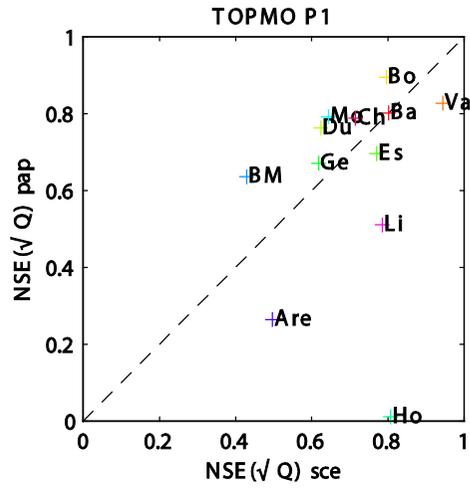


Figure 4-5 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle TOPMO. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

Figure 4-7 Comparaison des performances en calage selon la méthode d'optimisation pour le modèle HBV-6P. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

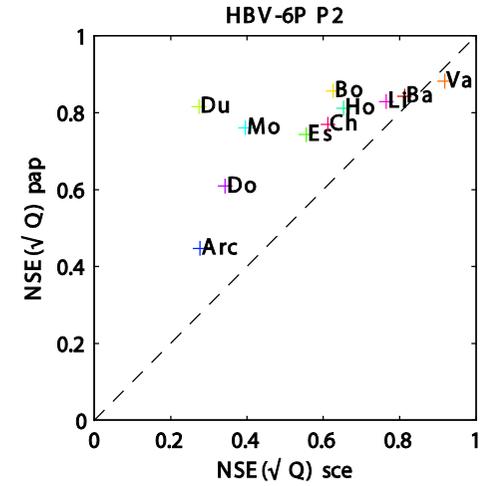
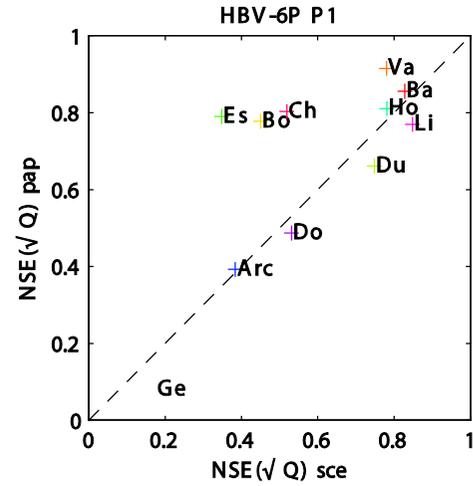
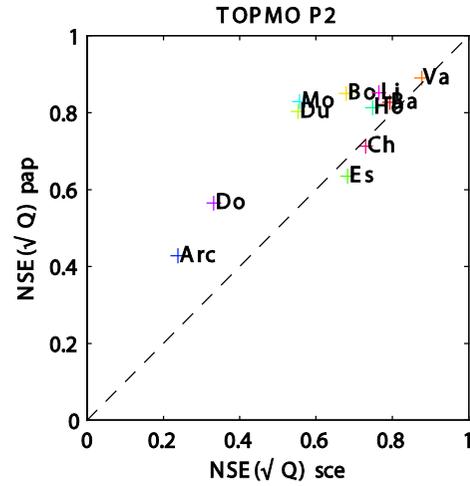
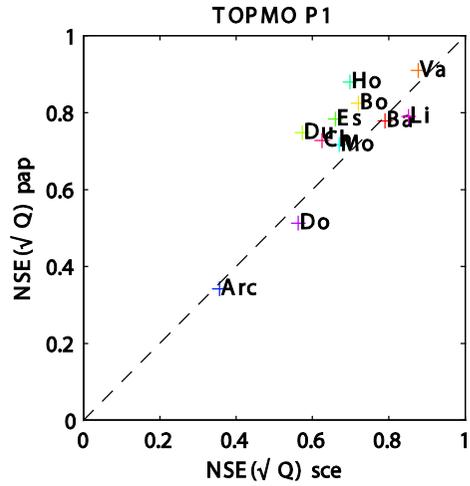


Figure 4-6 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle TOPMO. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

Figure 4-8 Comparaison des performances en validation selon la méthode d'optimisation pour le modèle HBV-6P. Résultat sur la période P1(à gauche) et P2(à droite).

Les figures 4-1 à 4-8 présentent les performances obtenues en calage et en validation pour chacun des quatre modèles testés (GR4J, KDM, TOPMO et HBV-6P) et suivant deux méthodes d'optimisation (pap et sce). Nous avons choisi de représenter les performances entre 0 et 1. Notons que l'ensemble des performances obtenues avec l'optimisation globale se trouve dans le tableau 4.3. Certains modèles sur quelques systèmes (par exemple Gervanne et l'Areuse) obtiennent des performances inférieures à 0 et ne sont donc pas visibles sur les figures.

De manière générale pour les quatre modèles étudiés, on observe une tendance à obtenir de meilleures performances en calage lorsque la méthode globale est utilisée. Ceci est particulièrement vrai pour les modèles à six paramètres HBV-6P et TOPMO pour lesquels la majorité des meilleures performances sont obtenues avec la technique d'optimisation globale. Cette tendance semble être atténuée si les performances sont supérieures à 0.6. L'avantage à obtenir de meilleures performances avec une méthode globale peut être expliqué par la sensibilité de la méthode locale au point de départ de l'algorithme, ceci étant d'autant plus important que le nombre de paramètres à optimiser est important (Mathevet 2005).

Il faut toutefois noter que le raffinement de la méthode globale ne garantit pas toujours de meilleures performances en calage. En effet, il semble que cette méthode n'évite pas toujours les optima locaux. Ainsi dans près de 20% des cas, la méthode locale est plus performante que la méthode globale en calage. Nous expliquons ce phénomène par le fait que les points de départ de la méthode locale ont un sens « hydrologique » puisqu'ils représentent la médiane des jeux de paramètres obtenus sur un grand nombre de bassins versants (non uniquement karstiques). Cette information n'est pas utilisée pour la méthode globale qui considère des distributions a priori des paramètres qui sont uniformes.

Concernant les performances en validation, les deux méthodes d'optimisation s'équilibrent, ceci est un constat déjà fait dans la littérature (Mathevet 2005; Kuzmin et al. 2008). Ces résultats indiquent que la recherche d'un optimum numérique idéal en calage ne garantit pas de bons résultats en validation.

Globalement nous venons de voir que les modèles obtiennent des performances équivalentes pour les deux méthodes de calage. Nous avons donc choisi d'utiliser pour le reste de notre travail la méthode d'optimisation globale. Notre choix est plus guidé par les possibilités offertes par la méthode globale pour l'optimisation multi-objectif et l'analyse de sensibilité des paramètres, qui est déjà intégrée dans la méthode SCEM. Cependant il faut souligner qu'en terme de temps de calcul, la méthode pap est largement plus efficace que la méthode SCEM.

4-3-2 Analyse comparative de la robustesse des modèles

La seconde étape de l'analyse des performances est la comparaison des performances des quatre modèles en validation. Pour cette étape, nous avons gardé uniquement les performances obtenues avec l'optimisation SCEM. Les performances des quatre modèles vont être tour à tour discutées en comparant les performances obtenues en calage à celles obtenues en validation.

Les Figure 4-9 et Figure 4-10 montrent les performances des deux modèles à quatre paramètres.

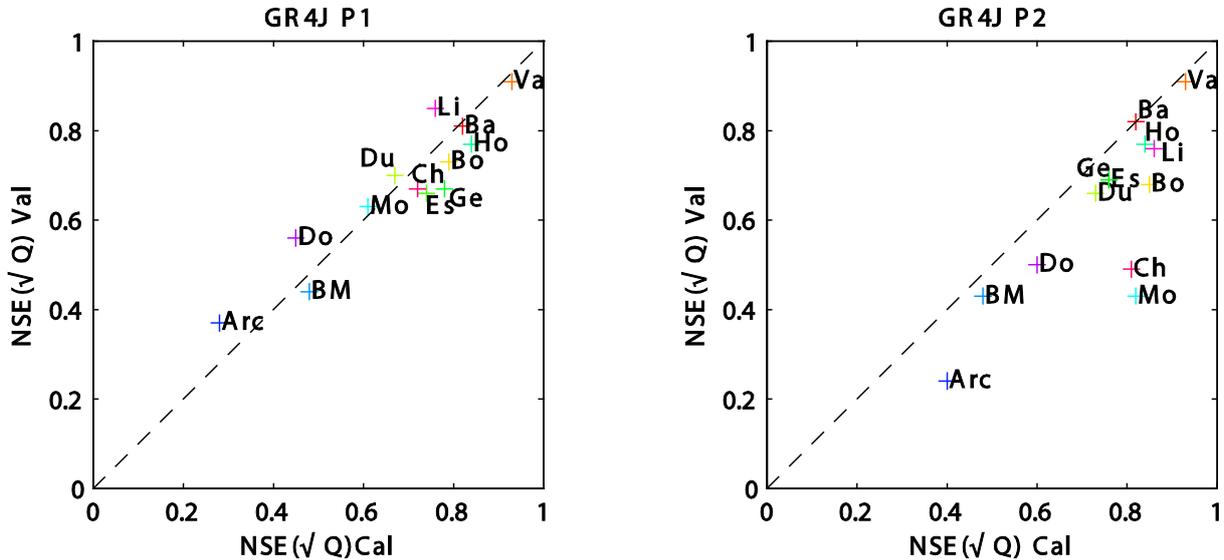


Figure 4-9 Comparaison des performances en calage et en validation pour GR4J.

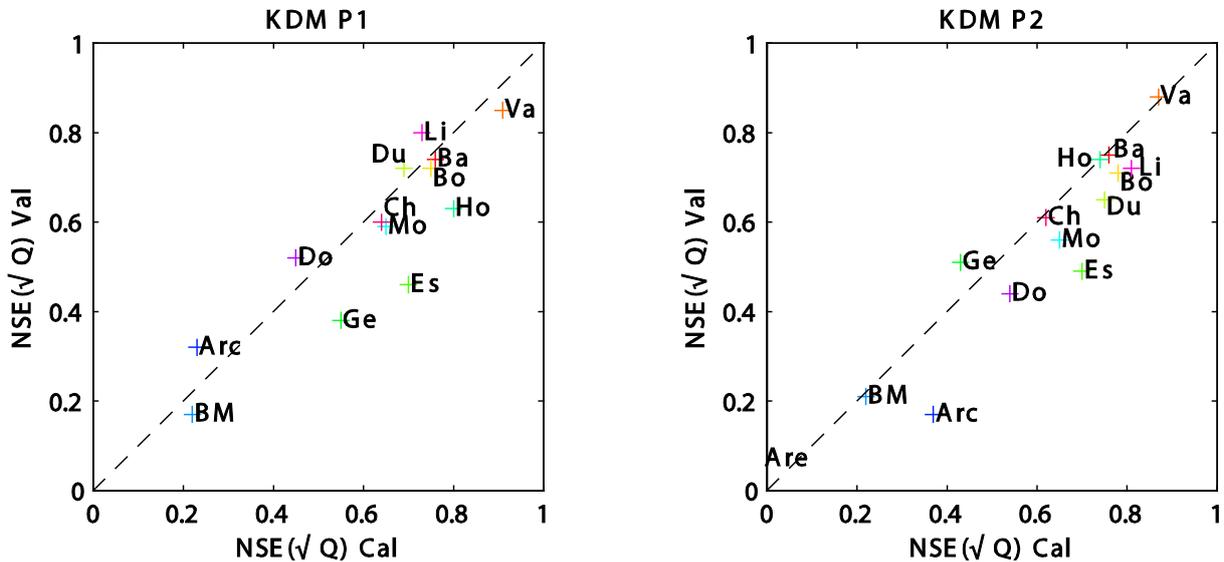


Figure 4-10 Comparaison des performances en calage et en validation pour KDM.

Il est intéressant de voir que ces performances sont assez proches de la bissectrice, ce qui indique une bonne robustesse des modèles à quatre paramètres (GR4J) et KDM). D'une manière générale, les performances des modèles en validation sont inférieures de 0.1 sur le critère de Nash à celles obtenues en calage. Sur les Figure 4-9 et Figure 4-10, on peut noter la présence de systèmes karstiques (Doubs, Archiane, Lison et Durzon) qui obtiennent une meilleure performance en validation qu'en calage. Ceci est imputable à la méthode d'optimisation qui n'a pas réussi à obtenir, durant la phase de calage, le jeu de paramètres optimal.

Les Figure 4-11 et Figure 4-12 montrent les mêmes types de résultats pour les deux modèles à six paramètres.

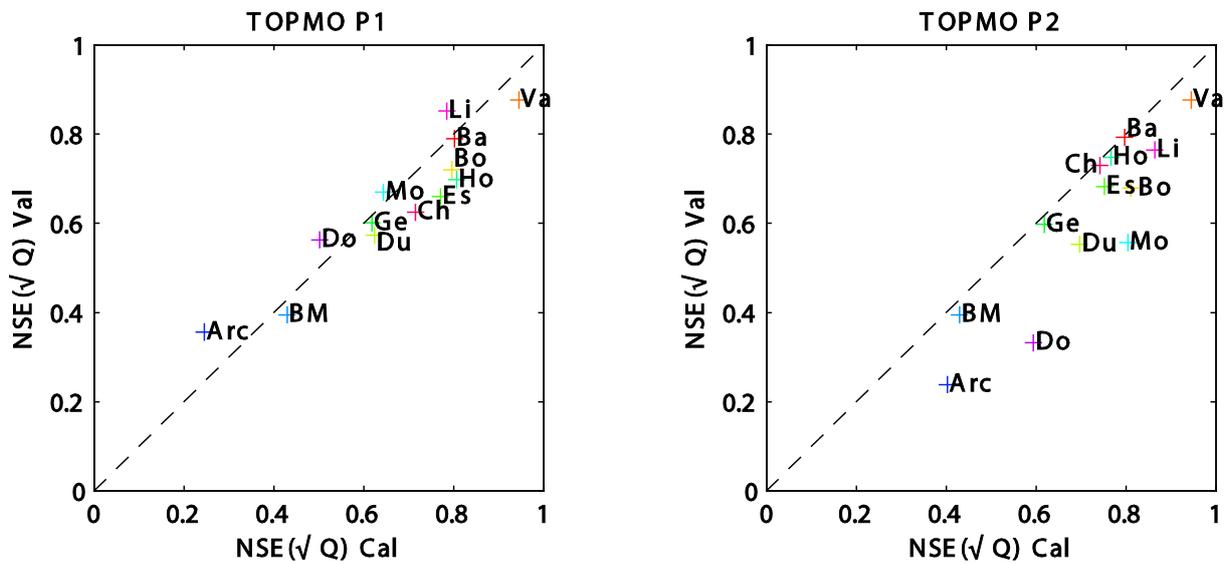


Figure 4-11 Comparaison des performances en calage et en validation pour TOPMO.

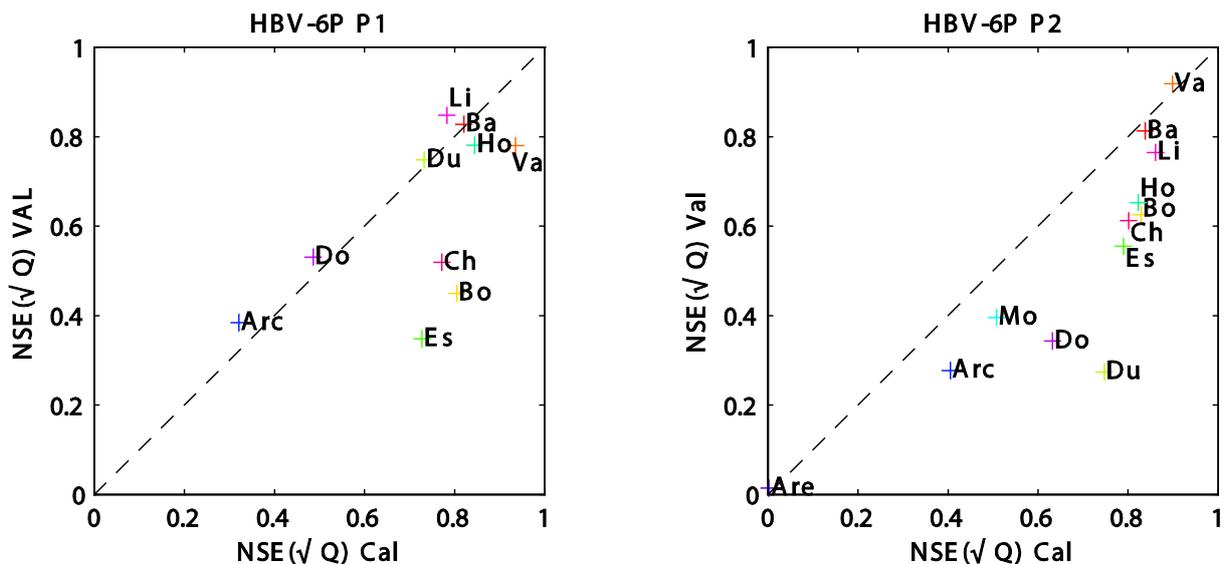


Figure 4-12 Comparaison des performances en calage et en validation pour HBV-6P.

Généralement, les performances obtenues en calage avec les modèles à six paramètres sont sensiblement supérieures à celles des modèles à quatre paramètres. Cependant ce gain est atténué en validation du fait d'une moins grande robustesse des modèles à six paramètres. En effet, si le nombre de paramètres est un atout en phase de calage car ces paramètres supplémentaires apportent une flexibilité plus grande aux modèles, cet atout se révèle être un handicap en période de validation car les modèles ont été trop spécifiquement calés sur les caractéristiques hydroclimatiques de la période de calage. En moyenne, la perte de performance entre le calage et la validation est de 0.1 pour TOPMO et 0.2 pour HBV-6P sur le critère de Nash.

De même que précédemment, on note que pour certains systèmes et pour certains modèles, la méthode d'optimisation est défailante puisque les résultats en validation sont meilleurs que les

résultats en calage (c'est notamment le cas du système de Archiane, Doubs, Lison et Mouline avec TOPMO sur P1 et Archiane, Doubs et Lison avec HBV-6P).

4-3-3 Analyse comparative des performances des quatre modèles en validation

Nous allons maintenant procéder à une comparaison des performances des quatre modèles, en validation. Cette comparaison est faite dans le but d'identifier les structures de modèles adaptées aux systèmes karstiques. Ainsi, nous discuterons également des types et caractéristiques des systèmes qui sont particulièrement mal modélisés par les structures de modèles testées. La Figure 4-13 indique les critères de Nash en validation sur les deux sous-périodes. Pour faciliter l'analyse comparative des modèles, les modèles sont comparés deux à deux pour chaque sous-période.

D'une manière générale, le principal résultat est que la performance sur un système donné n'est pas très dépendante de la structure de modèle utilisée. Cela signifie qu'un système mal modélisé avec un modèle a de fortes chances d'être mal modélisé avec un autre modèle (par exemple les systèmes de l'Areuse et d'Archiane). Cela semble indiquer une certaine ressemblance entre les modèles testés, vis-à-vis de leur finalité, ceci alors que les structures sont sensiblement différentes.

Un autre résultat important concerne le classement des modèles pour chaque système. La Figure 4-13 montre qu'aucun modèle n'est systématiquement dominant par rapport à un autre modèle. Cela signifie que sur la base des résultats présentés, aucun modèle ne peut être rejeté et qu'il est donc préférable de considérer systématiquement un ensemble de modèles lors d'une étude de modélisation sur le système karstique.

Enfin les résultats montrent une forte dépendance à la période de calage utilisée. Ce qui renforce notre choix d'une méthodologie fondée sur le split sample test.

Sur la base des résultats de la Figure 4-13, nous avons établi un classement des quatre modèles utilisés. Le classement est établi en faisant la moyenne des rangs des modèles sur les quatorze bassins testés et sur chacune des deux périodes. Ainsi pour chaque système, on attribue à chaque modèle un rang de 1 (meilleur modèle) à 4 (moins bon modèle) et l'on fait la moyenne des rangs de chaque modèle. Les résultats présentés sur le Tableau 4-2 montrent que les modèles sont finalement assez proches avec des rangs moyens allant de 1.6 (GR4J) à 3.0 (KDM et HBV-6P). GR4J est le modèle qui est le plus performant en moyenne. KDM et HBV-6P apparaissent les moins performants.

Les résultats étant assez homogènes entre modèles, il est possible de dégager de cette analyse une typologie des 14 systèmes selon qu'ils sont bien ou mal modélisés. Cette typologie des systèmes en fonction de la performance de la modélisation n'a pas de signification hydrologique, mais nous permet de regrouper les systèmes grâce à des seuils de performances acceptables à partir desquelles nous jugeons la modélisation acceptable. Dans ce cas nous nous permettrons d'utiliser la valeur des paramètres des modèles pour interpréter le fonctionnement des systèmes. De même, les systèmes dont la performance n'atteint pas le seuil ne seront pas utilisés pour interpréter le fonctionnement. Ainsi nous distinguons :

- des systèmes plutôt bien modélisés ($NSE(\sqrt{Q})$ supérieur à 0.70) : Fontaine de Vaucluse, Baget, Boundoulaou, Fontaine des Chartreux, Lison et Homède ;

- des systèmes plutôt mal modélisés ($NSE(\sqrt{Q})$ entre 0.50 et 0.70) : la Mouline, Durzon, Gervanne et le système du Doubs ;
- des systèmes pour lesquels la modélisation est inexploitable en l'état ($NSE(\sqrt{Q})$ inférieur à 0.50) : Bange l'Eau Morte, L'Areuse et Archiane. Notons que ces systèmes sont tous fortement influencés par la neige, phénomène qui n'est pas pris en compte par les modèles testés.

Enfin, notons que cette typologie est complètement indépendante de la classification fonctionnelle, indiquant que la performance n'est probablement pas liée au degré de karstification du système, même s'il semble que les systèmes dont le réseau de drainage est très développé (cf classification de Mangin système de type 3, Bange l'Eau Morte et l'Areuse) et sans réserves sont plus difficiles à modéliser avec les modèles testés dans cette thèse.

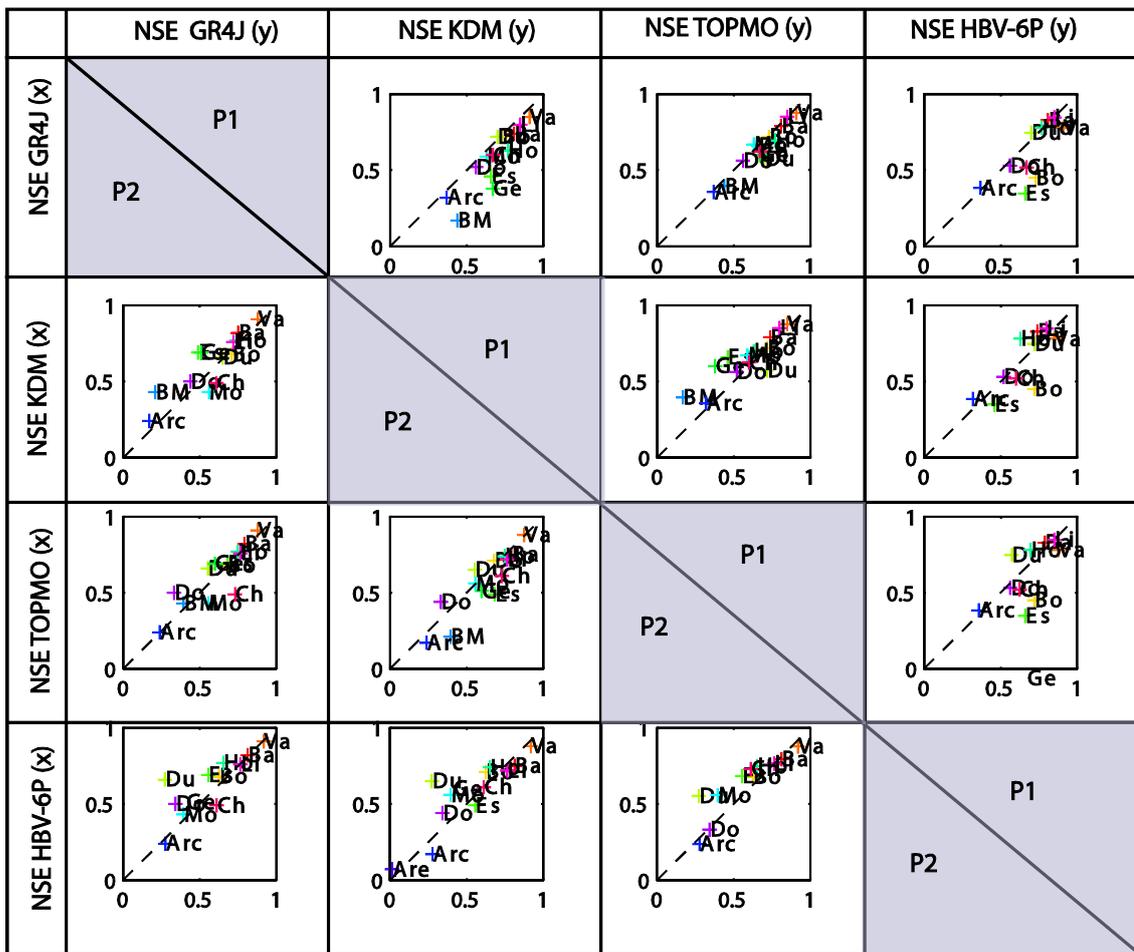


Figure 4-13 Comparaison des performances des quatre modèles en validation

Tableau 4-2 Classement des modèles en fonction des performances obtenues en validation sur les deux périodes

	GR4J	KDM	TOPMO	HBV-6P	
P1		1.6	3.0	2.1	3.0
P2		1.8	2.7	2.5	2.7

Tableau 4-3 Performances obtenues avec l'optimisation globale SCEM pour les quatre modèles en calage et en validation

			Code couleur utilisé	GR4J		KDM		HBV-6p		TOPMO	
				calage	validation	calage	validation	calage	validation	calage	validation
Baget	1974-1982	P1	Red	0.82	0.81	0.76	0.74	0.821	0.828	0.802	0.79
	1982-1990	P2		0.82	0.82	0.76	0.75	0.838	0.813	0.784	0.788
Vaucluse	1996-2000	P1	Orange	0.93	0.91	0.91	0.85	0.936	0.78	0.945	0.877
	2000-2004	P2		0.92	0.92	0.87	0.88	0.899	0.918	0.861	0.888
Boundoulaou	2000-2002	P1	Yellow	0.79	0.73	0.75	0.72	0.805	0.45	0.796	0.72
	2002-2004	P2		0.85	0.68	0.78	0.71	0.829	0.626	0.811	0.679
Durzon	1996-2000	P1	Light Green	0.67	0.7	0.69	0.72	0.733	0.748	0.624	0.573
	2000-2004	P2		0.73	0.66	0.75	0.65	0.747	0.274	0.697	0.553
Esperelle	1996-2000	P1	Green	0.74	0.66	0.7	0.46	0.728	0.348	0.771	0.66
	2000-2004	P2		0.76	0.69	0.64	0.58	0.79	0.555	0.752	0.683
Gervanne	1972-1988	P1	Dark Green	0.78	0.67	0.55	0.38	0.782	-2.843	0.618	0.601
	1988-2004	P2		0.76	0.69	0.43	0.51	0.774	-1.331	0.568	0.49
Homède	1996-2000	P1	Blue-Gray	0.84	0.77	0.8	0.63	0.845	0.781	0.807	0.698
	2000-2004	P2		0.79	0.81	0.74	0.74	0.823	0.653	0.767	0.748
Mouline	2000-2002	P1	Light Blue	0.61	0.63	0.65	0.59	0.362	-9.794	0.644	0.67
	2002-2004	P2		0.82	0.43	0.61	0.5	0.508	0.396	0.804	0.557
Bange l'eau morte	1981-1992	P1	Dark Blue	0.48	0.44	0.22	0.17	0.484	-9.999	0.429	0.395
	1992-2001	P2		0.48	0.43	0.22	0.21	0.45	-6.399	0.424	0.355
Archiane	1972-1987	P1	Dark Blue	0.28	0.37	0.23	0.32	0.321	0.384	0.245	0.356
	1987-2001	P2		0.4	0.24	0.37	0.17	0.405	0.277	0.402	0.238
Areuse	1972-1988	P1	Purple	0.49	-0.51	0.45	-0.5	0.462	-0.583	0.497	-0.546
	1988-2004	P2		0.49	-0.450	-0.01	0.70	0.002	0.014	0.470	-0.546
Doubs	1996-1999	P1	Purple	0.45	0.56	0.45	0.52	0.486	0.531	0.502	0.563
	1999-2002	P2		0.6	0.5	0.54	0.44	0.632	0.343	0.594	0.332
Lison	1996-1999	P1	Magenta	0.76	0.85	0.73	0.8	0.783	0.848	0.785	0.852
	1999-2002	P2		0.86	0.76	0.81	0.72	0.861	0.765	0.864	0.765
Chartreux	1977-1979	P1	Magenta	0.72	0.67	0.64	0.6	0.772	0.519	0.715	0.625
	1979-1981	P2		0.81	0.49	0.62	0.61	0.801	0.612	0.742	0.73

4-3-4 Estimation de l'incertitude liée aux valeurs des paramètres des modèles

Dans cette section, nous abordons une notion qui sera développée dans les chapitres suivants concernant la sensibilité des paramètres des modèles. Quelle signification peut-on donner aux valeurs des paramètres des modèles que nous utilisons ? L'idée développée dans la suite de ce mémoire est en effet de déterminer si les paramètres calés des modèles ont un sens d'un point de vue hydrodynamique et en particulier nous cherchons à déterminer si certain(s) paramètre(s) traduit(en)t le degré de karstification du système et le volume des réserves. Pour cela, il est nécessaire de s'interroger sur l'unicité et l'incertitude de l'optimum obtenu pour chaque paramètre lors de la phase de calage. Pour cela, nous suivons l'approche détaillée au Chapitre 3. Cette approche utilise l'algorithme SCEM pour déterminer la distribution a posteriori des paramètres de chaque modèle.

Les résultats sont présentés par modèle (une figure pour chacun d'entre eux). On y retrouve sur chaque ligne les différents systèmes étudiés, et sur les colonnes les distributions a posteriori des paramètres optimaux obtenus sur les deux périodes de calage.

Dans ce qui suit, nous analysons la distribution des paramètres en nous concentrant uniquement sur chaque système indépendamment les uns des autres. La comparaison de ces valeurs entre les différents systèmes sont discutée dans le chapitre 7. Pour chaque modèle, nous passons en revue le comportement des distributions de chacun des paramètres en rappelant au début le rôle du paramètre, dans la structure du modèle. Suivant la forme de la distribution d'un paramètre on peut estimer la sensibilité de ce paramètre pour le modèle : si la distribution est resserrée, cela signifie que le paramètre optimal est bien défini.

Les valeurs des paramètres sont présentées ici en valeurs transformées (c'est à dire bornées entre -10 et 10), ce qui permet facilement de comparer les valeurs des paramètres entre systèmes. La transformation affectée à chaque paramètre pour obtenir leur valeur réelle est indiqué dans le chapitre 3. Toutefois comme chaque paramètre subit une transformation différente, les écarts de valeur entre paramètres n'ont pas la même signification d'un paramètre à l'autre.

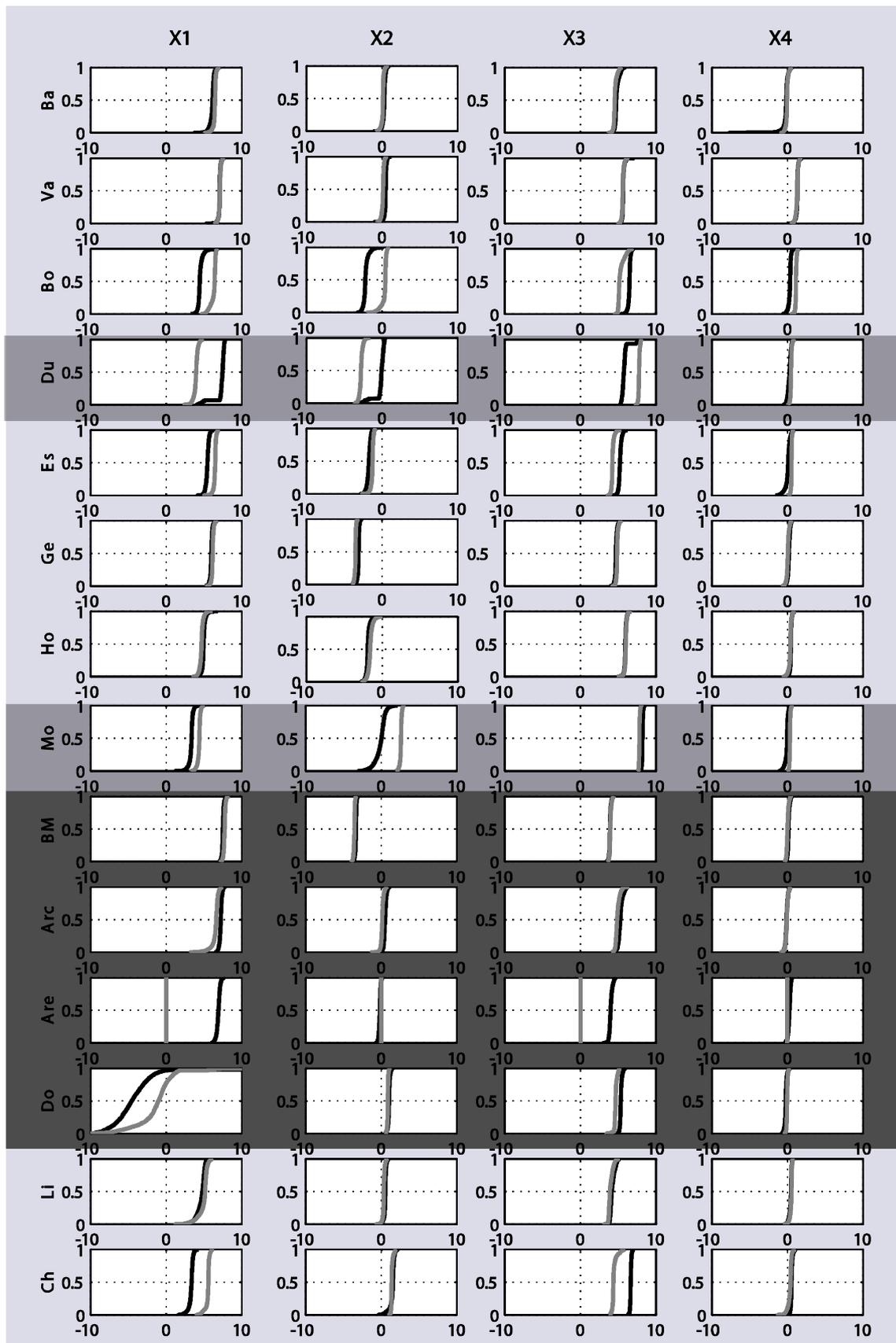


Figure 4-14 Distribution des paramètres optimaux de GR4J sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes. Les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, ceux dont la performance est supérieure à 0.70 sur une seule période sont représentés sur fond gris foncé, enfin, les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.

La Figure 4-14 montre les distributions des paramètres optimaux du modèle GR4J sur les 14 systèmes ce qui permet d'analyser l'incertitude de ces paramètres. On retrouve les deux sous-périodes avec en noir la distribution de la sous-période 1 et en gris celle de la sous-période 2. De plus, un code couleur permet de garder une information sur les performances des simulations ; pour le modèle GR4J quatre systèmes présentent des performances optimales inférieures à 0.70 sur les deux périodes (Bange l'Eau Morte, l'Areuse, Archiane et Doubs) sur fond noir ; huit systèmes présentent des performances supérieures à 0.7 (Baget, Fontaine de Vaucluse, Boundoulaou, Espérelle, Gervanne, Homède, Lison et Fontaine des Chartreux) sur fond gris et enfin deux systèmes (Durzon et Mouline) présentent des performances optimales avec un écart de 0.20 entre les deux périodes de calage (avec une période sur laquelle le critère de Nash est supérieur à 0.70).

On observe que les paramètres de GR4J sont généralement bien définis ; il est intéressant de voir que les distributions obtenues sur les périodes 1 et 2 sont globalement très semblables, ce qui indique une certaine robustesse des paramètres obtenus en calage.

Le paramètre X1 de GR4J correspond à la capacité maximale du réservoir de production. Il gère la partition entre évapotranspiration et lame d'eau produite (i.e. recharge). Plus sa valeur est grande, plus les flux évaporatoires sont favorisés. Il a également un rôle de tampon sur la réponse hydrologique puisque, plus sa valeur est grande, plus la réponse est tamponnée. D'une manière générale, X1 est bien défini puisque les distributions sont étroites. Pour certains systèmes, les distributions sont très différentes sur les deux périodes. Lorsque c'est le cas, ces différences sont aussi présentes pour d'autres paramètres (X2 et X4) indiquant des possibles interrelations avec les paramètres du réservoir de routage et /ou d'échange (cas de la Fontaine des Chartreux, de l'Espérelle et du Boundoulaou). A noter également que les systèmes dont les performances sont inférieures à 0.70 présentent également des distributions bien resserrées, mis à part les systèmes de l'Areuse et du Doubs.

Le paramètre X2 de GR4J gère les échanges souterrains du modèle, qui peuvent représenter autant les infiltrations profondes que les flux échangés avec les systèmes voisins. Lorsque X2 est positif, le système reçoit un apport d'eau supplémentaire et au contraire, si X2 est négatif le système perd de l'eau. On constate que sur les systèmes étudiés, X2 prend des valeurs positives (cas de la Fontaine des Chartreux) ou négatives (cas de Bange l'Eau Morte, de l'Homède et de Gervanne) ; ce paramètre est assez bien défini pour l'ensemble des systèmes et reste assez stable entre P1 et P2.

Le paramètre X3 de GR4J correspond à la capacité du réservoir de routage. Il gère la dynamique de l'écoulement lent transitant par ce réservoir. Plus sa valeur est grande, plus la réponse est étalée. Comme pour X1, X3 est en général bien défini et le manque de robustesse d'une période à l'autre semble s'expliquer par sa relation avec X1.

Le paramètre X4 de GR4J correspond au temps de base de l'hydrogramme unitaire, son rôle principal est de représenter la dynamique à court terme de la réponse hydrologique (i.e. l'écoulement rapide). On observe sur les distributions que ce paramètre est bien défini sur l'ensemble des systèmes et qu'il apparaît comme le paramètre le plus robuste de tous les paramètres de GR4J.

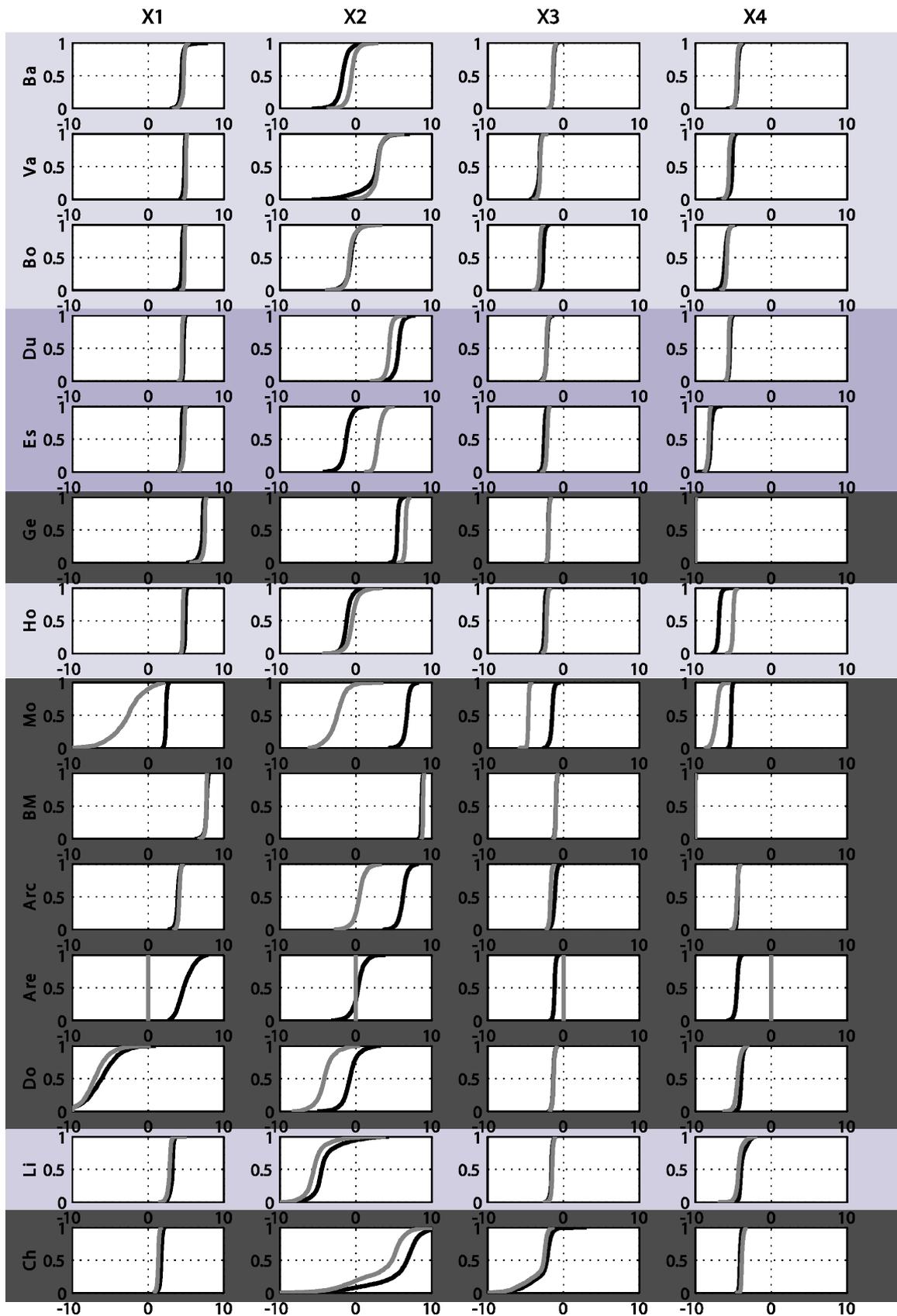


Figure 4-15 Distributions des paramètres optimaux de KDM sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes. Les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, ceux dont la performance est supérieure à 0.70 sur une seule période sont représentés sur fond gris foncé, enfin, les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.

La Figure 4-15 montre les distributions des paramètres du modèle KDM sur les 14 systèmes. On retrouve les deux sous-périodes avec en noir la distribution de la sous-période 1 et en gris sur la sous-période 2. Six systèmes présentent des performances optimales inférieures à 0.70 sur les deux périodes (Gervanne, Mouline, Bange l'Eau Morte, l'Areuse, Archiane, Doubs et Fontaine des Chartreux) sur fond noir ; cinq systèmes présentent des performances supérieures à 0.70 (Baget, Fontaine de Vaucluse, Boundoulaou, Homède et Lison) sur fond gris et enfin deux systèmes (Espérelle et Durzon) présentent des performances optimales avec un écart de 0.05 entre les deux périodes de calage (avec seulement une des deux périodes pour laquelle la performance optimale est supérieure à 0.70).

Le paramètre X1 de KDM correspond à un seuil qui régule l'infiltration dans le réservoir de production. Il régule l'évapotranspiration et la lame d'eau produite (i.e. recharge) ; plus sa valeur est grande, plus les flux évaporatoires sont favorisés. Il a également un rôle de tampon sur la réponse hydrologique puisque plus sa valeur est grande, plus la réponse est tamponnée. D'une manière générale, X1 est bien défini puisque les distributions sont étroites. Pour les systèmes du Doubs et de la Mouline les valeurs de X1 sont négatives, ce qui correspond à une capacité du réservoir de production de quelques millimètres seulement. L'Areuse et La Mouline présente des distributions différentes entre les deux périodes de calage, ce qui s'explique par des performances très différentes pour ces deux périodes.

Le paramètre X2 de KDM correspond à un coefficient de partage entre les deux réservoirs de transfert. Si sa valeur est supérieure à zéro, alors la recharge est plus importante dans le réservoir lent ; si sa valeur est inférieure à zéro, la recharge est supérieure dans le réservoir rapide. Ce paramètre montre des distributions plus étalées que les trois autres paramètres et apparaît comme le paramètre le moins bien défini de KDM. De plus, l'écart entre les distributions obtenues sur les deux périodes de calage démontre un paramètre peu robuste au vu de la structure du modèle. Ces écarts s'expliquent par des interactions possibles entre les paramètres X2, X3 et X4.

Le paramètre X3 de KDM correspond au coefficient de vidange du réservoir rapide du modèle. Plus sa valeur est grande, plus la vidange est rapide. On observe sur les distributions que ce paramètre est bien défini sur l'ensemble des systèmes et qu'il apparaît comme le paramètre le plus robuste de tous les paramètres de KDM.

Le paramètre X4 de KDM correspond au coefficient de vidange du réservoir lent du modèle. Plus sa valeur est grande, plus le coefficient la vidange est rapide. On observe sur les distributions que ce paramètre est bien défini sur l'ensemble des systèmes.

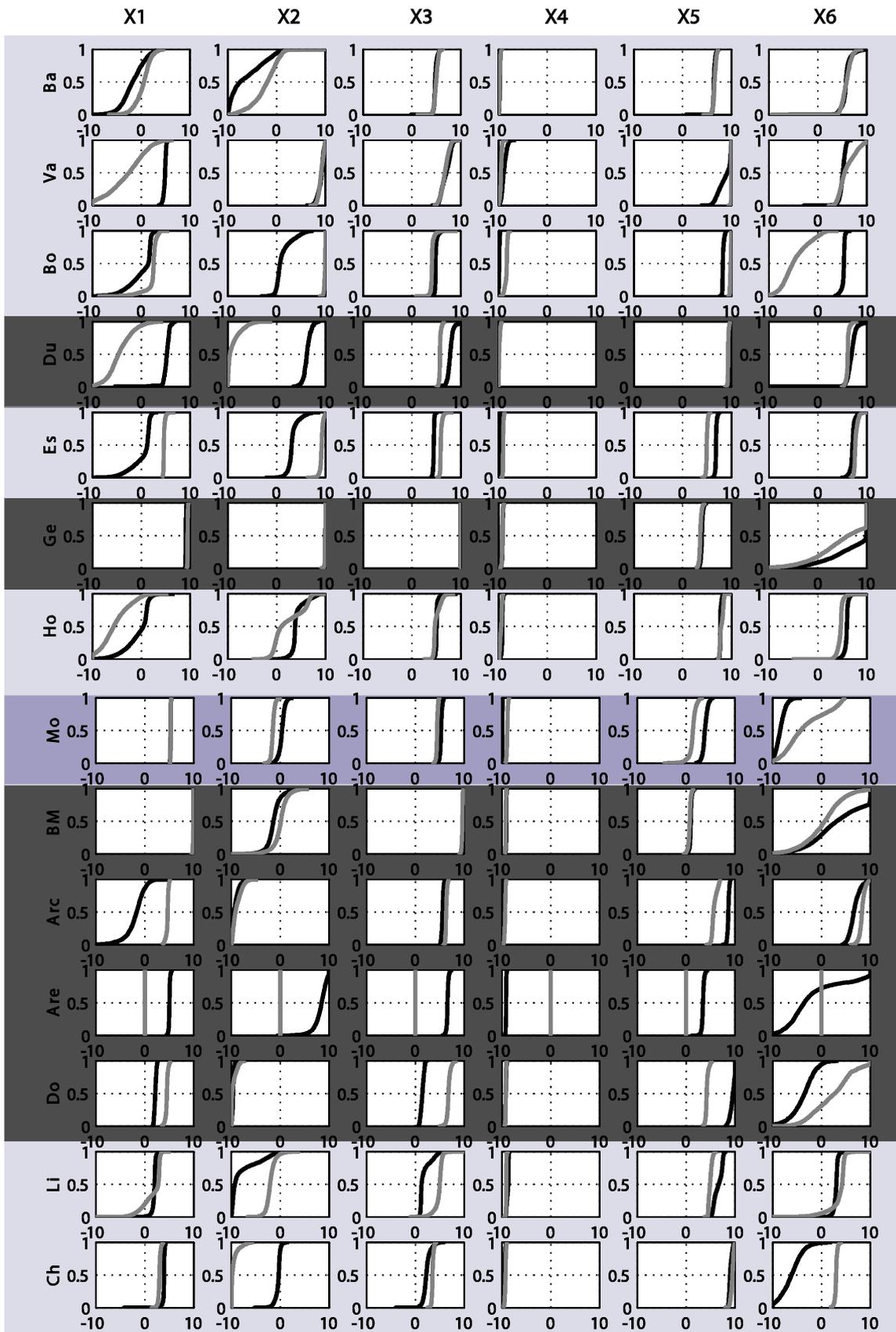


Figure 4-16 Distribution des paramètres optimaux de TOPMO sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes. Les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, ceux dont la performance est supérieure à 0.70 sur une seule période sont représentés sur fond gris foncé, enfin les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.

La Figure 4-16 montre les distributions des paramètres du modèle TOPMO sur les 14 systèmes. On retrouve les deux sous-périodes avec en noir la distribution de la sous-période 1 et en gris celle de la sous-période 2. Six systèmes présentent des performances optimales inférieures à 0.70 sur les deux périodes (Durzon Gervanne, Bange l'Eau Morte, l'Areuse, Archiane et Doubs) sur fond noir ; sept systèmes ont des performances supérieures à 0.70 (Baget, Fontaine de Vaucluse, Boundoulaou, Espérelle, Homède, Lison et Fontaine des Chartreux) sur fond gris et enfin le système de la Mouline présente des performances optimales avec un écart de 0.15 entre les deux périodes de calage (avec une période pour laquelle la performance est supérieure à 0.70).

Le paramètre X1 de TOPMO correspond au coefficient du réservoir de transfert exponentiel, il gère la vidange du réservoir de routage. On note que ce paramètre prend une grande gamme de valeurs suivant les systèmes. En ce qui concerne la robustesse de ce paramètre, la majorité des systèmes présentent des distributions entre P1 et P2 très différentes. Ce manque de robustesse se retrouve aussi pour les systèmes bien modélisés. Ceci traduit une interrelation avec d'autres paramètres.

Le paramètre X2 de TOPMO correspond à la capacité du réservoir de production. X2 est le paramètre le moins bien défini de TOPMO puisqu'il présente des distributions étalées. On note également que le paramètre n'est pas robuste (distributions très différentes entre les deux périodes de calage).

Le paramètre X3 de TOPMO correspond à un coefficient de partage entre les réservoirs de transfert ; il est fonction du remplissage du réservoir de production. On observe que ce paramètre est bien défini sur l'ensemble des systèmes (distribution étroite), et qu'il apparaît comme un paramètre robuste pour la majorité des systèmes exceptés pour les systèmes du Doubs, de l'Areuse et du Lison (seul système des trois à présenter une performance optimale supérieure à 0.70).

Le paramètre X4 de TOPMO correspond à un coefficient de délai. Ce coefficient est la dernière étape du modèle avant d'obtenir le débit simulé. La valeur de X4 apparaît bien définie sur l'ensemble des systèmes (distributions resserrées), la robustesse est elle aussi forte puisque les distributions des deux périodes sont similaires. On constate que sur les systèmes étudiés, X4 prend des valeurs très faibles, ce qui traduit des valeurs de délai très faibles. En effet, on peut penser que dans le cas des écoulements karstiques, la fonction délai est peut être superflue. Les fiches descriptives des systèmes étudiés (cf. Chapitre 2) indiquent des réponses impulsionnelles très courtes (1-2 jours). Par ailleurs, ces délais très courts sont aussi remarquables pour le paramètre X4 du modèle GR4J dont les valeurs correspondent à des temps de base de l'hydrogramme inférieurs à 1 jour. Le système de l'Areuse présente pour la période 2 une valeur proche de zéro qui peut être expliquée par les problèmes de calage sur cette période.

Le paramètre X5 de TOPMO correspond à la capacité du second réservoir de transfert de TOPMO. Ce paramètre apparaît bien défini (distribution étroite), la robustesse du paramètre est importante pour la majorité des systèmes (distributions similaires entre les deux périodes).

Le paramètre X6 de TOPMO gère les flux évaporatoires du réservoir de production. Ce paramètre semble mal défini (distribution étalée) et la robustesse du paramètre est faible pour la majorité des systèmes (écart important entre les distributions sur les deux périodes de calage).

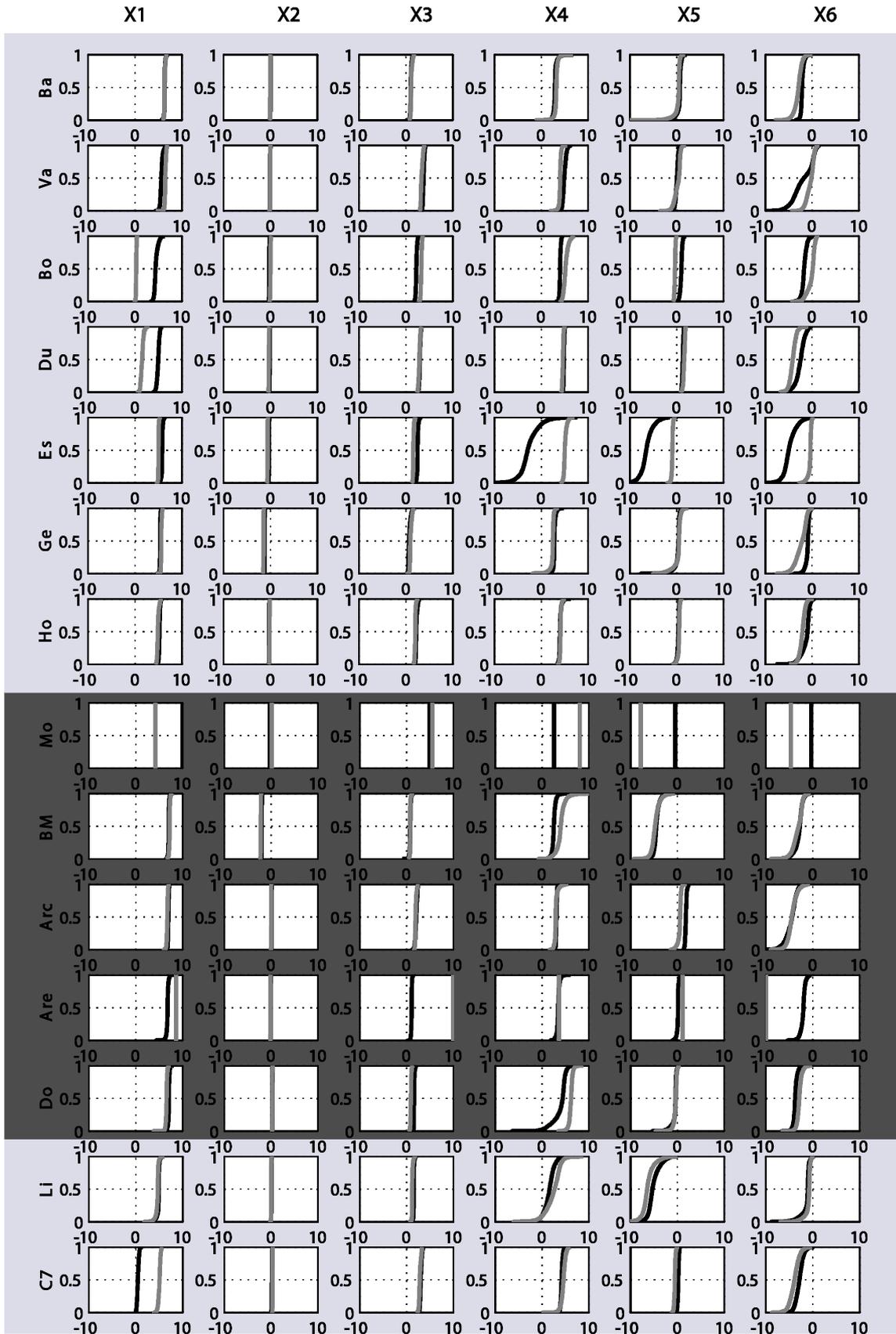


figure 4-17 Distribution des paramètres optimaux de HBV-6P sur la période 1 en noir et sur la période 2 en gris pour l'ensemble des systèmes. Les systèmes dont la performance optimale pour les deux périodes est supérieure à 0.70 sont sur fond gris clair, et les systèmes dont les performances optimales sont inférieures à 0.70 sont sur fond noir.

La figure 4-17 montre les distributions des paramètres du modèle HBV-6P pour les 14 systèmes étudiés. On retrouve les deux sous-périodes avec en noir la distribution de la sous-période 1 et en gris celle de la sous-période 2. Cinq systèmes présentent des performances optimales inférieures à 0.7 sur les deux périodes (Mouline, Bange l'Eau Morte, l'Areuse, Archiane et Doubs) sur fond noir ; neuf systèmes présentent des performances supérieures à 0.7 (Baget, Fontaine de Vaucluse, Boundoulaou, Durzon, Espérelle, Gervanne, Homède, Lison et Fontaine des Chartreux) sur fond gris.

Le paramètre X1 de HBV-6P correspond à la capacité du réservoir de production. De manière générale, ce paramètre semble bien défini puisque sa distribution est étroite. Dans la majorité des systèmes, on note une bonne robustesse du paramètre entre les deux périodes de calage (sauf pour les systèmes de Chartreux, Boundoulaou et Durzon, systèmes pour lesquels les performances optimales sont pourtant supérieures à 0.70). Pour ces systèmes qui présentent des valeurs de X1 différentes pour les deux périodes de calage, il ne semble pas établi que la variation d'un autre paramètre soit à l'origine de cette différence. Cela pourrait aussi être dû à un fonctionnement différent entre les deux périodes.

Le paramètre X2 de HBV-6P gère le taux d'évapotranspiration : s'il y a assez d'eau dans le réservoir alors, l'évapotranspiration se fait au taux de l'ETP. Si le taux de remplissage est insuffisant, seule une partie de l'ETP est convertie en ETR. Plus la valeur de X2 est grande, plus l'ETR est favorisée. La valeur de ce paramètre apparaît stable pour tous les systèmes, bien définie (distributions étroites) et robuste entre les deux périodes. On peut imaginer que ce paramètre n'est pas d'une grande nécessité dans sa version libre et pourrait être fixé.

Le paramètre X3 de HBV-6P correspond au coefficient de vidange du premier réservoir de routage. Comme le paramètre précédent, ce paramètre est bien défini et robuste. En revanche, les valeurs prises pour les différents systèmes ont une gamme de variation plus importante que le paramètre X2.

A la différence des paramètres précédents on note que les paramètres X4, X5 et X6 sont moins bien définis (les distributions sont plus étalées).

Le paramètre X4 de HBV-6P correspond au coefficient de vidange du second réservoir de routage. Il est en général bien défini et robuste. Le manque de robustesse constaté sur les systèmes de l'Espérelle et la gamme assez large sur le Lison s'accompagnent d'effets sur le paramètre X5, indiquant deux paramètres liés.

Le paramètre X5 de HBV-6P correspond à la capacité du premier réservoir de routage, il joue un rôle dans la percolation de ce réservoir. S'il est bien défini et robuste pour la majorité des systèmes, sa relation avec X4 peut poser problème pour certains systèmes.

Le paramètre X6 de HBV-6P correspond au temps de base de l'hydrogramme unitaire, son rôle principal est de distribuer la réponse hydrologique dans le temps. De même que pour les paramètres semblables de GR4J et TOPMO, les valeurs sont très faibles reflétant les réponses impulsionnelles très courtes sur les systèmes étudiés.

4-4 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'évaluer les aptitudes globales des modèles testés à modéliser les systèmes karstiques étudiés, leur robustesse et les gammes de paramètres optimaux obtenus.

La qualité globale des simulations est correcte avec de nombreux systèmes présentant des performances en calage supérieures à 0.70. Les systèmes qui obtiennent de mauvaises performances tels que Bange l'Eau Morte ou l'Areuse sont ceux pour lesquelles la neige impacte le régime hydrologique. Ce phénomène n'est pas pris dans les versions testées.

Par ailleurs, les performances en validation indiquent une bonne robustesse des modèles. Il apparaît que les modèles à 6 paramètres sont moins performants en validation même s'ils donnent de meilleurs résultats en calage.

Pour finir, les résultats de l'étude de sensibilité des paramètres, montrent une robustesse des modèles entre les deux périodes de calage. En revanche, la gamme de valeurs de chaque paramètre sur l'ensemble des systèmes avec tous les modèles est assez large et souvent difficile à interpréter.

Chapitre 5 Calage semi automatique du modèle KDM

5-1 Introduction

Ce chapitre a fait l'objet d'une présentation et d'un acte de colloque (Moussu et al. 2010) au 4^{ème} colloque international sur le karst (ISKA Malaga, 2010). Nous proposons dans ce chapitre une méthodologie pour contraindre les modèles à partir d'informations issues de l'analyse du fonctionnement des systèmes. La structure du modèle KDM (chapitre 3, Figure 3-4) présente une fonction de transfert basée sur le schéma fonctionnel des systèmes karstiques. Dans l'approche fonctionnelle, les écoulements karstiques sont composés d'une fonction transmissive et d'une fonction capacitive. La structure de la fonction de transfert de KDM reprend ce modèle conceptuel avec deux réservoirs : l'un à vidange rapide (fonction transmissive) et l'autre à vidange lente (fonction capacitive). Les courbes de récession contiennent de précieuses informations sur les propriétés de stockage (Mangin 1975; Bonacci 1993; Padilla et al. 1994) et leur analyse permet de déterminer le coefficient de tarissement qui caractérise la fonction capacitive des systèmes.

Notre objectif dans ce chapitre est de réduire le nombre de paramètres de KDM calés automatiquement, et ainsi limiter les relations entre les paramètres du modèle que nous avons diagnostiqués au Chapitre 4.

Un certain nombre d'études antérieures ont montré les avantages que l'on peut tirer de cette procédure d'optimisation dite « orientée processus » (Harlin 1991; Zhang et Lindstrom 1997; Hogue et al. 2000; Shamir et al. 2005). Notamment, la prise en compte des caractéristiques hydrodynamiques (temps de montée des pics de crue, allure des courbes de récession) pendant l'optimisation permet de mieux contraindre les valeurs de certains de ces paramètres par rapport à une optimisation complètement automatique.

En ce qui concerne la modélisation des systèmes karstiques, les analyses de courbes de récession ont déjà été utilisées pour fixer la valeur du coefficient de vidange du réservoir lent en utilisant le coefficient de tarissement (Fleury et al. 2007; Jukic et Denic-Jukic 2009). Nous allons ici juger de la sensibilité des trois autres paramètres de KDM quand on fixe le quatrième.

L'objectif de ce chapitre est de comparer une optimisation semi automatique (qui nécessite une phase d'analyse préalable des courbes de récession pour déterminer les coefficients de tarissement), par rapport à une optimisation automatique. Nous avons remarqué au chapitre 4 que les interactions entre les paramètres de la fonction de transfert de KDM étaient importantes (X2, X3, X4). Le fait de contraindre un des paramètres (en l'occurrence X4) permet-il de réduire les interactions entre ces paramètres ? L'incertitude sur les paramètres restants est-elle réduite ?

5-2 Méthodologie

Nous proposons dans ce chapitre de comparer les performances et les paramètres du modèle KDM selon que l'on contraigne ou non le coefficient de vidange (X4) du réservoir lent (qui correspond à la fonction capacitive des systèmes karstiques dans l'approche fonctionnelle).

Pour cela nous avons utilisé deux versions de KDM dans ce chapitre :

- 1) KDM-4p modèle à quatre paramètres libres, y compris le coefficient de vidange du réservoir lent (paramètre X4)
- 2) KDM-3p modèle similaire à KDM-4p, mais pour lequel la valeur du paramètre X4 est fixée comme étant égale au coefficient de tarissement déterminé préalablement par l'analyse des courbes de récession. La méthode d'analyse des courbes de récessions a été présentée dans le Chapitre 1, les coefficients de tarissement utilisés peuvent être retrouvés dans le Tableau 5-1

Les paramètres libres de ces deux modèles ont été obtenus par une procédure de calage automatique : l'algorithme d'optimisation globale SCEM en utilisant le critère de Nash, appliqué sur les racines carrées des débits comme fonction objectif.

Dans une première phase de test, nous comparons les performances des deux structures de modèles selon le schéma des moindres carrés. Pour cela, nous testons l'ensemble des systèmes présentés dans le Chapitre 2. L'ensemble des tests est réalisé suivant la méthode du split sample test, afin d'évaluer la robustesse des jeux de paramètres obtenus en calage.

Nous réaliserons ensuite une analyse comparative de la sensibilité des paramètres de chacun des modèles, en analysant les distributions des paramètres considérés comme optimaux selon la méthodologie présentée au chapitre 3.

Tableau 5-1 Valeur des coefficients de tarissement issu de l'analyse des récessions.

	Nombre de récessions analysées	Coefficient de tarissement moyen
Homede	5	7.80×10^{-03}
Archiane	5	5.70×10^{-03}
Bange-L'eau-Morte	5	1.15×10^{-02}
Esperelle	5	3.80×10^{-03}
Baget	5	8.40×10^{-03}
Vaucluse	5	4.80×10^{-03}
Durzon	5	1.30×10^{-03}
Gervanne	3	7.10×10^{-03}
Boundoulaou	5	3.20×10^{-03}
Mouline	5	3.00×10^{-03}
Areuse	5	1.70×10^{-02}
Lison	3	1.17×10^{-02}
Doubs	1	8.00×10^{-03}
Chartreux	5	1.70×10^{-03}

5-3 Résultats

5-3-1 Comparaison des performances de KDM-4p et KDM-3p

Dans un premier temps, nous comparons les performances de KDM-4p, version pour laquelle les 4 paramètres sont libres et KDM-3p, version pour laquelle X_4 est contraint par la valeur du coefficient de tarissement déterminé par l'analyse des courbes de récessions. Nous testons l'ensemble de nos systèmes en calage et en validation suivant la méthode du split sample test. Ainsi nous discuterons des performances obtenues avec les deux modèles KDM-4p et KDM-3p pour les différents systèmes.

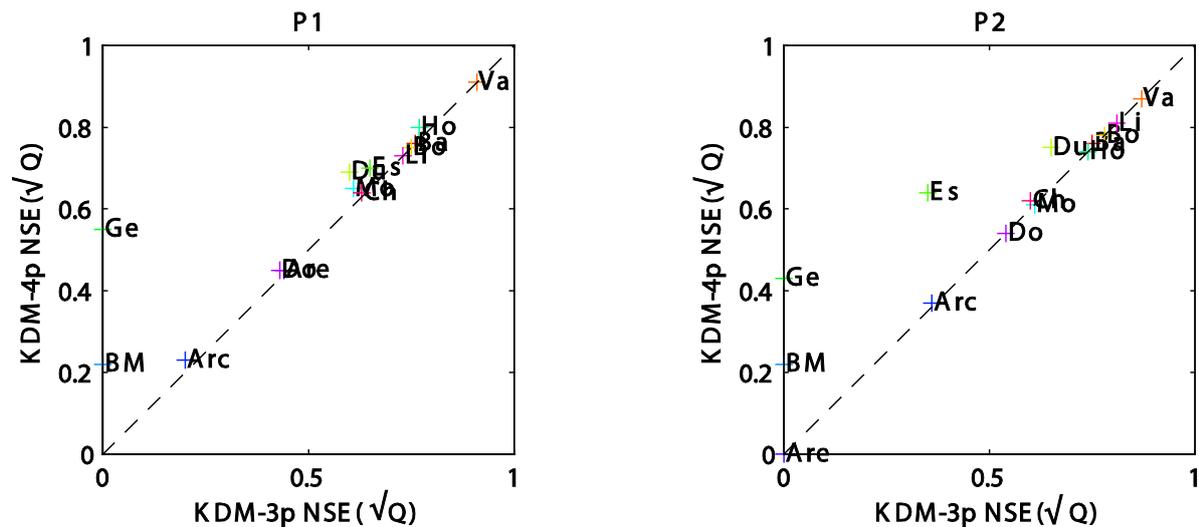


Figure 5-1 Performances en calage des deux versions de KDM : KDM-3p et KDM-4p.

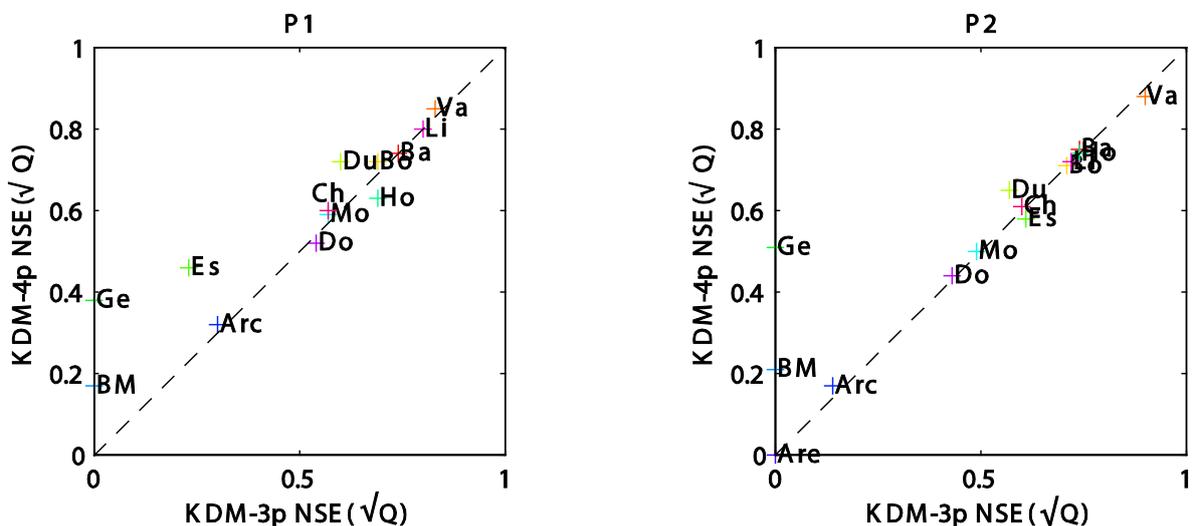


Figure 5-2 Performances en validation des deux versions de KDM : KDM-3p et KDM-4p

Les Figure 5-1 et Figure 5-2 présentent les valeurs du critère $NSE(\sqrt{Q})$ obtenues pour les systèmes karstiques en calage et en validation pour les deux versions du modèle KDM-4p et KDM-3p. De manière générale, l'efficacité des deux modèles est très semblable. Trois systèmes font exception et présentent des performances nettement à l'avantage de KDM-4p : le système de Bange l'Eau Morte qui obtient de mauvaises performances avec les deux versions mais les performances sont plus basses de 0.20 avec KDM-3p, le système de Gervanne perd plus de 0.40

lorsque KDM-3p est utilisé au lieu de KDM-4p. Le système de l'Espérelle présente des performances à l'avantage de KDM-4p sur la seconde période de calage uniquement.

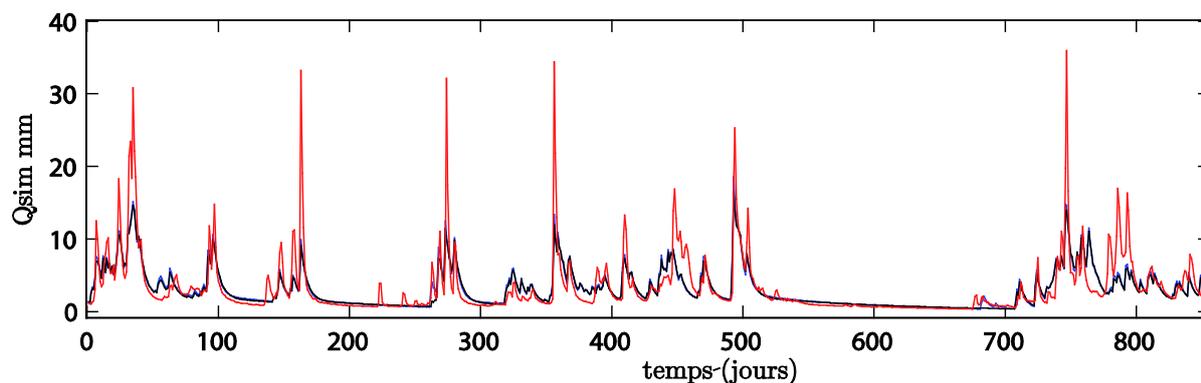


Figure 5-3 Extrait du débit observé en rouge et simulé par KDM-3p en noir et KDM-4p en bleu sur le système du Baget la seconde période.

La Figure 5-3 montre les débits simulés par les modèles KDM-3p et KDM-4p sur le système du Baget entre début 1983 et mi 1984. On note une très bonne adéquation entre les débits simulés par les deux versions du modèle. Dans la section suivante, nous nous intéressons aux valeurs du paramètre X4 obtenu par calage automatique par rapport à la valeur imposée dans KDM-3p.

5-3-2 Comparaison des valeurs du coefficient de tarissement obtenues par calage et par analyse des récessions

La Figure 5-4 présente les valeurs du coefficient de tarissement obtenues à partir d'un calage automatique et celles déterminées par l'analyse des courbes de récession.

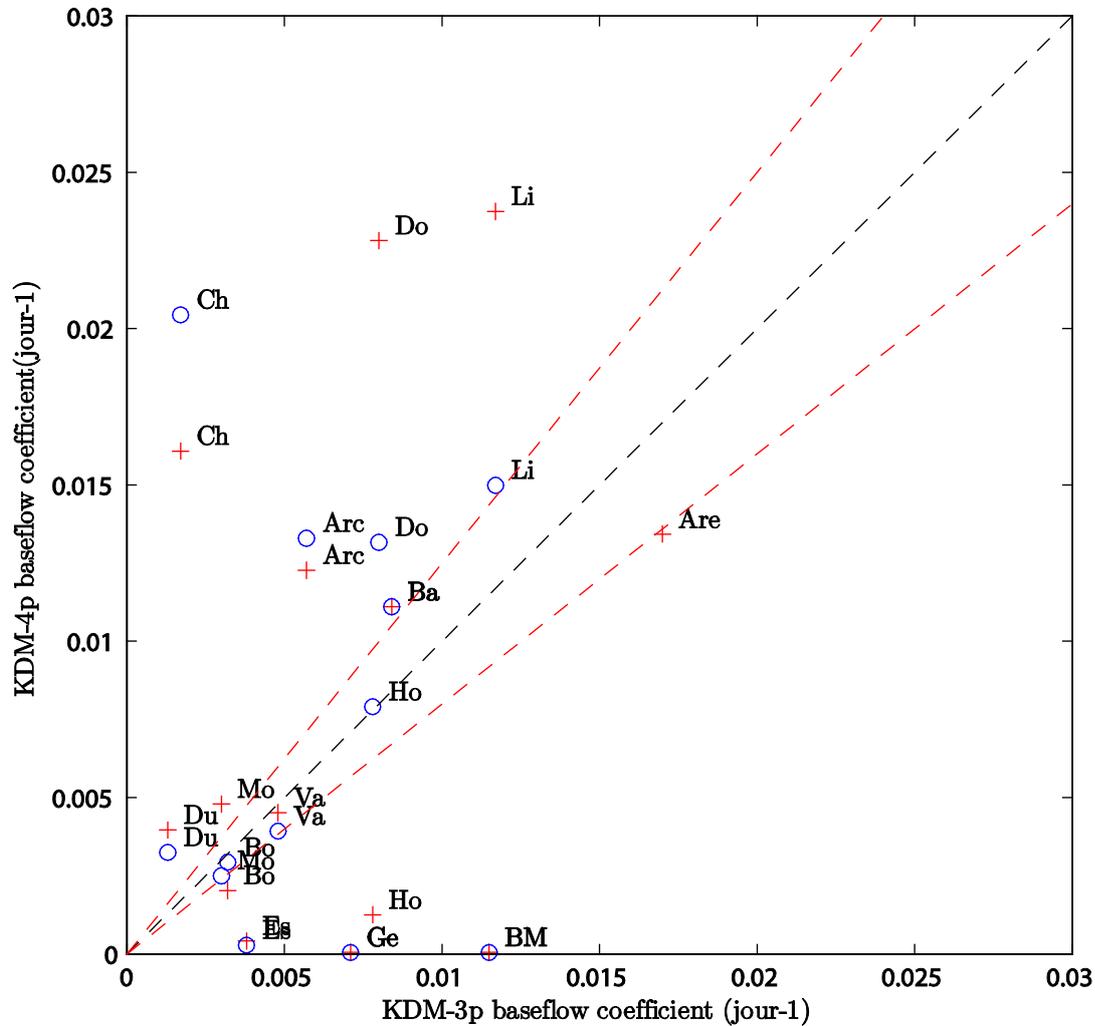


Figure 5-4 Valeur réelle du paramètre X4 (coefficient de vidange du réservoir lent) pour les deux versions de KDM et pour les deux périodes en croix rouge P1 et en rond bleu P2.

En général, le calage automatique respecte l'ordre de grandeur attendu pour ces coefficients de récession, ce qui veut dire que l'interprétation par le modèle du rôle de ce paramètre est sensée. Plus spécifiquement, trois comportements de ce paramètre sont observés :

- le coefficient de tarissement obtenu par calage est similaire à 25% à celui estimé à partir de l'analyse récession. C'est le cas pour les systèmes de la Fontaine de Vaucluse sur les deux périodes de la Mouline, du Boundoulaou et de l'Homède sur une seule période. Pour ces systèmes, l'ensemble des paramètres liés au transfert (X2, X3 et X4) sont similaires avec KDM-3p et KDM-4p. Le comportement des deux modèles est similaire et permet d'obtenir des performances optimales supérieures à 0.70,

- le coefficient de tarissement obtenu par calage est supérieur de 25% à celui estimé à partir de l'analyse récession. C'est le cas des systèmes d'Archiane, les sources du Doubs, du Lison, de la Fontaine de Chartreux, du Baget et du Durzon. Pour ces systèmes, KDM-4p nécessite une vidange plus rapide du réservoir lent que celle déduite de l'analyse des récessions,
- le coefficient de tarissement obtenu par calage est inférieur à celui estimé à partir de l'analyse récession pour les systèmes de l'Espérelle, de Gervanne, de l'Homède, de Bange l'Eau Morte et de l'Areuse. Pour ces systèmes, le comportement de KDM-4p implique une vidange du réservoir lent quasi-nulle et permet un stockage d'eau à la différence de KDM-3p où la vidange de ce réservoir est fixée par l'analyse de la courbe de récession.

Il faut également souligner que pour une grande partie des systèmes, l'écart entre la valeur de X4 calé sur les deux périodes est plus important que l'écart avec les valeurs du coefficient obtenu par analyse des récessions. Ceci veut dire que la stratégie de calage choisie impacte moins la valeur du paramètre que le choix de la période de calage.

5-3-3 Comparaison des distributions des paramètres de KDM-4p et KDM-3p

Dans ce paragraphe, nous examinerons l'impact d'un calage manuel de X4 sur les valeurs et la variabilité des autres paramètres. Pour cela nous suivons l'approche déjà suivie au cours du Chapitre 4 : les jeux de paramètres des distributions a posteriori obtenues avec l'algorithme du SCEM sont conservés et la distribution des valeurs des paramètres des jeux retenus est examinée. La comparaison des distributions des paramètres des deux versions permet :

- d'analyser les interactions entre X4 et les autres paramètres,
- d'analyser l'impact d'une réduction du nombre de paramètres libres sur l'incertitude des paramètres lors de la phase de calage.

Par ailleurs, les distributions sont examinées pour les deux périodes, ce qui permet d'analyser la robustesse relative des deux versions KDM-3p et KDM-4p. Cette analyse nous permet également de discuter des valeurs prises par les paramètres entre les deux versions de KDM. Ceci nous permet de discuter du gain sur l'identification des paramètres entre les deux stratégies d'optimisation.

La Figure 5-5 présente les distributions des paramètres X1, X2, X3 et X4 pour les deux périodes (P1 traits pleins et P2 traits pointillés), les distributions des paramètres pour KDM-3p sont en bleu et KDM-4p en rouge. Notons que pour KDM-3p, la « distribution » de X4 correspond à une seule valeur, celle du coefficient de tarissement obtenu par l'analyse des courbes de récession.

Les systèmes de Gervanne, d'Archiane, de Bange l'Eau Morte, de l'Areuse et du Doubs, ont obtenu des performances de modélisation inférieures à 0.60 en critère de Nash sur les racines carrées des débits. En conséquence, les valeurs des paramètres ne seront pas discutées au vu de leur performance et de leur significativité. Pour une meilleure lisibilité de la Figure 5-5, nous avons reporté par un code couleur les performances optimales supérieures à 0.60 sur fond gris clair et la performance optimale inférieure à 0.60 sur fond gris foncé.

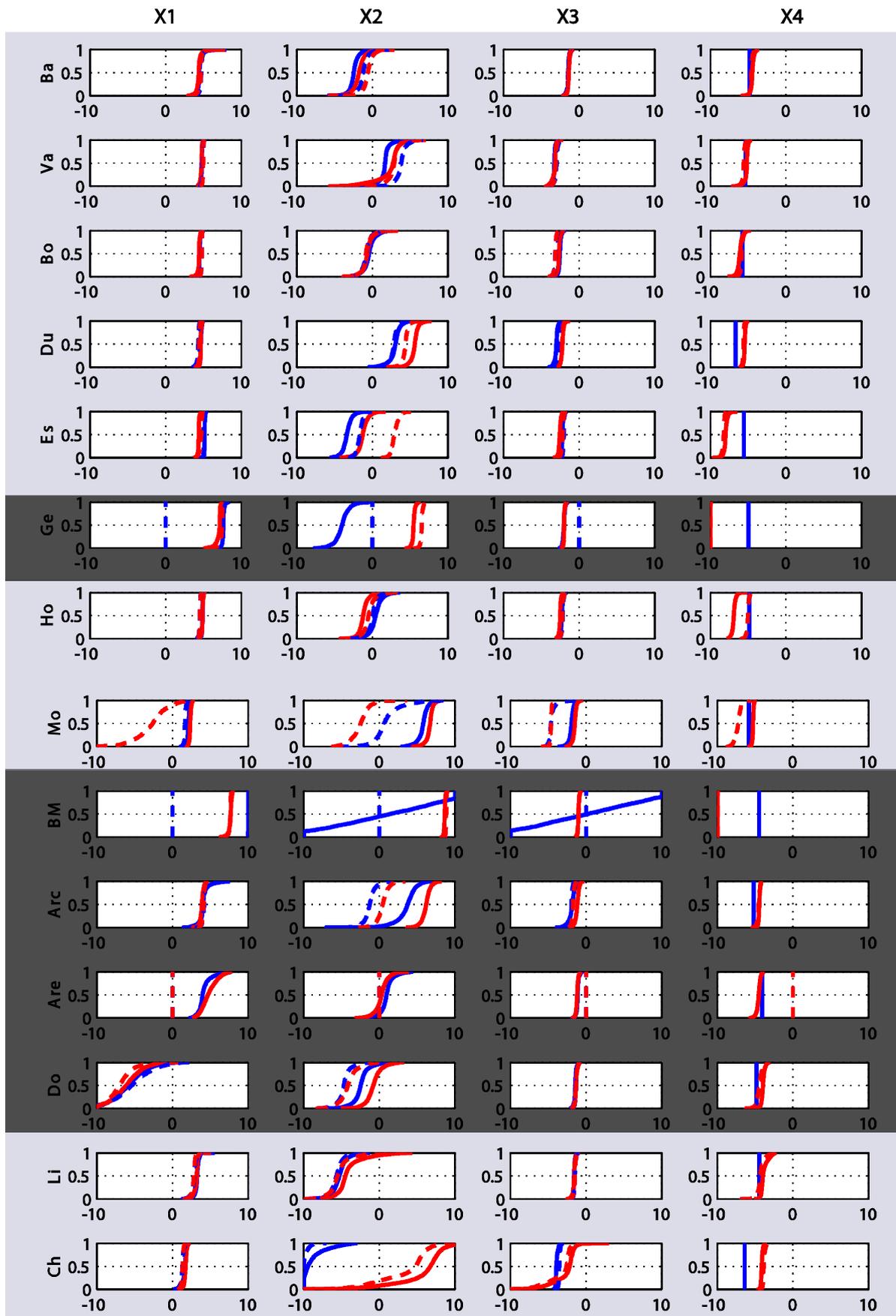


Figure 5-5 Distribution des paramètres KDM-3p en bleu et de KDM-4p en rouge, en trait plein sur la période 1 et en pointillés sur la période 2 sur l'ensemble des systèmes.

Interaction entre X4 et les autres paramètres

La Figure 5-5 met en évidence les interactions entre X4 et les autres paramètres puisque l'on peut examiner comment ces paramètres réagissent à une modification de la valeur de X4. Les valeurs prises par X1 et X3 sont en général assez stables d'une version de KDM à l'autre, indiquant une relative indépendance entre X4 et ces deux paramètres. En revanche, X2 est largement impacté par un changement de valeur de X4. Il semble que plus X4 est grand, plus X2 prend une valeur importante, ce qui semble assez logique car lorsque X4 augmente, la vidange du réservoir lent est plus rapide et cette augmentation de transit est compensée par une proportion plus importante d'eau passant dans ce réservoir lent, aux dépens du réservoir rapide.

Une illustration de ce phénomène est donnée avec le système de la Fontaine des Chartreux pour lequel X2 prend des valeurs très différentes entre les deux versions de KDM. La Figure 5-6 indique les chroniques de différentes variables d'état de KDM pour les deux versions. Ici, le fait d'imposer X4 conduit l'optimisation des trois autres paramètres à court-circuiter ce réservoir à loi de vidange modifiée. En effet X2 est quasiment nul pour KDM-3p, ce qui fait que toute l'eau passe par le réservoir rapide. Notons que cela n'affecte que très peu la réponse finale puisque les coefficients de vidange des deux réservoirs étaient très proches dans la version de KDM-4p. En d'autres termes sur ce système, un modèle à deux paramètres semble plus adapté qu'un modèle à trois ou quatre paramètres.

Incertitudes des paramètres de KDM-3p et KDM-4p

La Figure 5-5 semble indiquer que le fait de fixer X4 conduit à des distributions de paramètres plus resserrées et donc à une réduction de l'incertitude sur presque tous les systèmes. Les paramètres les plus impactés sont le coefficient de partition entre le réservoir rapide et le réservoir lent (X2) et le coefficient de vidange du réservoir rapide (X3). Ceci semble assez logique compte tenu des interactions entre X4 et ces deux paramètres. Il faut cependant noter que ce resserrement des distributions est faible et ne permet de réduire que très peu l'incertitude sur les trois autres paramètres.

Robustesse des versions KDM-3p et KDM-4p

La Figure 5-5 semble également indiquer une plus grande robustesse de la version de KDM-3p par rapport à KDM-4p, avec des distributions de paramètres entre 2 périodes plus proches pour KDM-3p (voir X2 Pour le Durzon et l'Espérelle). Il faut toutefois souligner à ce sujet que dans la version KDM-3p, les récessions des deux périodes ont été utilisées pour déterminer le coefficient de récession moyen sur la chronique. On utilise donc des informations que l'on s'interdit d'utiliser dans la procédure de split sample test classique avec KDM-4p.

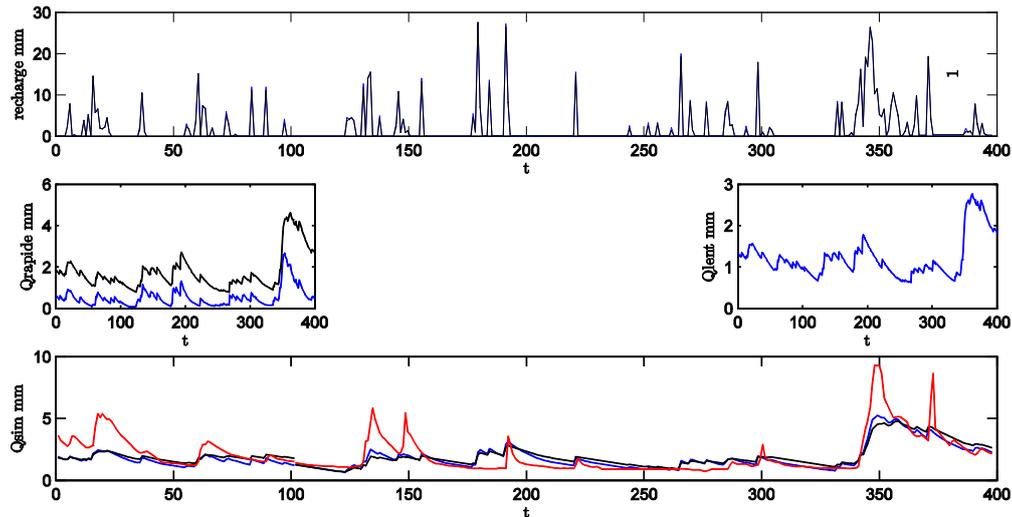


Figure 5-6 Sortie des réservoirs de KDM suivant que l'on utilise KDM-3p en noir KDM-4p en bleu et le débit observé en rouge sur le système de la Fontaine des Chartreux.

5.4-Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons utilisé l'analyse des courbes de récessions pour ajouter une part de notre connaissance du fonctionnement des systèmes dans la modélisation, notre objectif étant d'améliorer l'identification des paramètres en ajoutant des caractéristiques hydrodynamiques à la structure du modèle. La méthode compare les performances du modèle et la variabilité des paramètres avec et sans l'aide du coefficient de tarissement déterminé à partir de l'analyse des courbes de récession. Nous avons montré que l'efficacité de KDM-3p est similaire à KDM-4p pour les systèmes karstiques étudiés, ce qui signifie qu'une contrainte sur les paramètres fondée sur une observation du fonctionnement hydrodynamique du système n'affecte pas le rendement global du modèle. D'autre part, la valeur des paramètres obtenus pour les deux versions du modèle est sensiblement différente ; ce qui laisse à penser qu'à performances égales, le modèle dans lequel nous avons introduit la valeur du coefficient de tarissement rend mieux compte du fonctionnement des systèmes.

Globalement, cette réduction du nombre de paramètres de KDM laissés libres lors du calage automatique permet d'accroître la robustesse du modèle et de réduire l'incertitude sur les paramètres restants. Toutefois ceci se fait au détriment d'une simplicité d'utilisation du modèle car l'analyse des récessions nécessite un examen visuel long et une interprétation de ces récessions (subjective), elle est part ailleurs très dépendante de la longueur des séries et des récessions enregistrées

Chapitre 6 Calage multi-objectif pour la modélisation des systèmes karstiques

6-1 Introduction

Nous avons vu au Chapitre 4 la capacité des modèles pluie-débit à reproduire les débits des systèmes karstiques. Nous avons également vu comment caractériser les systèmes karstiques en fonction de leur fonctionnement hydrodynamique (Chapitre 1). Nous proposons dans ce chapitre de juger la capacité des modèles à bien reproduire ces caractéristiques : en plus de minimiser l'erreur quadratique moyenne (i.e. optimiser le critère de Nash) nous nous proposons d'ajouter d'autres critères de performance qui tiennent compte des caractéristiques hydrodynamiques des systèmes karstiques étudiés.

Bien que la qualité de l'ajustement entre les débits observés et simulés soit l'un des objectifs de la modélisation pluie-débit, ce n'est pas toujours la seule condition pour l'application de la modélisation hydrologique en général et pour les systèmes karstiques en particulier. Dans ce chapitre, nous recherchons à satisfaire un autre objectif : reproduire les principales propriétés hydrodynamiques du système. Nous avons vu que la caractérisation des systèmes karstiques est souvent basée sur la description de la variabilité temporelle des séries. Cette dernière est quelque peu négligée dans les fonctions objectifs classiques basées sur l'erreur quadratique moyenne (Kavetski et al. 2006; Gupta et al. 2009).

Dans le contexte de la modélisation des systèmes karstiques, l'approche multi-objectif (Efstratiadis et Koutsoyiannis 2010) semble être un moyen efficace pour caler les modèles pluie-débit. Cette approche implique l'obtention d'un ensemble de jeux de paramètres optimaux pour satisfaire les multiples fonctions objectifs. Cette notion d'ensemble de solutions optimales, représente le compromis entre les différentes fonctions objectif et sont désignées comme les solutions du calage multi-objectif. Elles constituent le front de Pareto, en référence au concept de Pareto (1906). Le front de Pareto est l'ensemble des solutions qui sont toutes aussi bonnes d'un point de vue multi-objectif. L'utilisation du calage multi-objectif permet, dans l'absolu, un meilleur processus d'identification des paramètres, ce qui permet éventuellement d'offrir de meilleures estimations de la gamme possible des paramètres (Boyle 2000; Beldring 2002) en termes d'efficacité et d'interprétation de ces paramètres.

En fonction de la question posée, Madsen (2003) a réalisé une classification du calage multi-objectif :

- multi-variables : lorsque l'on souhaite reproduire différentes variables (débits, niveaux piézométriques, traceurs géochimiques, humidité du sol, etc),
- multi-sites : lorsque la variable à reproduire est disponible à différents points du système (généralement modèles distribués ou semi-distribués),
- multi-réponses : pour des critères différents mais faisant intervenir la même variable cible (typiquement le débit).

Pour atteindre notre objectif de bien représenter les propriétés hydrodynamiques des systèmes karstiques, nous utiliserons une stratégie de calage multi-objectif en mode multi-réponses. Nous nous appliquerons à réduire les erreurs journalières sur les débits, mais également la dynamique du système à l'aide de critères qui jugent la capacité du

modèle à reproduire la fonction d'autocorrélation d'une part et la transformée en ondelettes des débits d'autre part.

6-2 Méthodologie générale

Dans ce Chapitre, nous proposons de caler les modèles en utilisant une approche multi-objectif. Pour cela nous proposons d'utiliser deux critères alternatifs au critère de Nash. **Nous testerons deux modèles KDM et GR4J sur un système karstique : le Baget.** La méthodologie sera ensuite généralisée au Chapitre 7 à l'ensemble des systèmes étudiés. Nous utiliserons un algorithme d'optimisation multi-objectif (MOSCEM) qui va explorer l'espace de paramètres afin d'estimer l'ensemble du front de Pareto qui constitue les solutions optimales en termes multi-objectif. En ce qui concerne le calage mono-objectif nous utiliserons SCEM-UA. Les tests d'optimisation suivent la méthodologie du split sample test. Les deux modèles sont calés sur les deux périodes P1 et P2 et les jeux de paramètres obtenus sur chaque période sont ensuite testés sur l'autre afin d'obtenir des résultats en validation. En plus d'étudier les performances des modèles suivant les trois stratégies de calage, nous nous intéresserons à l'incertitude sur les paramètres optimaux. La méthodologie développée précédemment sera adaptée pour tenir compte du cadre multi-objectif.

6-2-1 Fonctions objectif sélectionnées

Les performances de la modélisation sont estimées en fonction de la capacité des modèles à :

- **reproduire les débits journaliers** en utilisant le schéma classique des moindres carrés avec le critère de Nash appliqué sur les racines carrées des débits,
- **reproduire les caractéristiques hydrodynamiques** du signal : pour cela, nous utilisons deux critères différents :
 - un critère que nous avons développé (noté RMSE (cor)), qui permet d'ajuster la fonction d'autocorrélation du débit simulé à la fonction d'autocorrélation du débit observé ³ (cf chapitre 3-4-2-1 et Annexe2)
 - un critère sur les ondelettes, développé par Schaefli et Zehe (2009), ce critère (noté R_w) permet de juger de l'aptitude des modèles à reproduire le signal transformé en ondelettes des débits (cf chapitre 3-4-2-2).

Ces deux critères ont pour but de voir si la variabilité temporelle des simulations est bien reproduite. Le critère sur la fonction d'autocorrélation s'intéresse à la décroissance de l'autocorrélation en fonction du temps. Le critère sur les ondelettes va traduire quant à lui l'adéquation des débits simulés pour plusieurs bandes de fréquences en fonction du temps.

Le critère de Nash peut être calculé sur des chroniques possédant des lacunes de débits. Les deux critères basés sur les caractéristiques hydrodynamiques, la fonction d'autocorrélation RMSE(cor) et le critère sur les ondelettes (R_w), nécessitent une chronique sans lacune. Nous présentons dans ce chapitre la méthodologie appliquée sur le système du Baget qui ne comprend pas de lacune sur la période 1973-1992.

Illustration des critères

³ Cette étape a fait l'objet d'une publication « A multi objective calibration framework for rainfall-discharge models applied to karst », Moussu et al, 2011, Annexe2.

Le critère de Nash est un critère communément utilisé, les deux autres critères sur la capacité du modèle à reproduire les caractéristiques hydrodynamiques du signal le sont moins. Nous allons donc illustrer quelques résultats pour illustrer ces critères et mieux appréhender les performances obtenues sur ces critères. Les Figure 6-1 et Figure 6-2 sont extraites des résultats de simulations de la section suivante. Nous présentons des résultats de simulation en calage multi-objectif entre le critère de Nash et le critère sur la fonction d'autocorrélation et entre le critère de Nash et le critère sur la fonction ondelettes.

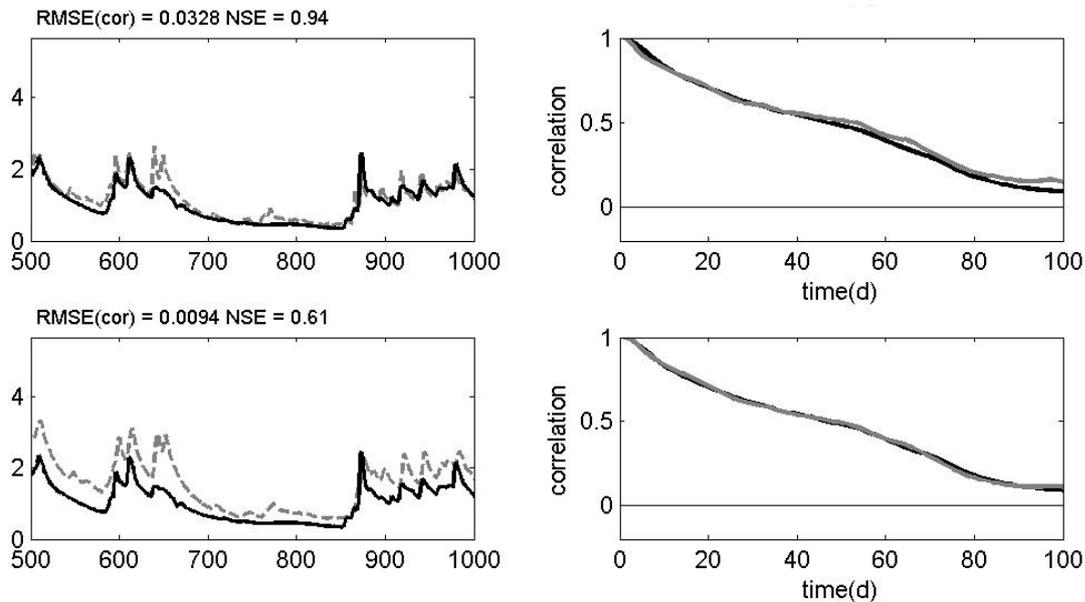


Figure 6-1 Illustration du critère sur la fonction d'autocorrélation (sur le système de la Fontaine de Vaucluse). A gauche les débits observés (en noir) et simulés (en gris), à droite la fonction d'autocorrélation associée. En haut la simulation ayant la meilleure performance avec le critère de Nash ($NSE=0.94$; $RMSE(cor)=0.03$), en bas la simulation ayant la meilleure performance avec le critère sur la fonction d'autocorrélation ($NSE=0.61$; $RMSE(cor)=0.0094$).

La Figure 6-1 montre les performances obtenues sur chaque critère et nous permet d'apprécier leur sensibilité. On remarque que pour un bon critère de Nash la fonction d'autocorrélation est dans le cas présenté surestimée. En revanche, une bonne adéquation de la fonction d'autocorrélation entraîne dans le cas présenté une surestimation des débits simulés.

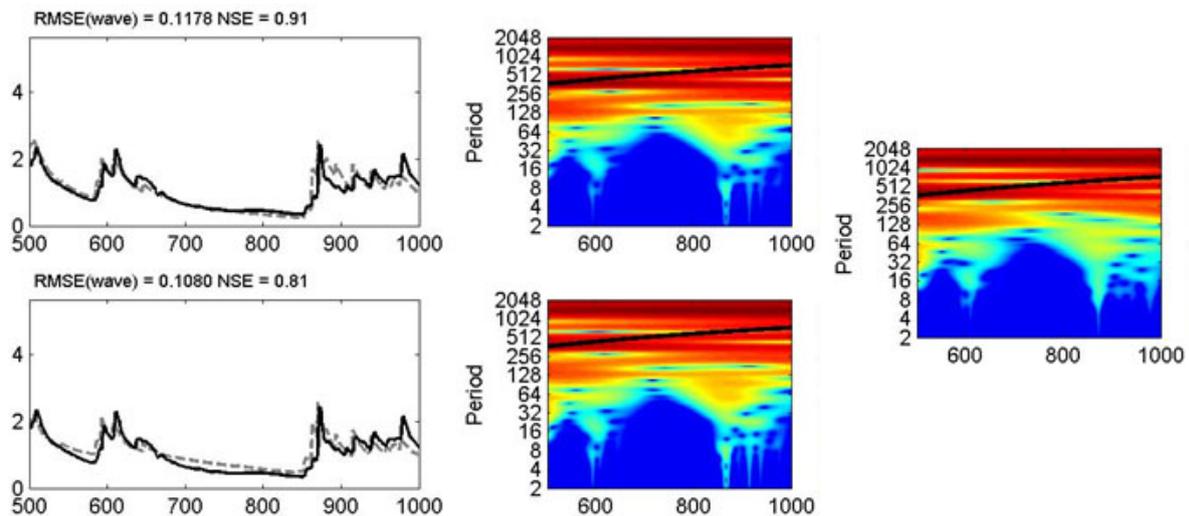


Figure 6-2 Illustration du critère sur la fonction d'ondelette (sur le système de la Fontaine de Vaucluse). A gauche les débits observés(en noir) et simulés(en gris), au milieu la transformée en ondelette associée et à droite la transformée en ondelettes du débit observé. En haut la simulation ayant la meilleure performance avec le critère de Nash ($NSE=0.91$; $Rw=0.11$), en bas la simulation ayant la meilleure performance avec le critère ondelette ($NSE=0.81$; $Rw=0.10$).

Sur la Figure 6-2, il apparaît que l'utilisation du critère ondelettes n'entraîne pas une mauvaise adéquation avec les débits. Il semble que les deux critères Nash et ondelettes donnent des informations sur la qualité de la simulation plus similaires que l'association du critère sur la fonction d'autocorrélation et du critère de Nash.

6-2-2 Stratégies de calage envisagées

Dans ce chapitre, nous appliquerons deux approches multi-objectif. La première approche consiste à utiliser les critères $NSE(\sqrt{Q})$ et $RMSE(cor)$ et la seconde approche, $NSE(\sqrt{Q})$ et Rw . Pour chacune de ces approches, trois stratégies de calage vont être évaluées afin d'évaluer les limites et gain de l'approche multi-objectif :

- stratégie 1 (st 1) : calage mono-objectif en utilisant le critère $RMSE(cor)$ ou Rw selon le choix de la fonction objectif alternative étudiée,
- stratégie 2 (st 2) : calage mono-objectif en utilisant le critère de Nash ($NSE(\sqrt{Q})$),
- stratégie 3 (st 3) : calage multi-objectif en utilisant le critère $NSE(\sqrt{Q})$ associé à une des deux autres fonctions objectif alternatives.

D'abord, nous comparons les nouveaux critères utilisés comme fonction objectif seule avec comme référence un calage utilisant le critère $NSE(\sqrt{Q})$. Ensuite, nous allons chercher un compromis entre ces critères en utilisant un calage multi-objectif.

6-2-3 Estimation de l'incertitude sur les paramètres dans un contexte de calage multi-objectif

Nous avons abordé l'incertitude des paramètres dans les Chapitres 4 et 5 dans un contexte de calage mono-objectif. Avec les stratégies 1 et 2, notre méthode d'analyse reste la même. Dans un contexte multi-objectif (stratégie 3), deux critères sont utilisés simultanément, la sélection des jeux de paramètres nécessite d'être faite selon ces deux critères. La Figure 6-3 illustre les différences entre les trois stratégies pour la sélection des jeux de paramètres utilisés pour l'analyse de l'incertitude. Dans le cas d'une optimisation mono-objectif, un seuil est placé de façon arbitraire selon la valeur optimale du critère. Les solutions qui dépassent le seuil sont

alors retenues. On note que pour la stratégie 1, nous devons minimiser le critère, alors que pour la stratégie 2 il faut maximiser le critère. Dans le cas du calage multi-objectif, nous utilisons un seuil pour chacune des fonctions objectives.

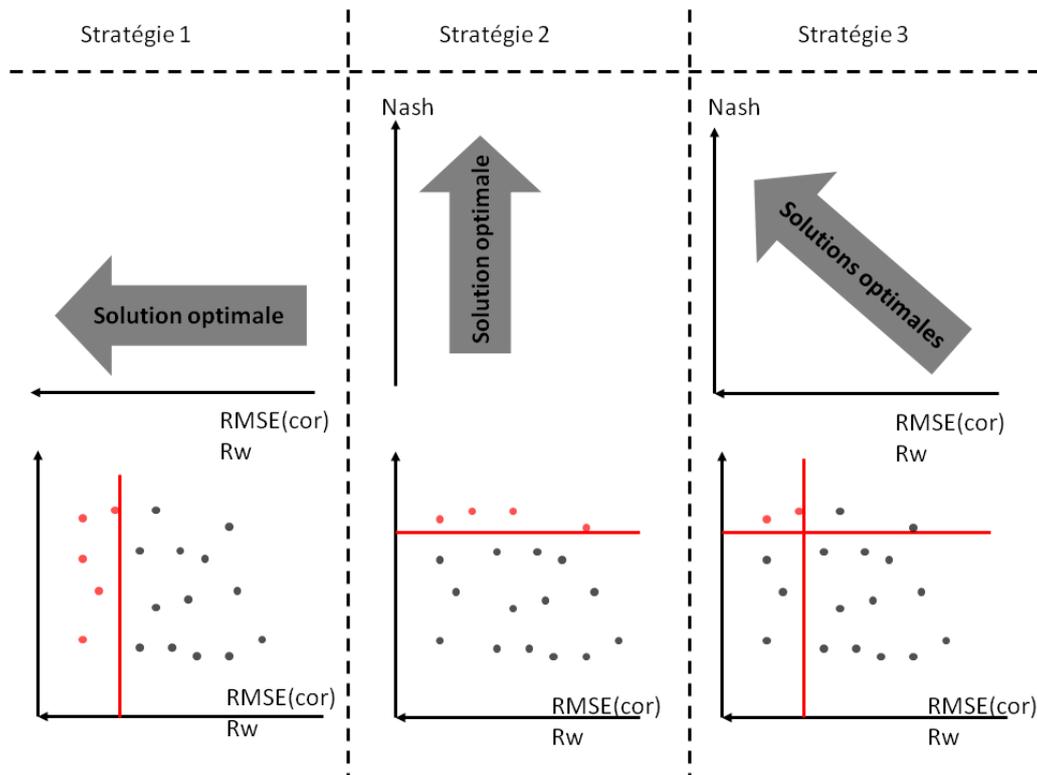


Figure 6-3 Sélection des jeux de paramètres selon la stratégie d'optimisation.

6-3 Utilisation de la fonction d'autocorrélation comme fonction objectif alternative

Dans cette partie nous allons analyser les performances de deux modèles (GR4J et KDM) sur le système du Baget suivant la stratégie de calage envisagée en utilisant la fonction d'autocorrélation comme fonction objectif alternative et/ou complémentaire au critère de Nash.

6-3-1 Analyse des résultats en calage

6-3-1-1 Analyse des performances suivant les trois stratégies d'optimisation

Nous avons dans un premier temps testé un calage mono-objectif. Pour cela nous avons utilisé l'algorithme d'optimisation SCEM-UA en utilisant tour à tour NSE (\sqrt{Q}) et RMSE (Cor) comme fonction objectif. Le Tableau 6-1 présente les performances obtenues en calage et validation pour les deux modèles avec les deux critères utilisés.

On remarque que les performances sont similaires à l'égard de chaque fonction objectif. Les performances optimales suivant le critère RMSE (Cor) sont très proches sur les deux périodes quel que soit le modèle utilisé. Lorsque l'on s'intéresse au critère NSE (\sqrt{Q}) on note que GR4J apparaît également plus performant que KDM. On note également que le choix du critère de calage ne permet pas d'obtenir nécessairement de bonnes performances avec l'autre critère.

- La valeur de NSE (\sqrt{Q}) descend sous 0.5 0 quand on utilise RMSE (Cor) comme fonction objectif, alors que la performance est au-dessus de 0.75 quand on utilise le critère NSE

(\sqrt{Q}). Cet écart de performance n'est pas surprenant quand on saisit que le critère sur la fonction d'autocorrélation RMSE (Cor) ne respecte pas forcément les bilans. Nous présentons sur la Figure 6-4 une partie des hydrogrammes observé et simulé sur la première période en utilisant les deux critères NSE(\sqrt{Q}) et RMSE (Cor) avec KDM. L'hydrogramme simulé obtenu avec le calage RMSE (Cor) permet d'obtenir une simulation acceptable en terme de dynamique temporelle, mais les débits d'étiage sont sous-estimés et les pics de crue surestimés. En revanche, quand on utilise NSE(\sqrt{Q}) comme fonction objectif, l'hydrogramme simulé représente bien les pics de crue et les étiages.

- Les performances du critère RMSE (Cor) sont également dépendantes de la fonction objectif choisie. La Figure 6-5 illustre les corrélogrammes obtenus en utilisant les deux fonctions objectifs sur les deux modèles. Sur la Figure 6-5 (a), on note une très bonne adéquation entre corrélogrammes observé et simulé obtenus en utilisant RMSE(cor) comme fonction objectif, à la différence de la Figure 6-5 (b) où l'utilisation de NSE(\sqrt{Q}) comme fonction objectif provoque une surestimation du corrélogramme. Cette surestimation traduit une surestimation de l'inertie du système et donc une sous-estimation de la variabilité temporelle de la chronique de débits.

En validation, les performances des deux critères sont dégradées, mais le calage utilisant NSE(\sqrt{Q}) comme fonction objectif apparaît plus robuste. Il apparaît que le critère RMSE(cor) ne peut être utilisé comme seule fonction objectif puisqu'il ne permet pas de respecter le bilan hydrologique et conduit à de mauvaises simulations des crues. Il reste toutefois une insuffisance dans l'utilisation du critère NSE (\sqrt{Q}) comme fonction objectif, qui entraîne une surestimation du corrélogramme. Ces résultats suggèrent que l'on peut rechercher un compromis intéressant entre ces deux fonctions objectifs.

Tableau 6-1 Performance en calage et validation obtenus avec les deux calages mono-objectif.

Fonction objectif	Modèle	Période	Calage	Validation	Calage	Validation
			NSE(\sqrt{Q})		RMSE(cor)	
NSE(\sqrt{Q})	GR4J	P1	0.81	0.81	0.038	0.063
		P2	0.81	0.80	0.087	0.063
	KDM	P1	0.75	0.75	0.118	0.076
		P2	0.77	0.75	0.091	0.137
RMSE(cor)	GR4J	P1	0.31	-61.67	0.015	0.025
		P2	-78.52	0.36	0.026	0.026
	KDM	P1	0.31	0.55	0.014	0.043
		P2	0.48	0.14	0.025	0.029

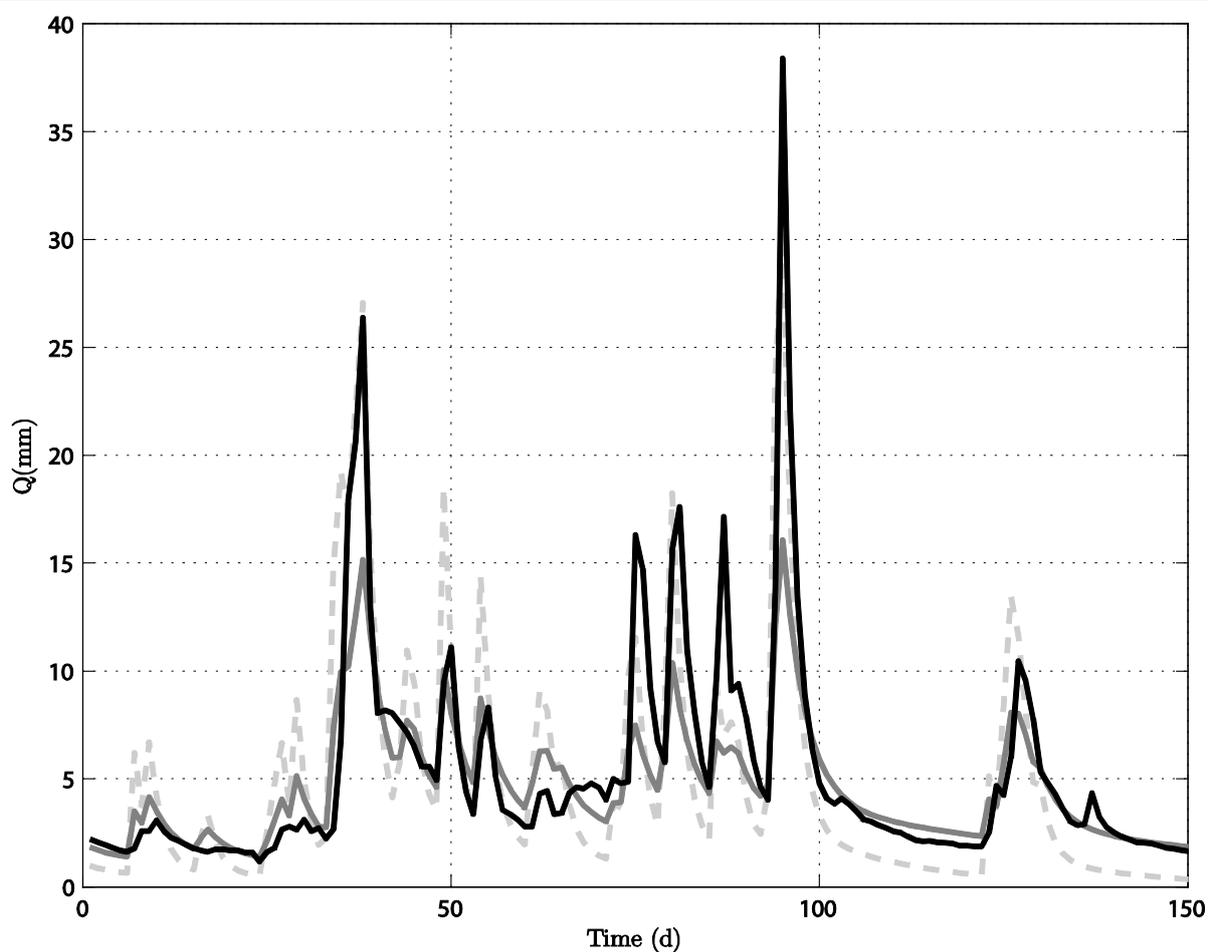


Figure 6-4 Partie de l'hydrogramme en calage sur la période P1 avec le modèle KDM. La ligne noire représente le débit observé, en gris clair pointillé le débit simulé en utilisant le critère RMSE (cor) et en gris foncé le débit simulé avec NSE comme fonction objectif.

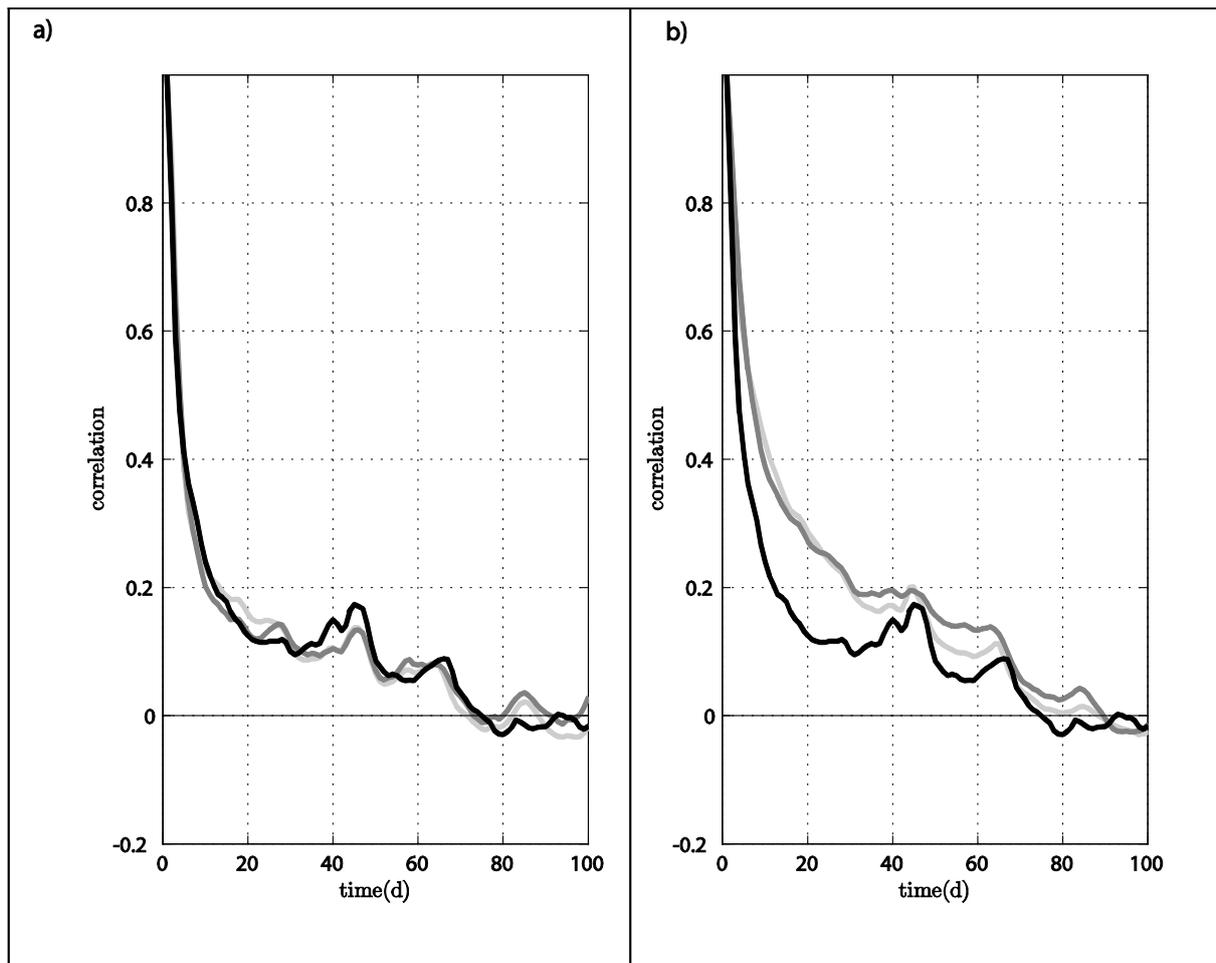


Figure 6-5 Fonction d'autocorrélation du débit en calage sur la période P2 en utilisant le critère RMSE(corr)a) et NSE b) comme fonction objectif. La ligne noire représente la fonction d'autocorrélation du débit observé, en gris clair la fonction d'autocorrélation du débit en utilisant KDM et en gris foncé la fonction d'autocorrélation du débit en utilisant GR4J.

Nous avons ensuite utilisé un calage multi-objectif avec les deux fonctions objectif (NSE (\sqrt{Q}) et RMSE (Cor)). Pour cela nous avons utilisé MOSCEM (Vrugt et al. 2003) comme algorithme d'optimisation. La Figure 6-6 montre l'ensemble des jeux de paramètres testés durant l'optimisation et le front de Pareto constituant les solutions non dominées. Ceci permet d'appréhender les relations entre les valeurs des deux fonctions objectifs obtenues par calage multi-objectif. Deux principales conclusions peuvent être tirées de ces résultats :

- les jeux de paramètres donnant une bonne simulation à l'égard du critère RMSE (Cor) peuvent fournir des résultats très médiocres en ce qui concerne le critère de Nash NSE (\sqrt{Q}) et vice-versa,
- certains jeux de paramètres peuvent être considérés comme acceptables pour les deux fonctions objectifs. Cette partie du front de Pareto (dans le coin supérieur gauche) au niveau du point d'inflexion indique qu'une fonction objectif peut être sensiblement améliorée en contrepartie d'une faible dégradation de la seconde fonction objectif. Par exemple pour KDM sur la sous-période P1, si l'on accepte une valeur de NSE/ \sqrt{Q} de 0,72 au lieu de 0,75 la valeur de RMSE (Cor) passe de 0,118 à 0,024.

Pour le système du Baget les deux modèles donnent des performances en regard du critère de Nash sensiblement différentes. Le modèle GR4J obtient les meilleures performances (supérieure à 0.80) alors que KDM est aux alentours de 0.75.

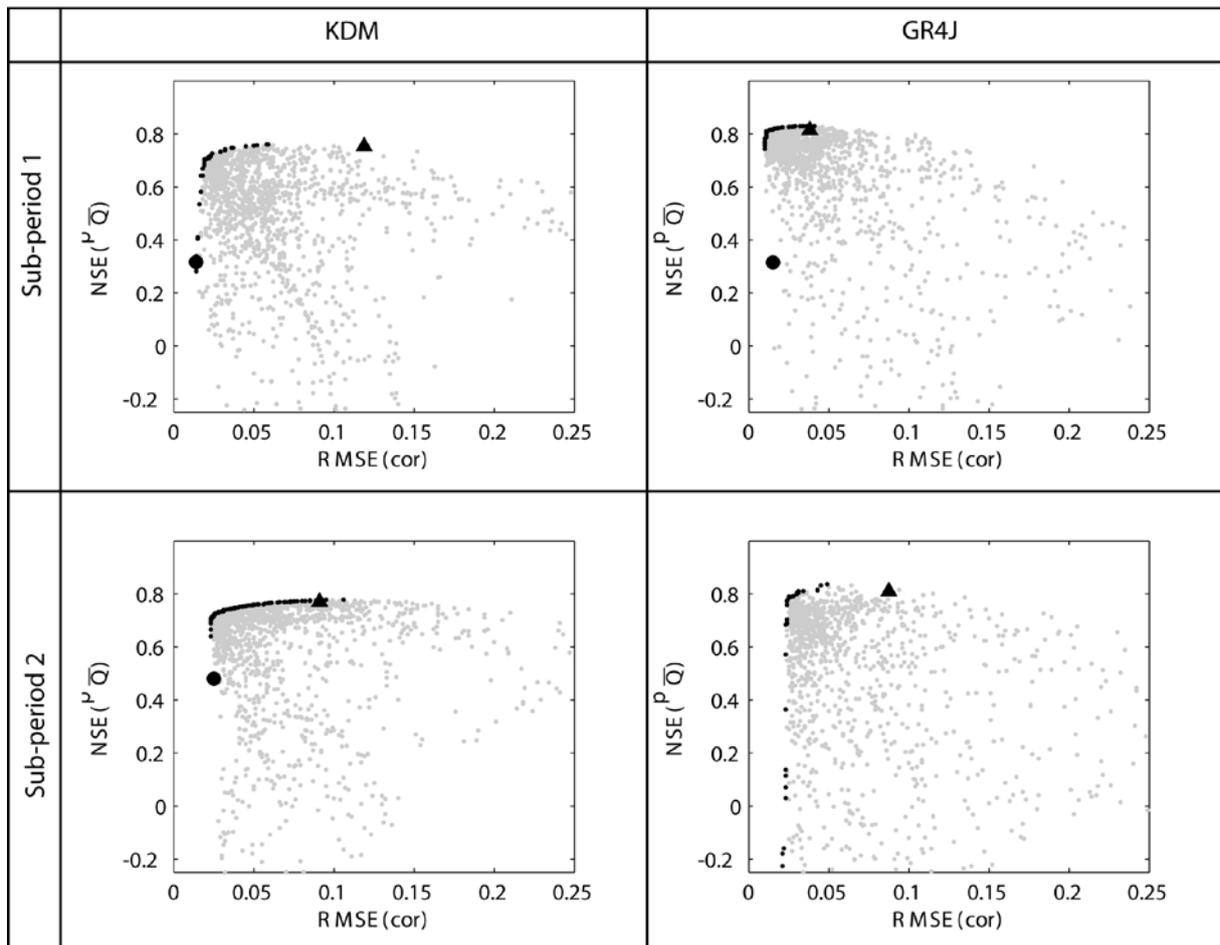


Figure 6-6 Performance du calage multi-objectif pour les deux modèles et les deux périodes. Les solutions optimales forment le front de Pareto en point noir, les solutions optimales obtenues en calage mono-objectif sont aussi représentées avec des ronds pour les solutions optimales obtenues avec le calage suivant le critère RMSE (cor) et avec des triangles pour l'optimisation sur le critère $NSE(\sqrt{Q})$.

6-3-1-2 Analyse de la distribution des paramètres suivant les trois stratégies d'optimisation

Nous nous intéressons ici à l'incertitude sur les paramètres optimaux issus des trois stratégies de calage. En suivant la méthodologie présentée au paragraphe 6-2-3, nous avons choisi de fixer un seuil à partir duquel les solutions sont considérées comme acceptables :

- pour la stratégie 1 (st 1) correspondant au calage mono-objectif en utilisant le critère RMSE (cor), le seuil d'acceptabilité est fixé à 0.03, suite à une analyse visuelle des résultats de calage pour les modèles utilisés et le système testé,
- pour la stratégie 2 (st 2) correspondant au calage mono-objectif en utilisant le critère NSE (\sqrt{Q}), le seuil d'acceptabilité est fixé à 0.70 soit approximativement 90% de la performance optimale,
- pour la stratégie 3 (st 3) correspondant au calage multi-objectif en utilisant les critères NSE (\sqrt{Q}) et RMSE(cor), nous avons fixé les deux seuils déjà mentionnés sur chacune des fonctions objectif.

Le Tableau 6-2 renseigne le nombre de jeux de paramètres considérés comme acceptables pour chacune des stratégies et périodes de calage et les Figure 6-7 et Figure 6-8 illustrent la diversité des réponses hydrologiques engendrées par ces jeux de paramètres sur la période P1. Les corrélogrammes obtenus avec la stratégie 1 (calage mono-objectif avec RMSE (cor)) présentent une très bonne adéquation avec le corrélogramme observé. Inversement les corrélogrammes obtenus avec la stratégie 2 (calage mono-objectif avec NSE(\sqrt{Q})) tend à suresti mer le corrélogramme. L'utilisation de la stratégie 3 (calage multi-objectif) permet également de bien reproduire le corrélogramme en permettant des simulations des débits acceptables. En effet, un grand nombre de solutions acceptables issues de la stratégie 1 ne permettent pas de bien reproduire l'hydrogramme.

Tableau 6-2 Nombre de solutions acceptables pour chacune des stratégies de calage et chaque période.

Modèle	Période	Calage mono-objectif	Calage mono-objectif	Calage multi-objectif
		RMSE(cor)	NSE(\sqrt{Q})	
GR4J	P1	23	30	653
	P2	14	44	101
KDM	P1	31	18	52
	P2	21	21	109

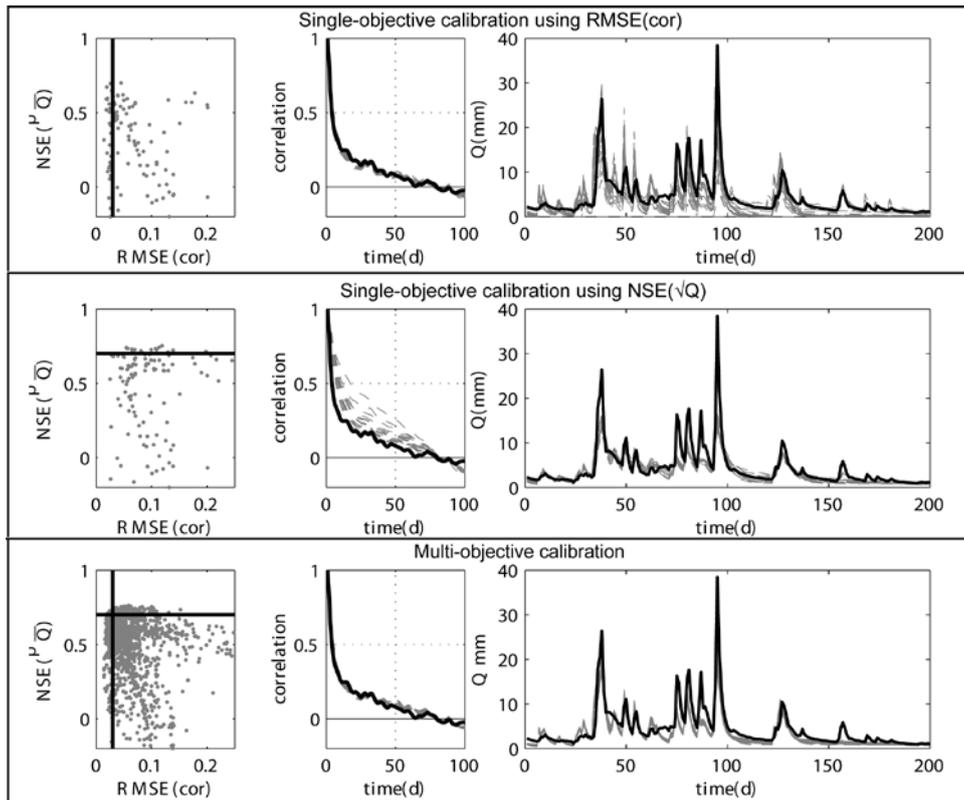


Figure 6-7 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec KDM. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le corrélogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.

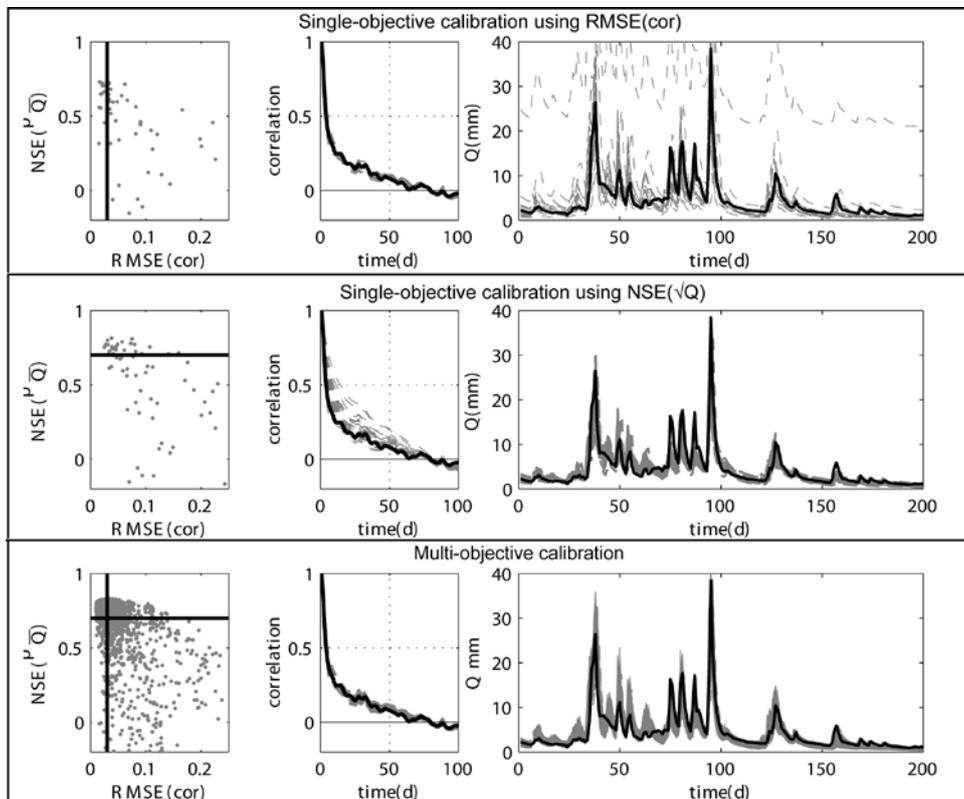


Figure 6-8 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec GR4J. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le corrélogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.

La Figure 6-9 présente les distributions cumulées des paramètres acceptables des deux modèles issus des trois stratégies d'optimisation pour la période P1. On note que la distribution de la stratégie 3 est toujours plus resserrée que celle des stratégies 1 et 2, ce qui indique que l'incertitude sur les paramètres est réduite en utilisant la stratégie de calage multi-objectif. On note également que la gamme des valeurs prises par les paramètres suivant la stratégie 1 (mono-objectif RMSE (cor)) est très large, soulignant une nouvelle fois que ce critère ne peut être utilisé seul pour caler les modèles pluie-débit.

- Pour KDM, les distributions issues des stratégies 2 et 3 sont proches. En revanche, on note que les distributions issues de la stratégie 1 sont beaucoup plus larges. On note particulièrement que la gamme de valeur du paramètre X1 (fonction de production) est large avec la stratégie 1 ce qui n'est pas surprenant car ce paramètre n'a pas d'impact direct sur la variabilité temporelle. Les trois autres paramètres X2, X3 et X4 liés à la fonction de transfert présentent des résultats plus contrastés.
- Pour GR4J, les distributions montrent que le calage en mode multi-objectif permet en général une meilleure définition des paramètres en ayant des distributions bien resserrées. On note que ce resserrement concerne autant les paramètres de production que les paramètres de transfert. Ceci signifierait que l'ajustement de la fonction d'autocorrélation permet d'éviter des situations pour lesquelles les paramètres de production jouent un rôle sur le transfert par compensation avec les paramètres dédiés au transfert.

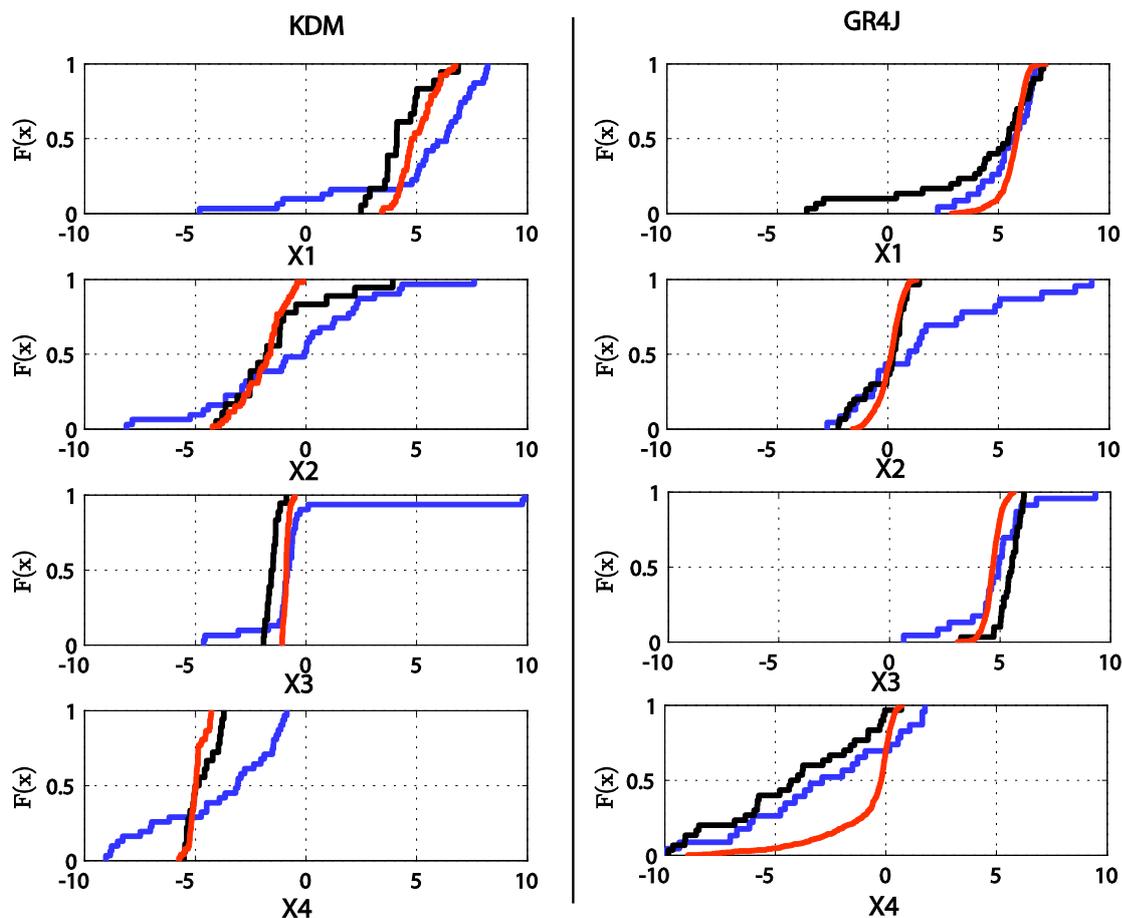


Figure 6-9 Distributions cumulées des paramètres optimaux de KDM à gauche et GR4J à droite sur la période P1 avec les trois stratégies de calage en bleu st1, en noir st2 et en rouge st3.

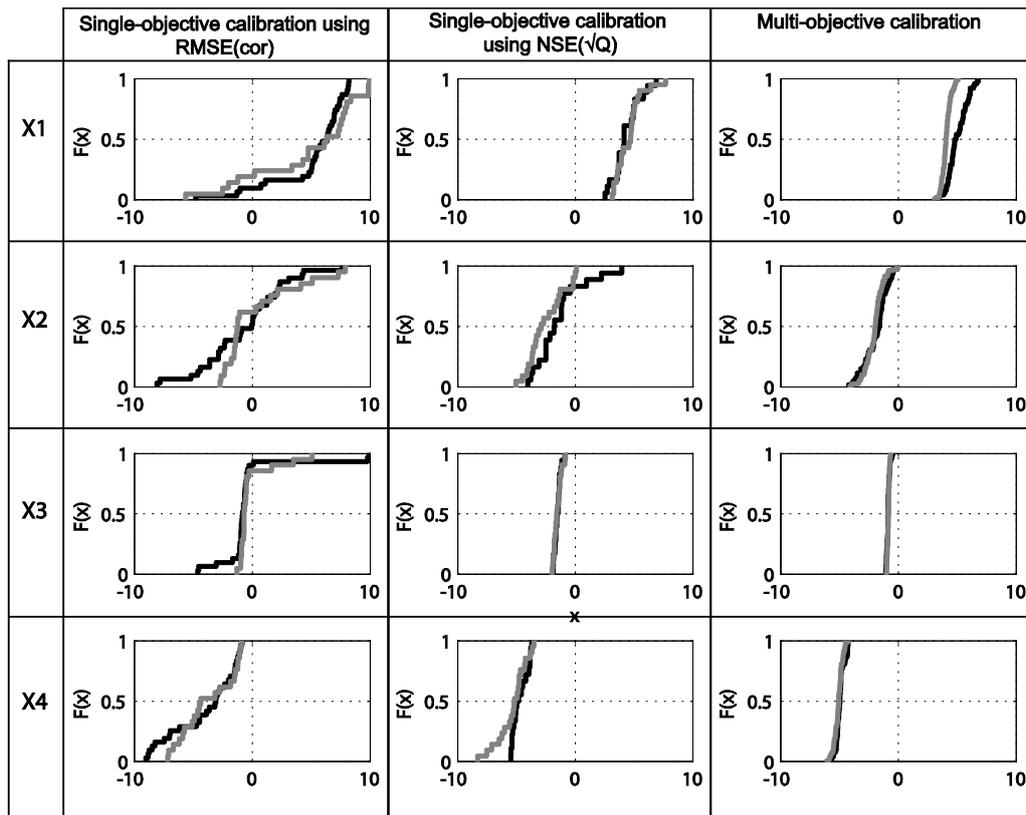


Figure 6-10 Distributions cumulées des paramètres de KDM retenus sur les deux périodes P1 en noir et P2 en gris avec les trois stratégies de calage.

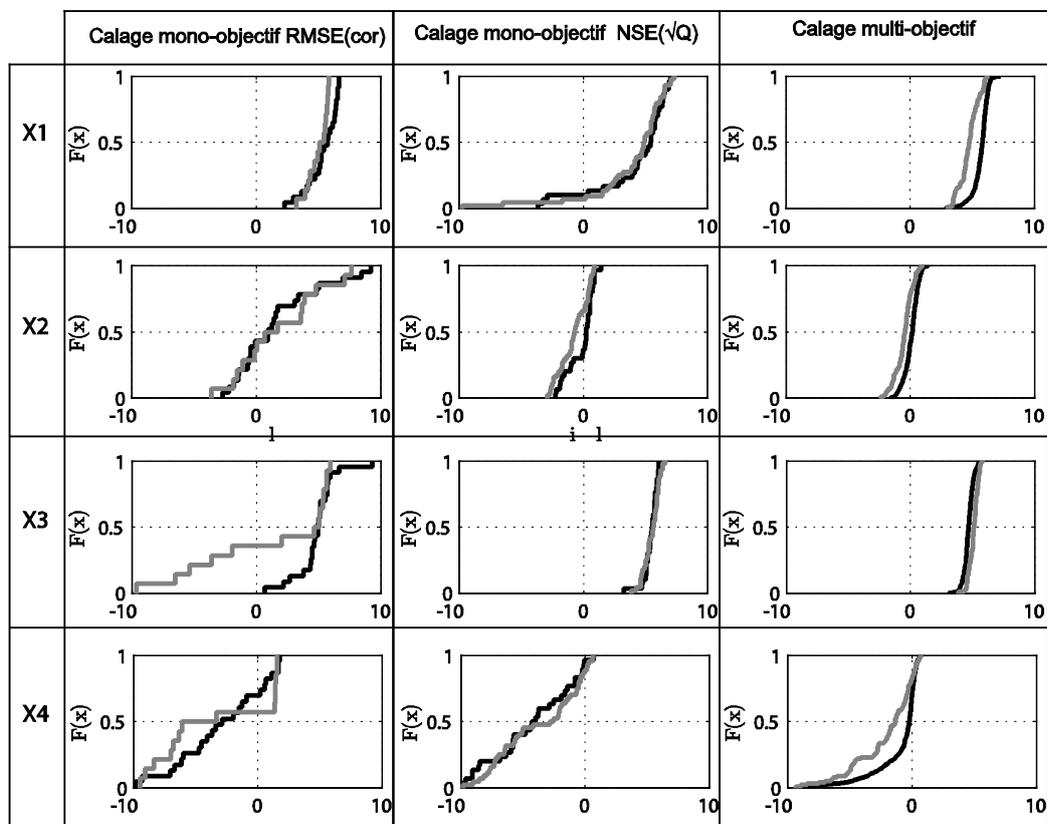


Figure 6-11 Distributions cumulées des paramètres optimaux de GR4J sur les deux périodes P1 en noir et P2 en gris avec les trois stratégies de calage.

Les Figure 6-10 et Figure 6-11 présentent les distributions a posteriori des valeurs des paramètres optimaux pour les trois stratégies de calage. Comme précédemment aux Chapitres 4 et 5, la robustesse s'apprécie à partir des écarts de distribution des valeurs de paramètres sur deux périodes de calage indépendantes. En effet, la robustesse est plus importante quand les distributions des valeurs de paramètres sur les deux périodes de calage sont proches. Il semble que la stratégie multi-objectif garantisse globalement une plus grande stabilité des paramètres entre les deux périodes de calage en comparaison des deux stratégies mono-objectif testées. Ceci est particulièrement le cas pour les paramètres X2 et X4 de KDM. Pour GR4J, la stabilité des paramètres est équivalente entre les stratégies 2 et 3 mais la stratégie 3 conduit à des distributions plus resserrées, et est donc à privilégier.

6-3-2 Analyse des critères de performance en validation

Les Figure 6-12 et Figure 6-13 présentent les distributions des performances en validation suivant les trois stratégies de calage en fonction des deux critères de performance. On remarque que chacune des stratégies apparaît robuste vis à vis du(des) critère(s) utilisé(s) pour l'optimisation. En effet, la stratégie 1 montre de bons résultats en validation en regard du critère $RMSE(cor)$, la stratégie 2 montre de bons résultats en validation en regard du critère $NSE(\sqrt{Q})$ et la stratégie 3 montre quant à elle de bons résultats en validation suivant les deux critères. Nous proposons une discussion autour des performances obtenues sur chacun des critères en fonction de la stratégie de calage utilisée :

- distributions selon le critère $NSE(\sqrt{Q})$: la distribution des jeux de paramètres issus de la stratégie 1 peuvent fournir des résultats très médiocres en ce qui concerne le critère $NSE(\sqrt{Q})$. En revanche, les distributions des performances selon les stratégies 2 et 3 apparaissent robustes et montrent de bonnes performances. Dans certains cas, la stratégie 3 permet de meilleurs résultats en validation sur $NSE(\sqrt{Q})$ par rapport à la stratégie 2 ; ce qui montre l'intérêt du calage multi-objectif même lorsque l'on souhaite avoir uniquement de bonnes performances vis-à-vis du critère de Nash,
- distributions selon le critère $RMSE(cor)$: la distribution des jeux de paramètres issus de la stratégie 3 indique de très bons résultats pour reproduire la fonction d'autocorrélation des débits. En revanche, les performances en validation de la stratégie 2 montrent une faible robustesse en validation.

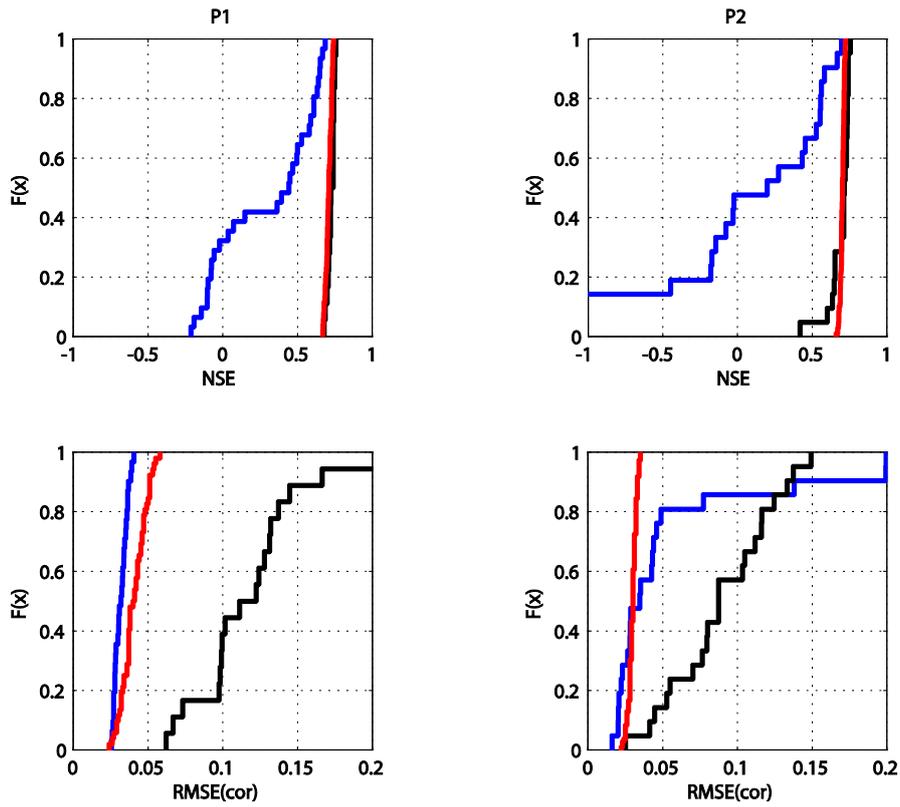


Figure 6-12 Distributions cumulées des performances en validation de KDM selon les critères $NSE(Q)$ en haut et $RMSE(cor)$ en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.

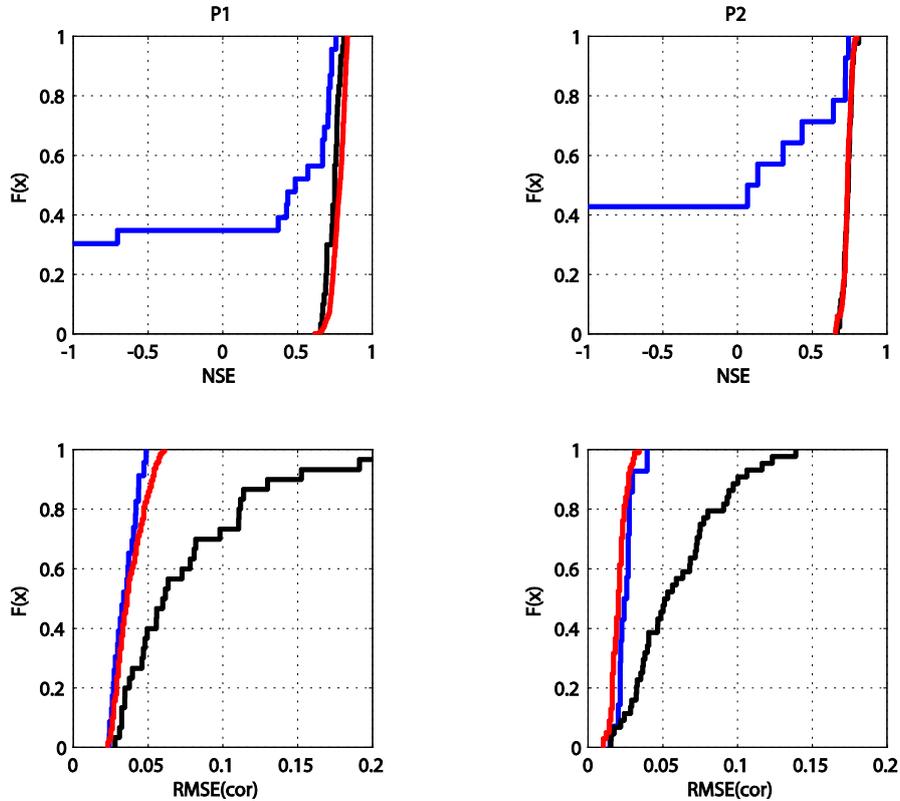


Figure 6-13 Distributions cumulées des performances en validation de GR4J selon les critères $NSE(Q)$ en haut et $RMSE(cor)$ en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.

6-4 Utilisation des ondelettes comme fonction objectif alternative

Nous avons suivi la même démarche que celle présentée en 6-3. Dans cette section, le critère alternatif testé est le critère sur la transformée en ondelettes du débit. Nous comparons les performances suivant trois stratégies de calage. Deux stratégies mono-objectif, utilisant tour à tour NSE (\sqrt{Q}) et R_w comme fonction objectif et une stratégie multi-objectif utilisant les deux objectifs.

6-4-1 Analyse des résultats en calage

6-4-1-1 Analyse des performances suivant les trois stratégies d'optimisation

La Figure 6-14 présente les performances optimales obtenues avec les stratégies de calage mono-objectif et l'ensemble des performances obtenues en multi-objectif.

On remarque que les performances optimales suivant le critère R_w sont assez différentes sur les deux périodes et suivant le modèle utilisé (avec des valeurs de R_w à 0.08 avec KDM sur P2 et à 0.12 sur P1). Suivant le critère NSE (\sqrt{Q}), GR4J apparaît légèrement plus performant que KDM. Nous proposons une discussion autour des performances obtenues sur chacun des critères en fonction de la stratégie de calage utilisé :

- Calage mono-objectif sur le critère R_w : la valeur de NSE (\sqrt{Q}) descend aux alentours de 0.60 quand on utilise R_w comme fonction objectif, alors que la performance est au-dessus de 0.75 quand on utilise le critère NSE (\sqrt{Q}),
- Calage mono-objectif sur le critère NSE (\sqrt{Q}) : les performances du critère R_w restent proches des performances optimales quand on utilise NSE (\sqrt{Q}) comme fonction objectif,
- Calage multi-objectif sur le critère NSE (\sqrt{Q}) : les jeux de paramètres donnant une bonne simulation à l'égard du critère R_w peuvent fournir des résultats très médiocres en ce qui concerne le critère NSE (\sqrt{Q}) . La réciproque ne se vérifie pas : les jeux de paramètres donnant une bonne simulation à l'égard du critère NSE (\sqrt{Q}) ne semblent pas donner de mauvais résultats sur le critère R_w . En effet, certains jeux de paramètres peuvent être considérés comme acceptables pour les deux fonctions objectifs. On note une asymétrie des points constituant le front de Pareto selon les abscisses (R_w) et les ordonnées (NSE(\sqrt{Q})). En particulier, on remarque que plus NSE (\sqrt{Q}) est élevé, plus l'adéquation des ondelettes est bonne, alors qu'une bonne adéquation des ondelettes ne conduit pas forcément à de bons critères de Nash. Cela nous conduit à penser qu'en calage, l'apport du critère R_w est faible. Ceci est probablement lié à la relative redondance entre R_w et NSE (\sqrt{Q}). En effet, la formulation du critère R_w donne un poids relativement important aux hautes fréquences et donc sa ressemblance au critère de Nash n'est pas surprenante. Pour aller plus loin sur le potentiel des ondelettes sur le calage des modèles hydrologiques, il faudrait décomposer le critère R_w en bandes de fréquence, ou donner un poids relatif plus grand aux composantes basses fréquences du signal.

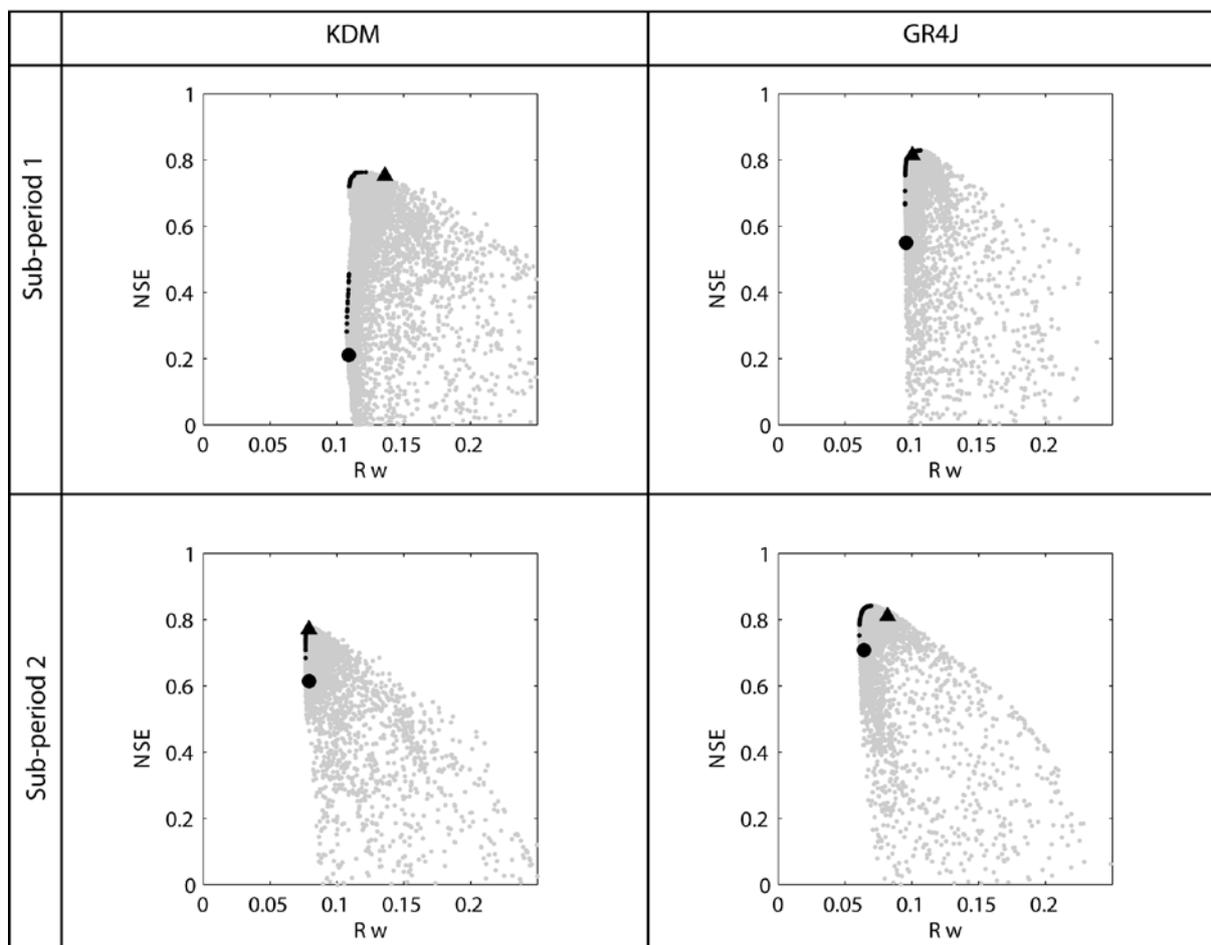


Figure 6-14 Performance suivant les trois stratégies de calage pour les deux modèles et les deux périodes. Les solutions optimales obtenues en calage mono-objectif sont représentées avec des ronds pour le calage suivant le critère Rw et avec des triangles pour le calage suivant le critère $NSE(\sqrt{Q})$. Les solutions optimales du calage multi-objectif forment le front de Pareto en points noirs, l'ensemble des points gris étant l'ensemble des solutions du calage multi-objectif.

6-4-1-2 Présentation des paramètres suivant les trois stratégies d'optimisation

L'analyse de l'incertitude des paramètres issus des trois stratégies de calage est réalisée à partir des jeux acceptables pour chacune des stratégies de calage. Nous avons fixé les seuils :

- Pour la stratégie 1 (st 1), correspondant au calage mono-objectif en utilisant le critère sur les ondelettes Rw , nous avons choisi de fixer le seuil à 90 % de la solution optimale.
- Pour la stratégie 2 (st 2), correspondant au calage mono-objectif en utilisant le critère de Nash ($NSE(\sqrt{Q})$), nous avons choisi de fixer le seuil à 0.70 soit approximativement 90% de la performance optimale,
- Pour la stratégie 3 (st 3), correspondant au calage multi-objectif en utilisant les deux critères $NSE(\sqrt{Q})$ et Rw , nous avons fixé les deux seuils précédemment évoqués sur les deux fonctions objectifs.

Les Figure 6-15 et Figure 6-16 résument les résultats des trois stratégies de calage pour les deux modèles sur la période P1. Une représentation de l'ensemble des ondelettes des débits simulés étant impossible, nous avons décidé de conserver une représentation du corrélogramme pour l'ensemble des solutions acceptées. Les corrélogrammes obtenus avec la stratégie 1 (calage mono-objectif avec Rw) présentent une très bonne adéquation avec le corrélogramme observé. Inversement les corrélogrammes des simulations obtenues avec la stratégie 2 (calage mono-

objectif avec $NSE(\sqrt{Q})$) sont surestimés. L'utilisation de la stratégie 3 (calage multi-objectif) permet également de bien reproduire le corrélogramme en gardant une bonne simulation des débits. En effet, un grand nombre de solutions acceptables issues de la stratégie 1 ne permettent pas de bien reproduire les débits d'étiage.

Il est intéressant de voir que l'utilisation du critère R_w dans un contexte de calage multi-objectif permet d'obtenir un compromis intéressant. Les simulations conservent une performance sur le critère de Nash acceptable et dans le même temps, présentent des corrélogrammes en adéquation avec le corrélogramme observé.

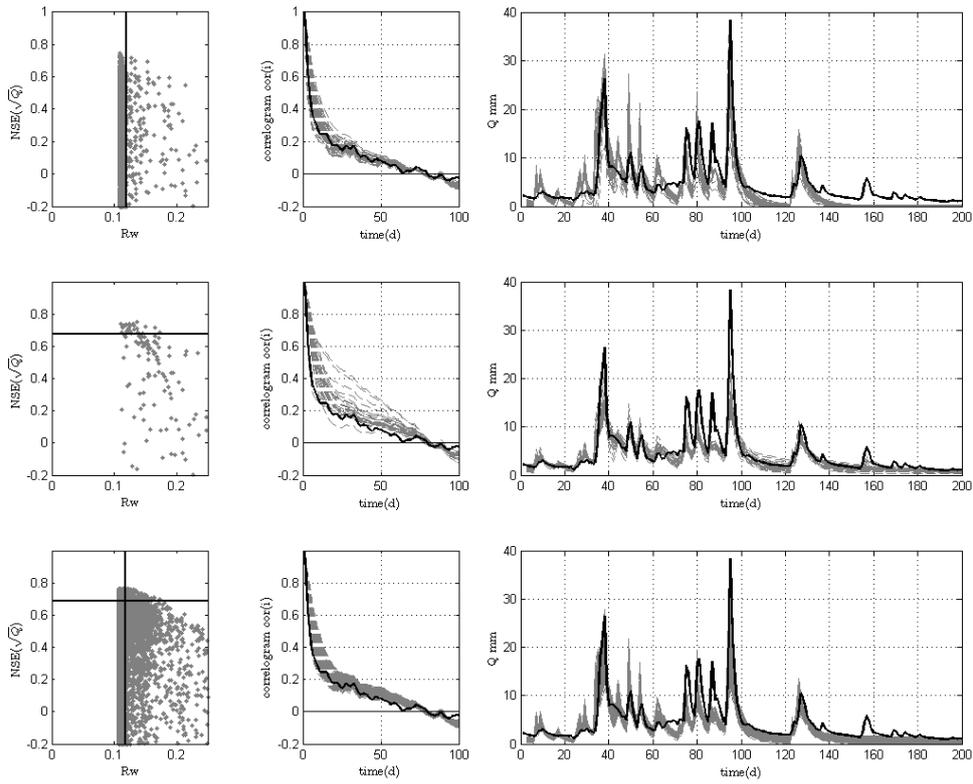


Figure 6-15 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec KDM. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le correlogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.

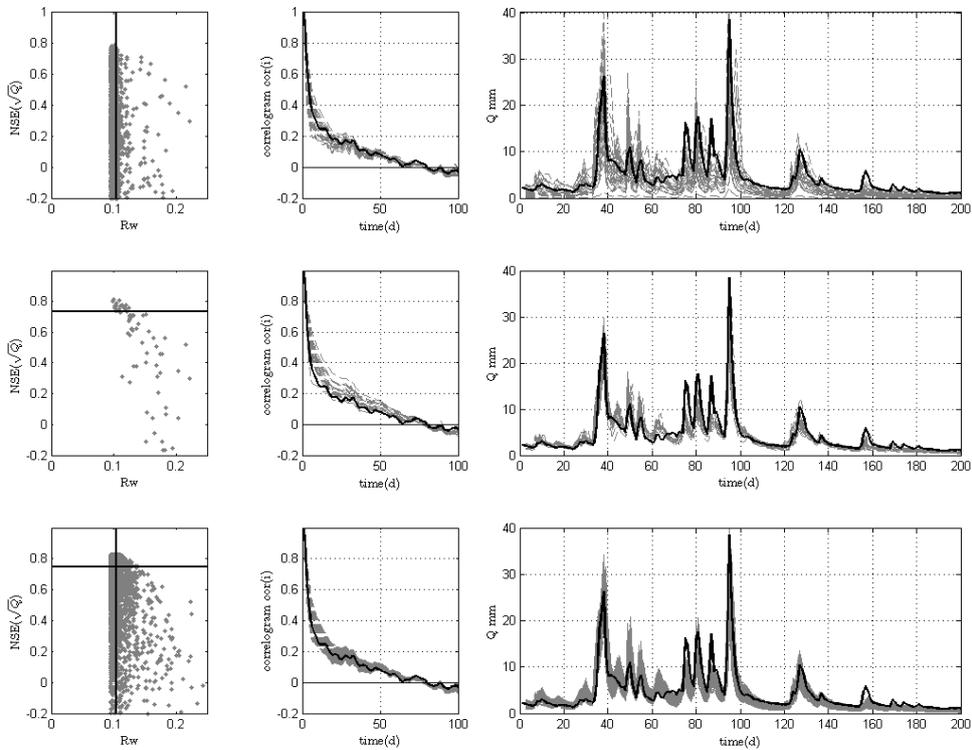


Figure 6-16 Présentation pour la période P1 des trois stratégies de calage avec GR4J. Sont représentés pour chacune des stratégies le compromis entre les deux fonctions objectif, le correlogramme des solutions acceptées et une partie de l'hydrogramme.

6-4-1-3 Analyse de la distribution des paramètres suivant les trois stratégies d'optimisation

L'analyse de l'incertitude des paramètres issus des trois stratégies de calage est réalisée à partir des jeux acceptables pour chacune des stratégies de calage. La Figure 6-17 présente les distributions cumulées des paramètres acceptables des deux modèles issus des trois stratégies d'optimisation pour la période P1. On note que les distributions des stratégies 2 et 3 sont plus resserrées que celle de la stratégie 1, ce qui indique que l'incertitude sur les paramètres est plus importante en utilisant la stratégie de calage mono-objectif sur R_w . On note également que la gamme des valeurs prises par les paramètres suivant la stratégie 1 (R_w comme seule fonction objectif) est très large, soulignant que ce critère ne peut être utilisé seul pour caler les modèles pluie-débit.

- Pour KDM les distributions issues des stratégies 2 et 3 sont assez proches. En revanche, on note que les distributions issues de la stratégie 1 sont assez larges pour les paramètres X_2 et X_3 . Ceci peut être attribué à la fonction objectif choisie mais aussi à la structure même du modèle qui est propice à un jeu d'interactions potentiellement fortes entre les trois paramètres dédiés au transfert.
- Pour GR4J les distributions issues des trois stratégies sont proches. En revanche, on note que les distributions du paramètre X_4 issues des stratégies 1 et 2 sont plus larges. Le paramètre X_1 qui gère la fonction de production montre quant à lui une distribution similaire suivant les trois stratégies de calage.

En comparaison au critère $RMSE(cor)$, il semble donc que le critère R_w permette une meilleure adéquation sur le bilan. Par conséquent, X_1 (paramètre qui gère la production des deux modèles KDM et GR4J) est beaucoup mieux défini avec R_w qu'avec $RMSE(cor)$ comme fonction objectif seule.

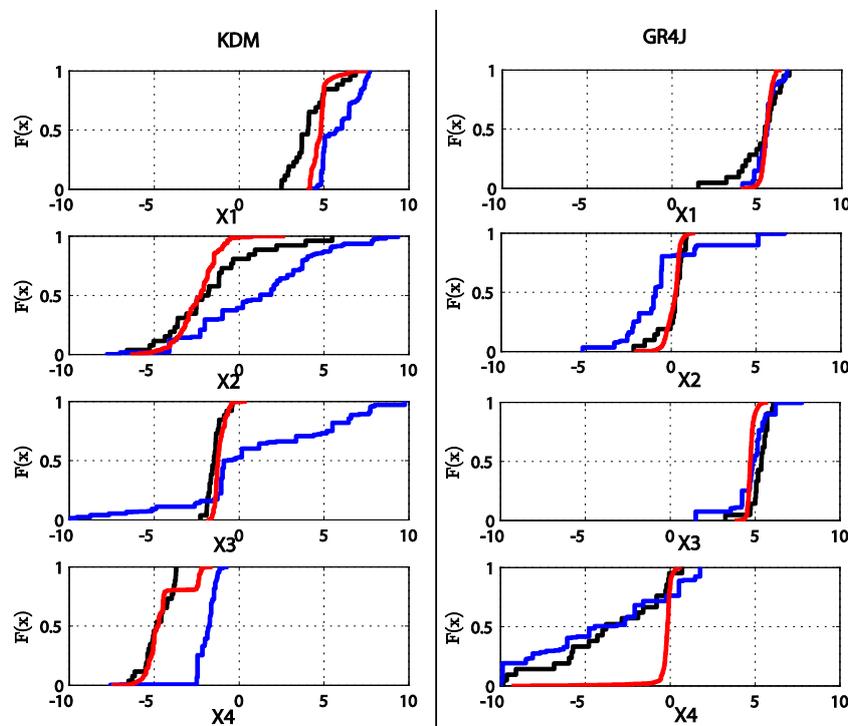


Figure 6-17 Distributions cumulées des paramètres de KDM à gauche et GR4J à droite retenus sur la période P1 avec les trois stratégies de calage en bleu st1, en noir st2 et en rouge st3.

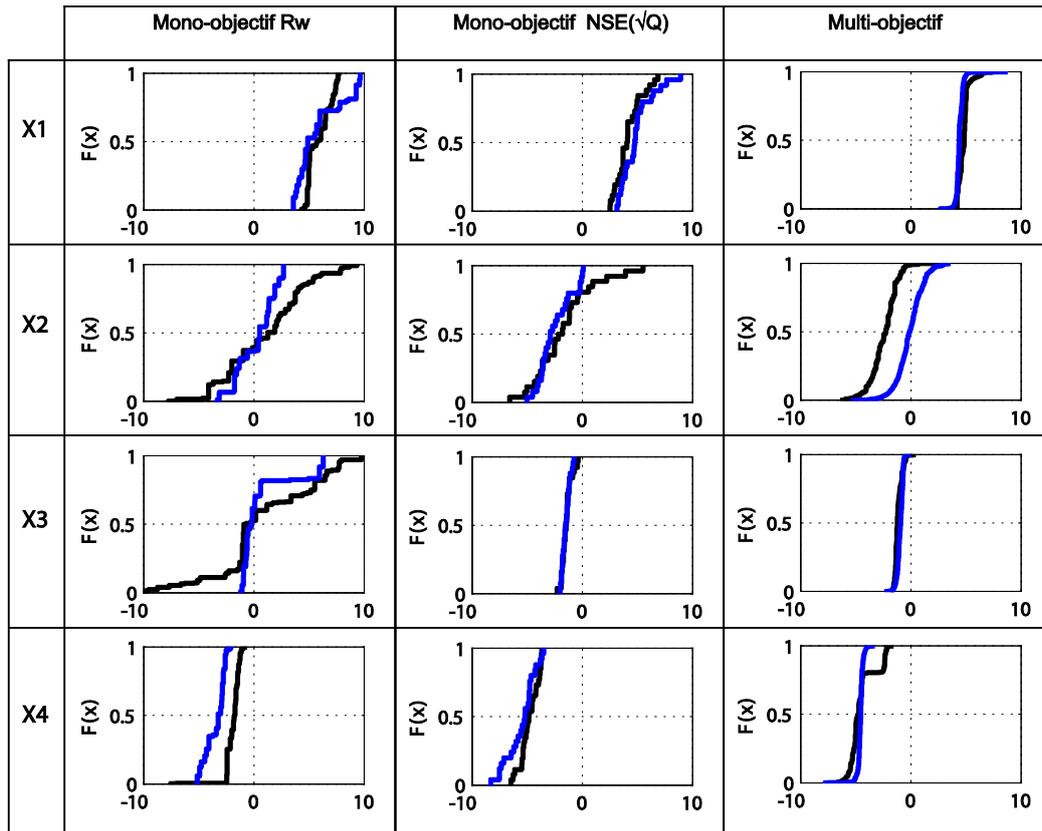


Figure 6-18 Distributions cumulées des paramètres optimaux de KDM sur les deux périodes P1 en noir et P2 en bleu avec les trois stratégies de calage.

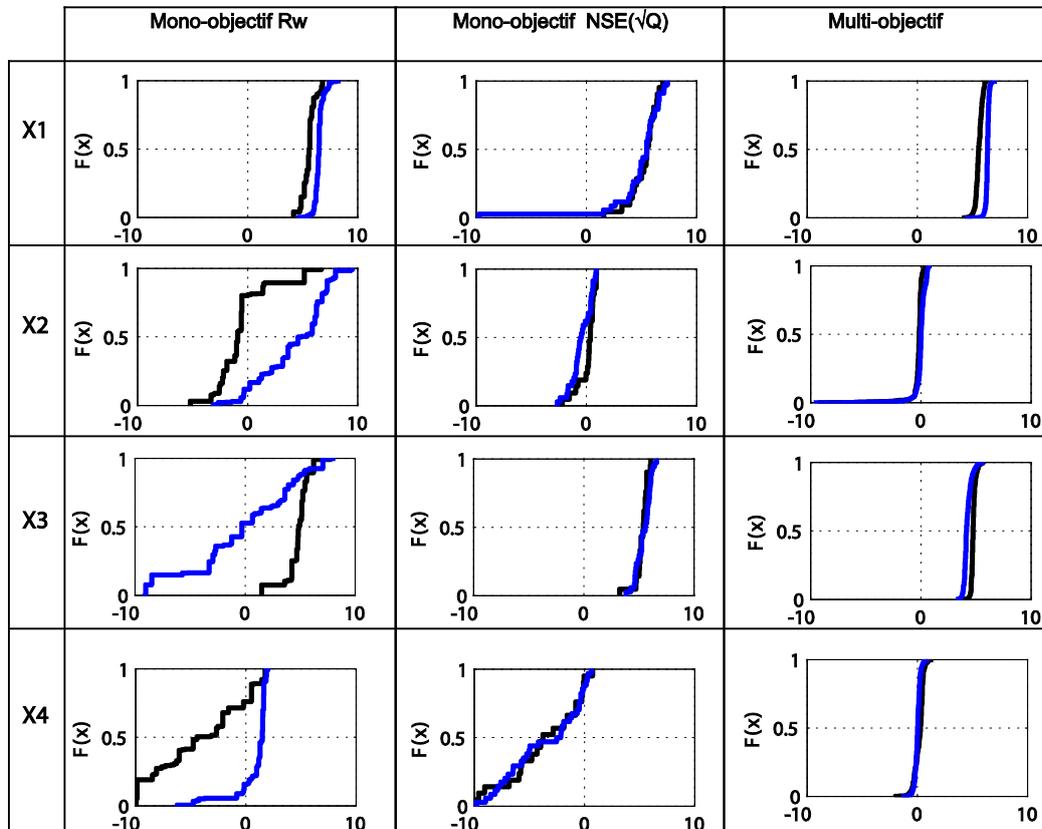


Figure 6-19 Distributions cumulées des paramètres optimaux de GR4J retenu sur les deux périodes P1 en noir et P2 en bleu avec les trois stratégies de calage.

Les Figure 6-18 et Figure 6-19 présentent la robustesse des trois stratégies de calage pour chaque paramètre. L'incertitude des paramètres est plus importante quand les distributions cumulées de deux périodes de calage sont éloignées. Comme attendu au vu des résultats précédents, la stratégie 1 entraîne un manque de robustesse par rapport aux stratégies 2 et 3 qui se révèlent robustes.

6-4-2 Analyse des critères de performance en validation

Les Figure 6-20 à Figure 6-21 présentent les distributions des performances en validation suivant les trois stratégies de calage et les deux critères de performance. On remarque que les distributions des performances en validation suivant les trois stratégies montrent des résultats similaires suivant les deux modèles. Il est également intéressant de noter la similitude des distributions obtenues suivant les stratégies de calage 2 et 3 qui montrent les meilleures performances suivant les deux critères sur les deux périodes. Nous proposons une discussion autour des performances obtenues sur chacun des critères en fonction de la stratégie de calage utilisée :

- Distributions selon le critère R_w : les jeux de paramètres optimaux issus des stratégies 2 et 3 fournissent de très bons résultats. En revanche les performances en validation de la stratégie 1 indiquent une faible robustesse des jeux de paramètres obtenus avec cette stratégie.
- Distributions selon le critère $NSE(\sqrt{Q})$: les jeux de paramètres optimaux issus de la stratégie 1 peuvent fournir des résultats très médiocres en termes du critère $NSE(\sqrt{Q})$. En revanche, les distributions des performances selon les stratégies 2 et 3 montrent une bonne robustesse des modèles pour ces deux stratégies.

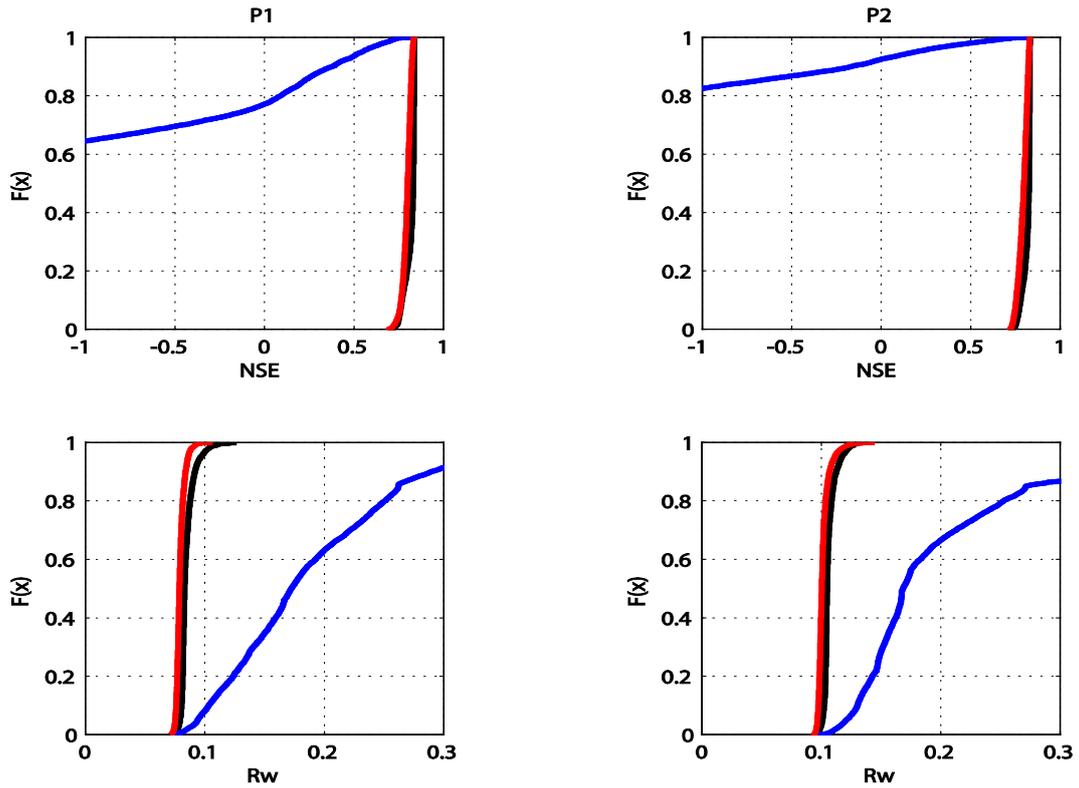


Figure 6-20 Distributions cumulées des performances de GR4J selon les critères $NSE(\sqrt{Q})$ en haut et $RMSE(cor)$ en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.

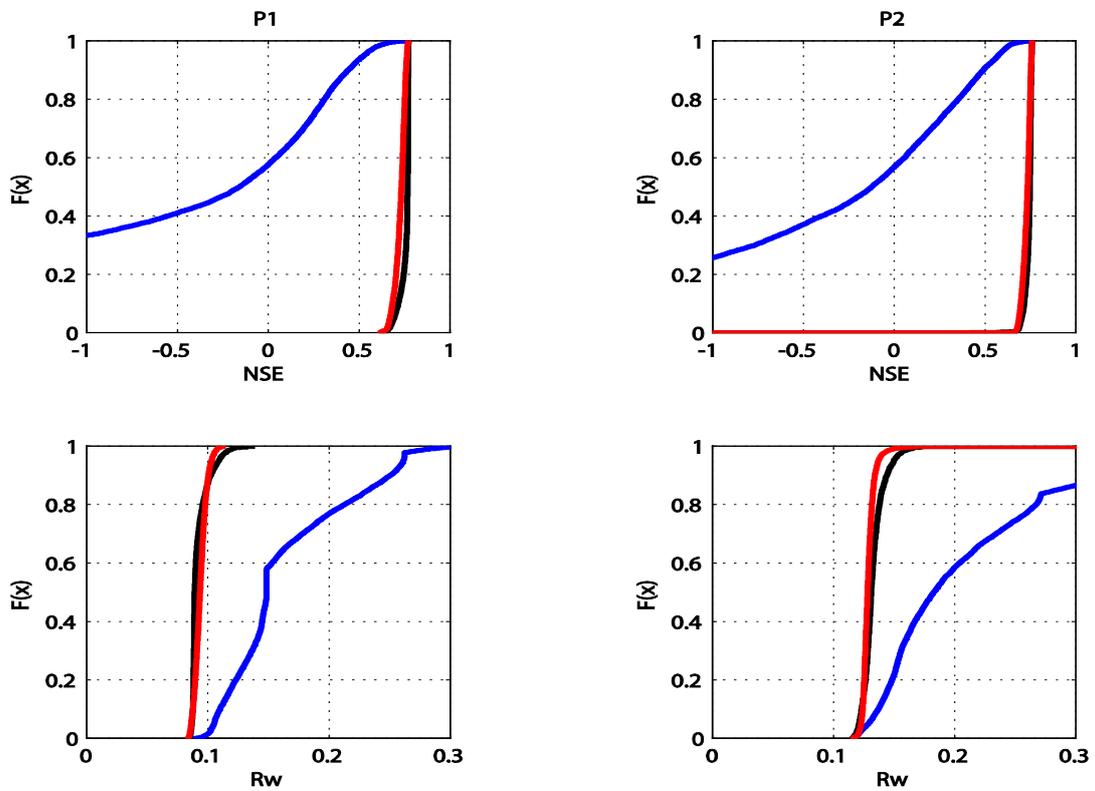


Figure 6-21 Distributions cumulées des performances de KDM selon les critères $NSE(\sqrt{Q})$ en haut et $RMSE(cor)$ en bas, sur les deux périodes P1 à gauche et P2 à droite avec les trois stratégies de calage st1 en bleu, st2 en noir, st3 en rouge.

6-5 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'évaluer le potentiel d'une approche de calage multi-objectif pour reproduire les caractéristiques fonctionnelles du système karstiques : en l'occurrence la fonction d'autocorrélation du débit et la transformée en ondelettes de la chronique des débits. Les études de modélisation pluie-débit commencent de plus en plus à prendre en considération l'adéquation de certaines caractéristiques hydrodynamiques en plus de l'utilisation des critères classiques (Pokhrel et al. 2009). Ces caractéristiques hydrodynamiques sont importantes dans notre étude, car notre travail de modélisation des systèmes karstiques porte sur une compréhension des systèmes à l'aide des modèles. C'est pourquoi il est important que ces derniers reproduisent fidèlement ces caractéristiques. Ces critères nous permettent d'évaluer l'adéquation des propriétés hydrodynamiques d'un système karstique avec celles simulées comme le temps de séjour de l'eau ou l'effet mémoire du système, qui sont utilisés à des fins opérationnelles sur les aquifères karstiques. Les résultats ont montré que :

- le critère basé sur la fonction d'autocorrélation du débit ne peut pas être utilisé seul afin de caler les paramètres des modèles hydrologiques. Ceci est aussi le cas de R_w , dans une moindre mesure. Le premier critère donne des informations plus complémentaires au critère de Nash que les ondelettes, particulièrement sur la dynamique basse fréquence du système. Le critère basé sur l'adéquation de la transformée en ondelettes des débits apporte moins d'informations dans sa structure actuelle et nous envisageons de travailler sur un critère qui se focalisera sur des bandes de fréquence (a priori basses) et non sur une agrégation de toutes les bandes de fréquence,
- la stratégie de calage multi-objectif testée dans ce chapitre a permis d'améliorer la qualité de l'ajustement entre les fonctions d'autocorrélation simulées et observées, tout en conservant des valeurs raisonnables de NSE (\sqrt{Q}). Cette approche permet de réduire les incertitudes sur les paramètres optimaux par rapport aux stratégies de calage mono-objectif.

Le travail de calage multi-objectif développé ici sur le système du Baget va pouvoir être étendu sur l'ensemble des systèmes karstiques étudiés et nous allons nous appuyer sur les paramètres issus d'un calage multi-objectif en utilisant le critère sur le corrélogramme et le critère de Nash pour appréhender un travail de classification entre les systèmes.

Chapitre 7 Que disent les modèles de la diversité des systèmes karstiques ?

7-1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons généraliser la méthodologie développée au chapitre précédent sur le système du Baget, pour l'appliquer sur notre échantillon de systèmes. Nous venons d'évaluer la capacité des modèles pluie-débit (KDM et GR4J) à reproduire d'une part les débits et d'autre part les caractéristiques hydrodynamiques (en particulier la fonction d'autocorrélation du débit). Nous proposons dans un premier temps de généraliser cette approche de calage multi-objectif sur les systèmes karstiques où cette méthodologie est applicable. Dans un second temps, nous comparons les paramètres obtenus pour chaque système, dans une optique de caractériser des gammes de paramètres représentatifs de la diversité des systèmes karstiques. Dans un dernier, temps nous allons chercher s'il existe des relations entre les quatre paramètres du modèle GR4J et d'une part les paramètres de la classification de Mangin (1975). Par ailleurs, nous disposons des distributions des paramètres du modèle GR4J sur plus de 800 bassins versants français, ce qui va nous permettre de discuter des valeurs prises par les paramètres sur des systèmes karstiques comparativement à celles prises sur des systèmes de surface.

Dans ce chapitre, nous comparons les paramètres de chaque système issus d'un calage multi-objectif avec GR4J. L'algorithme d'optimisation multi-objectif utilisé est MOSCEM. Nous utiliserons deux critères de performances $NSE(\sqrt{Q})$ et $RMSE(corr)$. Le premier permet de juger de l'aptitude à reproduire l'hydrogramme, le second permet de juger de l'aptitude à reproduire la fonction d'autocorrélation du débit.

Cette démarche est utilisée sur huit des systèmes à notre disposition. En effet, nous ne pouvons envisager cette méthodologie sur l'ensemble des quatorze systèmes pour plusieurs raisons :

- Performance de modélisation insuffisante : un état des lieux des performances selon le critère de Nash a été réalisé au chapitre 4. Certains systèmes obtiennent de faibles performances, nous n'utiliserons donc pas ces systèmes. En effet, il n'est pas judicieux de vouloir tirer des informations sur les gammes de paramètres et leur représentativité sur d'autres systèmes si nous ne sommes pas satisfaits des performances initiales. C'est pourquoi nous nous sommes fixés une limite de performance minimum de 0.60 sur le critère de Nash en calage. Les systèmes de l'Areuse, de l'Espérelle, d'Archiane et de Bange l'Eau Morte ne sont donc pas retenus pour ces raisons.
- Données disponibles insuffisantes : l'utilisation du critère sur la fonction d'autocorrélation nécessite des données sans lacunes. Les systèmes du Lison et du Doubs ne peuvent être utilisés en raison d'un trop grand nombre de lacunes dans les données.

Dans ce chapitre l'échantillon de systèmes sur lequel nous travaillons est ainsi constitué de huit systèmes : Baget, Boundoulaou, Durzon, Homède, Fontaine de Vaucluse, Gervanne, Mouline et Fontaine des Chartreux.

7-2 Généralisation de l'approche multi-objectif

Ce paragraphe décrit les résultats obtenus sur l'ensemble des systèmes étudiés en suivant l'approche multi-objectif décrite au Chapitre 6 sur le système du Baget. D'abord nous présentons les résultats d'optimisation sous la forme du compromis obtenu entre les deux fonctions objectifs. Ensuite, nous présentons les jeux optimaux obtenus suivant le calage multi-objectif. Ce chapitre présente uniquement des résultats en calage nous offrant ainsi les paramètres les plus robustes et adaptés aux systèmes karstiques.

Sur un schéma proche de celui suivi précédemment, la sélection des jeux de paramètres optimaux se fait en deux étapes :

1. -une limite d'acceptabilité est fixée sur le critère de Nash $NSE(\sqrt{Q})$. Cette limite dépend de l'optimum atteint et représente 90% de la valeur optimale du critère $NSE(\sqrt{Q})$,
2. -une seconde limite est fixée sur le critère $RMSE(cor)$. Cette limite représente 110% de la plus faible des valeurs de $RMSE(cor)$ parmi les jeux sélectionnés à l'étape 1.

Cette sélection séquentielle permet de garantir l'existence de jeux de paramètres optimaux et traduit le fait que $RMSE(cor)$ ne peut être utilisé comme fonction objectif à part entière. Ce critère permet de sélectionner certains jeux parmi un échantillon de jeux garantissant de « bonnes » performances sur le critère $NSE(\sqrt{Q})$.

Le Tableau 7-1 présente les seuils d'acceptabilité sur les deux fonctions objectifs pour chacun des huit systèmes modélisés avec GR4J et la Figure 7-1 montre le compromis entre les deux fonctions objectifs. On retrouve pour l'ensemble des systèmes les principales conclusions obtenues au chapitre précédent (6.3.1) sur le système du Baget :

- sur l'ensemble des jeux de paramètres testés, une bonne simulation à l'égard du critère $RMSE(cor)$ peut donner des résultats médiocres à l'égard du critère de Nash et vice versa,
- certains jeux de paramètres peuvent être considérés acceptables pour les deux critères. Ces jeux de paramètres acceptables représentent le gain obtenu (amélioration d'une fonction objectif en contrepartie d'une faible dégradation de l'autre fonction objectif) en utilisant le calage multi-objectif par rapport à un calage mono-objectif sur le critère des moindres carrés. Le Tableau 7-1 indique également le nombre de jeux optimaux retenus pour chacun des systèmes. Ce nombre de jeux varie de 2 (pour le système du Durzon) à plus de 250 jeux de paramètres pour le système du Baget.

La Figure 7-1 présente le compromis entre les deux fonctions objectifs. Quand l'on regarde les seuils obtenus pour chaque système on remarque que les systèmes qui ont obtenu les meilleures performances à l'égard du critère de Nash (Fontaine de Vaucluse, Homède et Baget) sont également ceux pour lesquels le second seuil sur le critère $RMSE(cor)$ donne les meilleurs résultats à savoir un seuil d'environ 0.01. Notons également que le système de la Mouline pour lequel la performance optimale, suivant le critère de Nash est la plus faible, présente également la plus faible valeur sur le second critère.

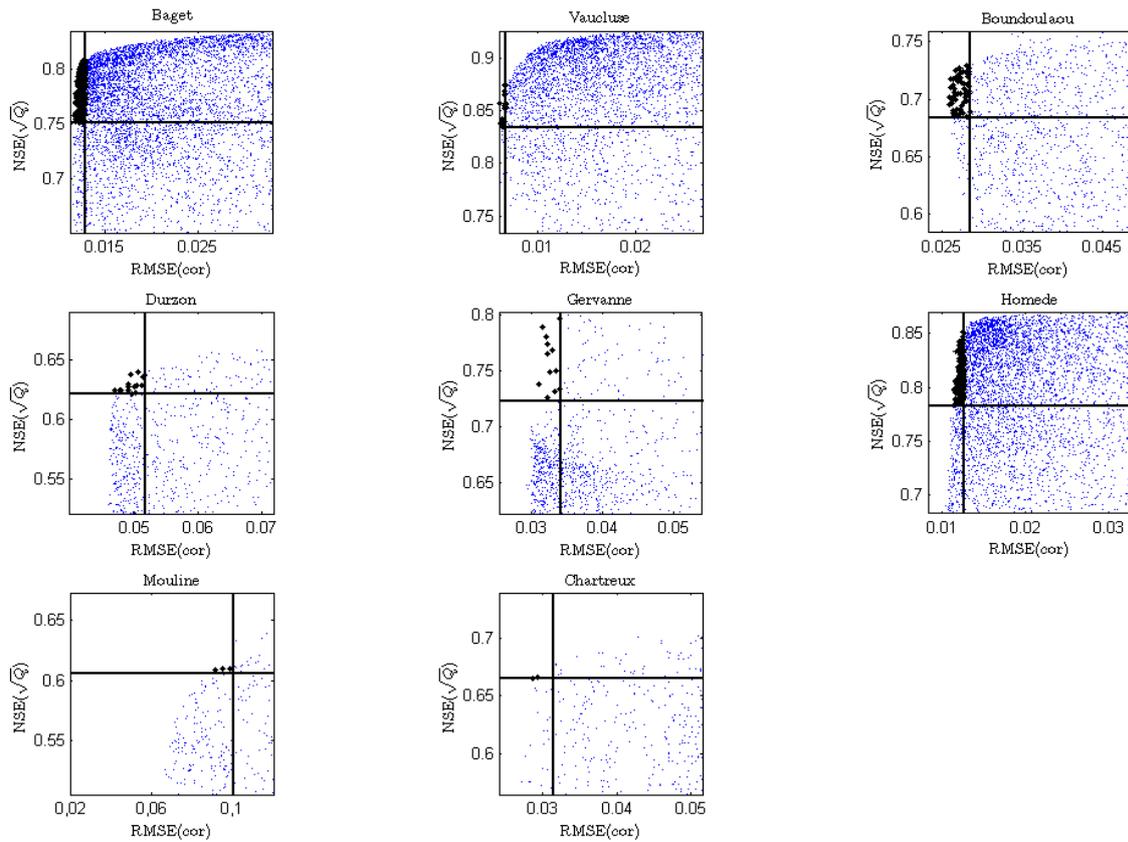


Figure 7-1 Compromis entre les deux critères, Nash et RMSE (cor) en calage et limites d'acceptabilité sur les huit systèmes étudiés. Les jeux de paramètres optimaux sont marqués en noir.

Tableau 7-1 Seuils et nombre de solutions sélectionnés pour chacun des systèmes.

Système	Période	Seuil $NSE(\sqrt{Q})$	Seuil $RMSE (cor)$	Nombre de jeux sélectionnés
Baget	1973-1992	0.75	0.013	267
Vaucluse	1995-2009	0.83	0.006	18
Boundoulaou	2004-2009	0.68	0.028	56
Durzon	2001-2009	0.62	0.051	15
Gervanne	1979-1988	0.72	0.034	12
Homède	1995-2006	0.78	0.012	134
Mouline	1999-2006	0.60	0.100	3
Chartreux	1976-1983	0.66	0.031	2

7-3 Interprétation des valeurs des paramètres issus du calage multi-objectif

Dans cette section, nous présentons pour chacun des paramètres du modèle la gamme de valeurs prises par les paramètres optimaux retenus lors du calage multi-objectif. Ensuite, nous regardons si nous pouvons trouver une relation entre cette gamme de valeur et les caractéristiques des systèmes karstiques (à l'aide de la classification existante). Pour finir, nous proposons une comparaison des valeurs des paramètres de ces huit systèmes karstiques avec les valeurs des paramètres obtenus sur un large échantillon de bassins versants (non karstiques).

7-3-1 Gamme de valeurs des paramètres sélectionnés par calage multi-objectif

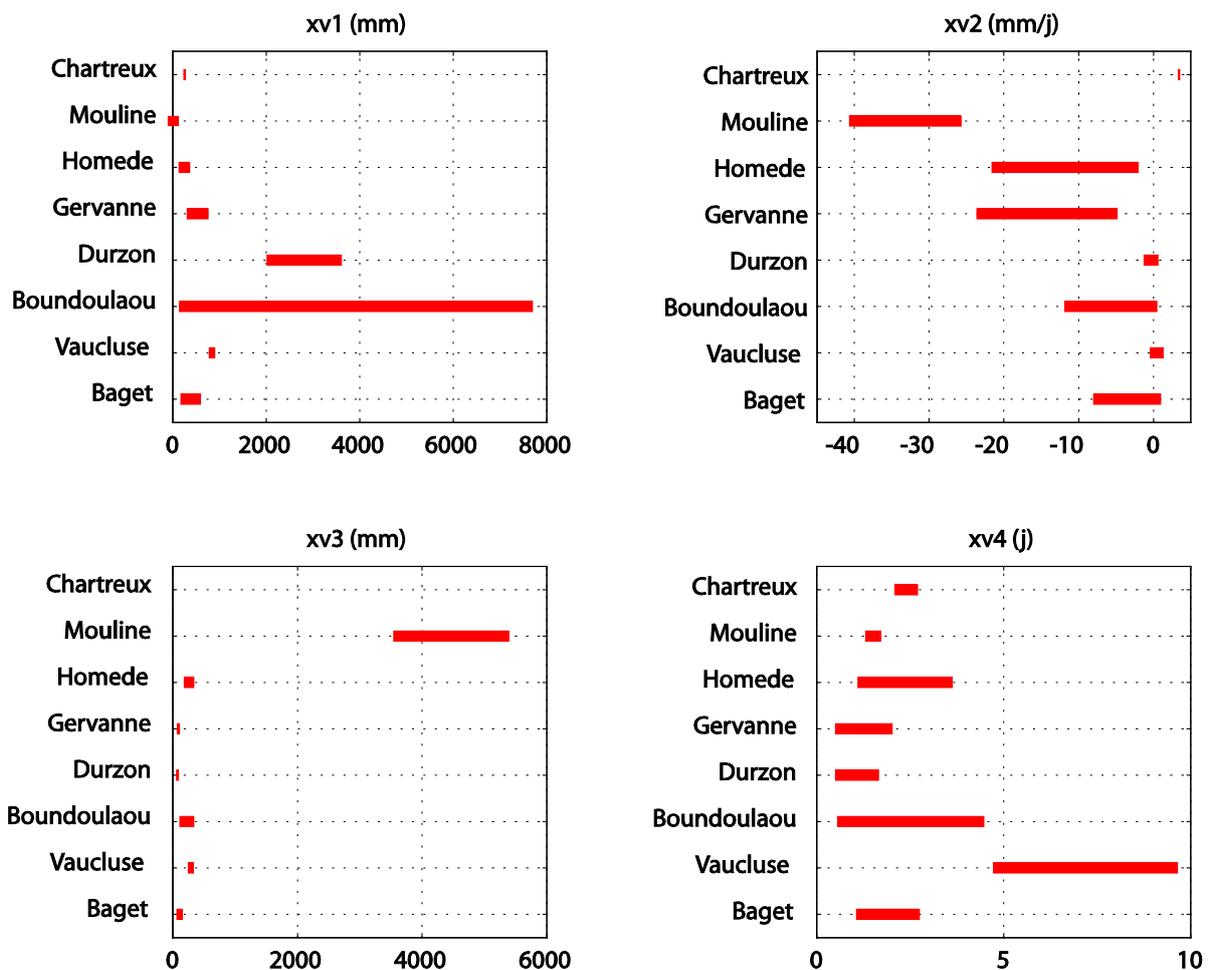


Figure 7-2 Gamme de valeurs des paramètres sélectionnés pour les huit systèmes.

La Figure 7-2 présente les gammes de valeurs obtenues avec les jeux de paramètres sélectionnés. Les gammes présentées sur cette figure reprennent les valeurs réelles des paramètres optimaux retenus sur les huit systèmes (se référer au Chapitre 3 pour connaître la transformation appliquée à chaque paramètre). Notons que pour les systèmes de la Fontaine des Chartreux et de la Mouline seulement deux et trois jeux de paramètres sont concernés ce qui rend l'analyse moins robuste que pour les autres systèmes.

Les gammes de valeurs des paramètres présentées ici ne peuvent être mises en relations avec les distributions des paramètres présentées au Chapitre 4 issues d'un calage mono-objectif sur le critère de Nash. En effet, les chroniques de calage ne sont pas les mêmes puisque ici nous

travaillons sur la série la plus longue sans lacune de débit alors que dans le Chapitre 4, la série était séparée en deux séries de calage et validation. De plus, dans ce Chapitre nous réalisons un calage multi-objectif et les jeux optimaux sont sélectionnés sur la base de deux critères ($NSE(\sqrt{Q})$ et $RMSE(corr)$) alors que dans le Chapitre 4 nous prenions en considération uniquement les jeux qui satisfaisaient le critère de Nash $NSE(\sqrt{Q})$.

Le paramètre X1 de GR4J est le paramètre qui contrôle la fonction de production. La fonction de production gère le bilan. Plus la valeur de ce paramètre est petite plus la réponse du modèle est «vive». Les gammes de valeurs du paramètre X1 des différents systèmes montrent des grandes variations entre les systèmes. Le système de la Mouline présente un réservoir de production de très petite capacité (les paramètres X2 et X3 semblent compenser cette valeur particulière en jouant pour le paramètre X2 sur l'équilibre du bilan et pour le paramètre X3 sur le rôle de tampon). A l'opposé la gamme de X1 du Durzon qui peut être très élevée. Pour Boundoulaou cette forte valeur est compensée par un X2 négatif.

Le paramètre X2 est le paramètre qui contrôle la fonction d'échange de GR4J. On note que pour la majorité des systèmes ce paramètre prend une valeur autour de zéro (Vaucluse et Durzon), ce qui signifie que les systèmes sont considérés par le modèle comme conservatifs. Les systèmes de Gervanne, de l'Homède, du Boundoulaou, du Baget et de la Mouline présentent une gamme négative ; cette valeur signifiant soit une compensation des autres paramètres (la gestion du bilan n'étant pas assurée par X1 pour le système de la Mouline) soit des pertes d'eau. Le système de la Fontaine des Chartreux quant à lui présente une gamme positive qui traduit les apports provenant du Lot.

Le paramètre X3 est un des paramètres de la fonction de transfert qui contrôle le réservoir de transfert. Ce paramètre est celui qui présente les gammes les plus resserrées suivant tous les systèmes, hormis une nouvelle fois le système de la Mouline qui présente des valeurs plus élevées que les autres systèmes (le système de la Mouline présente un réservoir de production de capacité réduite qui implique une faible capacité à retarder l'écoulement qui est compensée par une forte capacité du réservoir de transfert). On est tenté de penser que ce paramètre qui gère le transfert lent dans le modèle pourrait avoir un lien avec la variable k de la classification de Mangin.

Le paramètre X4 qui gère l'allure de l'hydrogramme unitaire présente des gammes de valeurs de paramètres bien définies. Le temps de base de l'hydrogramme unitaire de la Fontaine de Vaucluse est supérieur à celui des autres systèmes, ce qui apparaît logique étant donné que ce système est le plus grand de notre échantillon. Ce paramètre qui gère le transfert rapide du modèle pourrait trouver un lien avec la variable i de la classification de Mangin.

7-3-2 Relations entre paramètres de modélisation et paramètres de la classification de Mangin

Nous recherchons tout d'abord des relations entre les paramètres de modélisation et les paramètres de la classification de Mangin. Dans un premier temps, les régressions simples entre chacun des quatre paramètres de modélisation et les deux paramètres de la classification de Mangin seront testées. Pour cela, les Figure 7-4 et Figure 7-5 reportent les minimums moyennes et maximums des jeux sélectionnés de chaque système en fonction des paramètres de la classification de Mangin, k (pouvoir régulateur) et i (retard à l'infiltration).

L'échantillon de systèmes sur lequel porte l'analyse est constitué de huit systèmes avec quatre représentants des systèmes de type I et quatre de type II d'après la classification de Mangin.

Cet échantillon possède une large gamme de valeurs des paramètres k (pouvoir régulateur) et i (retard à l'infiltration). Le pouvoir régulateur (k) renseigne sur l'inertie des systèmes : plus sa valeur est grande, plus le système est inertiel. Ce paramètre varie entre 0.05 pour Gervanne et 0.8 pour le Durzon. Le retard à l'infiltration (i) renseigne sur la rapidité du système à répondre à l'information d'entrée. Plus sa valeur est petite, plus le système répond rapidement. Ce paramètre varie entre 0.3 pour le Baget et 0.9 pour la Fontaine de Vaucluse.

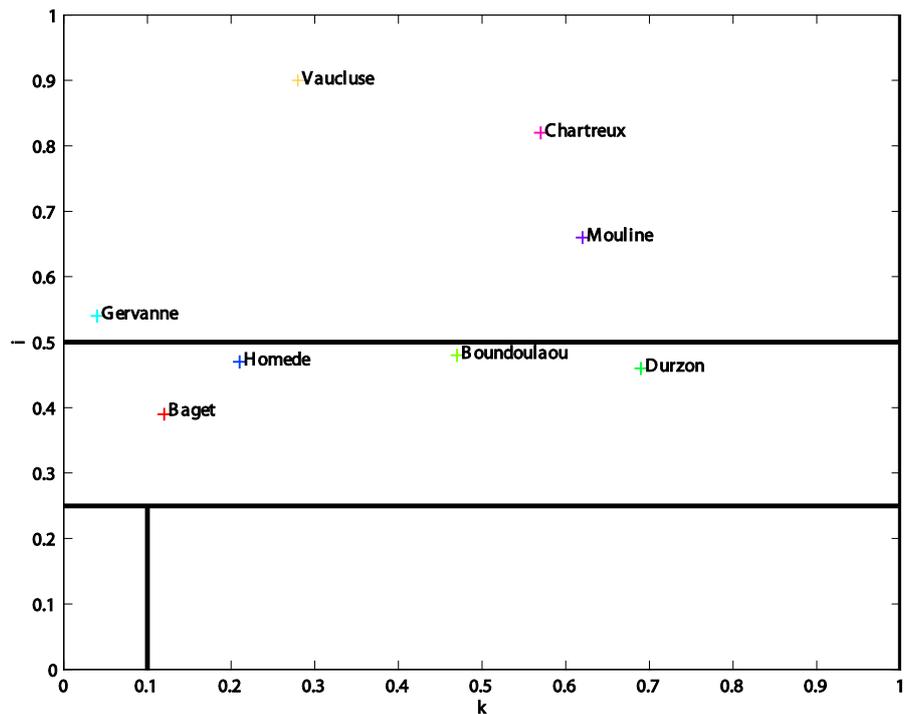


Figure 7-3 Position dans la classification des huit systèmes karstiques utilisés dans ce Chapitre.

La discussion sur les relations entre chacun des paramètres de modélisation et le pouvoir régulateur et le retard à l'infiltration est assez délicate. En effet sur les Figure 7-4 et Figure 7-5, aucune tendance ne se dégage. Il est vrai qu'avec seulement huit systèmes, l'échantillon n'est pas représentatif pour essayer de dégager des tendances. En ce qui concerne les variations des paramètres en fonction du retard à l'infiltration, on note que cinq systèmes présentent un i semblable compris entre 0.40 et 0.55 (les systèmes de Gervanne, Baget, Durzon, Boundoulaou et Homède). Ce groupe de systèmes présente un ensemble de paramètres (X_1 , X_2 , X_3 et X_4) similaires en ce qui concerne les valeurs minimum et maximum les trois autres étant des systèmes présentant des retards à l'infiltration plus importants.

En ce qui concerne les variations des paramètres en fonction du pouvoir régulateur, on peut distinguer deux groupes de quatre systèmes, l'un avec un pouvoir régulateur faible (<0.4) pour les systèmes de la Fontaine de Vaucluse, de l'Homède, du Baget et de Gervanne et le second groupe k (>0.4) pour les systèmes du Durzon, de la Mouline, du Boundoulaou et de la Fontaine des Chartreux.

Les régressions simples entre chacun des paramètres de modélisation et paramètres de la classification de Mangin ne montrent pas de relation.

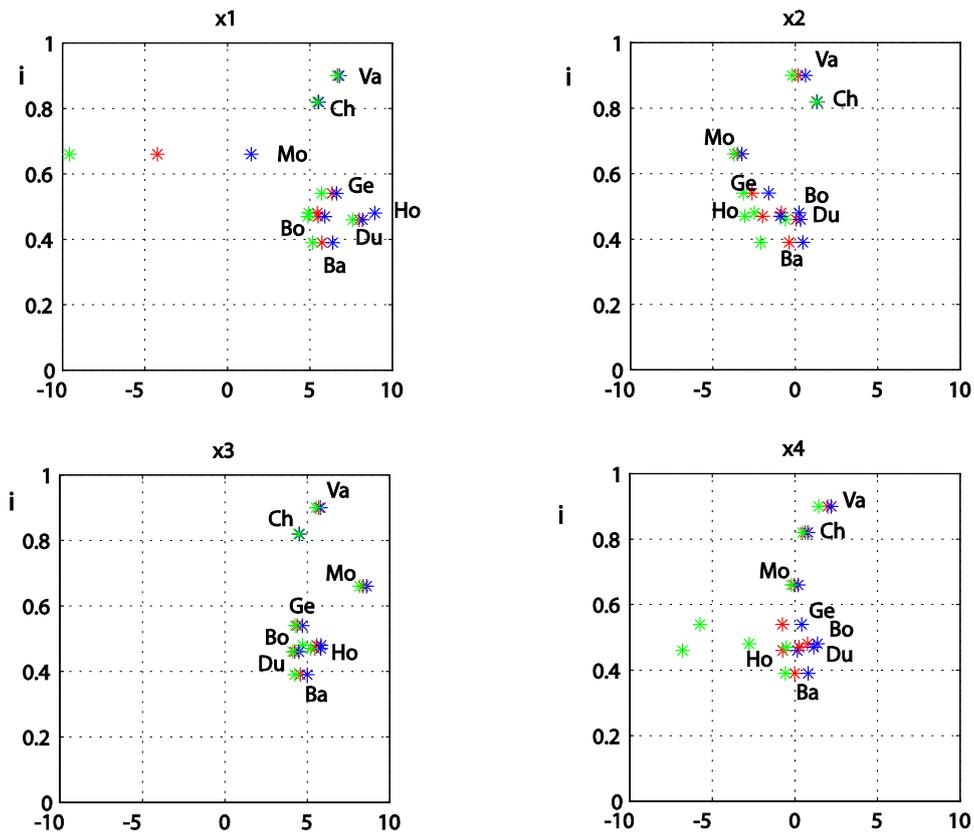


Figure 7-4 Relation entre paramètres du modèle GR4J et retard à l'infiltration (les minimums en vert, moyennes en rouge et maximums en bleu).

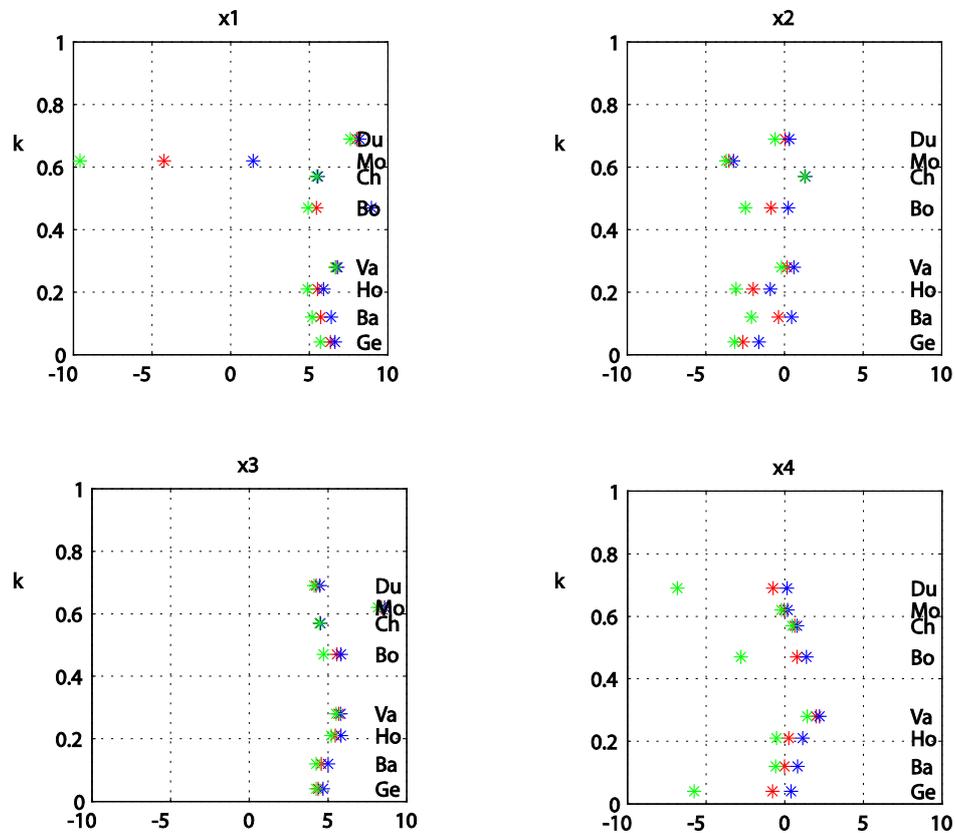


Figure 7-5 Relation entre paramètres du modèle GR4J et pouvoir régulateur (les minimums en vert, moyennes en rouge et maximums en bleu).

Nous proposons maintenant de regarder s'il n'existe pas des combinaisons de relations entre l'ensemble des paramètres de modélisation et les paramètres de la classification de Mangin, pour cela nous proposons une analyse en composantes principales.

Analyse en composantes principales (ACP) :

Les analyses en composantes principales (ACP) sont des analyses statistiques de données qui permettent de réduire l'information contenue dans des données en un nombre de composantes limité par rapport au nombre de variables initiales. Pour chaque système nous avons à notre disposition :

- les jeux de paramètres optimaux retenus lors du calage multi-objectif,
- les paramètres k et i (pouvoir régulateur et retard à l'infiltration), constituant des variables descriptives utilisées pour la classification de Mangin.

L'analyse en ACP sur ces six variables montre que trois facteurs suffisent à exprimer 96% de la variance totale (F1 : 49%, F2 : 27%, F3 : 19%) (Figure 7-6). Les facteurs F4 à F6 expriment une variance de moins de 4%. Seuls les facteurs F1, F2 et F3 seront utilisés par la suite. La matrice de corrélation entre toutes les variables de l'ACP (Tableau 7-2) indique que les paramètres X1 et X2 sont anti-corrélés (des pertes importantes par évaporation liées à des valeurs fortes de X1 peuvent être compensées par des valeurs très positives de X2 qui traduisent des apports par le souterrain important).

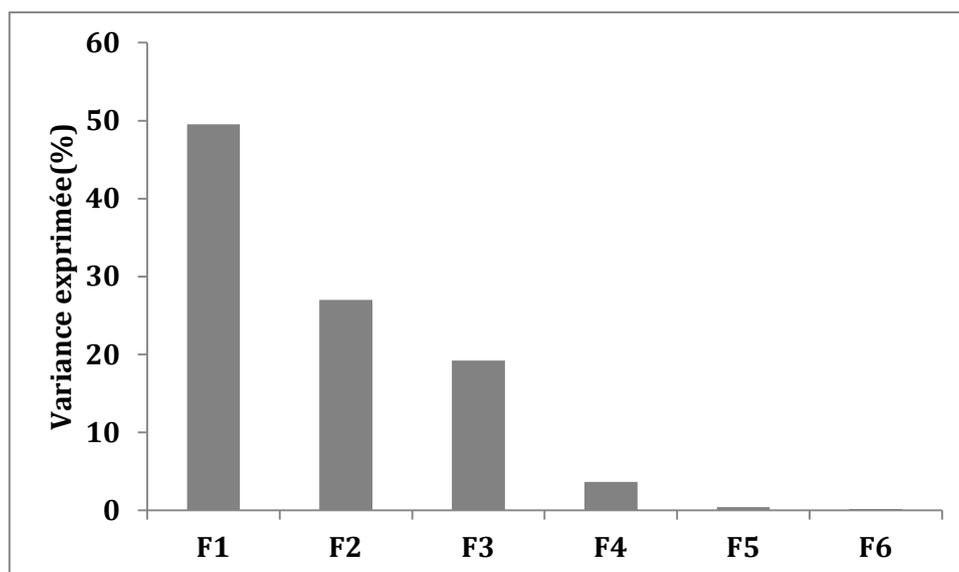


Figure 7-6 Variance des différents facteurs de l'ACP.

Tableau 7-2 Matrices de corrélations des paramètres de modélisation et paramètres de la classification.

	X1	X2	X3	X4	k	i
X1	1	-0.5443	-0.1188	0.2621	-0.0004	0.0284
X2	-0.5443	1	0.3866	-0.5491	0.4631	0.5381
X3	-0.1188	0.3866	1	0.1067	0.1991	0.4696
X4	0.2621	-0.5491	0.1067	1	-0.0281	-0.0889
k	-0.0004	0.4631	0.1991	-0.0281	1	0.3843
i	0.0284	0.5381	0.4696	-0.0889	0.3843	1

Nous présentons sur la Figure 7-7 l'espace des variables sur les plans F1-F2 et F1-F3 permettant de caractériser les facteurs principaux. Sur ces deux plans, les variables k et i sont localisées au centre du cercle de corrélation démontrant qu'elles n'ont aucun poids dans la variance des paramètres du modèle.

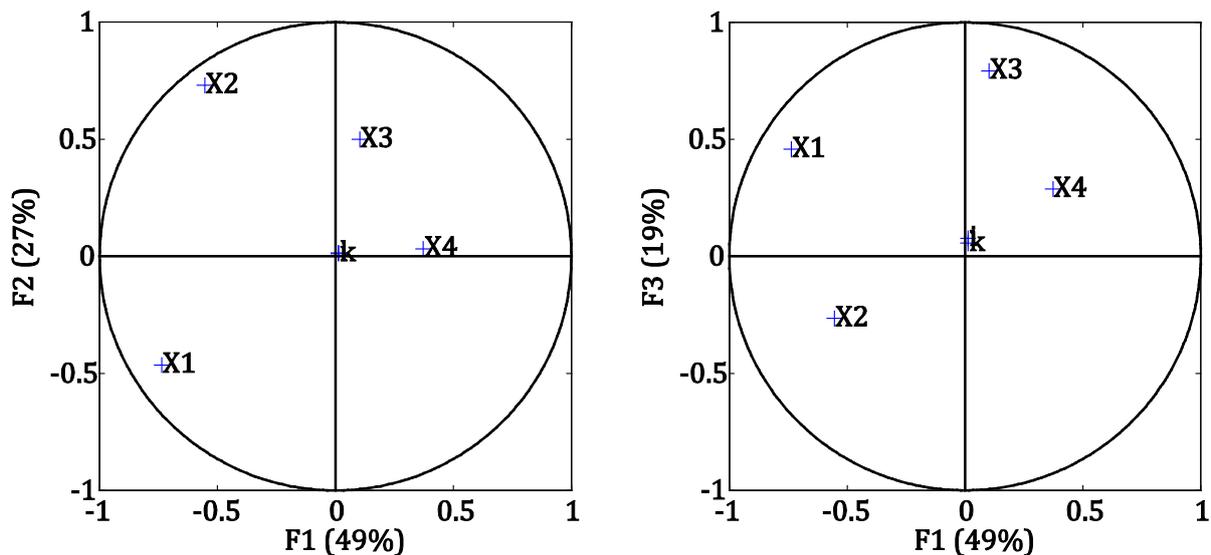


Figure 7-7 Espaces factoriels F1-F2 et F1-F3. Variance exprimée par F1, F2 et F3=96%.

L'analyse selon les composantes principales permet d'analyser les influences combinées de plusieurs paramètres. On note qu'il n'existe pas de relation entre les paramètres de la classification k et i et les jeux de paramètres de modélisation, ce qui confirme les résultats précédents.

Les difficultés que nous avons rencontrées illustrent la complexité de mettre en relation les paramètres des modèles avec la diversité de fonctionnement des systèmes karstiques. Des compensations entre les quatre paramètres du modèle GR4J se font pour maintenir le bilan hydrologique. Ces variations n'étant pas décrites par les deux paramètres de la classification. Les paramètres de GR4J sont obtenus par calage sur au moins cinq ans de débits journaliers. Alors que l'un des paramètres (i) de la classification de Mangin est obtenu sur l'analyse de cinq événements

En revanche, il est possible de comparer les valeurs des paramètres de GR4J obtenus sur notre échantillon de systèmes karstiques avec les valeurs des paramètres issues d'un échantillon de bassins non karstiques.

7-3-3 Relation entre les paramètres de GR4J obtenus sur huit systèmes karstiques et les paramètres de GR4J issus d'un échantillon de 800 bassins de surface

Dans cette section nous regardons où se situent les valeurs des paramètres de GR4J quand ce modèle est utilisé sur des systèmes karstiques par rapport aux distributions de ces paramètres obtenues à partir d'un calage sur plus de huit cents bassins versants français non karstiques. Les distributions des paramètres de l'échantillon des huit cents bassins versants sont issues des travaux de Oudin et al. (2010). Ces bassins couvrent une grande partie du territoire et ne sont que peu influencés par des activités anthropiques (de types barrage notamment) et par les précipitations neigeuses. Pour chacun des systèmes karstiques, nous représentons uniquement le jeu de paramètres optimal au regard du critère de Nash.

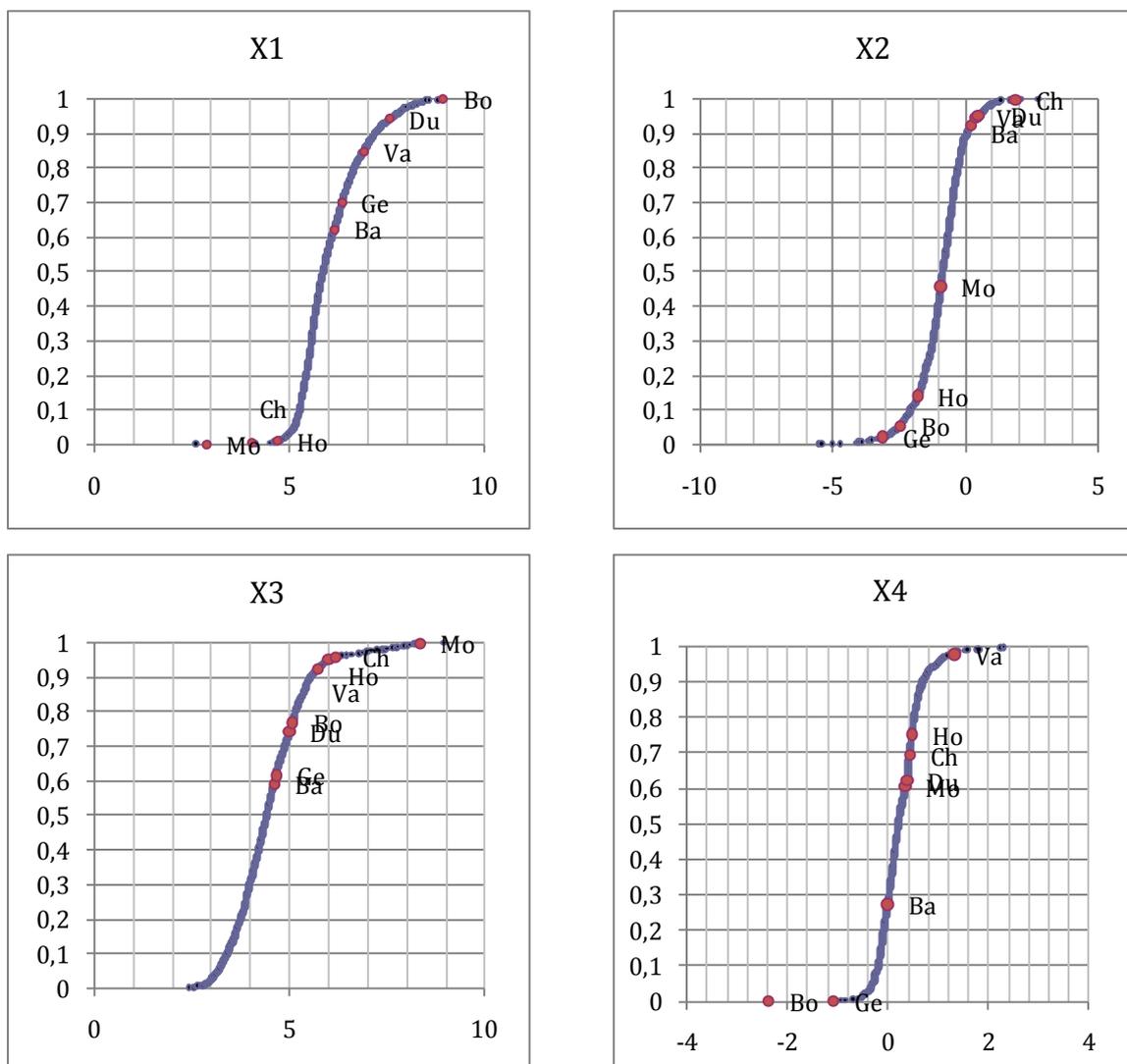


Figure 7-8 Distributions des valeurs de paramètres optimaux obtenus sur huit cents bassins français et les huit systèmes karstiques.

De manière générale sur l'ensemble des quatre paramètres, il semble que les valeurs sur les systèmes karstiques se trouvent dans les queues de distributions.

Pour le paramètre X1, on retrouve trois systèmes (Fontaine des Chartreux, Homède et Mouline) qui présentent des valeurs très faibles de X1. Les cinq autres systèmes ont des valeurs plutôt fortes. Il semble que ces valeurs faibles de X1 soient systématiquement compensées par des valeurs plus importantes de X3 (réservoir de routage). En effet, si la fonction de production ne joue pas son rôle de tampon, le modèle fait ce rôle de tampon au niveau de la capacité du réservoir de routage. A noter que ce réservoir va également représenter les réserves du système. Les huit systèmes montrent de grandes valeurs du paramètre X3 en comparaison des bassins de surface. Ceci est assez intuitif car on s'attend à avoir des sols moins développés sur le karst par rapport aux bassins de surface et à avoir des réserves souterraines plus importantes dans les karsts.

La distribution du paramètre X2 sur l'ensemble des bassins montre qu'elle n'est pas centrée sur zéro, mais sur -1. Ce qui signifie que sur un large échantillon de bassins, le modèle a tendance à perdre de l'eau par le souterrain (Le Moine et al. 2008). Cette perte d'eau peut être une compensation avec le paramètre X1 qui est le second paramètre à gérer le bilan ; elle peut également être reliée au fait que l'on sous-estime les sorties des systèmes. Une nouvelle fois, les huit systèmes karstiques se retrouvent dans les queues de distributions de ce paramètre. Ceci tend à montrer que le modèle GR4J est capable de modéliser les systèmes karstiques, mais ces systèmes montrent toutefois un fonctionnement particulier du modèle en utilisant des valeurs de paramètres peu communes pour les bassins versants non karstiques.

7-4 Conclusion

La généralisation de l'approche de calage multi-objectif permet selon nous une meilleure représentation des caractéristiques hydrodynamiques des systèmes au vu de leur performance vis-à-vis du critère sur la fonction d'autocorrélation. Une des limites à cette approche est la sélection des jeux de paramètres qui doit être réalisée par l'utilisateur en fonction de ses objectifs. Notons que nous avons privilégié le critère de Nash par rapport au critère RMSE(cor) lors de la sélection des paramètres optimaux. Dans ces conditions, le nombre de jeux optimaux retenus varie de 2 à plus de 200 jeux de paramètres.

Nous avons également essayé de mettre en relation les paramètres de la modélisation avec la classification de Mangin. Les difficultés que nous avons rencontrées illustrent la complexité de mettre en relation les paramètres des modèles avec d'autres variables. Cependant, nous nous sommes limités à un seul modèle (GR4J) et à la classification de Mangin. L'approche multi-objectif utilisée nous permet de penser que nous avons réussi à mieux représenter les caractéristiques hydrodynamiques des systèmes dans les simulations au vu de leurs performances vis-à-vis des critères développés par rapport à un calage mono-objectif utilisant le critère de Nash.

Il apparaît également que la diversité de fonctionnement des systèmes karstiques se retrouve dans les valeurs prises par les paramètres de GR4J. Les paramètres de GR4J obtenus sur huit systèmes karstiques ne sont pas dans les gammes traditionnelles de valeurs pour ce modèle.

Conclusions et perspectives

Conclusions

Notre étude a été focalisée sur l'analyse comparative simultanée du fonctionnement hydrologique de quatorze sources karstiques à l'aide de quatre modèles pluie-débit. Ces travaux de thèse ont permis plusieurs avancées dans le domaine de la modélisation du fonctionnement des systèmes karstiques. Le but de nos recherches est de juger la capacité des modèles à simuler le fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques. Pour cela nous avons adopté une démarche globale à l'aide de modèles pluie-débit conceptuels couplée à une approche dite fonctionnelle de ces systèmes karstiques.

La mise en œuvre de cette démarche s'est faite sur un ensemble de quatorze systèmes karstiques afin d'avoir une vue plus large, tenant compte de la diversité de fonctionnement des systèmes, mais aussi à l'aide de plusieurs modèles pluie-débit afin d'essayer de généraliser nos résultats.

Dans cette thèse nous nous étions fixés trois objectifs majeurs :

1. dresser un bilan de la performance de quatre modèles pluie-débit à simuler les sources karstiques.
2. améliorer les performances de ces modèles en prenant en compte l'information issue de l'analyse de séries.
3. tenter de rendre compte de la diversité de structure et de comportement des systèmes sur la base des paramètres issus du calage des modèles pluie-débit.

Pour répondre au premier objectif, le Chapitre 4 dresse un premier bilan de l'état de la modélisation pluie-débit appliquée aux systèmes karstiques. L'analyse de sensibilité de quatre modèles pluie-débit a permis de mettre en évidence l'aptitude globale des modèles à représenter le fonctionnement des systèmes karstiques étudiés. Nous avons également mis en évidence la difficulté de simuler certains des systèmes, notamment pour le système de Bange l'Eau Morte et celui de l'Areuse où la présence importante de précipitations neigeuses n'est pas prise en compte dans la structure des modèles testés, ne permettant pas à ce stade une représentation correcte du fonctionnement de ces systèmes. Ce bilan dressé, nous avons essayé d'améliorer la modélisation des systèmes karstiques en introduisant une partie de nos connaissances de ces systèmes dans notre approche de modélisation.

Pour répondre au deuxième objectif nous avons choisi d'introduire dans la modélisation une meilleure prise en compte des caractéristiques hydrodynamiques. Pour cela, nous avons adopté deux stratégies :

1. **Contraindre la structure des modèles** à partir d'informations issues de l'analyse du fonctionnement du système. Pour cela nous avons utilisé le coefficient de tarissement issu de l'analyse des récessions.
2. **Contraindre les paramètres des modèles**, et leur capacité à représenter le fonctionnement des systèmes karstiques. Pour cela nous avons utilisé des critères de performances pour juger la capacité des modèles à reproduire les propriétés hydrodynamiques des systèmes karstiques.

La première stratégie a consisté à contraindre la structure du modèle en lui imposant une partie de son fonctionnement pour qu'il corresponde à celui que l'on connaît à partir de l'analyse directe des séries de données. Pour cela, nous nous sommes servis du coefficient de tarissement comme information supplémentaire pour contraindre un paramètre pendant le calage du modèle. Cette méthode a permis d'obtenir des résultats satisfaisants au niveau des performances de la modélisation. Le résultat est un schéma d'optimisation des paramètres semi-automatique dans lequel un des paramètres est prescrit par l'analyse préliminaire et les autres sont calés automatiquement. Cette démarche confère au modèle résultant une représentation du fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques plus en accord avec la connaissance a priori que l'on a de ces systèmes.

La seconde stratégie a consisté à contraindre la valeur des paramètres à l'aide d'un calage multi-objectif. Pour cela, nous avons utilisé des critères alternatifs pour juger les modèles sur leur capacité à reproduire le fonctionnement des systèmes karstiques. Ces critères sont fondés sur des marqueurs utilisés pour la description du fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques (fonction d'autocorrélation du débit et transformée en ondelettes). Ces caractéristiques hydrodynamiques sont importantes, car elles permettent une meilleure compréhension du fonctionnement des systèmes. La démarche de comparaison de différentes stratégies de calage a ainsi permis d'améliorer la qualité de l'ajustement entre les fonctions d'autocorrélation des débits simulés et observés, tout en conservant des valeurs raisonnables du critère de Nash NSE (\sqrt{Q}). Cette approche permet en outre de réduire les incertitudes sur les paramètres par rapport aux stratégies de calage mono-objectif.

Pour répondre au dernier objectif, sur la prise en compte de la spécificité des systèmes karstiques par la modélisation nous avons confronté les valeurs de paramètres optimaux de modèle obtenues sur l'échantillon des systèmes karstiques :

1. aux paramètres de la classification existante de Mangin. Cette confrontation n'a pas permis de mettre en évidence des rapprochements entre les deux approches,
2. aux paramètres optimaux de modèle obtenus sur un échantillon de bassins non karstiques. Ceci a permis de mettre en évidence la singularité des systèmes karstiques en comparaison des systèmes de surface.

Ce travail a permis de mettre en lumière la capacité de la modélisation pluie-débit globale à simuler le fonctionnement hydrodynamique de sources karstiques de nature variée. En outre, la structure des modèles ainsi que les critères de calage des modèles représentent une étape dans l'évaluation de la représentativité des modèles à bien simuler le fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques.

Pour conclure, nous soulignerons l'intérêt d'une approche couplée pour la modélisation des systèmes karstiques en s'appuyant sur les connaissances des systèmes fournis par l'approche fonctionnelle avec les outils développés par les modélisateurs de l'hydrologie de surface.

Perspectives

Cette thèse a ouvert également de nombreuses perspectives, qui constituent autant de nouvelles stratégies pour la modélisation des systèmes karstiques. Nous pouvons distinguer :

- Dans la continuité du travail réalisé pendant cette thèse sur la contrainte des paramètres des modèles, la prise en compte des caractéristiques hydrodynamiques des systèmes à l'aide de critères de performance adaptés aux particularités des systèmes karstiques a permis d'apporter une meilleure représentation du fonctionnement des systèmes karstiques par les modèles testés. Toutefois, le critère sur l'adéquation de la transformée en ondelettes mérite encore d'être travaillé notamment pour la prise en compte de bandes de fréquences particulières. En effet, la longueur de la chronique joue un rôle sur l'étendue de la gamme de fréquence retournée. Plus la chronique disponible est longue, plus la transformée en ondelettes permet de rendre compte des basses fréquences. Ceci pose un problème de correspondance de critère quand on compare les performances entre plusieurs systèmes qui n'ont pas des chroniques de même longueur. C'est pourquoi un travail sur un critère fondé sur la transformée en ondelettes qui s'intéresse à une (des) bande(s) de fréquence particulière(s) est à envisager.

-Les outils développés au cours de notre travail ont permis d'améliorer la qualité des simulations du point de vue de la prise en compte des caractéristiques hydrodynamiques. C'est pourquoi une généralisation de cette approche sur les bassins de surface permettrait peut être une meilleure identification des paramètres des modèles.

-Nous avons souligné tout au long de ce manuscrit la diversité des systèmes karstiques. Pourtant, nous avons choisi de ne pas prendre en compte cette singularité dans la structure des modèles. Si l'on souhaite améliorer les performances sur les systèmes dont nous connaissons des fonctionnements particuliers tels que la Fontaine des Chartreux avec une alimentation supplémentaire par perte du Lot, ou la source du Durzon dont on connaît un fonctionnement à seuils, ainsi que les systèmes de montagnes, il semble indispensable de travailler sur des modules supplémentaires adaptés aux singularités de fonctionnement dans la structure des modèles. Nous proposons un premier pas dans cette direction dans l'annexe 3, les apports du Lot étant pris en compte à travers un module spécifique pour le système de la Fontaine des Chartreux.

-Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés à la modélisation du fonctionnement hydrodynamique des systèmes karstiques. Une suite logique serait d'étendre la démarche à la modélisation des processus liés au transport. La notion de transport peut être abordée par le fonctionnement hydro-chimique des systèmes karstiques. Pour cela, l'approche multi-objectif peut être également envisagée dans un contexte multi-variable en ajoutant dans les modèles des équations spécifiques au transport.

Références

Références

- Ambert, P., Guendon, J.L., Bruxelles, L. et Cendrier, S. 1996. Géomorphologie karstique, altérations et formations superficielles, évolution actuelle du karst de surface, phénomènes et remplissages endokarstiques, Antea/CNRS GDR 1058.
- Ambroise, B.: 1998. La dynamique du cycle de l'eau dans un bassin-versant: processus, facteurs, modèles. Bucarest: éditions H* G* A*, Bucarest.
- Bailly, D. 2009. Vers une modélisation des écoulements dans les massifs très fissurés de type karst: étude morphologique, hydraulique et changement d'échelle, Thesis, Institut de Mécanique des Fluides, Toulouse, 257 pp.
- Bakalowicz, M. 1979. Contribution de la géochimie des eaux à la connaissance de l'aquifère karstique et de la karstification, Thesis, Université Pierre et Marie Curie., 269 pp.
- Bakalowicz, M., Blavoux, B. et Mangin, A.: 1974. Apports du traçage isotopique naturel à la connaissance du fonctionnement d'un système karstique-teneurs en oxygène 18 de trois systèmes des Pyrénées, France. *Journal of Hydrology*, 23(1): 2.
- Batiot, C. 2002. Étude expérimentale du cycle du carbone en régions karstiques. Apport du carbone organique et du carbone minéral à la connaissance hydrogéologique des systèmes, Thesis, Université d'Avignon et des pays du Vaucluse, 256 pp.
- Beldring, S.: 2002. Multi-criteria validation of a precipitation-runoff model. *Journal of Hydrology*, 257(1-4): 189.
- Bergström, S. et Forsman, A.: 1973. Development of a conceptual deterministic rainfall-runoff model. *Nordic hydrology*, 4(3): 147-170.
- Beven, K.: 1993. Prophecy, reality and uncertainty in distributed hydrological modelling. *Research Perspectives in Hydrology*, 16(1): 41.
- Beven, K. et Binley, A.: 1992. The future of distributed models: Model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6(3): 279-298.
- Bezes, C. 1976. Contribution à la modélisation des systèmes aquifères karstiques: établissement du modèle Bemmer: son application à quatre systèmes karstiques du Midi de la France, thesis university de montpellier, 135 pp.
- Bonacci, O.: 1993. Karst springs hydrographs as indicators of karst aquifers. *Hydrological Sciences Journal*, 38(1): 51-62.

- Boyle, D.P. 2000. Multicriteria calibration of hydrological models, PhD Dissertation, Dep of Hydrol and Water Resour, Univ of Arizona, Tucson.
- Burger, A.: 1959. Hydrogéologie du Bassin de l'Areuse. Bull. Soc. Neuchâteloise de Géog., 52(1): 5-304.
- Chalikakis, K. 2006. Application de méthodes géophysiques pour la reconnaissance et la protection de ressources en eau dans les milieux karstiques, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI.
- Charcosset, P.,Combes, P.J.,Peybernès, B.,Ciszak, R. et Lopez, M.: 1997. Pedogenetic and karstic features at the boundary of bathonian depositional sequences from the Grands Causses area (South of France): Stratigraphic implications. Journal of Sedimentary Research, soumis.
- Danneville, L. 1991. Etude de la Fontaine des Chartreux à Cahors (application des analyses multidimensionnelles et des analyses corrélatoires et spectrales). Master Thesis, Université Paris XI, Orsay.
- Dawdy, D.R. et O'Donnel, T.: 1965. Mathematical models of catchment behaviour. J. Hydraul. Div., Proc. ASCE HY4.
- De Marsily, G.: 1978. De l'identification des systemes hydrogéologiques. Doctorat d'état thesis, Ecole des Mines de Paris, Centre d'Informatique Géologique, Paris.
- De Marsily, G.: 1994. Quelques réflexions sur l'utilisation des modèles en hydrologie.[Tribune libre]. Revue des Sciences de l'Eau, 7(3): 219-234.
- Domenico, P.A.,Schwartz, F.W. et Zhang, H. 1998. Physical and chemical hydrogeology. Wiley & sons, Nex York, 506 pp.
- Dooge, J.C.I.: 1997. Searching for simplicity in hydrology. Surveys In Geophysics, 18(5): 511-534.
- Dreiss, S.J.: 1982. Linear kernels for karst aquifers. Water Resources Research, 18(4): 865-876.
- Drogue, C. 1971. Coefficient d'infiltration ou infiltration efficace, sur les roches calcaires, Actes Coll. Hydrologie en pays calcaire, Besançon, pp. 121-131.
- Drogue, C. et Guilbot, A.: 1977. Représentativité d'un bassin témoin en hydrogéologie karstique: Application à la modélisation des écoulements souterrains d'un aquifère de grande extension. Journal of hydrology, 32(1-2): 57.
- Duan, Q.,Gupta, H.V.,Sorooshian, S.,Rousseau, A.N. et Turcotte, R. 2004. Calibration of watershed models. American Geophysical Union.
- Duan, Q.,Sorooshian, S. et Gupta, V.: 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. Water Resour. Res., 28(4): 1015-1031.
- Edijatno,Nascimento, N.D.,Yang, X.L.,Makhlouf, Z. et Michel, C.: 1999. GR3J: a daily watershed model with three free parameters. Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques, 44(2): 263-277.

- Efstratiadis, A. et Koutsoyiannis, D.: 2010. One decade of multi-objective calibration approaches in hydrological modelling: a review. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques*, 55(1): 58-78.
- El-Hakim, M. et Bakalowicz, M.: 2007. Significance and origin of very large regulating power of some karst aquifers in the Middle East. Implication on karst aquifer classification. *Journal of hydrology*, 333(2-4): 329.
- Emblanch, C. 1997. Les équilibres chimiques et isotopiques du carbone dans les aquifères karstiques. Etude en région méditerranéenne de montagne sur le bassin expérimental de la Fontaine de Vaucluse, Université d'Avignon et des pays du Vaucluse.
- Fleury, P. 2005. Sources sous-marines et aquifère karstiques cotiers méditerranéens fonctionnement et caractérisation, Thesis, Univ. Paris 6, 287 pp.
- Fleury, P., Ladouche, B., Conroux, Y., Jourde, H. et Dörfliger, N.: 2009. Modelling the hydrologic functions of a karst aquifer under active water management - The Lez spring. *Journal of hydrology*, 365(3-4): 235.
- Fleury, P., Plagnes, V. et Bakalowicz, M.: 2007. Modelling of the functioning of karst aquifers with a reservoir model: Application to Fontaine de Vaucluse (South of France). *Journal of Hydrology*, 345(1-2): 38.
- Freeze, R.A. et Cherry, J.A. 1979. *Groundwater*. Prentice Hall, New Jersey, 604 pp.
- Geyer, T., Birk, S., Liedl, R. et Sauter, M.: 2008. Quantification of temporal distribution of recharge in karst systems from spring hydrographs. *Journal of hydrology*, 348(3-4): 452.
- Gumbel, E.J. 1935. Les valeurs extrêmes des distributions statistiques, pp. 115-158.
- Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K. et Martinez, G.F.: 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1-2): 80.
- Harlin, J.: 1991. Development of a process oriented calibration scheme for the HBV hydrological model. *Nordic Hydrol.*, 22(1): 15-36.
- Hogue, T.S., Sorooshian, S., Gupta, H., Holz, A. et Braatz, D.: 2000. A multistep automatic calibration scheme for river forecasting models. *Journal of Hydrometeorology*, 1(6): 524-542.
- Jacquemin, L.: 1984. Hydrodynamical responses from the Upper basins of the Doubs and the Loue: simulation of the flow influence of the snow and traverse of Lake St Point: study of the influent streams of the Doubs.
- Johannet, A., Mangin, A. et Vayssade, B.: 2008. Modelling karstic system by artificial neural networks simulation of the Baget karstic system flows, France. *Cahiers de géographie*, 7: 51-62.

- Josnin, J.Y., Pistre, S. et Drogue, C.: 2000. Modélisation d'un système karstique complexe (bassin de St-Chaptes, Gard, France): un outil de synthèse des données géologiques et hydrogéologiques. *Canadian Journal of Earth Sciences*, 37(10): 1425-1445.
- Jukic, D. et Denic-Jukic, V.: 2009. Groundwater balance estimation in karst by using a conceptual rainfall-runoff model. *Journal Of Hydrology*, 373(3-4): 302-315.
- Kavetski, D., Franks, S.W. et Kuczera, G. 2003. Confronting input uncertainty in environmental modelling. In: Q. Duan, V.H. Gupta, S. Sorooshian, N.A. Rousseau and R. Turcotte (Editors), *Calibration of watershed Models*. American Geophysical Union.
- Kavetski, D., Kuczera, G. et Franks, S.W. 2006. Bayesian analysis of input uncertainty in hydrological modeling: 1. Theory, 42. American Geophysical Union.
- Kiraly, L.: 2003. Karstification and groundwater flow. *Speleogenesis and evolution of karst aquifers*, 1(3).
- Klemeš, V.: 1986. Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal*, 31(1): 13-24.
- Kovacs, A. 2004. Geometry and hydraulic parameters of karst aquifers: a hydrodynamic modeling approach, Thesis, université de Neuchatel, 131 pp.
- Kuzmin, V., Seo, D.J. et Koren, V.: 2008. Fast and efficient optimization of hydrologic model parameters using a priori estimates and stepwise line search. *Journal of Hydrology*, 353(1-2): 109-128.
- Labat, D. 2000. Non-linéarité et non-stationnarité en hydrologie karstique, Thesis, Institut de Mécanique des Fluides, Toulouse, 220 pp.
- Labat, D., Ababou, R. et Mangin, A.: 2000. Rainfall-runoff relations for karstic springs. Part II: continuous wavelet and discrete orthogonal multiresolution analyses. *Journal of Hydrology*, 238(3-4): 149.
- LaMoreaux, P.E. et Wilson, B.M. 1984. remote sensing. In: P.E. LaMoreaux, B.M. Wilson and B.A. Memon (Editors), *Guide to the hydrology of carbonate rocks*. Studies and reports in hydrology, UNESCO, Paris, pp. 166-171.
- Lang, C. 2007. Étiages et tarissements: vers quelles modélisations? L'approche conceptuelle et l'analyse statistique en réponse à la diversité spatiale des écoulements en étiage des cours d'eau de l'Est français, Thesis, Université Metz.
- Le Moine, N., Andréassian, V. et Mathevet, T.: 2008. Confronting surface-and groundwater balances on the La Rochefoucauld-Touvre karstic system (Charente, France). *Water Resources Research*, 44: W03403, doi:10.1029/2007WR005984.
- Lepiller, M. 1980. Contribution de l'hydrochimie à la connaissance du comportement hydrogéologique des massifs calcaires. Etude de quelques systèmes karstiques du massif

- du Semnoz et de la région d'Annecy (Savoie, Haute Savoie, France), Ph. D. Thesis, University of Grenoble, France. 488pp.
- Madsen, H.: 2003. Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives. *Advances in Water Resources*, 26(2): 205.
- Mangin, A. 1975. Contribution à l'étude hydrodynamique des aquifères karstiques, Thesis, Université de Dijon, 422 pp.
- Mangin, A.: 1984. Pour une meilleure connaissance des systèmes hydrologiques à partir des analyses corrélatoire et spectrale. *Journal of hydrology*(Amsterdam), 67(1-4): 25-43.
- Mangin, A. et D'Hulst, D. 1994. Systeme karstique du Baget, Séminaire National Hydrosystèmes, Paris, pp. 113-118.
- Marsaud, B. 1996. Structure et fonctionnement de la zone noyée des karsts à partir des résultats expérimentaux, Thesis, Univ. Paris sud, 301 pp.
- Mathevet, T. 2002. Analyse du fonctionnement du systeme karstique de Bange l'eau Morte, UPMC, paris, 59 pp.
- Mathevet, T. 2005. Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire? Développement empiriques et comparaison de modèles sur un large echantillon de bassins versants, Thesis, Ecole National du génie rural, des eaux et forêts, paris, 354 pp.
- Mathevet, T. 2005. Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire? Développement empiriques et comparaison de modèles sur un large echantillon de bassins versants, Ecole National du génie rural, des eaux et forêts, paris, 354 pp.
- Mero, F. 1964. Barbutium springs follow up report (Septembre 1963–May 1964), Tahal. Water planing for Israel, Tel Aviv.
- Monnin, M.,Mangin, A. et Bakalowicz, M. 1998. A multidisiplinary global approach of groundwater in karstic area and its consequences for water resources and environment studies, European comission Brussels.
- Moussu, F.,Plagnes, V.,Oudin, L. et Bendjoudi, H.: 2010. Recession Curve Analysis to Constrain Rainfall-Discharge Model Parameterisation. *Advances in Research in Karst Media*: 83-88.
- Nash, J.E. et Sutcliffe, J.V.: 1970. River flow forecasting through conceptual models part I -- A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3): 282.
- Oudin, L.,Kay, A.,Andréassian, V. et Perrin, C.: 2010. Are seemingly physically similar catchments truly hydrologically similar? *Water Resources Research*, 46(11): W11558.
- Padilla-Benitez, A. 1990. Los modelos matématicos aplicados al analisis de los acuíferos karsticos, thesis, univ Grenada, 267 pp.
- Padilla, A.,Pulido-Bosch, A. et Mangin, A.: 1994. Relative importance of baseflow and quickflow from hydrographs of karst spring. *Ground Water*, 32(2): 267-277.
- Pareto, V. 1906. *Manuale di Economica Politica*, Milano, Italy.

- Perrin, C., Andréassian, V., Rojas Serna, C., Mathevet, T. et Le Moine, N.: 2008. Discrete parameterization of hydrological models: Evaluating the use of parameter sets libraries over 900 catchments. *Water Resources Research*, 44(8): W08447.
- Perrin, C., Michel, C. et Andréassian, V.: 2003. Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 279(1-4): 275.
- Pinault, J.L., Doerfliger, N., Ladouche, B. et Bakalowicz, M.: 2004. Characterizing a coastal karst aquifer using an inverse modeling approach: The saline springs of Thau, southern France. *Water Resources Research*, 40(8): W08501.
- Plagnes, V. 1997. Structure et fonctionnement des aquifères karstiques caractérisation par la géochimie des eaux, Thesis, univ Montpellier, 372 pp.
- Pointet, T. 1975. Essai de caractérisation du coefficient de tarissement des nappes, university Nancy I, Nancy, 115 pp.
- Pokhrel, P., Yilmaz, K.K. et Gupta, H.V.: 2009. Multiple-criteria calibration of a distributed watershed model using spatial regularization and response signatures. *Journal of Hydrology*, In Press, Corrected Proof.
- Puig, J.M.: 1987. The karst system of the Fontaine de Vaucluse (Southeastern France).
- Pulido-Bosch, A., Molina, L., Navarrete, F. et Martinez Vidal, J.L. 1993. Nitrate content in the groundwater of the campo de dalías (almería). In: A. Pulido-Bosch (Editor), Some spanish Karstic aquifers. University of Granada press, Granada, pp. 1983-194.
- Quintana-Seguí, P. et al.: 2008. Analysis of near-surface atmospheric variables: validation of the SAFRAN analysis over France. *Journal of applied meteorology and climatology*, 47(1): 92-107.
- Ricard, J. et Bakalowicz, M. 1996. Connaissance, aménagement et protection des ressources en eau du Larzac septentrional, Aveyron (France). R 38953, BRGM, Orléans.
- Roulet, C. 2007. Modélisation du fonctionnement du système karstique de la Fontaine des Chartreux (Lot, France). Upmc, pp. 50.
- Sauter, M. 1992. Quantification and forecasting of regional groundwater flow and transport in a karst aquifer (Gallusquelle, Malm, SW Germany). Institut und Museum für Geologie und Paläontologie der Universität Tübingen, 151 pp.
- Schaefli, B. et Zehe, E.: 2009. Hydrological model performance and parameter estimation in the wavelet-domain. *Hydrology And Earth System Sciences*, 13(10): 1921-1936.
- Shamir, E., Imam, B., Morin, E., Gupta, H.V. et Sorooshian, S.: 2005. The role of hydrograph indices in parameter estimation of rainfall-runoff models. *Hydrological Processes*, 19(11): 2187-2207.
- Snow, D.T.: 1969. Anisotropie permeability of fractured media. *Water Resources Research*, 5(6): 1273-1289.

- Solignac, E. 2006. Modélisation du fonctionnement du système karstique de la Fontaine des Chartreux (Lot, France). Université Pierre & Marie Curie, pp. 62.
- Sorooshian, S.: 1981. Parameter-Estimation Of Rainfall - Runoff Models With Heteroscedastic Streamflow Errors - The Non-Informative Data Case. *Journal Of Hydrology*, 52(1-2): 127-138.
- Sorooshian, S. et Gupta, V.K.: 1985. The Analysis of Structural Identifiability: Theory and Application to Conceptual Rainfall-Runoff Models. *Water Resources Research*, 21(4): 487.
- Tan, M., Hou, J.S. et Liu, T.: 2004. Sun-coupled climate connection between eastern Asia and northern Atlantic. *Geophysical Research Letters*, 31(7): L07207.
- Tissot, G. et Tresse, P. 1978. Etude des systèmes karstiques du Lison et du Verneau. Thèse 3ème cycle Thesis, Besançon, 134 pp.
- Turc, L.: 1954. Le bilan d'eau des sols: relation entre les précipitations, l'évapotranspiration et l'écoulement. *Annales Agronomiques*, 5: 491-595.
- Valdes, D. 2006. Variabilité spatiale du fonctionnement hydrologique de l'aquifère karstique de la craie DE LA CRAIE, Thesis, Univ. Rouen, 290 pp.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bastidas, L.A., Bouten, W. et Sorooshian, S.: 2003. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models. *Water Resources Research*, 39(8): 1214.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bouten, W. et Sorooshian, S.: 2003. A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resources Research*, 39(8): 1201.
- Yapo, P.O., Gupta, H.V. et Sorooshian, S.: 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data. *Journal of Hydrology*, 181(1-4): 23.
- Zhang, X.N. et Lindstrom, G.: 1997. Development of an automatic calibration scheme for the HBV hydrological model. *Hydrological Processes*, 11(12): 1671-1682.

Annexes

Annexe 1: Recession curve analysis to constrain rainfall-discharge model parameterisation

Recession curve analysis to constrain rainfall-discharge model parameterisation

François Moussu, Valérie Plagnes, Ludovic Oudin, Hocine Bendjoudi

UPMC Univ Paris 06, UMR 7619 Sisyphe, Case 105, 4 place Jussieu, F-75005 Paris, France

Abstract

Keywords: rainfall-discharge modelling, recession curve analysis, Karst, parameter variability.

This paper explores the conceptual reservoir model applied to karst aquifers. We propose a methodology to facilitate model parameter optimisation by improving overall parameter identifiability. This approach uses recession curve analysis to determine a parameter often included in the optimisation process: the baseflow coefficient. The proposed methodology was applied to six French karst systems representing a relatively large spectrum of karst system types. We found that the efficiency of the model's two versions (the recession coefficient as a free parameter and the recession coefficient obtained from recession curve analysis) was similar. In addition, the analysis of the variability of the model's parameters shows that fixing the baseflow coefficient provides better identifiability of the model's other parameters during the optimisation procedure.

1-Introduction

Identifying relevant patterns in the data or observations is the basis for testing hypotheses on underlying processes in hydrological science (Sivapalan 2005). One such pattern or signature is the recession curve, which represents the gradual depletion of discharge during periods with little or no precipitation. The recession curve contains valuable information on storage properties and aquifer characteristics (Mangin 1975; Bonacci 1993; Padilla et al. 1994). Besides providing key information on a system's behavioural patterns, recession analysis can assist in determining the routing parameters of rainfall-discharge models through stepwise calibration procedures. In these procedures, some model parameters are calibrated one after another to mimic different hydrograph patterns, including the recession curve. These calibration procedures can be seen as the counterpart of fully automatic single-step, single-criterion optimisation techniques widely used in hydrological modelling. The stepwise calibration procedure aims at constraining these parameter values on the basis of a process-oriented interpretation of the role of each parameter. A number of previous studies have shown the benefits that could be gleaned from this stepwise procedure in model calibration (Harlin 1991; Zhang and Lindstrom 1997; Hogue et al. 2000; Shamir et al. 2005). As for modelling karst systems, the recession curve coefficients are considered so crucial that they are often fixed to the value of the baseflow coefficient obtained by recession analysis (Fleury et al. 2007; Jukic and Denic-Jukic 2009). In this paper, we wish to test the differences between a fully automatic calibration procedure and a stepwise calibration procedure that takes the baseflow coefficients obtained from recession curve analysis explicitly into account. The differences are analyzed on the basis of the efficiency of a model applied on six karstic systems.

2-Materials and methods

Table 2-1 presents the drainage area, mean and maximum discharge, annual precipitation and mean elevation of the six karst systems. Note that the systems are rather different in terms of these characteristics, e.g. the drainage area ranges from 13 km² (the Baget system) to 1115 km² (Fontaine de Vaucluse).

Table 2-1: Main characteristics of the six karst systems studied

	Drainage area (km ²)	Mean annual discharge (m ³ /s)	Max of measured discharge Q max(m ³ /s)	Mean annual precipitation (mm)	Mean elevation (m)	Available NGF data
Gervanne	200	1.7	21	1340	760	1995–2005
Baget	13	0.48	9.8	1640	950	1973–1992
Vaucluse	1115	18	80	960	870	1996–2006
Homède	27.3	0.4	5.2	1040	800	1996–2005
Durzon	115	1.7	35	1022	800	1996–2005
Boundoulaou	17.1	0.21	12.6	924	800	1999–2005

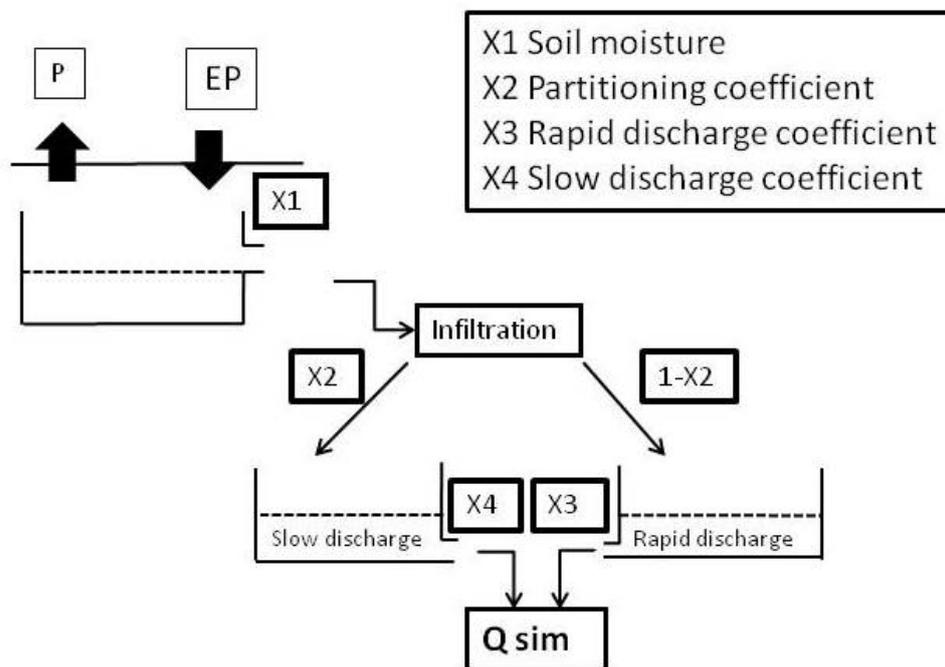


Figure 1: Schematic representation of the KDM model structure (see Fleury et al., 2007 for greater detail)

The rainfall-discharge model used was developed by Fleury et al. (2007) to study the Fontaine du Vaucluse karst system. Such conceptual rainfall-discharge models are widely used to model karst systems (see e.g., Le Moine et al. 2008 for a review). However, the model's structure is flexible and generic enough to ensure good transferability to other karst systems. This model will be noted hereafter KDM for "karstic devoted model". We used two versions of the KDM (see

figure 1) in our analysis: 1) the KDM-4p having four free parameters, including the baseflow coefficient of the slow response reservoir and 2) KDM-3p being similar to the KDM-4p but for which the baseflow coefficient is predetermined from recession curve analysis. The free parameters of both models were obtained by an automatic calibration procedure: the SCE-UA algorithm (Duan et al. 1992) using a modified Nash and Sutcliffe (1970) coefficient (see section 3).

Table 1-2: Main results of the recession analysis performed on the six karst systems

	Mean baseflow coefficient α (day ⁻¹)	Number of recessions studied	Mean duration of the infiltration delay (day)	Mean duration of the recession (day)	Mean baseflow coefficient α (day ⁻¹) obtained by automatic calibration
Gervanne	0.0200	3	35.6	91	0.136
Baget	0.0076	3	42.6	163	0.281
Vaucluse	0.0060	3	80	150	0.052
Homède	0.0064	3	42.3	165	0.118
Durzon	0.0028	3	28.3	172	0.131
Boundoulaou	0.0088	4	35.5	100	0.085

The baseflow coefficient α is determined from the hydrograph analysis of several recession events following the methodology proposed by Mangin (1975). The value of the baseflow coefficient α is given in days⁻¹ and is highly variable among the karst systems studied. Table 1-2 presents the values of the mean baseflow coefficients of the six systems studied. These coefficients are used as the value of the parameter X4 for the KDM-3p (and thus only X1, X2 and X3 are calibrated by the automatic optimisation procedure).

3-Results

First we compare the efficiencies of the KDM-4p and the KDM-3p. The model was tested on the six karst systems studied, using the standard split sample test scheme (Klemeš 1986). This means that the record period was divided into two sub-periods. Then the model was calibrated on the first and tested in validation mode on the other period, followed by the calibration on the second sub-period, and the model efficiency was finally assessed on the first sub-period. The Nash and Sutcliffe efficiency (NSE) criterion computed on \sqrt{Q} was used to assess the model's efficiency since this criterion was shown by to be a good compromise between several alternative objective functions (Oudin et al. 2006). We compared efficiency in terms of discharge simulations on the six systems studied using the two models. Figure 2 presents the values of the NSE(\sqrt{Q}) obtained on the six karst systems in validation mode by the KDM-4p and the KDM-3p models; it must be remembered that for the former the baseflow coefficient (X4) was calibrated, whereas for the later it was determined from preliminary recession curve analysis. Whatever system was considered, the efficiency of the two models was quite similar. Two systems (Gervanne and Durzon) were particularly poorly modelled, with NSE(\sqrt{Q}) values under 0.60. For these two systems, the different values obtained on the two sub-periods suggest that the calibration of the models is affected by the hydroclimatic specificities of one of the two sub-periods. The best modelling results were obtained for the Fontaine de Vaucluse system with NSE(\sqrt{Q}) values around 0.90. The other three systems (Boundoulaou, Baget and Homède) presented relatively similar NSE(\sqrt{Q}) values around 0.70.

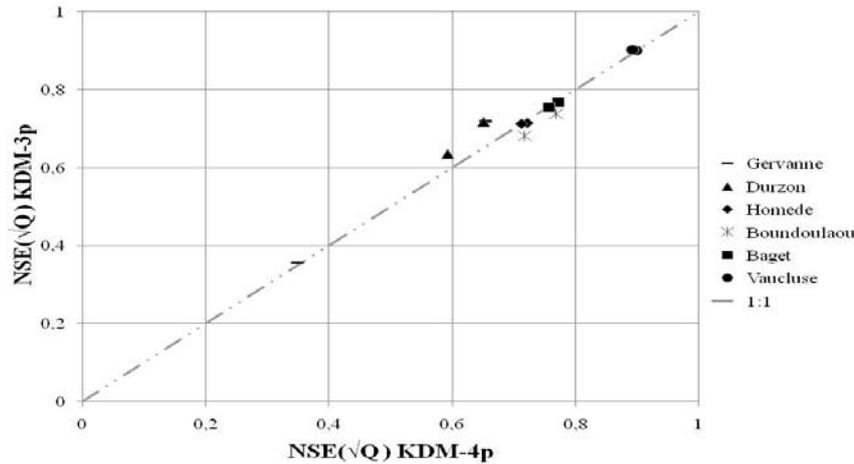


Figure 2: values obtained by the two versions of the model when tested on the six karst systems. Results are shown for the two sub-periods in validation mode

The baseflow coefficient obtained from automatic calibration gave quite different values from those obtained from recession analysis (see last column of Table 2-2): the baseflow coefficient obtained by calibration is greater than the one estimated from recession analysis. This difference could be explained by the high connection of the three parameters X2, X3 and X4 in the KDM-4p. This suggests that the KDM-4p is likely over-parameterised, i.e. the degree of freedom is too high in the parameter's optimum values. Therefore the KDM-3p is particularly advantageous since it potentially constrains the parameterisation of the model.

4-Conclusion

In this paper, we used recession curve analysis to improve parameter consistency and identifiability in karst system model calibration. The methodology compares the model's performance and parameter variability with and without using the baseflow coefficient obtained from recession curve analysis.

We show that the efficiency of the KDM-3p is similar to the KDM-4p for the six karst systems examined in this study, meaning that giving the model more physically meaningful parameters does not affect its overall efficiency over the systems studied. Interestingly, the value of the X4 parameter obtained by automatic calibration is much higher than the value obtained by recession analysis. Indeed, the four-parameter version of the KDM seems to suffer from the interactions existing between the three routing parameters (X2, X3 and X4).

Acknowledgments

We would like to thank Alain Mangin for the Baget streamflow data and Laurent Danneville from Parc des Grand Causes for making data available. We also thank Meteo France for rainfall data and the Hydro database for the steamflow data .

Reference list

Bonacci, O. 1993. Karst springs hydrographs as indicators of karst aquifers. *Hydrological Sciences Journal*, 38(1): 51-62.

- Duan, Q. Sorooshian, S. and Gupta, V. 1992. Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Water Resour. Res.*, 28(4): 1015-1031.
- Fleury, P. Plagnes, V. and Bakalowicz, M. 2007. Modelling of the functioning of karst aquifers with a reservoir model: Application to Fontaine de Vaucluse (South of France). *Journal of Hydrology*, 345(1-2): 38.
- Harlin, J. 1991. Development of a process oriented calibration scheme for the HBV hydrological model. *Nordic Hydrol.*, 22(1): 15-36.
- Hogue, T.S. Sorooshian, S. Gupta, H. Holz, A. and Braatz, D. 2000. A multistep automatic calibration scheme for river forecasting models. *Journal of Hydrometeorology*, 1(6): 524-542.
- Jukic, D. and Denic-Jukic, V. 2009. Groundwater balance estimation in karst by using a conceptual rainfall-runoff model. *Journal Of Hydrology*, 373(3-4): 302-315.
- Klemeš, V. 1986. Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal*, 31(1): 13-24.
- Le Moine, N. Andréassian, V. and Mathevet, T. 2008. Confronting surface-and groundwater balances on the La Rochefoucauld-Touvre karstic system (Charente, France). *Water Resources Research*, 44: W03403, doi:10.1029/2007WR005984.
- Mangin, A. 1975. Contribution à l'étude hydrodynamique des aquifères karstiques, Thesis, Université de Dijon, 422 pp.
- Nash, J.E. and Sutcliffe, J.V. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I -- A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3): 282.
- Oudin, L. Andréassian, V. Mathevet, T. Perrin, C. and Michel, C. 2006. Dynamic averaging of rainfall-runoff model simulations from complementary model parameterizations. *Water Resour. Res.*, 42: W07410, doi:10.1029/2005WR004636.
- Padilla, A. Pulido-Bosch, A. and Mangin, A. 1994. Relative importance of baseflow and quickflow from hydrographs of karst spring. *Ground Water*, 32(2): 267-277.
- Shamir, E. Imam, B. Gupta, H.V. and Sorooshian, S. 2005. Application of temporal streamflow descriptors in hydrologic model parameter estimation. *Water Resour. Res.*, 41: W06021, doi:10.1029/2004WR003409.
- Sivapalan, M. 2005. Pattern, process and function: elements of a unified theory of hydrology at the catchment scale. *Encyclop. Hydrol. Sci*, 1186: 1190-1192.
- Zhang, X.N. and Lindstrom, G. 1997. Development of an automatic calibration scheme for the HBV hydrological model. *Hydrological Processes*, 11(12): 1671-1682.

Annexe 2: A multi-objective calibration framework for rainfall-discharge models applied to karst systems



A multi-objective calibration framework for rainfall–discharge models applied to karst systems

François Moussu^{a,*}, Ludovic Oudin^a, Valérie Plagnes^a, Alain Mangin^b, Hocine Bendjoudi^a

^a UPMC Univ Paris 06, UMR 7619 Sisyphé, Case 105, 4 Place Jussieu, F-75005 Paris, France

^b Station d'Ecologie Expérimentale du CNRS- Moulis, 05200 Saint-Girons, Moulis, France

ARTICLE INFO

Article history:

Received 11 August 2010

Received in revised form 1 December 2010

Accepted 25 January 2011

Available online 1 February 2011

This manuscript was handled by A. Bardossy, Editor-in-Chief, with the assistance of Erwin Zehe, Associate Editor

Keywords:

Rainfall–discharge modelling

Autocorrelation function

Objective function

Multi-objective calibration

Single-objective calibration

Karst

SUMMARY

This paper assesses the potential of several calibration strategies to meet two objectives: good discharge simulations and the ability to reproduce one functional characteristic. Indeed, although classical rainfall–discharge models are often calibrated based on their efficiency in simulating discharge time series, this does not warrant an optimal representation of certain of the system's hydrodynamic properties, since these properties are used for water management purposes. Therefore, this paper investigates the trade-off between two objectives: (i) good discharge simulations in terms of the least mean square errors and (ii) the ability to reproduce the autocorrelation function of the discharge time series. For this purpose, we applied two rainfall–discharge models on the Baget karst system, an extensively studied system located in the French Pyrenees. The results show that a single-objective calibration based on the classical Nash and Sutcliffe efficiency (NSE) coefficient gives relatively satisfying modelling results, but the autocorrelation function is systematically overestimated. The proposed multi-objective approach improves the ability of the model to mimic the autocorrelation function without greatly altering the model's NSE efficiency. Last, the multi-objective framework reduces parameter uncertainty and increases the robustness of the two rainfall–discharge models.

© 2011 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

1.1. Analysis of karstic system functioning: from statistical description to system modelling

Karstic aquifers are often studied using a so-called functional approach (Mangin, 1975; Mangin et al., 1994) based on the analysis of input–output relationships, with rainfall acting as an input and discharge as the output of the system. These analyses rely on classic tools of statistical processing and involve measures such as auto- and cross-correlations, power spectral analysis (Labat et al., 2000) and wavelets (Labat et al., 2002). These analyses aim at identifying the system's key hydrodynamic properties, such as storage capacity, infiltration dynamics, water residence time, discharge threshold, inertia of the karst system and the karst drainage structure's degree of development. Knowledge of these properties is highly relevant for the water management of these quite specific aquifers.

Alongside these statistical approaches used to describe karst systems, an increasing number of models have been developed

and proposed to simulate spring discharges from precipitations (see e.g. Halihan and Wicks, 1998; Rimmer and Salingar, 2006; Fleury et al., 2007; Johannet et al., 2008; Le Moine et al., 2008). These models range from complex physically based models aiming at representing as many structural features of the systems as possible (see e.g. Cornaton and Perrochet, 2002; Scanlon et al., 2003; Peterson and Wicks, 2006; Rozos and Koutsoyiannis, 2006) to simple black-box models (Mangin, 1981; Jukic and Denic-Jukic, 2006). Within this wide spectrum of models, simple lumped conceptual reservoir models are often preferred since they are relatively easy to implement, yet offer generally relatively good discharge simulations. In addition, due to the numerous spatial heterogeneities, knowledge of the system's structure is often limited, and therefore conceptual models can handle the lack of data necessary to parameterise more complex models (Le Moine et al., 2008). Ideally, the parameter values of rainfall–discharge models are gleaned from the physical characteristics of the system but the physical meaning of these parameters is rather vague. Consequently, model parameter values are generally obtained through a calibration phase involving the optimisation of an objective function characterising the goodness of fit between observed and simulated discharge time series. However, the literature on karst system modelling does not always make it clear which calibration technique is the most appropriate. Some authors either manually

* Corresponding author. Tel.: +33 01 44 27 51 20.

E-mail address: francois.moussu@upmc.fr (F. Moussu).

calibrate the model's parameters (Andrieux, 1976; Fleury et al., 2007), possibly based on recession curve analysis (Rimmer and Salinger, 2006), or use an automatic optimisation technique with objective functions based on least mean square errors on discharge values (Rimmer and Salinger, 2006; Fleury et al., 2007; Le Moine et al., 2008) such as the Nash and Sutcliffe (1970) efficiency (NSE) coefficient.

1.2. Relevance of a multi-objective approach for calibrating models applied to karst systems

Though highly desirable, the goodness of fit between observed and simulated streamflows, as characterised by classical objective functions based on least squares, is not the only requirement for many karstic modelling applications: satisfying the key hydrodynamic properties of the system is also a necessary objective. In particular, the characterisation of karstic systems is often based on the description of the temporal variability of the discharge time series, which was shown to be rather neglected in classical objective functions based on least mean square errors (Gupta et al., 2009). Besides, as pointed out by Kavetski et al. (2003), least-squares schemes implicitly consider uncorrelated error time series and thus does not use the whole information concerning the temporal structure of the observed discharge time series.

In this context, the multi-objective approach (see an exhaustive review by Efstratiadis and Koutsoyiannis (2010)) appears to be an appealing way to calibrate rainfall–discharge models for karst systems. In this approach, several sets of parameters are obtained based on diverse objectives. The several possible optimal solutions provide a trade-off between the different objective functions and are generally referred to as Pareto-optimal solutions, in reference to the Pareto (1906) concept. The Pareto optimal set of solutions provides model simulations that are equally good from a multi-objective viewpoint, i.e. a member of the Pareto set will be better than any other member with respect to some of the objectives, but because of the trade-off between the different objectives it will not be better with respect to other objectives. However, in operational conditions, some Pareto-optimal solutions could be unacceptable with respect to the criteria that are required for calibration (Fenicia et al., 2007). When used for calibrating conceptual rainfall–discharge models, the multi-objective approach includes more information on the parameter identification process, thereby potentially providing better estimates of the possible range of parameters (Boyle et al., 2000; Beldring, 2002) in terms of both model efficiency and physical meaning.

Madsen (2003) described the multi-objective framework with the following terminology:

- *Multi-variable*: Different observable fluxes that are reproduced by conjunctive simulation schemes, including flows, piezometric levels, sediment load, geochemical tracers, distributed soil moisture, etc.
- *Multi-site data*: Historical records obtained from a number of gauges within the river basin, which measure the same variable and are reproduced by semi- or fully distributed schemes.
- *Multi-response modes*: Independent criteria accounting for various aspects of a single process (typically discharge), which is reproduced even by lumped conceptual schemes.

In the multi-response mode approach, several trade-offs may be considered: the model's ability to reproduce high and low flows (Fenicia et al., 2007), the model's ability to reproduce daily flows and the water balance (Anderton et al. (2002)). The choice of the objective functions to be considered in the multi-objective framework is based on the purpose of the model. As far as karst systems are considered, rainfall–discharge models may be used for classic

flow simulations, but also to characterise the storage capacity and dynamics of the system.

1.3. Scope of the paper

This paper assesses the potential of different calibration strategies to meet two objectives: good discharge simulations in terms of least mean square errors and the ability to reproduce one functional characteristic of the system: the autocorrelation function of the discharge, which quantifies the linear dependency of successive values over time. The autocorrelation function was chosen since it is a simple and widely used indicator that characterises the temporal structure of the discharge time series, a characteristic that might not be well represented by objective functions based on least mean square errors. In addition, the autocorrelation function of discharge is classically used to determine the memory effect of karstic systems (Mangin, 1984), i.e. the inertia of the system. This paper can be related to a number of recent papers that use other functional characteristics to help the calibration process of traditional hydrological models as a post-processing of the parameter sets obtained through either Monte Carlo simulations (Yilmaz et al., 2008; Winsemius et al., 2009) or least-squares optimisation schemes (Pokhrel et al., in press). Some authors also attempted to calibrate rainfall–discharge models using objective functions characterising the adequacy of the simulated discharges either in the frequency domain using power spectrum (Montanari and Toth, 2007; Schaeffli and Zehe, 2009) or in the time-varying frequency domain using wavelet (Schaeffli and Zehe, 2009). Those studies show that the use of additional assessment criteria may bring valuable information in the calibration process and cope with the drawbacks of the classical least-squares schemes discussed in Section 1.2. In this paper, we intend to use one of those functional characteristics, namely the autocorrelation function of discharge as an additional objective function during the calibration process. This choice was driven by the fact that this function is classically used to characterise the hydrodynamic functioning of the karst systems and by the results of Winsemius et al. (2009) who used the lag-1 autocorrelation coefficient to constrain parameter space. Compared to the study by Winsemius et al. (2009), we developed a criterion that assesses the adequacy of the autocorrelation function of simulated and observed discharge for several lag-times and this criterion is used within a multi-objective calibration framework. Besides we followed a split-sample test procedure, allowing assessment of the calibration procedure in validation mode, which is rarely the case in the multi-objective studies that focus on calibration.

The paper is structured as follows: Section 2 presents the karst system studied, the rainfall–discharge models and the methodology used to assess the model's efficiency in terms of both daily discharge prediction and the ability to mimic the shape of the autocorrelation function of the discharge. Section 3 presents the efficiency of the two tested models and the degree of trade-off between the two objectives considered. We also assess the potential of the multi-objective framework in terms of the model's parameter identification.

2. Study area and methods

2.1. Study area

The Baget karst system is a small mountainous karst system covering 13.25 km² located in the French Pyrenees (Ariège). This carbonated aquifer is connected with a small superficial catchment area, giving a binary character to the system's functioning. The mean elevation of the catchment is 923 m. The mean annual

rainfall reaches 1700 mm and the mean annual discharge of the perennial spring (Las Houtas) located in the valley at an elevation of 498 m, is around $0.5 \text{ m}^3/\text{s}$ (Mangin and D'Hulst, 1994).

The hydrological behaviour of the Baget karst system has been extensively studied for the past 30 years with hydrodynamic (Mangin, 1970, 1975) and geochemical tools (Bakalowicz et al., 1974; Bakalowicz, 1979; Monnin et al., 1998), as well as with temperature records (Andrieux, 1976; Genthon et al., 2005) and artificial tracing (Bakalowicz et al., 1974).

Las Houtas spring accounts for 68% of the total discharge of the karst system (Mangin and D'Hulst, 1994). Two other springs (Moulo de Jaur, 14%; La Hillère, 13%) provide the rest of the flow when the discharge at Las Houtas exceeds $0.56 \text{ m}^3/\text{s}$ and $0.8 \text{ m}^3/\text{s}$, respectively. For higher discharge, another spring takes over in exceptional circumstances. Twenty years of daily streamflow, precipitation and potential evapotranspiration are available, from 1973 to 1992. Fig. 1 presents the autocorrelation function of the Baget discharge time series. The slope of the autocorrelation function decreases sharply and demonstrates the importance of a short-term event on the system's behaviour. The memory effect of the Baget system, defined as the lag time corresponding to an autocorrelation value of 0.20 (Mangin, 1984), is estimated at around 18 days.

2.2. Rainfall–discharge models

Two daily rainfall–discharge models were used in this study. One was developed specifically to study karstic catchments and is hereafter called KDM (Karstic Devoted Model). KDM was tested on the Fontaine du Vaucluse karst system in France (Fleury et al., 2007). The second model is a classical lumped conceptual rainfall–runoff model: the GR4J model (Perrin et al., 2003). The two models are reservoir models based on a production function and a routing function. Generally speaking, the production function controls the partition of rainfall and actual evapotranspiration into effective rainfall (also called infiltration) that finally reaches the outlet of the catchment and the routing function controls the dynamics of the runoff generated and thus its distribution over time. In the following, we present the general structure of the

models; the equations used within these models are detailed in Figs. 2 (GR4J) and 3 (KDM).

- The GR4J model (see Perrin et al., 2003) has four free parameters, its structure is based on two reservoirs (a soil moisture accounting reservoir and a routing reservoir) and a unit hydrograph. In GR4J, effective rainfall (infiltration) and actual evapotranspiration are computed as functions of the soil moisture store level and net rainfall ($P-PE$) involving the parameter $X1$. A percolation leakage term from the production store is also included in the production function. Moreover, interbasin groundwater flows are calculated from the level of the routing store and an additional free parameter $X2$. The effective rainfall is divided into two flow components in the routing function according to a fixed split: 90% are routed by a unit hydrograph and a nonlinear routing store (slow response) and the remaining 10% are routed through a single unit hydrograph (fast response). This fixed rate was obtained when developing the GR4J model on a large catchment set (Perrin et al., 2003). It is questionable on the studied karstic system but we decided to keep the original version of the model. Two free parameters are involved in the routing function: the time base of unit hydrograph ($X3$) and the reference capacity of the routing store ($X4$). The simulated discharge (\hat{Q}) is the sum of these two components.
- KDM has four free parameters and its structure is based on three reservoirs (Fleury et al., 2007). The production function of KDM is based on a reservoir that estimates the effective rainfall from rainfall (P) and potential evapotranspiration (PE). This reservoir uses a threshold ($X1$) above which infiltration is possible. The infiltrated water from production is divided into two parts according to the partitioning coefficient ($X2$). Thus the routing function consists of two reservoirs: a slow-response reservoir with a baseflow coefficient $X4$ and a quick-response reservoir for which a recession coefficient $X3$ is used. The discharge of each reservoir proceeds according to the Maillet (1905) law, i.e. linear routing. The simulated discharge (\hat{Q}) is the sum of the quick- and low-flow components.

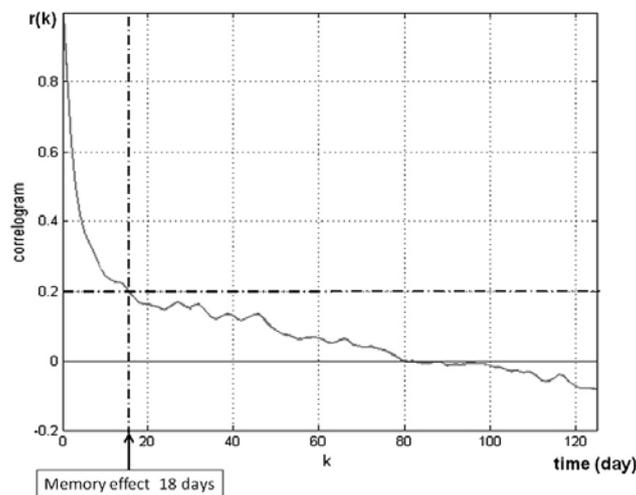


Fig. 1. Autocorrelation function of the discharge time series of the Baget karst system for the entire record period (1973–1992).

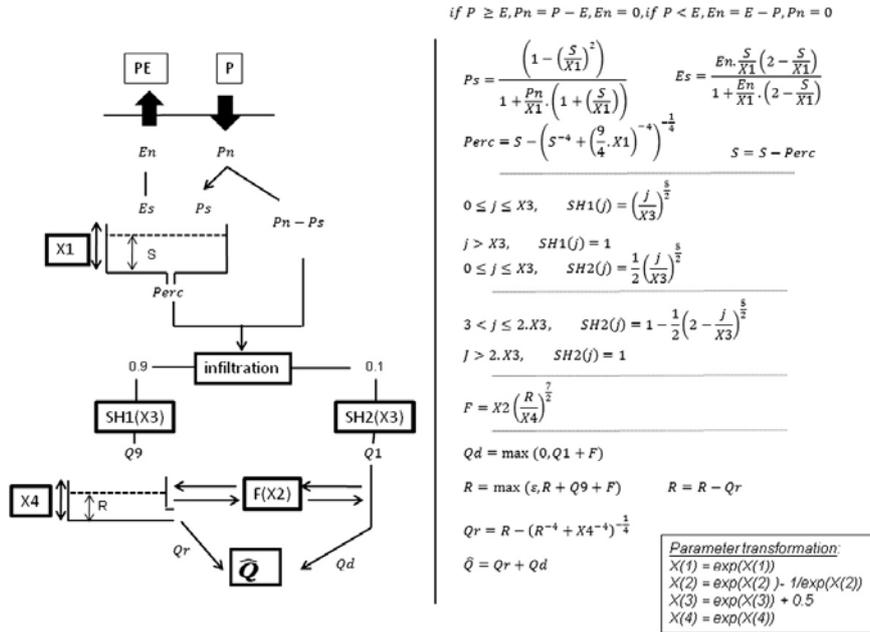


Fig. 2. GR4j model structure and equations.

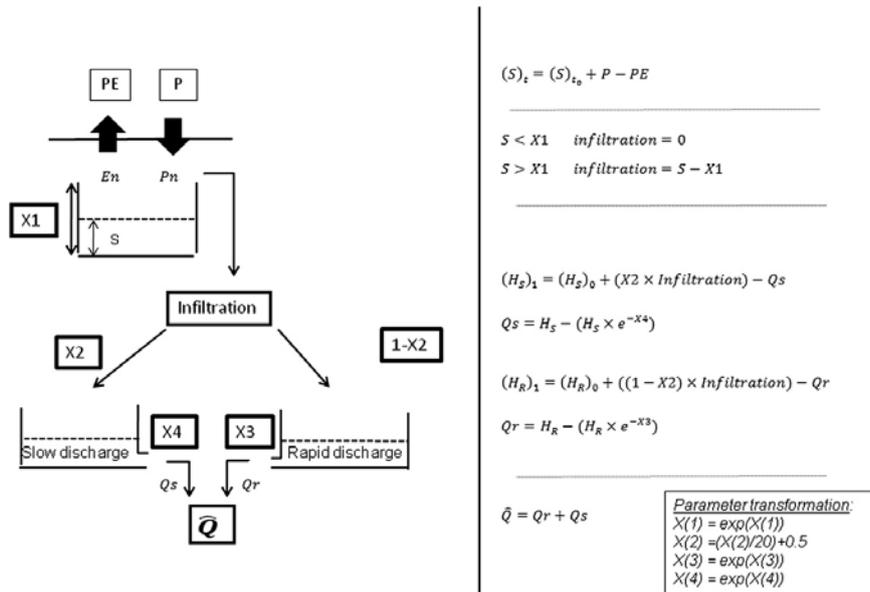


Fig. 3. KDM model structure and equations.

Note that those two models have already shown their ability to reproduce the discharges of karst systems. It is out of the scope of this paper to discuss the relative merits of the models to simulate spring discharge on the studied system. The two models are used to analyze to what extent the methodology followed in this paper is applicable to diverse model structures.

2.3. Objective functions and optimisation techniques

Two objective functions were used to calibrate the models' parameter values and assess the performance of their simulations:

The goodness of fit between the observed and simulated discharges is assessed by the Nash and Sutcliffe (1970) efficiency (NSE) coefficient applied on the root squared transformed discharges and denoted hereafter $NSE(\sqrt{Q})$. The root square transformation of discharges provides a more balanced optimised model (i.e. that focuses on neither high nor low flows).

$$NSE(\sqrt{Q}) = \left[1 - \frac{\sum_d (\sqrt{Q_d} - \sqrt{\hat{Q}_d})^2}{\sum_d (\sqrt{Q_d} - \sqrt{\bar{Q}})^2} \right] \quad (1)$$

where Q_d is the observed discharge at day d , \hat{Q}_d is the simulated discharge at day d and $\sqrt{\bar{Q}}$ is the mean of the root squared observed discharges.

The other objective function assesses the ability of the model to reproduce the autocorrelation function of the observed discharge time series. This objective function, noted $RMSE(\text{cor})$ hereafter, involves two steps.

First, the autocorrelation functions of observed and the simulated discharges are computed following equation:

$$Cor_Q(i) = \frac{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n-i} (Q_t - \bar{Q})(Q_{t+i} - \bar{Q}) \right)}{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Q_t - \bar{Q})^2 \right)} \quad (2)$$

where i is the lag time, n is the length of the time series, Q_t is the discharge value at time step t and \bar{Q} is the mean of the discharge values over the entire record period.

Second, $RMSE(\text{cor})$ is computed as the root mean squared error between the discretised observed and simulated discharge autocorrelation functions:

$$RMSE(\text{cor}) = \left(\frac{1}{m+1} \sum_{i=0}^m (Cor_Q(i) - Cor_{\hat{Q}}(i))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

where $Cor_{\hat{Q}}(i)$ is the autocorrelation function of the simulated discharge for the time lag i , $Cor_Q(i)$ is the autocorrelation function of the observed discharge for the time lag i and m is the truncation point after which the autocorrelation values are considered non-significant. Hereafter, we assign a value of 100 to m . Since for each lag time i the difference between $Cor_Q(i)$ and $Cor_{\hat{Q}}(i)$ is less than or equal to 2, $RMSE(\text{cor})$ ranges from 0 to 2. Note that particular attention will be paid to the lag time corresponding to an autocorrelation value of 0.20 since this lag time is often considered to represent the memory effect of a karstic system (Mangin, 1984).

In this study, we used both single- and multi-objective calibration approaches. The shuffled complex evolution metropolis algorithm developed by the University of Arizona (SCEM-UA, Duan et al., 1992; Vrugt et al., 2003b) is used for the single-objective function approach. The SCEM-UA procedure begins with a random sample of points distributed throughout the feasible parameter space and uses a metropolis procedure to continuously evolve the population toward better solutions in the search space (see Vrugt et al., 2003a,b for a more detailed description). The multi-objective calibration technique applied in this study is the multi-

objective shuffled complex evolution metropolis (MOSCEM) developed by Vrugt et al. (2003a,b).

2.4. Assessment of the model's performance in validation mode

The methodology followed to assess the model's performance for different calibration strategies is the classical split-sample test procedure (Klemeš, 1986). In this procedure, the record period is split into two sub-periods (hereafter the two periods considered are noted $P1$, covering the 1973–1982 period, and $P2$, covering the 1983–1992 period). The model is calibrated on each sub-period and tested in validation mode on the other sub-period. Table 1 presents mean annual precipitation, mean annual discharge and the memory effect for each sub-period. Note that $P1$ is wetter than $P2$, which results in a difference in the mean annual discharge from $P1$ to $P2$. Besides, the autocorrelation functions of the discharge time series also differ since the memory effect corresponds to a lag time of 17 days and 12 days for $P1$ and $P2$, respectively.

Three calibration strategies are tested in this paper:

1. The calibration using NSE as a single-objective function.
2. The calibration using $RMSE(\text{cor})$ as a single-objective function.
3. The calibration using NSE and $RMSE(\text{cor})$ within a multi-objective optimisation framework.

Each calibration strategy is assessed in turn in validation mode, through the assessment criteria defined in Section 2.3.

2.5. Analysis of the optimal parameter sets

A classical methodology in hydrology modelling to estimate the parameter uncertainty is the GLUE method (Beven and Binley, 1992). The method is usually based on Monte Carlo random sampling; all parameter sets obtained are tested and objective functions are computed. Then the solutions are separated into acceptable and unacceptable. This separation is based either on a threshold on the objective function value or on a number of solutions that are considered acceptable. However, in a multi-objective context, the GLUE framework is not so simple since non-dominated solution obtained through multi-objective calibration may not be necessarily behavioural and vice versa (Efstratiadis and Koutsoyiannis, 2010). Consequently, we followed in this paper a very simple approach to assess the differences in the optimal parameter sets obtained with the different calibration strategies. We considered the sample of solutions tested by the SCEM algorithms instead of a random sampling, since Blasone et al. (2008) demonstrated that this was not detrimental to the efficiency of the GLUE methodology. Besides, all parameter sets above the performance thresholds are considered as optimal parameters. Specifically, we followed a three-step methodology

- First, performance thresholds were defined for the two objective functions for the two rainfall–discharge models.
- Second, for each calibration strategy, we retained the sets of parameter values that yield better performance than the predefined threshold. For the single-objective calibration strategies, we used the threshold corresponding to the objective function. For the multi-objective calibration approach, the two thresholds were used. We used the sample of parameters generated by the two optimisation techniques, namely SCEM-UA and MOSCEM. We used SCEM-UA and MOSCEM with the following settings: 10 complexes, 200 random seed samples and 10,000 function evaluations.
- Last, the cumulative distributions of the model's parameter values are computed for the three calibration strategies, the relative narrowness of these distributions being used to diagnose the sensitivity of each parameter around the optimum.

Table 1
Memory effect, mean annual precipitation and discharge of the record period, and both sub-periods.

	1973–1992	P1: 1973–1982	P2: 1983–1992
Memory effect (day)	18	17	12
Mean annual precipitation (mm)	1676	1790	1560
Mean annual discharge (m ³ /s)	0.48	0.55	0.41

This method used to assess the sensitivity of the optimal parameter sets to the calibration strategy presents some limitations due to the use of the optimisation algorithms as the parameter sampling method. First, the performance thresholds were set a priori, irrespective of the convergence results assessed by the metropolis algorithm. Second, the comparison between the three calibration strategies is based on three different parameter samples.

3. Results

3.1. Single-objective calibration strategies

This section assesses the efficiency of the model using a single-objective function. As mentioned before, the parameters are optimised by the shuffled complex evolution algorithm (SCEM-UA) using $NSE(\sqrt{Q})$ or $RMSE(corr)$ as the single-objective function. Table 2 presents the values of the two criteria in calibration and validation modes for these two calibration strategies, for the two rainfall–runoff models.

First, it should be noted that the two models are relatively similar in terms of optimal calibration efficiency for both objective functions. The optimal $RMSE(corr)$ values are very close for the two sub-periods. GR4J appears slightly more efficient than KDM when considering the $NSE(\sqrt{Q})$ as an objective function.

In calibration mode, both models show large discrepancies on the values of one criterion when the other one is used as the objective function:

- The NSE values drop below 0.5 when using $RMSE(corr)$ as an objective function, while they are largely acceptable (above 0.75) when using $NSE(\sqrt{Q})$ as the objective function. This is not surprising since the $RMSE(corr)$ does not assess the ability of the model to respect the first moment of the discharge time series, which can be highly detrimental to NSE values. Fig. 4 illustrates the differences in the shapes of the hydrographs obtained by the two calibration strategies for KDM. The simulation obtained with $RMSE(corr)$ as an objective function is acceptable in terms of temporal variability but low flows and flood

peaks are not reproduced well. Conversely, using $NSE(\sqrt{Q})$ as the objective function makes it possible to reach acceptable simulations of both flood peaks and low flows.

- The $RMSE(corr)$ values are also affected by the use of $NSE(\sqrt{Q})$ as an objective function. Fig. 5 gives an illustration of the differences in the autocorrelation function when using the two different objective functions. The goodness of fit when using the $RMSE(corr)$ objective function is very satisfying for this objective, while the autocorrelation function obtained by the NSE objective function largely overestimates the observed linear correlation of discharge time series. Interestingly, this overestimation is systematic on the two periods and for the two rainfall–runoff models, suggesting that the calibration using the NSE objective function tends to increase the representation of the system’s inertia and consequently underestimates the temporal variability of the discharge time series.

In validation mode, both criteria are degraded but the calibration using $NSE(\sqrt{Q})$ as an objective function appears to be more robust since the degradation on $NSE(\sqrt{Q})$ from the calibration to validation mode is less pronounced than when using $RMSE(corr)$ as an objective function, particularly for the first sub-period.

To conclude, it is shown that given the formulation of the $RMSE(corr)$ objective function, this criterion cannot be used as a single-objective function since it may produce large discrepancies in terms of water balance simulations and an erroneous estimation of peak discharges. However, the use of $NSE(\sqrt{Q})$ as a single-objective function appears insufficient to capture the temporal structure of observed discharge time series since this results in an overestimation of the autocorrelation function. These results suggest that there might exist an interesting trade-off between the two objective functions, which is analysed in the next section.

3.2. Multi-objective calibration strategy

In this section, we follow a multi-objective calibration framework to analyse the trade-off between the two objective functions considered ($NSE(\sqrt{Q})$ and $RMSE(corr)$) and to determine whether appropriate parameter sets exist that can satisfy both objectives. As mentioned before, we used the multi-objective shuffled complex evolution method (MOSCEM) to investigate the Pareto front of the optimal solutions. Fig. 6 shows the values of the two objective functions ($NSE(\sqrt{Q})$ and $RMSE(corr)$) obtained by a multi-objective calibration framework and gives an idea of the trade-off between these two objectives. Two main conclusions may be drawn from these results:

- There is a significant trade-off between the two criteria, i.e. parameter sets yielding good simulations with respect to $RMSE(corr)$ may provide very poor results with respect to $NSE(\sqrt{Q})$ and vice versa. This is also notable considering the

Table 2
Performance in calibration and validation mode obtained with the two single-objective calibrations.

Objective function	Model	Period	$NSE(\sqrt{Q})$		$RMSE(corr)$	
			Calibration period	Validation period	Calibration period	Validation period
$NSE(\sqrt{Q})$	GR4J	P1	0.81	0.81	0.038	0.063
		P2	0.81	0.80	0.087	0.063
	KDM	P1	0.75	0.75	0.118	0.076
		P2	0.77	0.75	0.091	0.137
$RMSE(corr)$	GR4J	P1	0.31	–61.67	0.015	0.025
		P2	–78.52	0.36	0.026	0.026
	KDM	P1	0.31	0.55	0.014	0.043
		P2	0.48	0.14	0.025	0.029

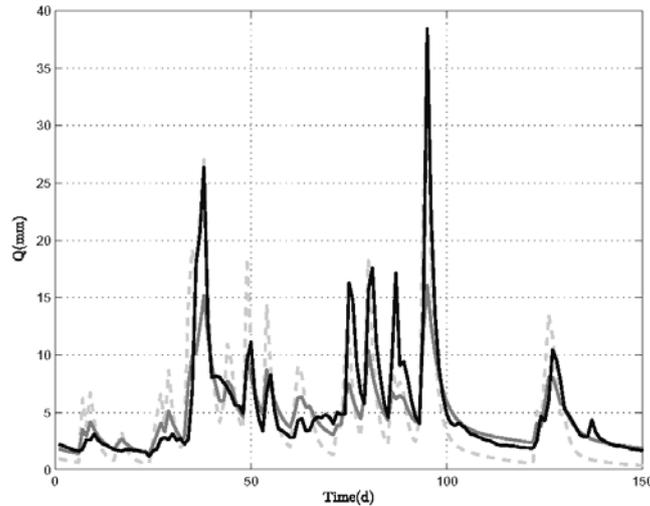


Fig. 4. Example of hydrograph obtained with KDM on the first sub-period in calibration mode. The black line corresponds to the observed discharge time series, the grey dashed line corresponds to the simulated discharge obtained when using $RMSE(cor)$ as a single-objective function and the dark grey line corresponds to the simulated discharge obtained when using $NSE(\sqrt{Q})$ as a single-objective function.

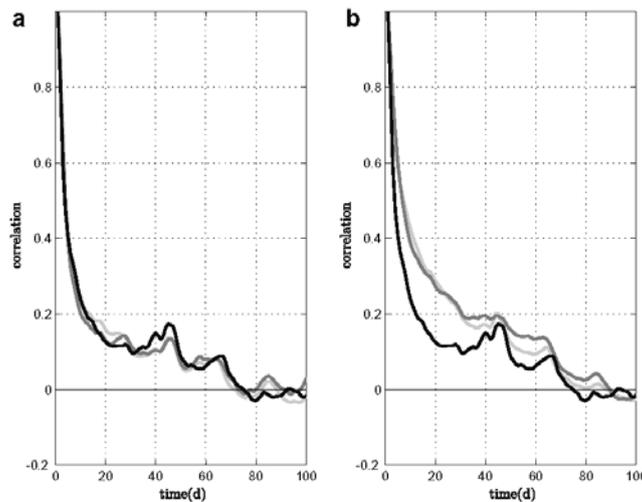


Fig. 5. Autocorrelation functions of the discharge time series in calibration for sub-period 2 using (a) $RMSE(cor)$ and (b) $NSE(\sqrt{Q})$ as single-objective functions. The black lines represent the autocorrelation function of the observed discharges; the grey lines represent the autocorrelation functions of the simulated discharges using KDM and the dark grey lines represent the autocorrelation functions of the simulated discharges using GR4J.

tails of the Pareto front. This finding corroborates the results of the previous section when using the two criteria as single-objective functions.

- Some parameter sets exist that may be considered acceptable for both objective functions. This part of the Pareto front (in the upper left corner) indicates that one objective function might be significantly improved at the expense of only a small degradation of the other objective function. For instance,

accepting obtaining a value of $NSE(\sqrt{Q})$ of 0.72 instead of 0.75 (the case of KDM for the sub-period P1) allows one to decrease the $RMSE(cor)$ value from 0.118 to 0.024.

The two rainfall–runoff models present slightly different shapes of the Pareto front. In particular, compared to GR4J, KDM seems more flexible with respect to the $RMSE(cor)$ performance, i.e. many parameter sets are rather similar in terms of $NSE(\sqrt{Q})$ values, while

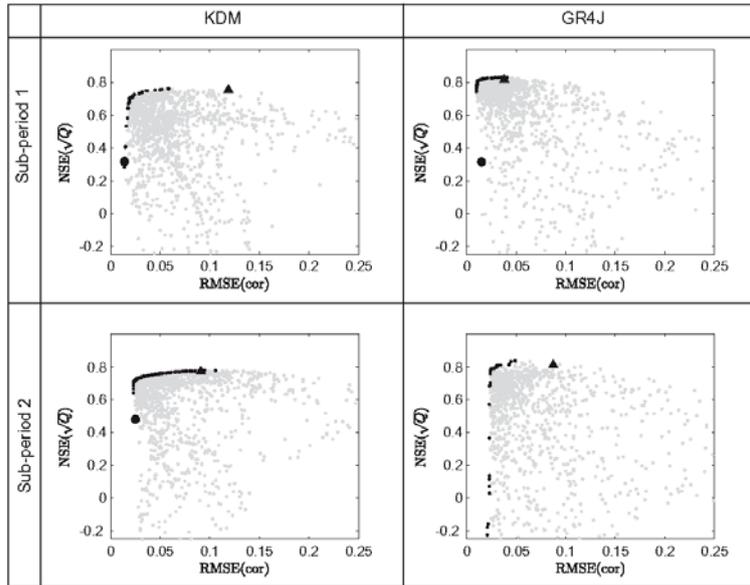


Fig. 6. Multi-objective calibration outputs for the two models on the two calibration sub-periods. The solutions on the Pareto front are highlighted by black points and the best solutions obtained by single-objective calibrations are plotted as triangles for $NSE(\sqrt{Q})$ and circles for $RMSE(corr)$.

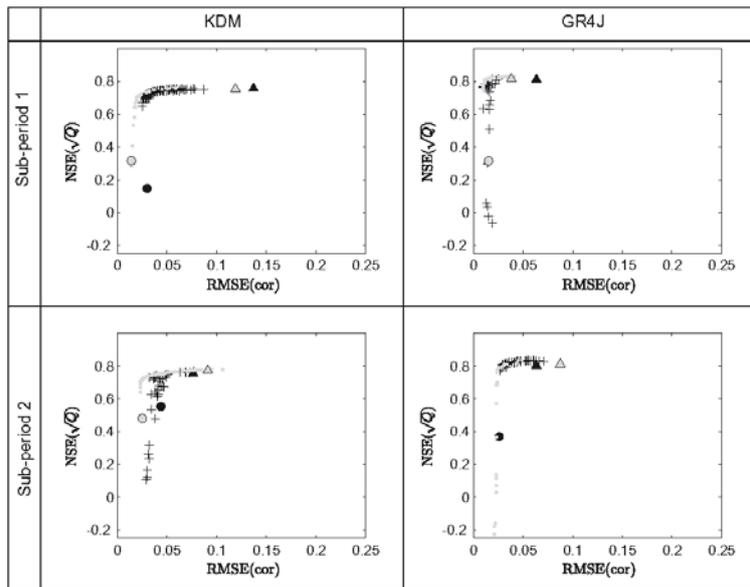


Fig. 7. Pareto front evolving from the calibration mode (grey points) to the validation mode (black points). As in Fig. 6, the best solutions obtained by single-objective calibrations are plotted as triangles for $NSE(\sqrt{Q})$ and circles for $RMSE(corr)$.

being very different in terms of $RMSE(corr)$ values. This behaviour is probably due to the larger number of parameters (three) that con-

trols the routing function for this model, compared to GR4J, which has only two routing parameters.

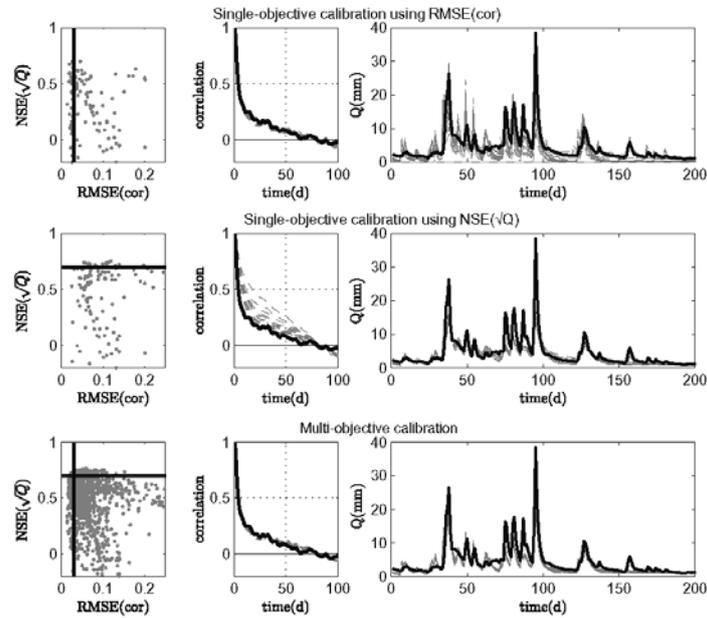


Fig. 8. For the three calibration strategies applied to the KDM model for the first sub-period, from left to right: trade-off between the two objective functions, autocorrelation functions for acceptable solutions and example of hydrograph for acceptable solutions.

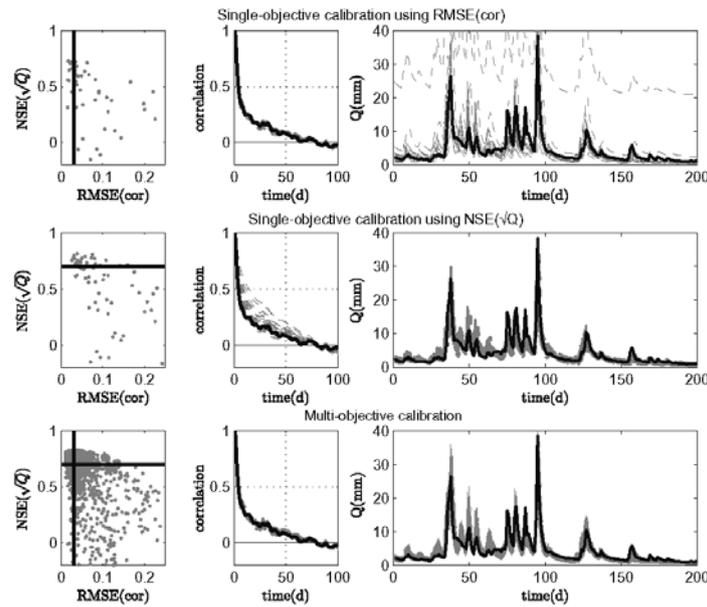


Fig. 9. For the three calibration strategies applied on the GR4J model for the first sub-period, from left to right: trade-off between the two objective functions, autocorrelation functions for acceptable solutions and example of hydrograph for acceptable solutions.

Table 3
Number of acceptable solutions for each calibration strategies.

Model	Period	Single-objective calibration using RMSE(cor) as objective function	Single-objective calibration using NSE(\sqrt{Q}) as objective function	Multi-objective calibration
GR4J	P1	23	30	653
	P2	14	44	101
KDM	P1	31	18	52
	P2	21	21	109

Interestingly, the two sub-periods also exhibit slightly different Pareto front shapes, meaning that the trade-off between the two objective functions depends to a certain extent on the hydro-climatic specificity of the calibration sub-period. To shed more light on this issue, Fig. 7 shows the Pareto fronts when moving from the calibration mode to the validation mode. It is notable that the two rainfall–discharge models are relatively robust since the shape of the Pareto fronts are very similar in validation mode. Those results are somewhat different to those presented by some authors (see e.g. Fenicia et al., 2008) who showed that the Pareto front does not preserve its arc shape in validation mode. This might be due either to the fact that the models used here are parsimonious ones and that the calibration and validation periods are quite long, warranting relatively robust optimal parameter sets.

3.3. Parameter sensitivity analysis for the different calibration strategies

This section analyses the identifiability of parameters for the three calibration strategies, i.e. single-objective calibration with

RMSE(cor) and NSE(\sqrt{Q}) as objective functions, and multi-objective calibration using these two criteria. As mentioned before, we decided to consider limits of acceptability for the two objective functions for the two rainfall–discharge models. The threshold was set to 0.70 for NSE(\sqrt{Q}), corresponding to approximately 90% of the optimal value obtained in calibration on the two sub-periods for the two rainfall–discharge models. Moreover, based on the calibration results and visual inspections, the limit of acceptability for RMSE(cor) was set to 0.03. Figs. 8 and 9 summarise the results for the three calibration strategies and for the two rainfall–discharge models on the sub-period P1, while Table 3 presents the number of acceptable solutions for each configuration. For both models, the autocorrelation functions obtained with RMSE(cor) as the objective function has a very good fit. Conversely, using NSE(\sqrt{Q}) as the objective function tends to overestimate the autocorrelation function (i.e. the modelled system behaviour is too inertial). Interestingly, the parameter sets sampled using the multi-objective calibration strategy reproduce the shape of the autocorrelation function well, still giving acceptable performance in terms of NSE(\sqrt{Q}). The hydrographs of the acceptable solutions are also shown. The shape of the hydrographs obtained with RMSE(cor) as a single-objective function shows a substantial overestimation of some flood peaks and an underestimation of low flow values. Using NSE(\sqrt{Q}) as a single-objective function tends to give a relatively good fit with the observed flows and the simulations obtained by the different sets of parameters are very similar and they fail for some flood peaks, particularly the KDM model. The multi-objective calibration approach reproduces the shape of the hydrograph relatively well, while the temporal variability of the discharge time series is greater than the one obtained with NSE(\sqrt{Q}) as a single-objective function.

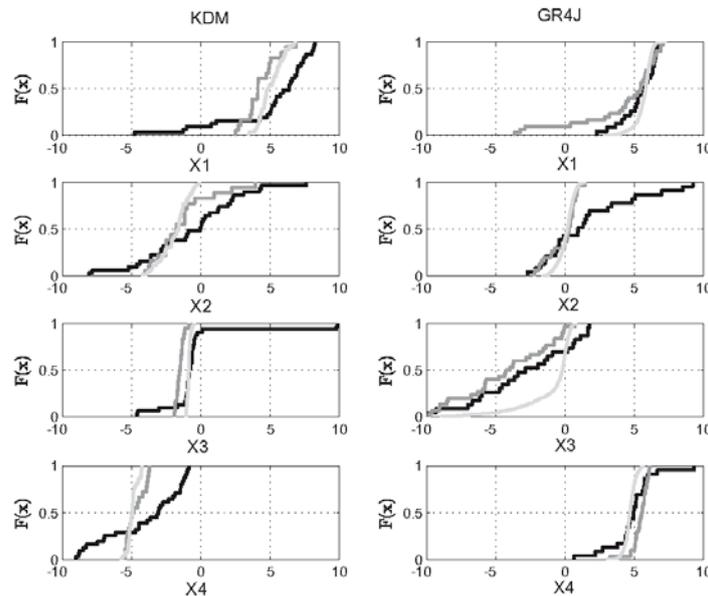


Fig. 10. Parameter cumulative distributions obtained on sub-period 1. Results for KDM (left panel) and GR4J (right panel). The black lines represent the distributions obtained with RMSE(cor) as a single-objective function; the dark grey lines represent the distributions obtained with NSE(cor) and the grey lines represent the distributions obtained using the multi-objective calibration strategy.

Table 4
Mean baseflow coefficient (day^{-1}) obtained for each calibration strategy (real value of KDM X4 parameter).

Period	Single-objective calibration using RMSE(corr) as objective function	Single-objective calibration using NSE(\sqrt{Q}) as objective function	Multi-objective calibration
P1	0.0179	0.0090	0.0070
P2	0.0236	0.0048	0.0061

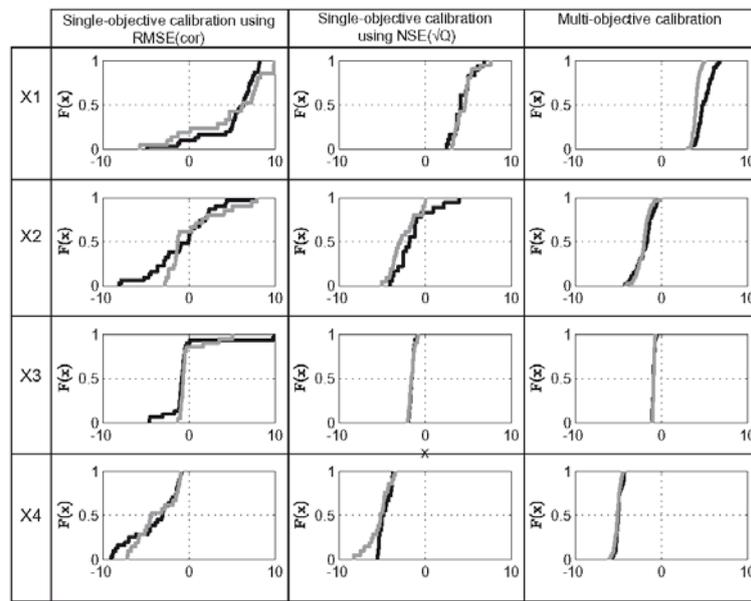


Fig. 11. KDM parameter cumulative distributions obtained on the two sub-periods for the three calibration strategies. The black lines represent the distributions obtained on sub-period 1 and the grey lines represent the distributions obtained on sub-period 2.

Fig. 10 presents the cumulative posterior distribution functions of parameter values determined by the three calibration strategies for the sub-period 1. Generally speaking for the two models and for all the parameters, the distributions obtained with the multi-objective calibration strategy are narrower than those obtained with single-objective calibration strategies, meaning that the uncertainty bounds are generally reduced when applying the proposed multi-objective framework. Besides, the range of parameter values when using RMSE(corr) as a single-objective function is generally very large, underlining that this objective function cannot be used solely to calibrate rain-fall–discharge models.

Despite these general trends, different responses are obtained depending on the model and the parameter considered:

- For KDM, the parameter distributions obtained using NSE(\sqrt{Q}) as a single-objective function are closer to the parameter distribution obtained with the multi-objective calibration strategy. The parameter of the production function (X1) is highly variable when using RMSE(corr) as a single-objective function. This is not really surprising since the production function has only indirect impacts on the discharge temporal variability. Concerning the parameters of the routing function (X2, X3 and X4), the results are more contrasted since the use of RMSE(corr) improves the identifiability of the X2 parameter but has slightly impact on the identifiability of the two others. Since X3 represents the recession coefficient of the quick routing store of KDM, the higher values obtained using RMSE(corr) as an additional objective function allows increasing the temporal variability of the discharge time series (to handle the overestimation of the auto-correlation function obtained by using only NSE(\sqrt{Q}) as a single-objective function). Table 4 presents the mean value of the X4 parameter, corresponding to the baseflow coefficient of the slow-response reservoir, obtained from the three calibration strategies for both sub-periods. Moreover, these values can be compared to the baseflow coefficient obtained from recession curve analysis (Moussu et al., 2010). The Baget baseflow coefficient obtained from recession curve analysis for this period (1973–1992) is 0.0076 day^{-1} , which is close to the value obtained from the multi-objective calibration.
- For GR4J, the influence of the RMSE(corr) objective function on the parameter values is more complex. Indeed, satisfying RMSE(corr) impacts the X1 values, while this parameter is part of the production function. This is relatively counterintuitive since one could expect that the production parameters would be relatively similar since they are not expected to drive the temporal distribution of simulated discharges. However, it should be noted that RMSE(corr) also has an impact on the

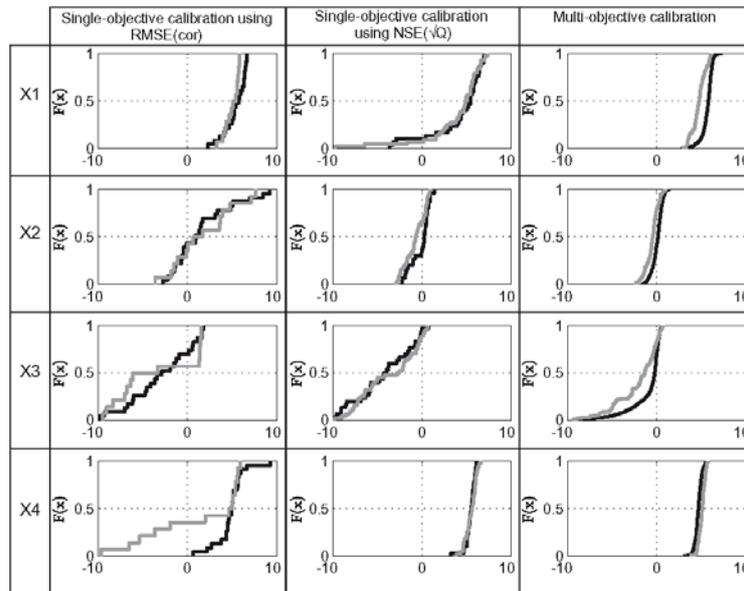


Fig. 12. GR4J parameter cumulative distributions obtained on the two sub-periods for the three calibration strategies. The black lines represent the distributions obtained on sub-period 1 and the grey lines represent the distributions obtained on sub-period 2.

two routing parameter values. As for KDM, these modifications of the routing parameters increase the temporal variability of the discharge time series: a decrease in the capacity of the routing store ($X4$) results in an increase in the model's responsiveness.

To shed more light on the relative robustness of the three calibration strategies, Figs. 11 and 12 present the cumulative distribution functions of each parameter obtained for the two sub-periods when considering the three calibration strategies. On these figures, parameter robustness is greater if the cumulative distribution functions of both sub-periods are close and skewed. As expected from previous results, the single-objective calibration using $RMSE(cor)$ appears less robust than the single-objective calibration using $NSE(\sqrt{Q})$. Interestingly, the multi-objective calibration presents improved robustness compared to single-objective calibration strategies. This is particularly notable for the KDM model, for which the sets of parameters obtained for the two sub-periods are very similar. For the GR4J model, the single-objective calibration using $NSE(\sqrt{Q})$ appears as robust as the multi-objective calibration strategy, but the latter provides considerably reduced uncertainty bounds.

4. Conclusion

This paper has attempted to assess the potential of several calibration strategies to satisfy two objectives: (i) good daily discharge simulations in terms of the NSE coefficient and (ii) the ability to reproduce one of the system's functional characteristics: the autocorrelation function of the discharge. While the former is usually highlighted in rainfall–discharge modelling studies, the latter is of key importance to adequately assess the hydrodynamic properties of a karstic system such as water residence time and

the system's memory effect, which are used for operational purposes on karst aquifers. The methodology has been tested on two different rainfall–discharge models applied to a well-known karst system.

This study has showed that:

- The new criterion based on the autocorrelation function of the discharge cannot be used as a single-objective function. This result was rather expectable since this criterion does not meet several key requirements for discharge simulation, e.g. bias in discharge values. Besides, the $NSE(\sqrt{Q})$ criterion used within a single-objective framework systematically produces an overestimation of the autocorrelation discharge function. Consequently, the memory effect of the system computed on simulated discharge time series is systematically overestimated. In particular, for operational purposes, this means that the water resources of the karstic system are likely to be overestimated and thus use of $NSE(\sqrt{Q})$ may yield inappropriate water management. Interestingly, this emphasises the results obtained by Gupta et al. (2009), who found that NSE-based calibration procedures tend to favour models or parameter sets that generate simulated flows that underestimate the variability. In our case, the autocorrelation function was systematically overestimated when using NSE as a single-objective function. This could be attributable to either the NSE equation which focuses on high to intermediate flows and thus neglects the slight discharge fluctuations during low flow periods or the very structure of hydrological models (Kavetski et al., 2003). We believe that more research is needed to clarify this point.
- The multi-objective calibration strategy tested in this paper significantly improved the goodness of fit between the simulated and observed autocorrelation functions, while retaining reasonable $NSE(\sqrt{Q})$ values. Moreover, this approach reduces the

parameter uncertainties since the range of acceptable parameters are narrowed compared to single-objective calibration strategies.

This study focuses the analysis on one karst system and this method should be used on other karst systems to investigate whether the results can be generalised. Moreover, this paper focuses on one specific functional characteristic: the autocorrelation function of the discharge. This choice was driven by previous studies reporting the relevance of this functional characteristic for karstic system management, but many other functional characteristics are potentially relevant and it could be interesting to consider alternative functional characteristics, obtained for example by recession analysis or wavelet analysis.

Acknowledgments

We would like to thank the two reviewers for providing advice for reworking this article. We also thank Météo-France for rainfall data and the HYDRO database for the streamflow data.

References

- Anderton, S., Latron, J., Gallart, F., 2002. Sensitivity analysis and multi-response, multi-criteria evaluation of a physically based distributed model. *Hydrological Processes* 16 (2), 333–353.
- Andrieux, C., 1976. Le système karstique du Baget. Géothermie des eaux à l'échelle principale selon les cycles hydrologiques 1974 et 1975. *Annales scientifiques de l'Université de Besançon* 3 (25), 1–26.
- Bakalowicz, M., 1979. Contribution de la géochimie des eaux à la connaissance de l'aquifère karstique et de la karstification. Thesis, Université Pierre et Marie Curie, 269 pp.
- Bakalowicz, M., Blavoux, B., Mangin, A., 1974. Apports du traçage isotopique naturel à la connaissance du fonctionnement d'un système karstique-teneurs en oxygène 18 de trois systèmes des Pyrénées, France. *Journal of Hydrology* 23 (1), 2.
- Beldring, S., 2002. Multi-criteria validation of a precipitation-runoff model. *Journal of Hydrology* 257 (1–4), 189.
- Beven, K., Binley, A., 1992. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes* 6 (3), 279–298.
- Blason, R.-S., Madsen, H., Rosbjerg, D., 2008. Uncertainty assessment of integrated distributed hydrological models using GLUE with Markov chain Monte Carlo sampling. *Journal of Hydrology* 353 (1–2), 18.
- Boyle, D.P., Gupta, H.V., Sorooshian, S., 2000. Toward improved calibration of hydrologic models: combining the strengths of manual and automatic methods. *Water Resources Research* 36 (12), 3663–3674.
- Cornaton, F., Perrochet, P., 2002. Analytical 1D dual-porosity equivalent solutions to 3D discrete single-continuum models. Application to karstic spring hydrograph modelling. *Journal of Hydrology* 262 (1–4), 165.
- Efstratiadis, A., Koutsyiannis, D., 2010. One decade of multi-objective calibration approaches in hydrological modelling: a review. *Hydrological Sciences Journal – Journal Des Sciences Hydrologiques* 55 (1), 58–78.
- Fenicia, F., Savenije, H.H.G., Matgen, P., Pfister, L., 2007. A comparison of alternative multiobjective calibration strategies for hydrological modeling. *Water Resources Research* 43 (3), W03434.
- Fenicia, F., Savenije, H.H.G., Matgen, P., Pfister, L., 2008. Understanding catchment behavior through stepwise model concept improvement. *Water Resources Research* 44 (1), W01402.
- Fleury, P., Plagnes, V., Bakalowicz, M., 2007. Modelling of the functioning of karst aquifers with a reservoir model: application to Fontaine de Vaucluse (South of France). *Journal of Hydrology* 345 (1–2), 38.
- Genthon, P., Bataille, A., Fromant, A., D'Hulst, D., Bourges, F., 2005. Temperature as a marker for karstic waters hydrodynamics. Inferences from 1 year recording at La Peyrière cave (Ariège, France). *Journal of Hydrology* 311 (1–4), 157.
- Gupta, H.V., Kling, H., Yilmaz, K.K., Martinez, G.F., 2009. Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology* 377 (1–2), 80.
- Halihan, T., Wicks, C.M., 1998. Modeling of storm responses in conduit flow aquifers with reservoirs. *Journal of Hydrology* 208 (1–2), 82.
- Johannet, A., Mangin, A., Vayssade, B., 2008. Modelling karstic system by artificial neural networks simulation of the Baget karstic system flows, France. *Cahiers de géographie* 7, 51–62.
- Jukic, D., Denic-Jukic, V., 2006. Nonlinear kernel functions for karst aquifers. *Journal of Hydrology* 328 (1–2), 360.
- Kavetski, D., Franks, S.W., Kuczera, G., 2003. Confronting input uncertainty in environmental modelling. In: Duan, Q., Gupta, V.H., Sorooshian, S., Rousseau, N.A., Turcotte, R. (Eds.), *Calibration of Watershed Models*. American Geophysical Union.
- Klemeš, V., 1986. Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal* 31 (1), 13–24.
- Labat, D., Ababou, R., Mangin, A., 2000. Rainfall-runoff relations for karstic springs. Part I: convolution and spectral analyses. *Journal of Hydrology* 238 (3–4), 123.
- Labat, D., Mangin, A., Ababou, R., 2002. Rainfall-runoff relations for karstic springs: multifractal analyses. *Journal of Hydrology* 256 (3–4), 176.
- Le Moine, N., Andréassian, V., Mathevet, T., 2008. Confronting surface- and groundwater balances on the La Rochefoucauld-Touvre karstic system (Charente, France). *Water Resources Research* 44, W03403. doi:10.1029/2007WR005984.
- Madsen, H., 2003. Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives. *Advances in Water Resources* 26 (2), 205.
- Maillet, E.T., 1905. *Essais d'hydraulique souterraine and fluviale*. A. Hermann.
- Mangin, A., 1970. Le système karstique du Baget (Ariège). *Annales Spéléologie* 25 (3), 561–580.
- Mangin, A., 1975. Contribution à l'étude hydrodynamique des aquifères karstiques. Thesis, Université de Dijon, 422 pp.
- Mangin, A., 1981. Utilisation des analyses corrélatrice et spectrale dans l'approche des systèmes hydrologiques. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences, Paris* 293, 401–404.
- Mangin, A., 1984. Pour une meilleure connaissance des systèmes hydrologiques à partir des analyses corrélatrice et spectrale. *Journal of Hydrology (Amsterdam)* 67 (1–4), 25–43.
- Mangin, A., D'Hulst, D., 1994. *Système karstique du Baget*. Séminaire National Hydrosystèmes, Paris, pp. 113–118.
- Mangin, A., Gibert, J., Danielopol, D.L., Stanford, J.A., 1994. *Groundwater Ecology*. Academic Press, Orlando, Florida, pp. 43–67.
- Monnin, M., Mangin, A., Bakalowicz, M., 1998. A Multidisciplinary Global Approach of Groundwater in Karstic Area and Its Consequences for Water Resources and Environment Studies, European Commission, Brussels.
- Montanari, A., Toth, E., 2007. Calibration of hydrological models in the spectral domain: an opportunity for scarcely gauged basins? *Water Resources Research* 43 (5), W05434.
- Moussu, F., Plagnes, V., Oudin, L., Bendjoudi, H., 2010. Recession curve analysis to constrain rainfall-discharge model parameterisation. In: Andreo, B., Carrasco, F., Duran, J.J., LaMoreaux, J.W. (Eds.), *4th International Symposium on Karst*. Springer, Malaga (Spain), pp. 83–88.
- Nash, J.E., Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models part 1 – a discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10 (3), 282.
- Pareto, V., 1906. *Manuale di Economia Politica*, Milano, Italy.
- Perrin, C., Michel, C., Andréassian, V., 2003. Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology* 279 (1–4), 275.
- Peterson, E.W., Wicks, C.M., 2006. Assessing the importance of conduit geometry and physical parameters in karst systems using the storm water management model (SWMM). *Journal of Hydrology* 329 (1–2), 294.
- Pokhrel, P., Yilmaz, K.K., Gupta, H.V., in press. Multiple-Criteria Calibration of a Distributed Watershed Model Using Spatial Regularization and Response Signatures, in press (corrected proof).
- Rimmer, A., Salinger, Y., 2006. Modelling precipitation-streamflow processes in karst basin: the case of the Jordan River sources, Israel. *Journal of Hydrology* 331 (3–4), 524.
- Rozos, E., Koutsyiannis, D., 2006. A multicell karstic aquifer model with alternative flow equations. *Journal of Hydrology* 325 (1–4), 340.
- Scanlon, B.R., Mace, R.E., Barrett, M.E., Smith, B., 2003. Can we simulate regional groundwater flow in a karst system using equivalent porous media models? Case study, Barton Springs Edwards aquifer, USA. *Journal of Hydrology* 276 (1–4), 137.
- Schaefli, B., Zehe, E., 2009. Hydrological model performance and parameter estimation in the wavelet-domain. *Hydrology and Earth System Sciences* 13 (10), 1921–1936.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bastidas, L.A., Bouten, W., Sorooshian, S., 2003a. Effective and efficient algorithm for multiobjective optimization of hydrologic models. *Water Resources Research* 39 (8), 1214.
- Vrugt, J.A., Gupta, H.V., Bouten, W., Sorooshian, S., 2003b. A shuffled complex evolution metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters. *Water Resources Research* 39 (8), 1201.
- Winsemius, H.C., Schaefli, B., Montanari, A., Savenije, H.H.G., 2009. On the calibration of hydrological models in ungauged basins: a framework for integrating hard and soft hydrological information. *Water Resources Research* 45 (12), W12422.
- Yilmaz, K.K., Gupta, H.V., Wagener, T., 2008. A process-based diagnostic approach to model evaluation: application to the NWS distributed hydrologic model. *Water Resources Research* 44 (9), W09417.

Annexe 3: Le système karstique de la Fontaine des Chartreux: approche couplée par la modélisation et la géochimie pour quantifier les apports du Lot

Le système karstique de la Fontaine des Chartreux : approche couplée par la modélisation et la géochimie pour quantifier les apports du Lot

François Moussu, Valérie Plagnes, Ludovic Oudin, Clément Roulet

UMR 7619 Sisyphe, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI, 4 place Jussieu, 75252 Paris Cedex, France

La Fontaine des Chartreux est une importante source karstique qui alimente la ville de Cahors en eau potable. La configuration originale de ce système karstique où l'eau de la source est un mélange d'eau en provenance du Lot et d'eau karstique demande une connaissance approfondie de cette contribution. L'approche présentée ici s'inscrit dans l'optique d'une meilleure compréhension du fonctionnement du système karstique des Chartreux, l'objectif étant de quantifier la contribution de la rivière Lot dans le système karstique. Nous présenterons les caractéristiques de ce système karstique et, son fonctionnement hydrologique à partir des données à notre disposition. En effet un suivi régulier de la source a commencé en 1976 mais celui-ci n'a pas été réalisé en continu. Ainsi, nous avons à notre disposition deux périodes aux conditions climatiques très différentes : une période humide 1976-1983 (925mm/an) et l'autre sèche 2000-2007(780mm/an). Nous aborderons également le fonctionnement géochimique particulier de la fontaine et comment la détermination de la contribution du Lot a pu être estimée à l'aide d'analyses géochimiques. Enfin à partir de ces informations, nous développeront une fonction au modèle pluie-débit capable de tenir compte des apports, et de les quantifier au cours du temps.

1- Le système karstique de la Fontaine des Chartreux

La Fontaine des Chartreux est l'exutoire principal d'un système karstique dont le bassin d'alimentation est estimé à 250km², situé sur le Causse de Limogne au cœur du Parc naturel régional des Causses du Quercy. Le système karstique est développé dans les calcaires du Jurassique supérieur d'âges Callovien, Oxfordien et Kimméridgien inférieur, faiblement inclinés en direction du Nord-Ouest. Dans la partie aval du bassin versant, les terrains argileux du Kimméridgien supérieur se superposent en continuité stratigraphique à l'ensemble inférieur. D'un point de vue hydrologique, le système karstique de la Fontaine des Chartreux reçoit une lame d'eau moyenne de 865 mm par an. L'originalité de ce système karstique vient du fait que l'alimentation de cet aquifère se fait d'une part par les pluies que reçoit le bassin d'alimentation et d'autre part par plusieurs pertes du Lot.

2- Variation climatique régionale entre la période 1976/1983 et la période actuelle 2000/2007

Nous avons à notre disposition des données de débit à la Fontaine des Chartreux avec une lacune des données d'une vingtaine d'années : entre 1983 et 2000 le suivi des différentes hauteurs d'eau des vasques de la fontaine n'a pas été réalisé. L'analyse du débit spécifique annuel moyen entre les données anciennes (1976-1983) et les données actuelles (2000-2007) montre une diminution de 38 %. Ainsi pour vérifier la stationnarité des conditions climatiques sur le SK entre les deux périodes de suivi de la Fontaine des Chartreux nous avons étudié l'ensemble des débits spécifiques régionaux sur les quarante dernières années (Figure 1). L'évolution des débits spécifiques régionaux montre de fortes oscillations sur l'ensemble de la période. La première période (1976-1983) se trouve dans une période de forts débits spécifiques alors que la période actuelle connaît de faibles débits spécifiques. Une telle variation des débits spécifiques régionaux peut être expliquée par la baisse des précipitations ou par la modification de la répartition des périodes de pluviométrie (Solignac 2006). L'analyse des précipitations montre une diminution de 17 % des précipitations entre la période ancienne et la période actuelle. Notons également une modification de la répartition des précipitations au cours de l'année : lorsqu'elles étaient plus importantes durant les mois d'hiver pour la période ancienne, les précipitations sur la période récente sont plus fortes durant l'été. Ces différences de répartition ont une influence sur la recharge de l'aquifère, les mois d'hiver n'étant pas soumis à une évapotranspiration importante par rapport aux mois d'été. La diminution des précipitations et la modification de leur répartition pourraient expliquer en partie les différences de débit spécifique entre les deux périodes étudiées (Roulet 2007).

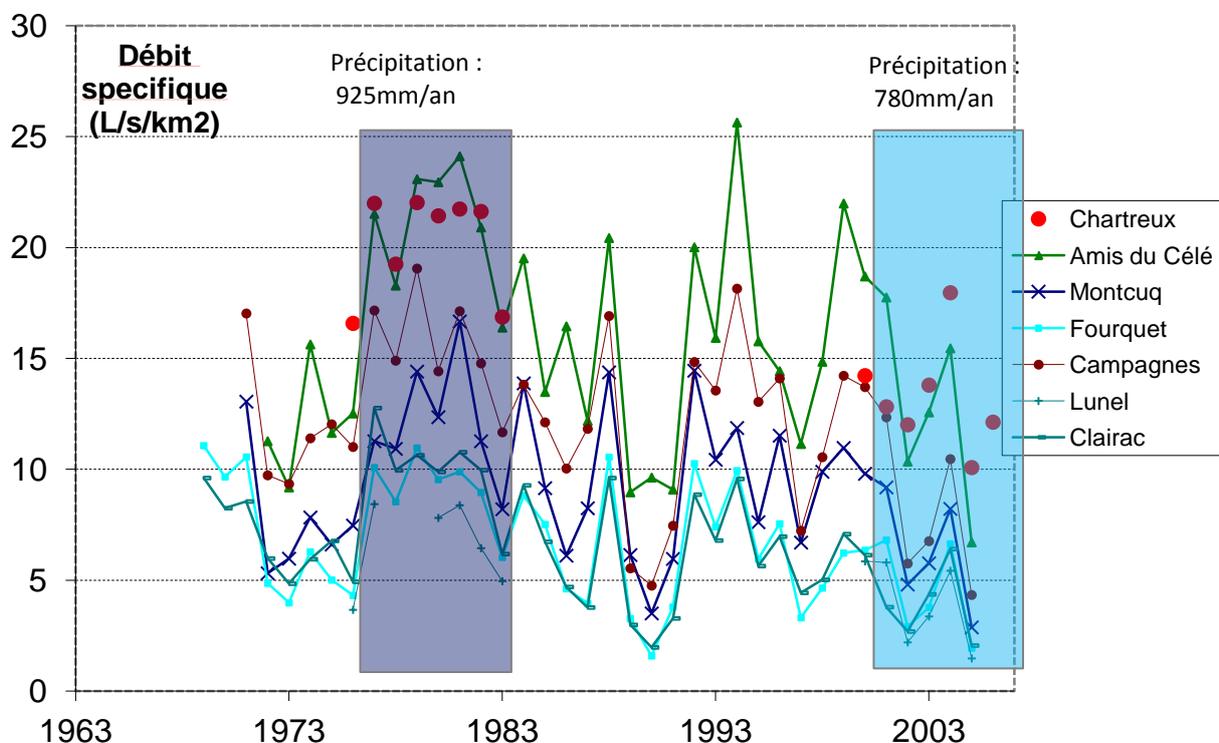


Figure 1 : Evolution des débits spécifiques régionaux

3-L'apport de la géochimie dans la compréhension du fonctionnement du système karstique de la Fontaine des Chartreux

La configuration du système karstique est originale puisque l'eau de la source est un mélange d'eau en provenance du Lot et d'eau karstique. Ce taux de mélange peut être approché par des analyses géochimiques dans le but d'estimer la proportion d'eau du Lot dans les eaux de la source. Nous avons pour cela caractérisé chimiquement les eaux impliquées dans ce mélange : d'un côté l'eau du Lot et de l'autre une eau karstique pure. Nous avons utilisé la concentration en calcium dans le Lot et à la Fontaine des Chartreux. En effet même si le calcium n'est pas un élément conservatif, la baisse significative de ses teneurs au niveau de la fontaine en étiage démontre la dilution apportée par la contribution du lot en cette période de basses eaux. Les concentrations en calcium dans le Lot varient peu dans le temps et sont faibles [17mg/L] en comparaison des concentrations à la Fontaine des Chartreux [70mg/L]. Le pôle « eaux de surface » est déduit des concentrations dans le Lot au moment du calcul (ou 1 mois avant la mesure à la fontaine) alors que le pôle « eau karstique » est estimé à partir des prélèvements à la Fontaine en période de crue, période pour laquelle les apports sont négligés. Les résultats présentés sur la Figure 2 montrent que les pourcentages d'eau en provenance du Lot oscillent entre 0 et 46%, les apports étant importants quand le débit à la source est faible, et plus faibles quand le débit augmente. Ce graphique met également en évidence un seuil de débit à partir duquel il n'y a plus d'eau du Lot à l'exutoire karstique (vers +/-6 m³/s). Cette information va nous permettre de proposer une fonction « apport du Lot » dans notre modèle.

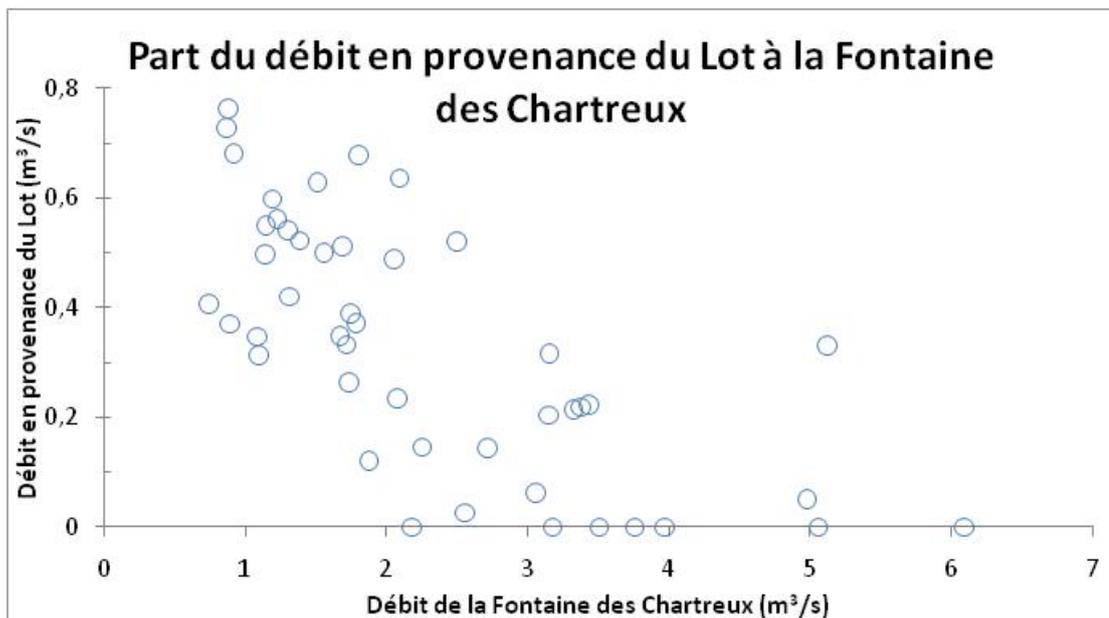


Figure 2 :Relation entre le débit de la fontaine des Chartreux et le débit du Lot

4- Modélisation du fonctionnement du système karstique des Chartreux

Notre approche consiste à utiliser un modèle conceptuel pluie-débit pour simuler l'hydrogramme de la source au pas de temps journalier. Le modèle utilisé est constitué d'une fonction de production qui calcule une pluie efficace à partir de la pluie et de l'évapotranspiration (cette fonction est celle du modèle GR4J (Perrin et al. 2003) . La fonction de transfert transforme la pluie efficace en un débit à la source (cette fonction consiste en un seul

réservoir à vidange linéaire dont le coefficient de vidange est calé). Un module complémentaire est ajouté pour simuler les apports du Lot en fonction du débit simulé par le modèle de façon anti-proportionnelle à celui-ci, conformément aux informations issues de la chimie. Les deux paramètres de cette fonction linéaire ont été fixés à partir de l'étude des analyses chimiques. La Figure 3 indique le schéma général du modèle hydrologique qui comporte 2 réservoirs et 4 paramètres

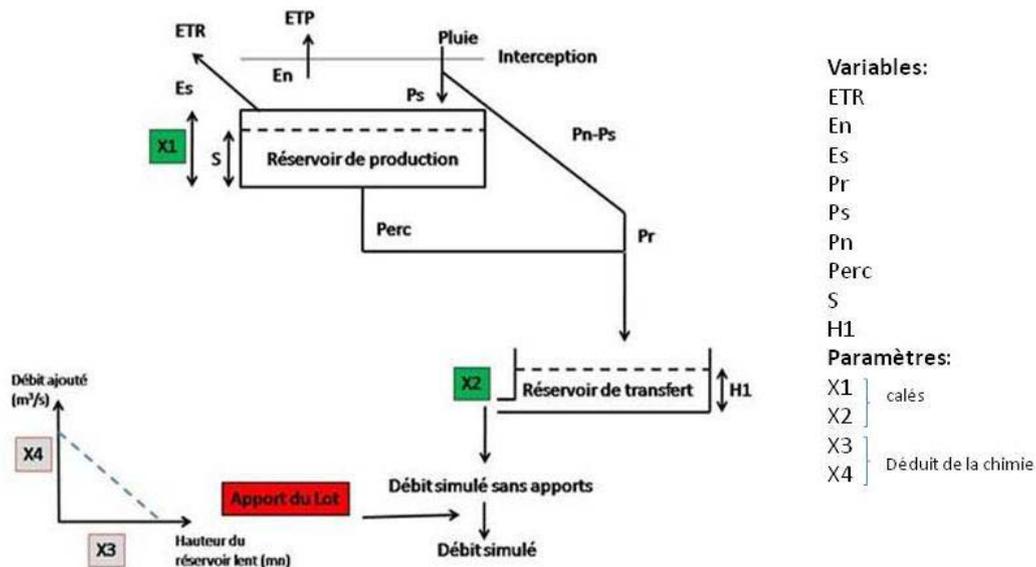


Figure 3 : Schéma de la structure du modèle adapté à la Fontaine des Chartreux

Nous avons vu qu'il existe une différence nette entre les débits spécifiques sur les deux périodes de suivi du débit à la Fontaine des Chartreux. Si nous considérons ces deux périodes indépendamment l'une de l'autre nous pouvons à l'aide de notre modèle simuler correctement le débit de la Fontaine des Chartreux (critère de Nash au calage : période ancienne= 0.726 ; période actuelle = 0.675. Cependant les paramètres obtenus sur la période (1976-1983) ne permettent pas d'obtenir de bonnes simulations sur la période actuelle et vice versa. La structure du réseau de drainage et les écoulements vers la source doivent être les mêmes entre le début de la période d'étude et aujourd'hui, mais son fonctionnement ne doit pas être identique suivant l'intensité de la recharge. Malgré la nette diminution du débit spécifique entre la période (1976-1983) et la période actuelle, nous avons choisi de réaliser un calage sur l'ensemble de la période 1976-2007, afin d'obtenir une modélisation avec un jeu de paramètres qui permette de simuler le plus correctement possible le débit de la source pour toutes les conditions climatiques. On obtient alors un critère de Nash de 0.695 (Figure 4).

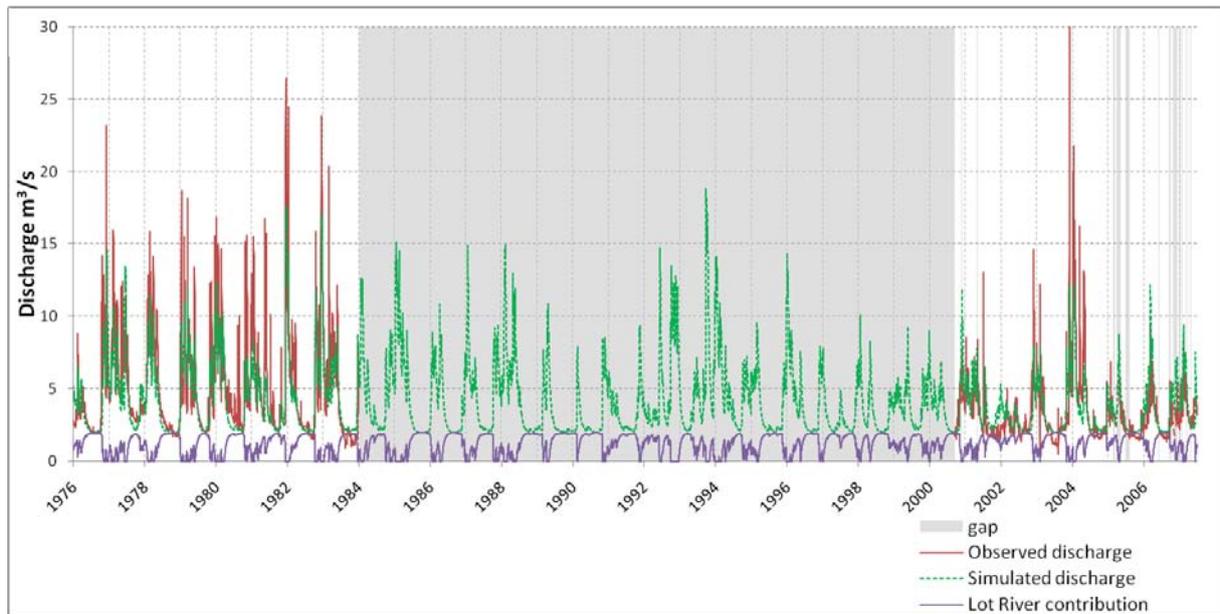


Figure 4 : Hydrogramme observé et simulé à la Fontaine des Chartreux sur l'ensemble de la période 1976-2007

Conclusion

Ce travail montre qu'un modèle conceptuel simple peut représenter avec des performances assez bonnes un système aussi complexe. De plus la modélisation permet de quantifier la contribution du Lot au cours du temps. Cet outil peut ainsi servir au gestionnaire en charge de la gestion de la ressource et de l'alimentation en eau potable de la ville de Cahors. De plus, cette approche peut être appliquée facilement à d'autres systèmes karstiques avec des enjeux similaires.

