



Exploration de nouvelles structures de modélisation hydrologique globale conceptuelle

Thèse

Sisouvanh Kittavong

Doctorat en génie des eaux
Philosophiæ doctor (Ph. D.)

Québec, Canada

Exploration de nouvelles structures de modélisation hydrologique globale conceptuelle

Thèse

Sisouvanh Kittavong

Sous la direction de :

François Ancil

Résumé

Plusieurs modèles hydrologiques ont été développés au cours des dernières décennies. Un modèle hydrologique devrait être capable de représenter tous les bassins versants. Les performances des modèles dépendent des caractéristiques du bassin versant étudié; aucun modèle ne convient à toutes les tâches de modélisation. Cette thèse de doctorat a pour but de proposer une méthode de sélection de modèles parmi un grand nombre de candidats. Elle prend en compte : l'identification d'une banque de modèles performants pour des conditions climatiques différentes et la sélection de modèles appropriés selon les conditions climatiques du bassin versant (aride, tempéré ou continentale) et les objectifs de modélisation (débits élevés, moyens ou faibles). La recherche est basée sur 1446 modèles construits en utilisant l'approche multistrukture empirique (Ensemble Multistrukture Framework, EMF) et 100 bassins versants états-uniens aux conditions climatiques diversifiées. L'objectif de cette étude est de valoriser les approches flexibles afin d'identifier des modèles performants pour une diversité de climats. La sélection des modèles est ainsi basée sur les performances individuelles de 1446 modèles en les comparant avec un modèle de référence (GR4J). Sur la base de cette étude, une banque de 80 modèles diversifiés, issus des 1446 modèles initiaux, a été proposée pour d'autres applications. Pour évaluer l'impact du climat et de la métrique sur la performance du modèle, les 80 modèles présélectionnés ont été évalués sur les trois types de climat et sur les trois objectifs de modélisation. Cette étude propose au final quatre nouveaux modèles hydrologiques conceptuels, adaptés à des conditions climatiques et hydrologiques spécifiques.

La modélisation hydrologique demeure imparfaite en raison d'un grand nombre d'incertitudes liées notamment à la description de la transformation pluie-débit par les structures du modèle hydrologique. L'approche multimodèle est une solution alternative, parce que la combinaison de modèles existants peut mener à de meilleurs résultats par rapport aux modèles individuels. La diversité des structures des modèles constitue souvent un des premiers principes du fonctionnement d'un multimodèle de manière à compenser les erreurs et à améliorer les performances. Les 80 modèles présélectionnés et l'algorithme Backward Greedy Selection (BGS) sont ainsi utilisés afin de sélectionner l'ensemble des modèles à combiner. Les tests ont été effectués sur six critères (MCRPS, KGE_{sqr}, Mlogs, NRD, PIT et RD_{mse}). Les résultats montrent que l'optimisation par MCRPS est la plus intéressante.

Mots-clés: modélisation globale conceptuelle, climat, modélisation flexible empirique, sélection de modèles, multimodèle.

Abstract

Many hydrologic models were developed in the last few decades. They should be capable of simulating all of the catchments but, in practice, their performance is dependent on the geology and climate, so no model structure is suitable for all modeling tasks. This doctoral thesis aims at proposing a model selection method, from a grand pool of candidates, which accounts for the identification of a pool of successful models in diversified climates conditions and the selection of appropriate models for the catchment climatic conditions (arid, humid, and continental) and modeling objectives (high, medium and low flows). It is based on 1446 models constructed using the Ensemble Multistructure Framework (EMF) and 100 climatically diversified American catchments. The focus of this study is to value flexible modeling approaches to identify successful models for a variety of climates. The model selection is first based on the individual performance of the 1446 models, comparing them to a reference model (GR4J). A pool of 80 diversified models is then identified for further investigation. To evaluate the impact of climate and metric on model performance, the 80 preselected models are evaluated on the three types of climates and three modeling objectives. At the end, four new lumped conceptual hydrologic models are tailored for specific climate and flow conditions.

Hydrological modeling remains imperfect due to a large number of uncertainties, particularly related to the description of rainfall-flow transformation by hydrological model structures. The multimodel approach is an alternative solution, because the combination of existing models gives better results than individual ones. The diversity of model structures touches one of the first principles of the operation of a multimodel is the compensation of the errors to improve the performances. The 80 preselected models and the Backward Greedy Selection (BGS) algorithm are then used to select the models set to combine. Tests are performed on six optimizations (MCRPS, KGEsqr, Mlogs, NRD, PIT and RDmse). Results show that, the optimization by the MCRPS is most interesting when compare to other criterions.

Keywords: lumped conceptual modeling, climate, empirical flexible modeling, model selection, multimodel.

Table des matières

Résumé.....	ii
Abstract	iii
Table des matières.....	iv
Liste des tableaux.....	vi
Liste des figures	vii
Liste des annexes	viii
Liste des abréviations	ix
Remerciements	xii
Avant-propos.....	xiv
Introduction générale	1
Approche multimodèle.....	2
Approches flexibles	5
Impact du climat et du critère de performance	6
Questions scientifiques	7
Objectifs de la recherche.....	7
Organisation du mémoire	8
Chapitre 1: Matériel et méthodes.....	9
1.1 Base de données CONUS	9
1.2 Sélection des bassins versants étudiés.....	11
1.2.1 Méthode K-moyenne	11
1.2.2 Classification climatique de Köppen.....	11
1.2.3 Caractéristiques des bassins versants retenus.....	12
1.3 Modèles hydrologiques	14
1.3.1 Module de neige	16
1.4 Identification des paramètres des modèles	16
1.5 Vérification.....	18
Partie 1: Identification de nouveaux modèles performants	20
Chapitre 2: Multistrukture empirique (EMF)	21
2.1 Introduction.....	21
2.1.1 Identification des composantes fonctionnelles	21
2.1.2 Partage des paramètres	23
Chapitre 3: Identification de nouveaux modèles pour une diversité de climats et de débits....	25
3.1 Présélection de modèles performants.....	25
3.1.1 Calage/validation multistrukture	26
3.1.2 Présélection des modèles	26
3.1.3 Élimination des modèles aux structures similaires.....	27
3.1.4 Recalage individuel	28
3.2 Sélection en fonction du climat et de la gamme de débits.....	28
Chapitre 4: Résultats et analyse.....	30
4.1 Présélection des modèles	30
4.1.1 Diversité structurelle	30
4.1.2 Performances des modèles.....	32

4.2	Sélection des modèles pour chaque type de climat	33
4.2.1	Climat aride	35
4.2.2	Climat tempéré	36
4.2.3	Climat continental	38
4.3	Synthèse.....	39
4.4	Performance des modèles sur l'ensemble des bassins versants	40
4.4.1	Performances des modèles.....	40
4.4.2	Gains de performance	44
4.5	Conclusion.....	45
Partie 2: Exploration multimodèle des nouveaux modèles		47
Chapitre 5: Démarche expérimentale		48
5.1	Multimodèle simple.....	48
5.2	Algorithme de sélection « Backward Greedy » (BGS).....	49
5.3	Fonction objectif	50
5.3.1	Efficacité de Kling-Gupta, KGE	50
5.3.2	Score de probabilité ordonnée continue (CRPS).....	50
5.3.3	Score d'ignorance (Ignorance score) ou Logs	51
5.3.4	Normalized Reliability Deviation (NRD).....	52
5.3.5	Probability Integral Transform Diagram (PIT)	52
5.3.6	Diagramme de fiabilité et erreur quadratique moyenne (RDmse)	52
Chapitre 6: Résultats et analyse		54
6.1	Optimisation BGS.....	54
6.2	Ensemble des modèles retenus pour chacun des 100 bassins.....	58
6.3	Diversité structurelle	59
6.4	Conclusion.....	60
Conclusion générale et perspectives.....		61
Perspectives.....		62
Bibliographie		64
Annexes.....		68

Liste des tableaux

Tableau 1. Caractéristiques des 671 bassins versants de la base de données CONUS.....	10
Tableau 2. Classification et sélection des bassins versants.....	12
Tableau 3. Liste des 12 modèles parents.....	15
Tableau 4. Identification des composantes fonctionnelles – EMF.....	23
Tableau 5. Élimination des structures de modèle apparentées.	27
Tableau 6. Calage/validation et présélection des modèles.....	28
Tableau 7. Modèles retenus en climat aride.....	35
Tableau 8. Modèles retenus pour le climat tempéré.....	36
Tableau 9. Modèle retenu pour le climat continental.....	38
Tableau 10. Modèles retenus et leurs composantes fonctionnelles associées pour les trois types de climat (aride, tempéré et continental).....	39
Tableau 11. Fonction objectif pour sélectionner l'ensemble des modèles.....	53

Liste des figures

Figure 1. Description générale du projet et des objectifs de la recherche.....	8
Figure 2. Caractéristiques hydrométéorologiques des 100 bassins étudiés.....	12
Figure 3. Caractéristiques hydroclimatiques et physiques des 671 bassins, 100 bassins représentatifs et 10 groupes K-moyenne.....	13
Figure 4. Localisation des 671 bassins et des 100 bassins retenus dans cette recherche.....	14
Figure 5. Identification des composantes fonctionnelles des 12 modèles parents initiaux.....	21
Figure 6. Répartition des paramètres en fonction du nombre de composantes fonctionnelles.....	24
Figure 7. Démarche proposée de présélection des modèles.....	25
Figure 8. Démarche proposée de sélection des modèles en fonction du climat et du débit	29
Figure 9. Comparaison de la complexité structurelle et la diversité (occurrence %) des composantes fonctionnelles des 1446 modèles identifiés et des 80 modèles présélectionnés.....	30
Figure 10. Valeurs de performance KGE des 100 bassins étudiés.....	32
Figure 11. Identification le meilleur modèle dans une situation d'étiage de climat continental.....	34
Figure 12. Performances et gains de performance des 12 modèles initiaux et des modèles spécialisés retenus ici (20 bassins versants de climat aride).....	35
Figure 13. Performances et gains de performance des 12 modèles initiaux et des modèles spécialisés retenus ici (30 bassins versants tempérés).....	37
Figure 14. Performances et gains de performance des 12 modèles initiaux et de modèle spécialisé retenu ici (50 bassins versants continentaux).....	38
Figure 15. Performances des 12 modèles initiaux et des modèles spécialisés pour chaque situation.....	41
Figure 16. Hydrogramme en période de validation pour le climat aride.....	42
Figure 17. Hydrogramme en période de validation pour le climat tempéré.....	43
Figure 18. Hydrogramme en période de validation pour le climat continental.....	44
Figure 19. Gains de performance des quatre modèles en comparant avec les 12 modèles initiaux.....	45
Figure 20. Méthodologie de sélection des modèles.....	49
Figure 21. Performances en validation de l'évolution des multimodèles sous optimisation BGS.....	56
Figure 22. Comparaison des performances (CRPSS et KGEsqr) du multimodèle des 12 modèles initiaux (MM12HM_Ini), du multimodèle des 80 modèles présélectionnés (MM80HM), et du multimodèle des 12 modèles retenus par l'optimisation MCRPS (MM12HM).....	57
Figure 23. Distribution d'occurrence de l'ensemble des 12 modèles obtenus de chaque bassin (12 modèles fois 100 bassins).....	58
Figure 24. Comparaison de la complexité structurelle et de la diversité (occurrence %) des composantes fonctionnelles des 80 modèles candidats et des 12 modèles constitutifs de chacun des 100 multimodèles construits.....	59

Liste des annexes

Annexe A: Formulation d'Oudin et al. (2005).....	69
Annexe B: Classification climatique de Köppen.....	70
Annexe C: Nature des précipitations (Valéry et al., 2014).....	71
Annexe D: Dynamically Dimensioned Search (DDS).....	72
Annexe E: Composantes fonctionnelles.....	74
Annexe F: Paramètres des modèles.....	86
Annexe G: Partage des paramètres des modèles.....	87
Annexe H : Complexité structurelle des composantes fonctionnelles des 80 modèles présélectionnés.....	88
Annexe I: Détails structuraux des 4 nouveaux modèles.....	90
Annexe J: Article en préparation pour publication éventuelle dans la revue Environmental Modelling & Software (Kittavong et al., 2018).....	108

Liste des abréviations

ASCE	American Society of Civil Engineers
Bf	Baseflow
BGS	Backward Greedy Selection
BV	Bassins versants
CEHQ	Centre d'expertise hydrique du Québec
CONUS	Contiguous United States
CRPS	Continuous Ranked Probability Score
CRPSS	Score de compétence MCRPS
DMIP	Distributed Model Intercomparison Project
DSST	Differential Split-Sample Test
EMF	Empirical Multistructure Framework
ETP	Évapotranspiration potentielle
FUSE	Framework for Understanding Structural Errors
GR4H	Modèle du Génie Rural à 4 paramètres Horaire
GR4J	Modèle du Génie Rural à 4 paramètres Journalier
Gw	Groundwater component
HM	Modèle hydrologique
If	Interflow
Inf	Infiltration
KGE	Kling-Gupta Efficiency
KGEinv	Kling-Gupta Efficiency appliqué sur l'inverse des débits
KGEsqrt	Kling-Gupta Efficiency appliqué sur la racine des débits
MAE	Mean absolute error
MCRPS	Mean Continuous Ranked Probability Score
Me	Snowmelt
Mlogs	Mean logarithm score
MMS	Modular Modelling System
MOPEX	Model Parameter Experiment
NRD	Normalized Reliability Deviation
NSE	Nash-Sutcliffe Efficiency
NSEinv	Nash-Sutcliffe Efficiency appliqué sur l'inverse des débits
NSEsqrt	Nash-Sutcliffe Efficiency appliqué sur la racine des débits
Of	Overland flow
PBDSST	Proxy-basin Split-Sample Test
PBT	Proxy-basin Test
Perc	Percolation
PIT	Probability Integral Transform

PI	Liquid precipitation
Rbf	Baseflow routing component
RDmse	Reliability diagram-mean square error
Rif	Interflow routing component
RMSE	Root mean square error
Rof	Overland flow routing component
RRMT	Rainfall-Runoff Modelling Toolbox
Rtf	Total flow routing component
SCE	Shuffle Complex Evolution
Sf	Surface processes component
SM	Simple mean
So	Soil moisture accounting component
SST	Split-Sample Test
WMO	World Meteorological Organization

À mes parents : Koua et Phonekèo KITTAVONG

Remerciements

Je tiens à remercier dans un premier temps, toute l'équipe administrative du Programme canadien de bourses de la Francophonie (PCBF), pour m'avoir distribué la bourse d'études pendant les quatre ans où j'ai étudié à l'Université Laval, Québec, Canada.

Je tiens sincèrement à remercier et adresser mes profonds respects au Professeur François Anctil, professeur titulaire du Département de génie civil et génie des eaux de l'Université Laval, qui m'a encadré tout au long de cette thèse. Merci pour le temps qu'il m'a consacré, pour sa gentillesse, sa disponibilité permanente, son soutien, son expérience, son suivi et sa confiance dans mon travail en tant que directeur de recherche.

J'adresse ma gratitude aux membres du jury qui ont accepté de commenter et critiquer ce travail de doctorat, à savoir: Maria-Helena Ramos, chargée de recherche en hydrologie à l'institut national de recherche en sciences et technologies pour l'environnement et l'agriculture (IRSTEA, France); Brian Morse, ing., professeur titulaire du Département de génie civil et génie des eaux de l'Université Laval; ainsi que Daniel Nadeau, ing., professeur agrégé du Département de génie civil et génie des eaux de l'Université Laval.

Merci également aux différents professeurs du Département de génie civil et de génie des eaux de l'Université Laval qui ont suivi et validé les étapes d'avancement du doctorat: Geneviève Pelletier, Daniel Nadeau.

Un grand merci à Grégory Seiller, ancien post-doctorant du Département de génie civil et génie des eaux de l'Université Laval pour ses conseils, son soutien et son aide précieuse.

Également un remerciement tout particulier à Carine Poncelet, post-doctorante au Département de génie civil et génie des eaux de l'Université Laval pour avoir partagé ses connaissances sur les modèles hydrologiques globaux conceptuels, pour ses précieux conseils, et pour le travail conjoint sur la rédaction d'un article.

Un grand merci à tous collègues de l'Université Laval, qui ont fait quatre ans de doctorat une expérience trop courte, mais très précieuse. Je pense notamment à Annie-Claude Parent, Antoine Thiboult, Islem Hajji, Gonzalo Americo Leonardini, Emixi Sthefany Valdez, Medina Flora Umuhire, Jean-Daniel Sylvain, Philippe Richard, Pierre-Erik Isabelle, Jing Xu, Mohammed Amine Bessar, Achut Parajuli.

Ensuite, je souhaite remercier Monsieur Michel Leclerc et Madame Somprathai Siripholdej, pour le temps qu'ils m'ont consacré pour améliorer mon niveau de français, ainsi que pour la relecture de mes textes, pour leur soutien moral et intellectuel pendant toute la période de mes séjours au Canada.

Sincères remerciements, à tous les amis lao-canadiens pour leur soutien, leur gentillesse à faire passer le temps très vite: Souk Xomphohphakdy et Outhoumphone Phoumirath, Phoumynh Phalakone et Mui Mui Chea, Sopha Chanthamynavong et Okim Syhalath, Phoukhao Phavannorath Sengkèo Oudomseng, Dia Oudomseng et Phannouvong Liennouvong, Kosy Loungpraserth et Sengthong Oudomseng, Khamsay Namsavanh et Boualath Nanthavong, Thierry et Thavone Siharath, Bee Praserth et Thavone Sanakhouphe.

Mille mercis aux boursiers du PCBF, pour leur soutien et leur gentillesse: Thadsana Phenlawong, Sengthavy Phommixay, Youthanalack Vilaysane, Viengsamay Sengchaleurn, Kanchana Thilakoun, Phonevilay Viphonephom, Bounhome Soukhamphone.

Je remercie également tout le corps administratif de notre université pour leur contribution à notre formation.

Enfin, je remercie particulièrement ma famille, mes proches et mes amis qui m'ont supporté et stimulé pour résoudre toutes les difficultés tout au long de mon séjour au Canada.

Avant-propos

Nous avons entrepris la rédaction d'un manuscrit pour publication éventuelle dans une revue avec comité de lecture couvrant les objectifs 1 et 2 de ce doctorat. Ce manuscrit est reproduit en annexe. Il est prévu de le soumettre peu de temps après le dépôt de cette thèse :

- Kittavong S, Seiller G, Poncelet C, Ancil F. "Exploring the individual merit of a grand pool of lumped conceptual hydrologic models", *Environmental Modelling & Software*.

Un second manuscrit sera préparé plus tard, concernant l'objectif 3. Les mêmes auteurs sont pressentis.

Introduction générale

L'hydrologie est « la science qui étudie les eaux terrestres, leur origine, leur mouvement et leur répartition sur notre planète, leurs propriétés physiques et chimiques, leurs interactions avec l'environnement physique et biologique et leur influence sur les activités humaines » (U.S. Federal Council for Science and Technology, 1962). L'hydrologie est liée à plusieurs domaines; on peut citer notamment le génie civil, le génie des eaux et le génie environnemental.

À ce jour, certains hydrologues visent à développer des modèles mathématiques pour simuler l'ensemble des phénomènes hydrologiques dans l'objectif de gérer les ressources en eau et les risques associés.

Un modèle hydrologique est « une représentation simplifiée en tout ou en partie des processus du cycle hydrologique par un ensemble de concepts hydrologiques, exprimés en langage mathématique et reliés entre eux dans des séquences temporelles et spatiales correspondant à celles que l'on observe dans la nature » (Mathevet, 2005).

Plusieurs méthodes ont été développées afin de produire une information hydrologique à partir d'observations hydrométéorologiques. À l'exutoire d'un bassin versant, la plupart de ces modèles ont pour objectif de simuler des débits résultant de diverses sollicitations météorologiques. Les précipitations constituant généralement la sollicitation principale, la modélisation hydrologique est alors dénommée modèle pluie-débit.

La modélisation hydrologique peut être utilisée pour diverses d'applications telles que: la *simulation* pour reproduire une série d'observations à partir de données météorologiques disponibles, la *prévision* pour différents horizons temporels météorologiques afin de répondre aux besoins de la gestion de la ressource en eau et la protection contre les catastrophes naturelles, notamment les inondations, et la *projection* hydrologique pour modéliser les variables hydrologiques dans un contexte de changements climatiques afin d'étudier cette influence sur la ressource en eau.

Différentes approches ont été développées pour représenter les processus hydrologiques telles que celles recourant à la physique, à l'empirisme ou à des simplifications conceptuelles. Parmi les nombreux modèles hydrologiques existants, les modèles globaux conceptuels sont intéressants pour leur simplicité de mise en œuvre. La transformation de la précipitation en débit y est simulée par des enchaînements de réservoirs conceptuels décrivant minimalement les fonctions de production et de routage. Le bassin versant étudié est alors considéré comme une entité aux caractéristiques homogènes.

De nombreux modèles hydrologiques ont été développés depuis la fin des années 1960. Le choix du modèle à utiliser dépend de l'objectif de modélisation et des données disponibles. La parcimonie paramétrique du modèle est également un avantage car un nombre restreint de paramètres libres permet souvent une identification plus robuste.

Approche multimodèle

La qualité de la simulation issue d'un modèle hydrologique est limitée par plusieurs sources d'incertitudes telles que celles liées aux variables d'entrées des modèles, aux structures des modèles, aux conditions initiales et d'autres encore (Beven and Binley, 1992; Perrin et al., 2003; Butts et al., 2004; Coron et al., 2011). Pour réduire les incertitudes des modèles, particulièrement celles liées à leurs structures, l'approche multimodèle offre une solution prometteuse, ayant souvent démontré des performances majoritairement supérieures aux modèles individuels (Shamseldin et al., 1997; Georgakakos et al., 2004; Ajami et al., 2006; Viney et al., 2009; Seiller et al., 2012; Seiller et al., 2015). Pour ces raisons, au lieu d'utiliser les approches classiques qui se concentrent sur le développement d'un modèle unique et universel, certains hydrologues préfèrent recourir à un multimodèle. Celui-ci peut alors être exploité de façon déterministe ou probabiliste.

Un multimodèle est dit déterministe lorsqu'une seule sortie est émise à chaque pas temps, celle que l'on croit la plus probable. L'incertitude n'est alors pas décrite explicitement. Un multimodèle déterministe est une approche relativement simple et très rapide à mettre en œuvre. C'est l'application la plus usuelle. Pensons à Shamseldin et al. (1997), Seiller et al. (2015) et encore d'autres.

Un multimodèle est dit probabiliste lorsqu'un ensemble de débits probables est donné à la sortie du multimodèle. Il se présente alors sous forme d'une fonction de densité de probabilité. La moyenne de l'ensemble est la sortie la plus probable. Le défi est alors d'ajuster correctement l'étendue de la distribution afin qu'elle décrive l'incertitude de manière juste. Cette capacité de quantifier l'incertitude donne au modélisateur une image précise de la distribution de probabilité d'événements possibles et est donc par conséquent plus informative que le multimodèle déterministe. Plusieurs hydrologues se sont intéressés dans leurs recherches au multimodèle probabiliste tels que Butts et al. (2004), Georgakakos et al. (2004), Velázquez et al. (2010, 2011), Brochero et al. (2011a, 2011b), Thibault et Anctil. (2015), notamment dans un contexte prévisionnel.

L'idée d'améliorer la performance d'une simulation par la combinaison des modèles existants a été explorée depuis plusieurs années. Par exemple, Sanders (1963) a comparé le score de prévision météorologique de 12 prévisionnistes (étudiants) et le score de prévision météorologique obtenu par l'instructeur. Les résultats ont montré que la moyenne des 12 prévisions des jeunes prévisionnistes

s'est avérée être supérieurs à celle du spécialiste. Dans le domaine économique, Newbold et Granger (1974) ont utilisé trois méthodes de prévision (Box-Jenkins, Hot-Winters, Stepwise autoregression) et les ont combinées. Cette combinaison a mené à des performances qui dépassent souvent celles des modèles seuls. Thompson (1977) a appliqué le concept de combinaison dans le domaine de prévision météorologique. Il a combiné les sorties de deux modèles indépendants et a confirmé que le carré moyen de l'ensemble est supérieur à celui de sortie des modèles individuels. Clemen et Murphy (1986) et Fraedrich et Leslie (1987) ont également confirmé les avantages de la combinaison de prévisions. Toujours dans le domaine météorologique, Fritsch et al. (2000) ont conclu que la performance de l'approche multimodèle est supérieure à celles des modèles individuels et que le multimodèle apporte plus d'informations et comporte moins d'erreurs.

L'approche multimodèle a été utilisée dans le domaine de l'hydrologie depuis la fin des années 80. Les applications concernent tout autant la simulation, la prévision et que la projection. Cavadias and Morin (1986) sont parmi les premiers hydrologues à comparer deux méthodes de combinaison (la moyenne pondérée et la régression linéaire). Ils ont conclu que la prévision combinée apporte un meilleur résultat par rapport à la prévision individuelle. Cependant, parmi les deux méthodes comparées, il a été difficile d'identifier si une était meilleure que l'autre. Dans le cadre du projet de la World Meteorological Organization (WMO) d'inter-comparaison de modèles hydrologiques avec fonte de neige (WMO, 1986); les auteurs ont combiné plusieurs modèles hydrologiques. Différentes méthodes de combinaison ont été explorées. Leurs résultats ont montré que dans plus de 80% des cas, la performance de la combinaison est supérieure à celle des modèles pris individuellement. Shamseldin et al. (1997) ont combiné cinq modèles hydrologiques (approche déterministe) sur 11 bassins versants de différents continents, en recourant à trois méthodologies de combinaison (moyenne simple, moyenne pondérée et réseaux de neurones). Ils ont conclu que la combinaison multimodèle est plus performante que chacun des modèles pris individuellement. Parmi les trois méthodologies de combinaison, les réseaux de neurones ressortent dans ce cas comme la meilleure méthode de combinaison, suivi de la moyenne pondérée et de la moyenne simple. Shamseldin et O'Conor (1999) ont utilisé une méthode de pondération pour la combinaison des séries issues de trois modèles hydrologiques (un conceptuel et deux de type boîte noire) avec les données de cinq régions différentes. Ils ont conclu qu'une combinaison pondérée s'avère avantageuse. Dans le cadre du Distributed Model Intercomparison Project (DMIP), Georgakakos et al. (2004) ont étudié sept modèles hydrologiques distribués pour les prévisions hydrologiques sur six bassins versants du centre des États-Unis. Les résultats ont montré que la combinaison des cinq meilleurs modèles est plus efficace qu'un modèle unique pour chaque bassin versant. Ajami et al. (2006) ont étudié les facteurs qui influencent les performances de

l'approche multimodèle. La recherche a porté sur les méthodes de combinaison, le nombre de modèle optimal à combiner et la qualité individuelle des modèles. Ils ont retenu quatre techniques de combinaison appliquées à sept modèles hydrologiques distribués et ont conclu qu'une moyenne simple mène à des performances supérieures à tous les modèles utilisés seuls. Parmi ces techniques de combinaison, les méthodes sophistiquées peuvent encore améliorer l'efficacité des performances. Ils ont constaté qu'au moins quatre modèles sont nécessaires pour obtenir une meilleure performance. La performance d'un multimodèle dépend aussi de la qualité des modèles individuels que l'on utilise. Viney et al. (2009) ont proposé de leur côté de nombreuses méthodologies pour combiner les modèles et les comparer. Dix modèles hydrologiques (distribués et semi-distribués) ont été utilisés pour la prévision hydrologique sur le bassin versant Dill en Allemagne. Les résultats ont montré que l'efficacité de l'approche multimodèle dépasse celle des modèles individuels. Parmi les différentes méthodologies de la combinaison, ils ont conclu que la moyenne tronquée (trimmed mean) offre une meilleure performance, de même que l'usage de cinq modèles. En revanche, leurs résultats diffèrent de ceux de Ajami et al. (2006) sur la sélection des modèles les plus précis à la combinaison. Dans leur cas, ce n'est pas nécessairement les meilleurs modèles individuels qu'il faut privilégier, la diversité structurelle étant également un atout.

Velázquez et al. (2010) ont étudié la combinaison probabiliste de 17 modèles sur 1061 bassins versants français. Ils ont axé leurs recherches sur le calcul de la performance et de la fiabilité de la distribution prédictive. Les résultats ont montré qu'une simple moyenne des séries temporelles produites est plus efficace que la sortie des modèles uniques. Ils ont confirmé que l'utilisation de sept à dix modèles est suffisante pour améliorer la performance. Velázquez et al. (2011) ont étudié également l'approche multimodèle en combinant 50 membres de prévisions météorologiques et 16 modèles hydrologiques. Les 800 membres ainsi générés ont été évalués sur 29 bassins versants français pour des fins de prévision. Ils ont conclu que la prévision produite par l'approche multimodèle a plus d'intérêt que celle issue de chacun des modèles individuels et que cette approche offre aussi une meilleure fiabilité. Ces chercheurs sont parmi les premiers à avoir confirmé l'intérêt de l'approche multimodèle pour améliorer la performance et la fiabilité de la prévision hydrologique d'ensemble. Pour leur part, Brochero et al. (2011a) ont utilisé l'algorithme Backward Greedy Selection (BGS) pour sélectionner un membre de l'ensemble de 800 membres de Velázquez et al. (2011). Ils ont montré que de 30 à 100 membres sont jugés suffisants pour construire des ensembles avec une fiabilité et une réduction de biais. Dans la même veine, Thibault et Anctil (2015) ont comparé les performances d'un ensemble multimodèle avec un modèle utilisé (sur 37 bassins versants québécois) dans un système prévision

hydrologique opérationnelle. Cette étude montre qu'un ensemble multimodèle est potentiellement un bon outil de prévision probabiliste.

Seiller et al. (2015) ont utilisé l'approche multimodèle pour étudier la transposabilité temporelle des paramètres des modèles dans le contexte de climats contrastés pour 20 modèles hydrologiques globaux conceptuels et 20 bassins versants diversifiés de la base de données MOPEX (Model Parameter Experiment, Schaake, 2006). Les résultats ont montré que sous des conditions climatiques contrastées, la performance des modèles individuels est très dissimilaire et dépend de la période testée et des bassins étudiés. Il est alors risqué de se fier à un seul modèle pour toutes les conditions climatiques et sur l'ensemble des bassins étudiés. Les chercheurs ont confirmé également que la performance et la robustesse sont clairement améliorées en utilisant un ensemble de modèles hydrologiques. Parmi les deux méthodologies de combinaison, la méthode de moyenne pondérée est plus intéressante que celle de moyenne simple.

Au final, les avantages de l'approche multimodèle donnent non seulement des gains de performances, mais diminuent également les biais d'erreurs de simulation. En plus, l'approche multimodèle peut réduire les incertitudes structurelles du modèle. En revanche, cette approche exige davantage de temps de mise en œuvre et de calcul, et apparaît la difficulté de sélectionner les modèles à combiner.

Approches flexibles

Pour réduire les incertitudes structurelles des modèles uniques ou pour éviter les lacunes de l'approche multimodèle, des hydrologues ont développé une nouvelle forme de modélisation appelée « Approche flexible », au cours des deux dernières décennies. Plus spécifiquement, Leavesley et al. (1996, 2002) ont proposé « The Modular Modelling System, MMS » qui permet de construire un modèle optimal pour une application souhaitée. Le MMS offre la possibilité de combiner plusieurs structures ou composantes des modèles existants afin de construire un modèle adaptable au bassin étudié et à l'objectif de modélisation ciblé. Le principal avantage de cette approche est de réduire les incertitudes structurelles tout en améliorant les performances de la modélisation.

De nombreux chercheurs se sont inspirés de ce concept et proposé d'autres environnements modulaires de modélisation. Wagener et al. (2001) ont proposé « The Rainfall-Runoff Modelling Toolbox, RRMT » qui permet aux utilisateurs de mettre en œuvre différentes structures en combinant des modules de production et de routage. Clark et al. (2008) ont suivi avec « The Framework for Understanding Structural Errors, FUSE » pour mieux étudier le rôle de chacune des composantes d'un modèle hydrologique. Par exemple, FUSE a été utilisé pour construire 79 modèles combinant les composantes de quatre modèles existants. Ces modèles ont été initialement évalués sur deux bassins

versants états-uniens de la base de données MOPEX (Model Parameter Experiment, Schaake, 2006). Fenicia et al. (2011) et Kavetski and Fenicia (2011) ont pour leur part proposé l'approche flexible SUPERFLEX basée sur des éléments génériques tirés de nombreux modèles conceptuels existants. Les réservoirs, les jonctions et les fonctions constructives sont ainsi combinés pour créer de nouvelles options de modélisation. Par exemple, Kavetski and Fenicia. (2011) ont comparé sept modèles SUPERFLEX au modèle « fixe » GR4H sur quatre bassins contrastés d'Europe et de Nouvelle-Zélande. Les résultats ont montré qu'un modèle fixe ne pouvait convenir à tous les bassins étudiés. Dans la même foulée, Van Esse et al. (2013) ont comparé 12 modèles SUPERFLEX à GR4H sur 237 bassins versants français. Les résultats ont montré de nouveau que les modèles obtenus par l'approche flexible sont plus performants.

Seiller et al. (2017b) a récemment proposé une approche multistrukture davantage empirique « The Empirical Multistrukture Framework, EMF » pour la modélisation globale conceptuelle. L'EMF est une approche hybride entre l'approche flexible et l'approche multimodèle qui utilise la philosophie de l'approche flexible de manière multimodèle. Cette approche permet d'explorer jusqu'à 108 852 nouveaux modèles à partir de 12 modèles initiaux qui partagent composantes fonctionnelles et paramètres libres. Leurs travaux initiaux ont notamment permis d'identifier 1446 modèles potentiellement intéressants pour d'autres applications. L'EMF est une alternative automatisée à la procédure fastidieuse d'essais et d'erreurs intrinsèques au développement de modèles descendants (Young, 2003) qui cherchent à décrire les propriétés émergentes d'un système vu dans sa globalité.

Impact du climat et du critère de performance

Idéalement, les modèles hydrologiques devraient s'adapter à tous les bassins versants, mais en réalité aucun n'est plus performant que les autres dans tous les cas (Duan et al., 2007). Ils ne réussissent donc pas à capter toutes les interactions possibles entre climat, géologie et occupation du territoire. Même en se limitant à un seul bassin, la plupart des modèles présentent des lacunes lorsqu'appliqués sous des conditions climatiques contrastées, comme démontré par Coron et al. (2011; 2012), Seiller et al. (2012). Le choix du critère d'optimisation est également déterminant sur le comportement du modèle (Seiller et al., 2017a), ce qui complique davantage les choses vu la grande variété de critères proposés et utilisés (ASCE, 1993; Moriasi et al., 2007; Reusser et al., 2009). De plus, il n'existe aucun critère unique qui puisse évaluer la performance d'un modèle dans tous les cas (Jain and Sudheer, 2008). Parmi les critères proposés au cours des dernières années, le critère d'efficacité NSE de Nash et Sutcliffe. (1970) a sûrement reçu le plus d'attention (Gupta and Kling, 2011).

Questions scientifiques

Cette étude s'inscrit dans la foulée de Seiller et al. (2017b) qui ont identifié 1446 modèles à fort potentiel. Elle prend aussi acte de la difficulté d'identifier un modèle unique excellent en tout temps et en tous les lieux (Duan et al., 2007). Ce qui soulève deux questions scientifiques que l'on souhaite développer:

- Existe-t-il au sein du grand nombre de modèles issus de l'EMF certains qui offriraient individuellement des performances supérieures lorsqu'appliqués à des climats et gammes de débits précis ?
- Existe-t-il des combinaisons de modèles qui offrent un comportement intéressant face à des climats diversifiés ?

Objectifs de la recherche

Pour répondre aux questions scientifiques mentionnées ci-dessus, l'objectif général de cette recherche vise **l'exploration de nouvelles structures de modélisation hydrologique globale conceptuelle**. Pour atteindre cet objectif général, la thèse est développée autour de trois objectifs spécifiques.

Objectif 1: Construire une banque de modèles performants sous climats diversifiés

Seiller et al. (2017b) ont identifié 1446 modèles à forte potentialité. Ce nombre est trop grand pour permettre une étude détaillée sur un grand nombre de bassins versants. Le premier objectif cible donc la constitution d'une banque réduite de modèles performants aux structures diversifiées.

Objectif 2: Identifier les meilleurs modèles, pris individuellement, pour trois types de climat et trois gammes de débits

Le deuxième objectif de cette thèse a pour objet d'explorer systématiquement la banque de modèle constituée lors du premier objectif. Les structures les plus performantes seront identifiées pour trois types de climat (aride, tempéré, continental) et trois gammes de débits (fort, moyen, faible). Ainsi, jusqu'à neuf nouvelles structures spécialisées seront identifiées. Fort de ces informations, l'utilisateur éventuel connaîtra le champ d'application de ces nouveaux modèles.

Objectif 3: Développer une approche multimodèle adaptable à chaque bassin versant

La modélisation hydrologique multimodèle constitue également une excellente opportunité puisqu'il a été démontré de manière convaincante et à plusieurs reprises que cette approche permet souvent d'augmenter les performances. En plus, cette approche tend à réduire les incertitudes structurelles des modèles uniques, apporte plus d'informations et comporte moins d'erreurs. Le troisième objectif de

cette thèse explore ainsi la potentialité d'une modélisation multimodèle reposant sur les meilleurs éléments de la banque de modèle constituée lors du premier objectif. L'algorithme de sélection Backward Greedy Selection (BGS) sera exploité, en recourant à divers critères d'optimisation tant déterministes que probabilistes. Ici, les 100 bassins versants de caractéristiques largement diversifiées seront mis à profit. Pour chaque bassin, on conservera 12 modèles pour construire le multimodèle.

La figure 1 illustre la démarche scientifique proposée pour réaliser les objectifs de la recherche.

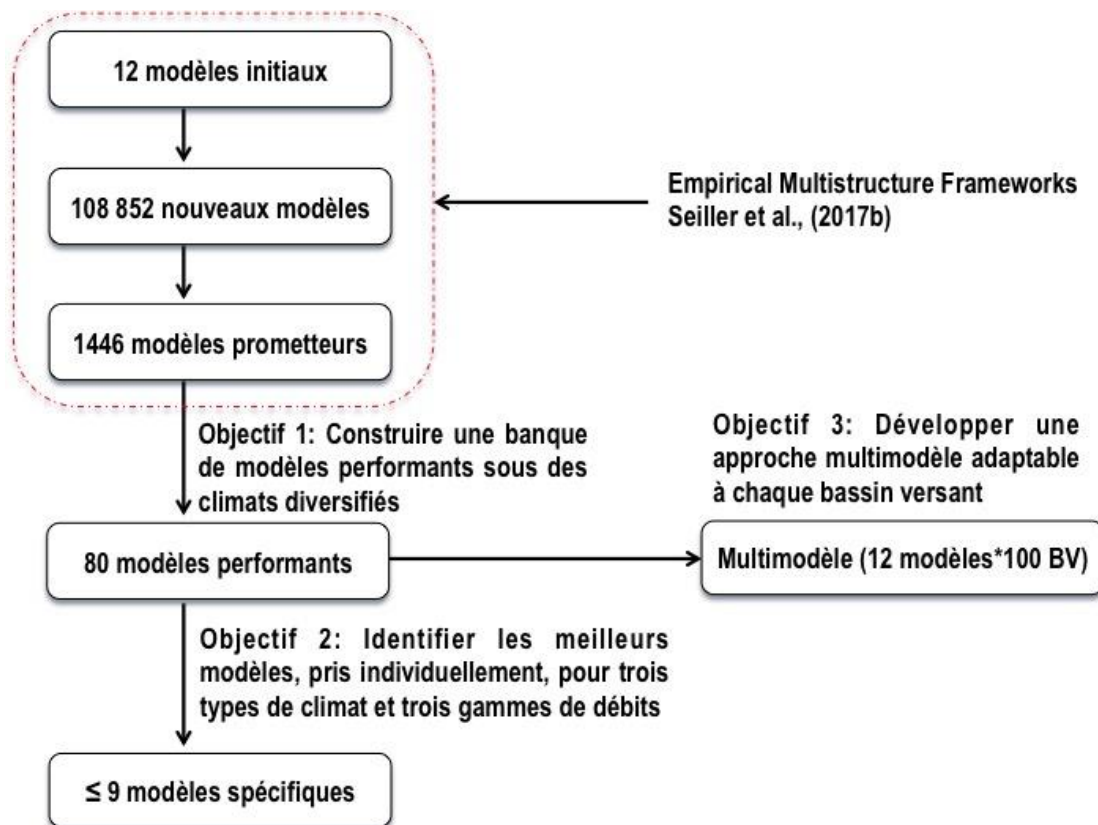


Figure 1. Description générale du projet et des objectifs de la recherche.

Organisation du mémoire

Cette thèse est structurée en six chapitres. Le matériel et les méthodes constituent le chapitre 1 qui suit cette introduction. La thèse se développe ensuite en deux parties. La première couvre les deux premiers objectifs : le chapitre 2 introduit l'approche multistructure empirique (EMF), le chapitre 3, la démarche expérimentale pour réaliser les objectifs 1 et 2, et le chapitre 4, les nouveaux modèles identifiés. La seconde partie concerne l'objectif 3. Elle est formée du chapitre 5 qui décrit la démarche expérimentale et du chapitre 6 qui présente résultats et analyses. Enfin, une conclusion générale et des perspectives clôt la thèse.

Chapitre 1: Matériel et méthodes

Par ce chapitre, nous chercherons à définir le matériel et les méthodes utilisés pour analyser les bassins versants de la base de données hydrologiques retenue. Nous sélectionnerons un certain nombre de bassins représentatifs sur lesquels les modèles hydrologiques seront évalués. Nous présenterons l'approche d'estimation des paramètres des modèles ainsi que leurs critères de vérification.

1.1 Base de données CONUS

Cette recherche exploite la base de données CONUS (Contiguous United States, Newman et al., 2015), disponible au site : <http://ral.ucar.edu/projects/hap/flowpredict/subpages/modelvar.php>. Elle regroupe l'ensemble des données hydrométéorologiques à l'échelle du bassin versant de 671 sites localisés aux Etats-Unis. Les données sont au pas de temps journalier et incluent débit, précipitation et température de l'air : les entrées courantes des modèles hydrologiques globaux conceptuels. La taille des bassins s'étend de 4 à 25 791 km² avec une médiane de 330 km². Ils sont situés entre les latitudes 27.05°N et 48.82°N et les longitudes -124.39°E et -67.94°E. La plupart sont situés à une faible altitude, soit de 8 à 3721 m avec une médiane de 493 m.

Les débits journaliers sont tirés du USGS National Water Information System (<http://waterdata.usgs.gov/usa/nwis/sw>). Les séries s'étalent sur une période de 30 ans allant de 1980 à 2010. Les données climatiques proviennent du Daymet (Thornton et al., 2012) en raison de sa haute résolution spatiale (1 x 1 km).

La base de données CONUS a été retenue ici pour évaluer les modèles hydrologiques parce qu'elle est de bonne qualité, facilement accessible et détaillée dans une publication scientifique (Newman et al., 2015).

La base de données contient également des informations sur les caractéristiques physiques de chaque bassin, telles que la superficie, la latitude, la longitude et l'élévation qui seront utilisées comme métadonnées au projet.

La base CONUS convient bien à ce projet par la grande diversité climatique et géologique du territoire des États-Unis. Certains bassins sont influencés par des précipitations solides, d'autres non. La précipitation moyenne annuelle y varie entre 244 et 3238 mm, la température moyenne, entre -1.15 et 23 °C et le débit moyen annuel, entre 3 et 3578 mm. Plus de détails sont compilés au tableau 1.

La base de données n'informe pas sur l'évapotranspiration potentielle (ETP) qui est également une entrée nécessaire aux modèles. En pratique cette variable est difficile à mesurer. Durant les décennies passées, de nombreuses formules pour le calcul de l'ETP ont été proposées, basées sur différents facteurs d'influence dont la température, le rayonnement solaire, la vitesse du vent, l'humidité relative et la pression atmosphérique. La formulation de l'ETP est fortement dépendante de la méthode et des conditions utilisées pour la calculer. Les méthodes hydrologiques opérationnelles pour estimer l'ETP peuvent être classées suivant les données qu'elles utilisent. La formulation d'Oudin et al. (2005) a été sélectionnée ici puisqu'elle est connue mener à de bonnes simulations hydrologiques et ne nécessite que la température de l'air en entrée. La formulation d'Oudin et al. (2005) est présentée à l'annexe A.

Tableau 1. Caractéristiques des 671 bassins versants de la base de données CONUS, calculées sur les données journalières de 1980-2010. Les variables hydrométéorologiques et physiques sont délimitées par le minimum, les quantiles 05%, 25%, 50%, 75%, 95% et le maximum.

	Min	Q05	Q25	Q50	Q75	Q95	Max
P (mm/an)	244	480	853	1167	1368	2301	3238
ETP (mm/an)	309	411	590	745	919	1210	1387
Q (mm/an)	3	27	234	405	637	1967	3578
ETP/P (-)	0.15	0.25	0.50	0.70	0.90	1.60	4.00
H (m)	8	55	225	493	1038	2927	3721
S (km ²)	4	20	122	330	794	2946	25791

Remarque :

P: pour précipitation

ETP: pour évapotranspiration potentielle

Q: pour débit

ETP/P: pour indice d'aridité

H: pour altitude

S: pour superficie.

1.2 Sélection des bassins versants étudiés

Étant donné le grand nombre de modèles à évaluer dans cette étude, il est nécessaire de prendre en compte le temps de calcul à notre disposition. Au lieu d'évaluer tous les bassins versants de la base de données CONUS, nous présenterons dans cette partie la méthodologie qui nous permettra d'identifier 100 bassins représentatifs parmi les 671 disponibles. La sélection se fera en deux étapes, d'abord selon la méthode K-moyenne et ensuite selon la classification climatique de Köppen (Peel et al., 2007).

1.2.1 Méthode K-moyenne

La méthode de K-moyenne rend possible la construction de groupes de données similaires (homogènes) à partir d'un ensemble de données dissimilaires (hétérogènes). Cela permet d'étudier la distribution des données et de faciliter l'identification de leurs tendances au sein de chaque groupe. L'idée de la répartition des données en plusieurs groupes nous permet d'assurer que les modèles soient évalués sur des bassins de caractéristiques diversifiées. Dans ce cas-ci, les 671 bassins de la base de données CONUS ont été scindés en dix groupes en exploitant l'information décrite par cinq variables jugées pertinentes au projet : la précipitation, le débit, la température moyenne de l'air, la quantité de neige et la superficie des bassins. Ensuite, parmi ces dix groupes, nous avons sélectionné au hasard 100 bassins (10 bassins pour chaque groupe) pour la suite de la recherche. Le tableau 2 détaille le résultat de l'application de cette procédure.

1.2.2 Classification climatique de Köppen

La classification climatique de Köppen permet de répartir les bassins selon le type de climat. Cette classification est fondée sur deux variables : la précipitation et la température de l'air. Köppen a divisé le climat terrestre en cinq zones : le climat tropical (A), le climat aride (B), le climat tempéré (C), le climat continental (D) et le climat polaire (E). La description de chaque type de climat est détaillée à l'annexe B.

Parmi 100 bassins versants sélectionnés au départ, 20 sont soumis à un climat aride, 30 à un climat tempéré et 50 à un climat continental (Tableau 2). Les climats tropical et polaire ne sont pas sujets d'étude de cette recherche puisqu'absents de la base de données CONUS à notre disposition. L'idée de classer des bassins versants selon le type de climat servira à identifier les modèles les mieux adaptés au type de climat étudié.

Tableau 2. Classification et sélection des bassins versants

Étape 1: K-moyenne (671 bassins)									
G01	G02	G03	G04	G05	G06	G07	G08	G09	G10
23	67	80	85	107	85	98	56	35	35
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
Étape 2: Classification de Köppen									
Type de climat		671 bassins	100 bassins						
A	Tropical	0	0						
B	Aride	128	20						
C	Tempéré	222	30						
D	Continental	319	50						
E	Polaire	2	0						

1.2.3 Caractéristiques des bassins versants retenus

Les caractéristiques hydrométéorologiques (mm/an) des 10 groupes (K-moyenne) et des trois types de climat (Classification de Köppen) sont présentées à la figure 2.

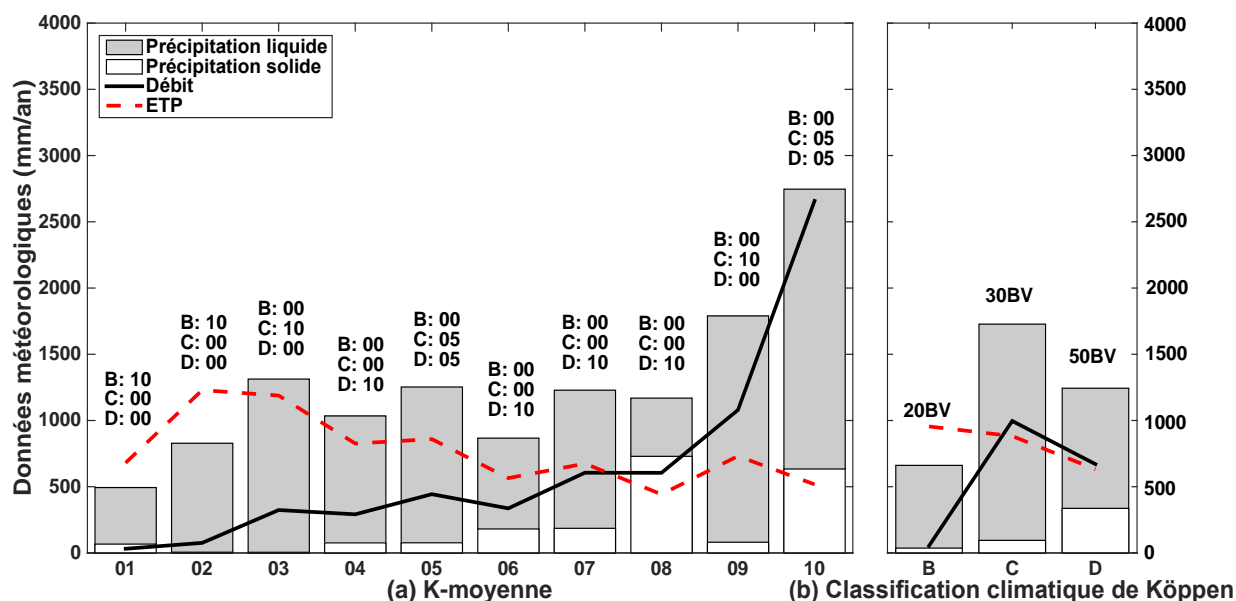


Figure 2. Caractéristiques hydrométéorologiques des 100 bassins étudiés, calculées sur les données journalières de 1980-2010 : (a) groupement par K-moyenne, (b) classification climatique de Köppen. Les lignes pleines noires désignent pour le débit, les lignes pointillées rouges, l'évapotranspiration potentielle (ETP), les barres grises, la précipitation liquide et les barres blanches, la précipitation solide. Les lettres majuscules présentent le type de climats défini par la classification de Köppen : aride (B), tempéré (C) et continental (D).

Une première observation nous permet de constater que les deux premiers groupes sont les plus secs puisque les précipitations moyennes annuelles y totalisent moins de 1000 mm. Ces bassins sont soumis à un climat aride, l'ETP étant supérieure à la précipitation. La modélisation des milieux arides est souvent plus difficile car l'évapotranspiration y joue un rôle prédominant suite à l'émergence de non-linéarité entre la précipitation et le débit. Le climat des groupes 03 à 10 est humide, la précipitation surpassant l'ETP. La plupart de ces bassins sont exposés à des épisodes neigeux, notamment les groupes 08 et 10.

Les caractéristiques hydroclimatiques et physiques des 671 BV, 100 BV représentatifs et 10 groupes de K-moyenne, sont comparées à la figure 3. L'inspection visuelle de cette figure confirme que la variabilité des 671 bassins est bien capturée par les 100 bassins retenus et les 10 groupes K-moyenne.

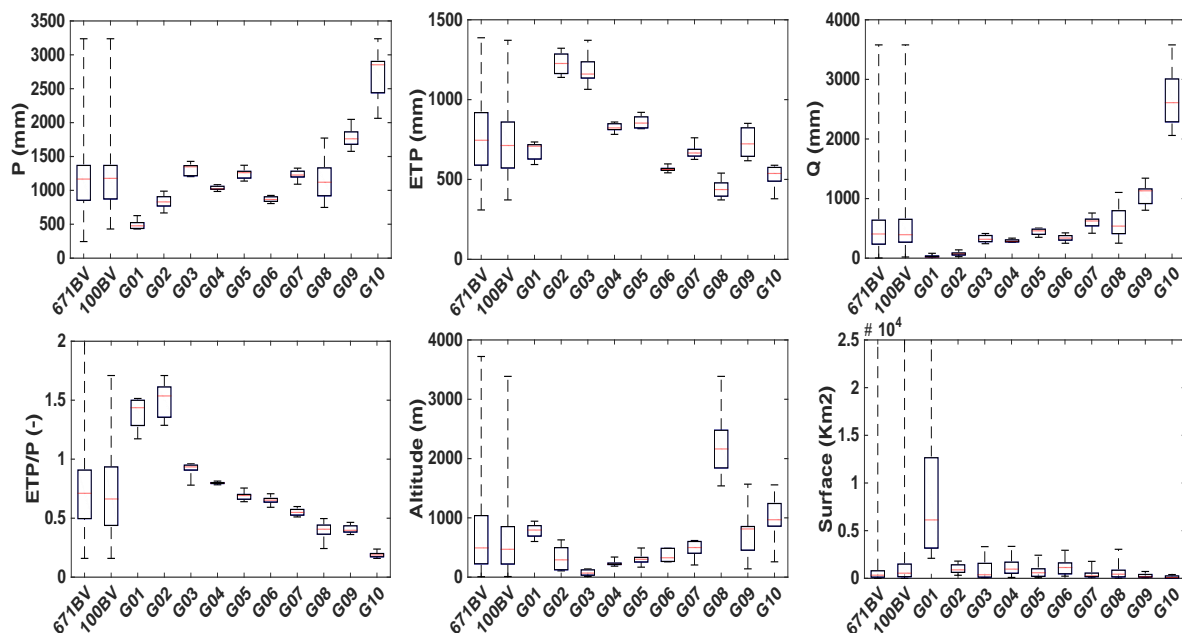


Figure 3. Caractéristiques hydroclimatiques et physiques des 671 bassins, 100 bassins représentatifs et 10 groupes K-moyenne.

La localisation des 671 bassins de la base de données CONUS et des 100 bassins retenus pour cette recherche est présentée à la figure 4.

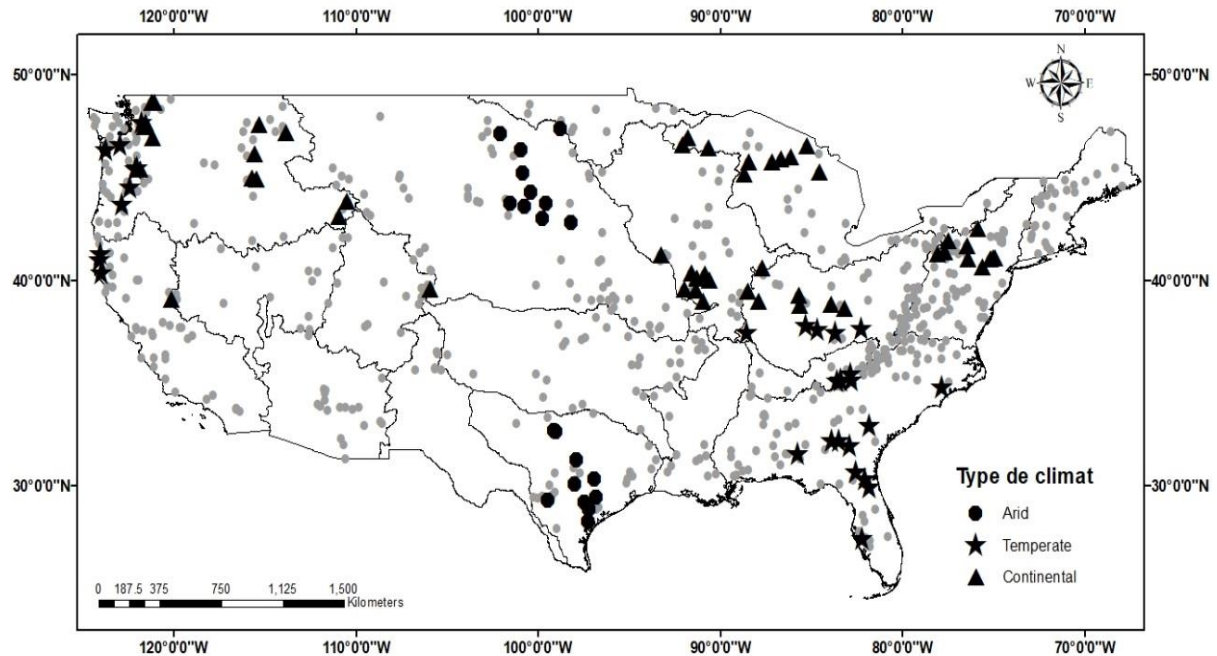


Figure 4. Localisation des 671 bassins et des 100 bassins retenus dans cette recherche. Les points gris représentent l'ensemble des 671 bassins de la base de données CONUS, les points noirs, les 20 bassins arides (Type B), les triangles noirs, les 30 bassins tempérés (Type C) et les astérisques noirs, les 50 BV bassins continentaux (Type D).

1.3 Modèles hydrologiques

Dans cette partie, nous présentons les 12 modèles parents qui ont servi à la construction de l'EMF et des 1446 modèles prometteurs issus de l'EMF (Seiller et al., 2017b). Les 12 modèles parents ont été sélectionnés parmi plus de 30 modèles candidats (Perrin et al., 2003; Seiller et al., 2012; Seiller et al., 2015). Certaines modifications ont été faites afin d'assurer un cadre d'utilisation uniforme. Les modèles choisis sont relativement simples et plutôt parcimonieux en paramètres libres. Ils exploitent de quatre à dix paramètres libres et de deux à cinq réservoirs conceptuels. Ils fonctionnent au pas de temps journalier et accueillent deux entrées: la précipitation (P) et l'évapotranspiration potentielle (ETP). Ces 12 modèles serviront de référence tout au long de l'étude.

Tableau 3. Liste des 12 modèles parents.

Modèles	Acronyme	Nombre de paramètres libres	Nombre de réservoirs	Références
HMA	BUCK	6	3	BUCKET (Thornthwaite et Mather, 1955)
HMB	CREC	6	3	CREC (Cormary et Guilbot, 1973)
HMC	GARD	6	3	GARDENIA (Thiery, 1982)
HMD	GR4J	4	2	GR4J (Perrin et al., 2003)
HME	MART	7	4	MARTINE (Mazenc et al., 1984)
HMF	MOHY	7	2	MOHYSE (Fortin et Turcotte, 2007)
HMG	MORD	6	4	MORDOR (Garçon, 1999)
HMH	SACR	10	5	SACRAMENTO (Burnash et al., 1973)
HMI	SIMH	8	3	SIMHYD (Chiew et al., 2002)
HMJ	TANK	7	4	TANK (Sugarawa, 1979)
HMK	WAGE	7	3	WAGENINGEN (Warmerdam et al., 1997)
HML	XINA	8	4	XINANJIANG (Zhao et al., 1980)

108 852 nouveaux modèles peuvent être générés à partir des 12 modèles parents qui partagent alors leurs composantes fonctionnelles et paramètres associés (voir le chapitre 2). Ces modèles ont été évalués par Seiller et al. (2017b) avec deux bases de données: MOPEX (Model Parameter Estimation Experiment, Schaake, 2006) pour 20 bassins localisés aux États-Unis et CEHQ (Centre d'expertise hydrique du Québec) pour 37 bassins localisés en sol québécois. La première base de données cible les bassins non influencés par les précipitations solides mais soumis à un climat diversifié. La seconde base de données regroupe des bassins versants dont le cycle hydrologique est largement influencé par l'accumulation et la fonte de neige. La sélection effectuée par Seiller et al. (2017b) est basée sur les performances individuelles, collectives et la fiabilité. D'abord, tous les modèles sont ordonnés selon la valeur de leur performance individuelle (NSEsqr); de cette analyse, la meilleure série temporelle est ensuite sélectionnée. L'étape suivante cherche à identifier des modèles qui se combinent adéquatement au premier du lot. Ainsi, d'autres modèles sont retenus uniquement lorsque le score probabiliste NRD (Fortin et al., 2014; Abaza et al., 2015) diminue par plus de 1% (la valeur initiale est de 100%). L'analyse de Seiller et al. (2017b) a mené à l'identification de 1446 modèles à forte potentialité, soit ceux qui apparaissent au moins une fois sur les 37 bassins québécois et les 20 bassins états-uniens. Parmi 1446 modèles identifiés, apparaît un seul des modèles parents (HML). Ces modèles exploitent entre 3 et 18 paramètres (module de neige inclus) et entre 5 et 13 variables d'état.

1.3.1 Module de neige

Pour les bassins nordiques, la précipitation solide joue un rôle prédominant sur les écoulements. Pour tenir compte de ce phénomène, les bassins CONUS influencés par l'accumulation et la fonte de neige auront recours à un module de neige en sus des modèles hydrologiques disponibles. Il est toutefois inutile d'utiliser un tel module lorsque la précipitation solide n'est pas abondante et que la présence de neige au sol est de courte durée. Sur la base de quelques essais, un seuil minimal de précipitation solide de 50 mm en moyenne par année a été établi arbitrairement pour activer cette option.

Le module de neige retenu dans cette thèse est CemaNeige. Il a été développé par Valéry et al. (2014). Ce module de fonte de neige repose sur deux paramètres libres : le facteur de fonte K_f ($\text{mm}/^\circ\text{C}$) et le coefficient de pondération de l'état thermique du manteau neigeux C_{Tg} (-). CemaNeige recourt à deux variables d'état : le réservoir de stockage de neige (G , mm) et l'état thermique du manteau neigeux ($^\circ\text{C}$). Le module inclut une discrétisation spatiale du bassin versant par tranche d'altitudes. CemaNeige s'appuie ainsi sur une distribution du bassin en 5 zones altitudinales d'égales surfaces. Chaque bande d'altitudes a une altitude médiane et l'altitude de la troisième bande est considérée l'altitude du bassin. La détermination de la nature de la précipitation (séparation pluie/neige) est basée sur la température et l'altitude médiane du bassin versant étudié, comme détaillé à l'annexe C.

1.4 Identification des paramètres des modèles

En pratique, tous les modèles hydrologiques recourent à des paramètres dont la valeur doit être identifiée. Les modèles conceptuels possèdent généralement un grand nombre de paramètres qui ne sont pas directement mesurables et qui doivent donc être estimés. Les méthodes d'identification des paramètres sont multiples. Une des plus utilisées est l'estimation par calage (calibration).

Le concept de calage demeure une étape cruciale de la démarche de modélisation hydrologique. Il s'agit d'un processus préalable qui a pour but d'ajuster les paramètres du modèle, afin d'en optimiser sa performance, typiquement de réduire au mieux l'écart entre les débits simulés et observés.

Il existe deux types principaux de calage. Le premier est manuel, soit l'ajustement itératif des paramètres du modèle, ce qui demande moult patience et un hydrologue expérimenté. En outre, cette procédure devient rapidement fastidieuse et exige beaucoup de temps. De plus, ce type de calage nécessite que le modélisateur soit familier avec le comportement hydrologique du bassin à modéliser. Dès que les modèles utilisés deviennent complexes, il devient plus ardu d'effectuer un calage manuel. Le second type de calage recourt à des automates. Il existe de nombreuses méthodes d'optimisation et

de nouvelles méthodes sont proposées chaque année. Cependant, celles-ci n'atteignent pas toutes le même niveau de performance. Par exemple, Arsenault et al. (2014) ont comparé dix méthodes d'optimisation automatiques pour trois modèles hydrologiques et dix bassins versants. Leurs résultats ont révélé que l'algorithme Shuffle Complex Evolution ou SCE (Duan et al., 1992) est la meilleure méthode d'optimisation lorsque le nombre de paramètres est relativement parcimonieux. Cette méthode n'est toutefois plus recommandée pour les modèles comportant un grand nombre de paramètres. Dans ce cas, les hydrologues choisiront l'algorithme Dynamically Dimensioned Search ou DDS (Tolson et Shoemaker, 2007). La description générale des différentes étapes de calcul associées au fonctionnement de DDS est détaillée à l'annexe D.

Les 1446 modèles retenus se partagent un total de 38 paramètres libres à caler (+2 dans lorsque le module de neige est activé). Étant donné que ce nombre est relativement élevé, l'algorithme DDS a été privilégié pour le calage.

Klemeš (1986) a proposé plusieurs approches calage/validation tels que le test de validation croisée (Split-Sample Test, SST), le test validation différentielle (Differential Split-Sample Test, DSST), le test de validation en transposition spatiale (Proxy-basin Test, PBT) et le test de validation différentielle en transposition spatiale (Proxy-basin Split-Sample Test, PBDSST). Parmi celles-ci, deux sont plus courantes. Le SST est à la base du concept calage/validation, particulièrement dans des contextes de simulation et de prévision (Andréassian *et al.*, 2009), alors que le DSST est particulièrement pertinent aux études d'impact des changements climatiques sur le régime hydrologique (Seiller et al., 2012; Coron et al., 2012).

Le SST est fréquemment utilisé. Il est appliqué à un bassin versant pour lequel la durée des séries disponibles est suffisamment longue. En pratique, les données disponibles sont séparées en deux segments : le premier sert à la calibration du modèle et le second, à la validation. Le contexte hydrométéorologique et les caractéristiques du bassin doivent être stationnaires sur la période considérée. Le calage et la validation se font sur la même station étudiée. Le calage est jugé acceptable lorsque les résultats sur les deux périodes sont similaires et les erreurs acceptables.

Dans cette thèse, nous séparons les données disponibles en deux segments : les 15 premières années sont utilisées pour la calibration, soit du 1^{er} octobre 1980 au 30 septembre 1995 (92 bassins). La période de validation s'enchaîne alors du 1^{er} octobre 1995 au 30 septembre 2010. Pour les 8 autres bassins versants, les données disponibles débutent plus tard. La calibration commence alors à une année hydrologique ultérieure et les années qui suivent la période de calibration sont utilisées pour la validation. La période de validation est alors plus courte, puisque la plupart des séries de débit se

termine en 2010. Dans tous les cas, une période de mise en route (warm up) de 5 ans sert à initialiser les états des modèles (qui sont inconnus).

Une fonction objectif est nécessaire pour orienter le déroulement du calage. Pour chaque jeu de paramètres, celle-ci fournit une mesure globale de l'écart entre les débits observés et simulés. Le calage a ainsi pour but d'identifier les paramètres minimisant ou maximisant la fonction objectif retenue. Plusieurs critères sont communément utilisés en hydrologie pour évaluer la qualité du calage (ASCE, 1993; Moriasi et al., 2007; Reusser et al., 2009) tels que RMSE, NSE, MAE, ou KGE détaillés plus bas.

Parmi les critères mentionnés ci-dessus, l'efficacité de Kling-Gupta (KGE), proposé par Gupta et al. (2009), est un choix courant. Ce critère peut être décomposé et lu plus facilement que l'efficacité de Nash et Sutcliffe ou NSE, proposé par Nash et Sutcliffe (1970). Il informe non seulement sur la performance, mais ses composants r , α et β informent également sur la corrélation et le biais entre les valeurs observées et simulées. En plus, nous pouvons l'adapter aux objectifs de mise en œuvre du modèle, sous trois formes: KGE pour les forts débits, KGEsqr pour les débits moyens et KGEinv pour les débits d'étiage comme suggéré par Pushpalatha et al. (2012).

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

$$KGE = 1 - \sqrt{\left(\frac{Cov(Q_{obs,i}, Q_{sim,i})}{\sigma_{Q_{obs,i}} \sigma_{Q_{sim,i}}} - 1 \right)^2 + \left(\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} Q_{sim,i}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} Q_{obs,i}} - 1 \right)^2 + \left(\frac{CV(Q_{sim,i})}{CV(Q_{obs,i})} - 1 \right)^2} \quad \text{Équation 2}$$

où r le coefficient de corrélation linéaire entre les débits observés et simulés, α le ratio entre l'écart type observé et l'écart-type simulé, β le ratio entre le débit moyen simulé et le débit moyen observé.

1.5 Vérification

La vérification de la performance de la simulation hydrologique est également un processus indispensable pour déterminer la qualité de la simulation et pour améliorer le système. La qualité d'une simulation est en général jugée par rapport à l'observation. Il en existe de très nombreux dont l'efficacité de NSE, proposé par Nash et Sutcliffe (1970). Il s'agit d'un critère d'évaluation communément utilisé en hydrologie. Il est basé sur la somme des erreurs quadratiques et est défini par la formule suivante :

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^{i=n} (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}})^2} \quad \text{Équation 3}$$

où $Q_{obs,i}$ et $Q_{sim,i}$ respectivement les débits observés et simulés au pas de temps i , $\overline{Q_{obs,i}}$, la moyenne de débit observé, n le nombre total d'observations. Le NSE accorde plus d'importance aux erreurs sur les forts débits (Seiller, 2013). Cependant, dans les situations des débits moyens, la transformation « racine des débits » (NSEsqr) assure une meilleure pondération, sans favoriser les débits plus forts ni les plus faibles (Oudin et al., 2006). Pour les débits faibles ou d'étiage, la transformation « inverse des débits » est plus favorable (Pushpalatha et al., 2012).

$$NSE_{sqr} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (\sqrt{Q_{obs,i}} - \sqrt{Q_{sim,i}})^2}{\sum_{i=1}^{i=n} (\sqrt{Q_{obs,i}} - \sqrt{\overline{Q_{obs,i}}})^2} \quad \text{Équation 4}$$

$$NSE_{inv} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=n} \left(\frac{1}{Q_{obs,i} + \varepsilon} - \frac{1}{Q_{sim,i} + \varepsilon} \right)^2}{\sum_{i=1}^{i=n} \left(\frac{1}{Q_{obs,i} + \varepsilon} - \frac{1}{\overline{Q_{obs,i}} + \varepsilon} \right)^2} \quad \text{Équation 5}$$

avec ε une constante négligeable, théoriquement nécessaire lorsque le débit est égal à 0. Dans notre cas, on a fixé la valeur $\varepsilon = 1\%$ de débit moyen.

L'évaluation des gains de performance a été utilisée pour comparer les scores de performance des modèles et les scores des modèles de référence. Un critère de gain de performance r^2 est calculé selon l'équation suivante:

$$r^2 = \frac{SS_{II} - SS_I}{1 - SS_I} \quad \text{Équation 6}$$

où SS est le critère de performance (ici, NSE, NSEsqr, NSEinv), SS_I est la performance obtenue par les modèles de référence (12 modèles parents), SS_{II} correspond aux résultats obtenus par les modèles testés. Si la valeur de r^2 est positive, il s'agit d'un gain de performance ; au contraire si la valeur de r^2 est négative, il s'agit d'une perte de performance. Senbeta et al. (1999) suggèrent que des valeurs de gains (ou pertes) de 10% peuvent être considérées comme significatives.

Partie 1: Identification de nouveaux modèles performants

Chapitre 2: Multistructure empirique (EMF)

2.1 Introduction

L'EMF est une approche flexible qui vise à construire de nouveaux modèles hydrologiques à partir des 12 modèles parents (Tableau 3). L'idée de l'EMF est d'encourager le **partage des composantes fonctionnelles et des paramètres** de ces 12 modèles.

2.1.1 Identification des composantes fonctionnelles

Un modèle perçu (Figure 5) a été élaboré afin de décomposer les 12 modèles parents selon sept catégories de composantes fonctionnelles : trois composantes de production (le processus de surface Sf, la teneur en eau du sol So et les eaux souterraines Gw), trois composantes de routage (le routage de l'écoulements de surface Rof, le routage de l'écoulements hypodermiques Rif et le routage de l'écoulements de base Rbf) et la sommation de ces trois routages qui devient le routage de l'écoulement total Rtf.

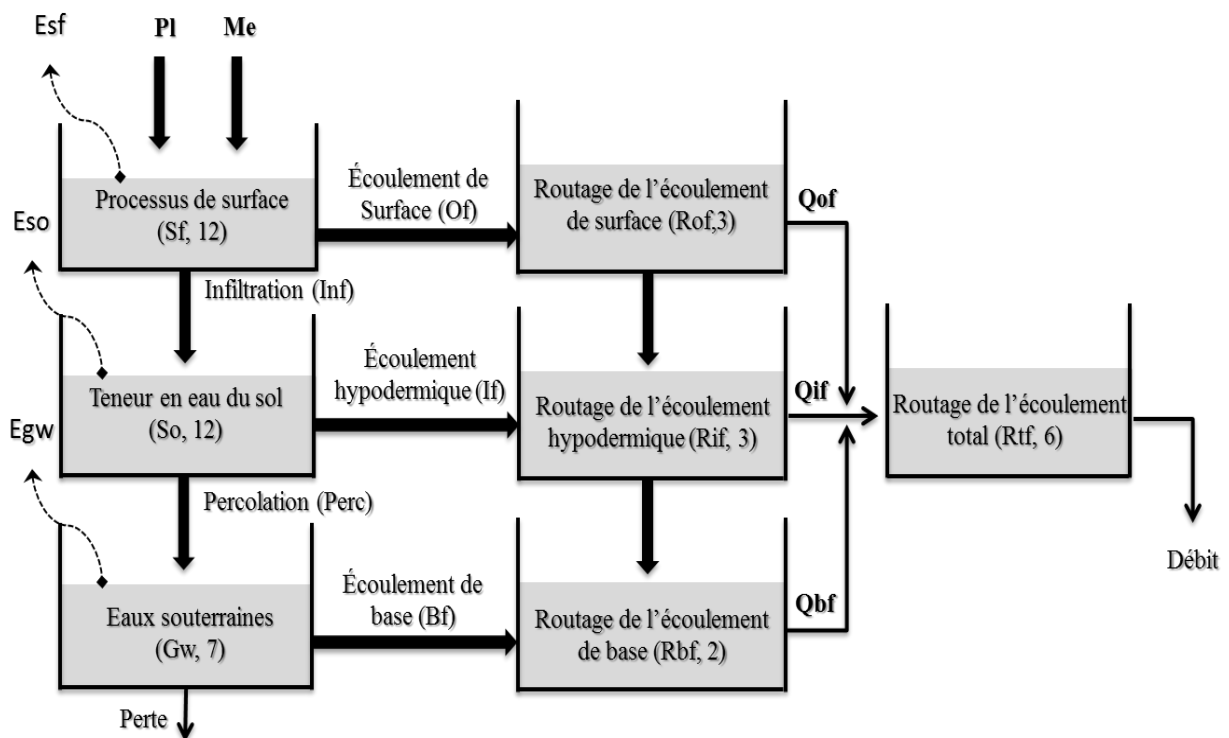


Figure 5. Identification des composantes fonctionnelles des 12 modèles parents initiaux.

- Processus de surface, Sf : cette catégorie de composantes comprend l'interception, la teneur en eau de surface et son stockage en surface. Elle accueille généralement la précipitation liquide (Pl) et la fonte de neige (Me) comme entrées et l'écoulement de surface (Of), l'évapotranspiration (Esf) et l'infiltration (Inf) comme sorties.
- Teneur en eau du sol, So (non-saturée): cette catégorie de composantes cible la teneur en eau du sol. Elle accueille généralement l'infiltration (Inf) comme entrée et l'évapotranspiration (Eso), l'écoulement hypodermique (lf) et la percolation (Perc) comme sorties.
- Eaux souterraines, Gw (saturées): cette catégorie de composantes concerne les eaux souterraines. Elle traite la percolation (Perc) comme entrée et l'évapotranspiration (Egw), l'écoulement de base (Bf) et la perte (vers des aquifères profonds) comme sorties.
- Routage de l'écoulement de surface, Rof: cette catégorie de composantes modélise le cheminement de surface (Of).
- Routage de l'écoulement hypodermique, Rif: cette catégorie de composantes simule l'écoulement hypodermique (lf).
- Routage de l'écoulement de base, Rbf: cette catégorie de composantes calcule l'écoulement de base (Bf).
- Routage de l'écoulement total, Rtf: cette catégorie de composantes somme Qof, Qif et Qbf.

Parmi ces sept catégories, le processus de surface Sf compte 12 composantes différentes, au même titre que So; par contre Gw en compte sept, alors que Rof et Rif n'en comptent que trois chacune. Pour leur part, Rbf et Rtf en comptent respectivement deux et six. 108 864 modèles peuvent être générés à partir des 12 modèles parents qui partagent alors leurs composantes fonctionnelles et paramètres associés. Parmi eux, figurent les 12 modèles parents initiaux. Certains des 12 modèles parents exploitent des composantes identiques et aucun ne recourt aux sept catégories de composantes. Ainsi, l'absence de composante constitue une option au sein de l'EMF. Elles appartiennent au groupe (zéro 00) nommées « composantes transparentes ou composantes absentes ». Par exemple, Gw00 se limite à recevoir la percolation issue d'une composante So et de la transmettre comme telle à une composante Rbf. Au final, 39 composantes sont identifiées au tableau 4. Le détail de chacune d'elle forme l'annexe E.

Toutes ces composantes sont combinées selon la structure du modèle perçu illustré à la figure 5. Dans l'ensemble, l'EMF peut générer jusqu'à 108 852 nouveaux modèles. Parmi eux, certains sont des doublons (par exemple l'écoulement de surface n'est pas pris en considération mais le routage de l'écoulement de surface est néanmoins inclus) et d'autres sont des aberrations mathématiques, c'est-à-dire que leurs combinaisons ne mènent pas à des modèles hydrologiques fonctionnels car certaines combinaisons ne sont pas compatibles entre elles. Par exemple, il existe inévitablement des combinaisons pour lesquelles l'information requise est inexistante puisque la composante fonctionnelle amont est absente.

Tableau 4. Identification des composantes fonctionnelles – EMF.

Modèles	Composantes fonctionnelles						
	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf
HMA							
HMH							
HME							
HMB							
HMC							
HMJ							
HMK							
HML							
HMD							
HMF							
HMG							
HMI							
Total=39	11+0	12	6+0	2+0	2+0	1+0	5

2.1.2 Partage des paramètres

Les 12 modèles parents reposent sur un total de 82 paramètres libres qu'il faut identifier (+24 paramètres du module de neige). Parmi eux, certains sont similaires, c'est-à-dire qu'ils sont explorés par plusieurs composantes fonctionnelles. Citons en exemple le paramètre *cmso* (mm) qui est utilisé par 9 des 12 composantes *So*. Alors, au lieu de le calibrer 9 fois, il a été envisagé au sein de l'EMF, élaboré par Seiller et al. (2017b), de ne le faire qu'une seule fois. En d'autres mots, ce paramètre a une valeur unique, appliquée à toutes les composantes qui y recourent. En appliquant ce principe à toutes les composantes fonctionnelles, le nombre de paramètres à identifier passe alors de 82 (+24) à 38 (+2), ce qui est une tâche numérique beaucoup plus raisonnable ce qui devrait favoriser la qualité même de l'identification.

La figure 6 illustre la répartition finale des 38 paramètres en fonction du nombre de composantes fonctionnelles qui les partagent. On remarque ainsi que 25 paramètres sont uniques à certaines composantes alors que le reste est partagé par 2 à 9 composantes. Le détail du partage des paramètres et leur description sont présentés à l'annexe F et l'annexe G.

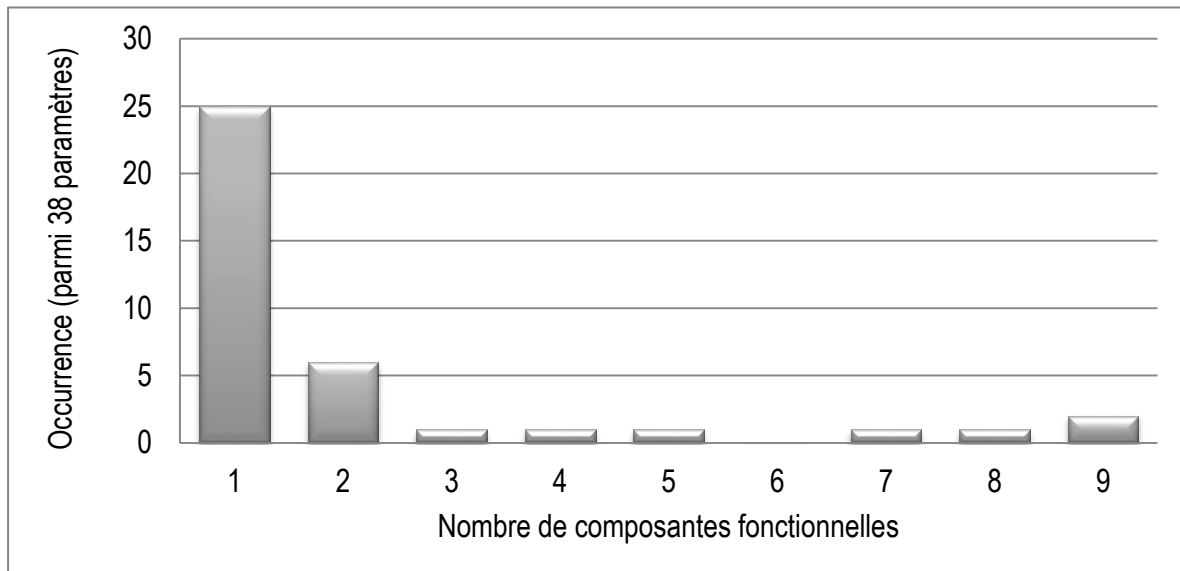


Figure 6. Répartition des paramètres en fonction du nombre de composantes fonctionnelles qui les partagent.

Chapitre 3: Identification de nouveaux modèles pour une diversité de climats et de débits

Dans ce chapitre, nous proposons la démarche d'identification de modèles performants pour une diversité de climats et de débits.

3.1 Présélection de modèles performants

La démarche d'identification de modèles performants pour une diversité de climats se divise en quatre phases. On procède d'abord au calage/validation de la multistrukture EMF. On présélectionne ensuite les modèles les plus intéressants en les comparant avec un modèle de référence, ici GR4J. On élimine les modèles similaires afin de ne garder que les plus performants et diversifiés d'un point de vue structurel. Les modèles retenus sont finalement calés de nouveau, de manière classique (individuellement), sur les bassins versants sélectionnés.

Le détail de chaque phase est présenté à la figure 7 et dans les sous-sections qui suivent.

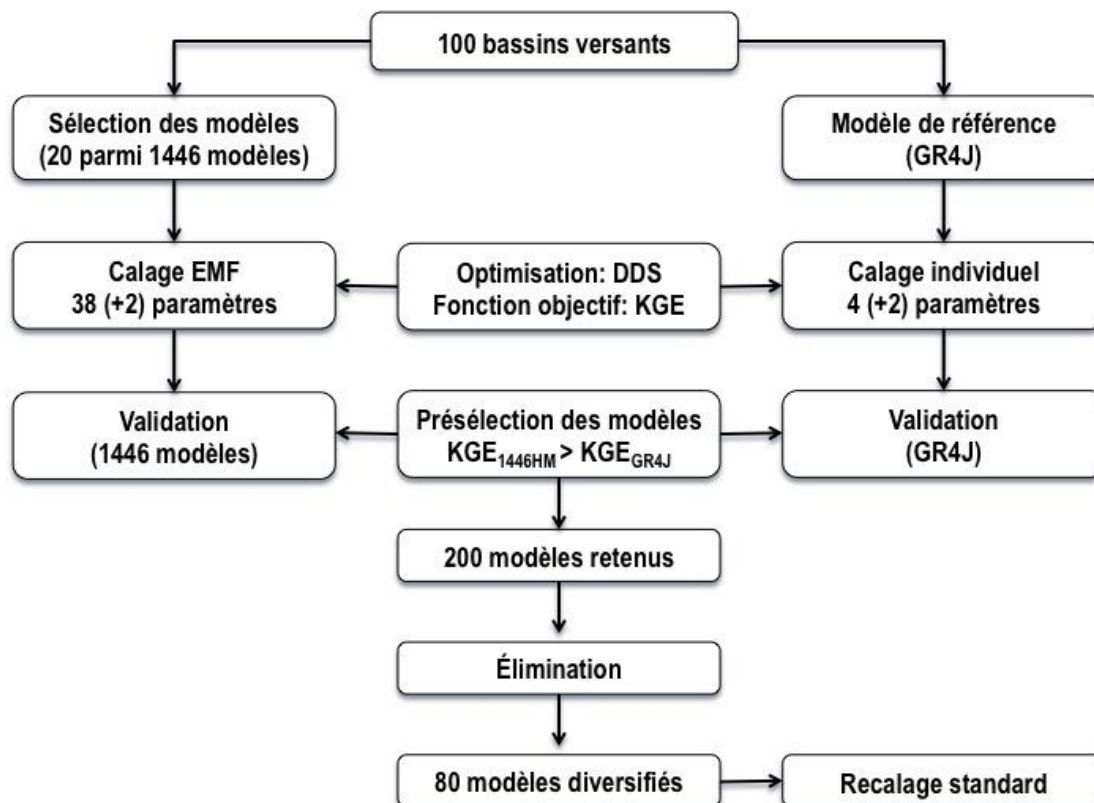


Figure 7. Démarche proposée de présélection des modèles.

3.1.1 Calage/validation multistrukture

Étant donné qu'il existe un grand nombre de modèles à évaluer (1446 modèles) et un grand nombre d'échantillons à tester (100 bassins versants), le calage/validation individuel n'est pas envisageable puisque le temps de calcul serait trop imposant et exigerait un calculateur haute performance et d'imposants espaces mémoire. Pour contourner ces problèmes, le calage/validation multistrukture proposé par Seiller et al. (2017b) a été adopté ici pour optimiser les paramètres EMF.

La philosophie du calage/validation multistrukture est d'identifier les paramètres des modèles de manière collective. Les 38 paramètres des composantes fonctionnelles sont ainsi calés simultanément. Ici, la démarche de calage/validation multistrukture consiste en la sélection aléatoire de 20 modèles parmi 1446 modèles précédemment identifiés, en s'assurant bien que tous les paramètres sont ainsi exploités. L'approche multimodèle applique une fonction objectif par le biais de l'algorithme DDS (Tolson and Shoemaker, 2007) retenu pour optimiser les paramètres EMF. L'efficacité KGE (Gupta et al., 2009) sert alors de fonction objectif.

Les paramètres identifiés sont ensuite validés sur les 1446 modèles. Il faut garder à l'esprit que ce calage ne peut pas être optimal pour tous les modèles puisque plusieurs paramètres sont partagés par des composantes fonctionnelles issues de modèles parents différents. Nous posons comme hypothèse que cette procédure permet tout de même une première appréciation de la banque de modèles identifiés par Seiller et al. (2017b). Il faut également garder à l'esprit que le grand nombre de modèles considérés apporte une souplesse à cet égard.

3.1.2 Présélection des modèles

Le modèle « fixe » GR4J est adopté comme modèle de référence pour la présélection des modèles EMF, dans la foulée des travaux de Kavetski and Fenicia (2011) qui ont comparé sept modèles SUPERFLEX au modèle GR4H sur quatre bassins contrastés d'Europe et de Nouvelle-Zélande et dans la foulée de Van Esse et al. (2013) qui ont comparé 12 modèles du SUPERFLEX à GR4H sur 237 bassins versants français. Des résultats ont montré que les modèles flexibles sont plus performants. Malgré tout, GR4J un modèle global conceptuel réputé performant comme l'a initialement démontré Perrin (2000) qui l'a comparé avec succès à 38 autres modèles hydrologiques sur 429 bassins versants en France, aux États-Unis, en Australie, en Côte d'Ivoire et au Brésil. De même, Seiller et al. (2015) a calé de manière individuelle 20 modèles globaux conceptuels (incluant les 12 de la présente étude) sur 20 bassins états-uniens de la base de données MOPEX (Schaake, 2006). GR4J c'est alors révélé le plus intéressant, notamment dans un contexte de changement climatique.

La sélection des modèles est basée sur leur performance individuelle par rapport à celle de GR4J. Pour chaque bassin testé, on identifie d'abord les modèles ayant une performance supérieure à GR4J. Au final, les 200 modèles les plus fréquemment identifiés sur les 100 bassins versants testés sont conservés. Ce nombre est jugé suffisamment grand pour offrir des modèles diversifiés pouvant potentiellement convenir à des climats ou à des objectifs différents.

3.1.3 Élimination des modèles aux structures similaires

Étant donné que les 200 modèles retenus à l'étape précédente sont issus de toutes les combinaisons possibles des structures fonctionnelles tirées des 12 modèles parents, il est fortement possible que certains d'entre eux exploitent des structures apparentées. Ici, on considère que deux ou plusieurs modèles sont apparentés si six de leurs sept composantes fonctionnelles proviennent d'un même modèle parent. Dans ce cas, un seul de ces modèles ne sera sélectionné (typiquement le meilleur) et les autres seront éliminés. On s'assure ainsi de constituer une banque de modèles diversifiés.

Tableau 5. Élimination des structures de modèle apparentées.

HM	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf	KGEm	Remarque
HM65546	07	03	04	02	02	00	01	0.23	Éliminé
HM65654	07	03	05	02	02	00	01	0.19	Éliminé
HM65762	07	03	06	02	02	00	01	0.26	Sélectionné

Le tableau 5 présente les structures de trois modèles (HM65546, HM65654 et HM65762) apparentés, selon le critère énoncé plus haut. On remarque qu'une seule composante fonctionnelle (Eaux souterraines Gw) ne provient de modèles parents différents (Gw04, Gw05, Gw06). Toutes les autres composantes sont identiques (Sf07, So03, Rof02, Rif02, Rbf00 et Rtf01). Dans ce cas, on sélectionne la structure ayant la performance moyenne la plus élevée (HM65762) et on élimine la (les) structure(s) qui moins intéressantes (HM65546 et HM65654 par exemple).

Au final, 120 modèles ont été exclus lors de cette étape, laissant une banque de 80 de modèles aux structures diversifiées. La complexité structurelle des composantes fonctionnelles des 80 modèles présélectionnés est détaillée à l'annexe H.

3.1.4 Recalage individuel

Étant donné que le calage/validation multistrukture mène à des résultats sous-optimaux, il est nécessaire de caler individuellement les 80 modèles présélectionnés sur chacun des 100 bassins de l'étude. L'algorithme de DDS est utilisé de nouveau de même que l'efficacité KGE comme fonction objectif.

Parallèlement, les 12 modèles parents initiaux sont également calés de la même manière en guise de comparaison. Le tableau 6 propose une nomenclature pour les quatre banques de modèles.

Tableau 6. Calage/validation et présélection des modèles.

Banque	Sélection	Calage/validation	Nombre de modèles
Banque 1	Seiller et al. (2017b)	EMF	1446
Banque 2a	Modèles enfants présélectionnés	EMF	80
Banque 2b	Modèles enfants présélectionnés	standard	80
Banque 3	Modèles parents initiaux	standard	12

3.2 Sélection en fonction du climat et de la gamme de débits

Considérant qu'il n'a pas encore été possible de concevoir un modèle hydrologique qui offre un comportement optimal pour tous les bassins versants (géologie), tous les climats et tous les débits, la banque 2b des 80 modèles présélectionnés est évaluée sur 100 bassins soumis à une climatologie variée et pour des applications hydrologiques ciblant les débits forts, moyens ou faibles.

En fin de course, parmi les 80 modèles présélectionnés, calibrés individuellement, les structures les plus performantes sont identifiées en distinguant les bassins versants selon la classification climatique de Köppen (aride, tempéré et continental) détaillée à la section 1.2.2. L'intensité du débit, d'élevée à faible, est traitée par le biais de métriques connues porter une plus grande emphase aux débits forts (NSE), moyens (NSEsqrt) ou faibles (NSEinv), tel que détaillée à la section 1.5.

Jusqu'à neuf nouvelles structures spécialisées seront ainsi identifiées; un nombre moindre si certaines s'avèrent polyvalentes. Les détails de la procédure de sélection des modèles sont présentés à la figure 8.

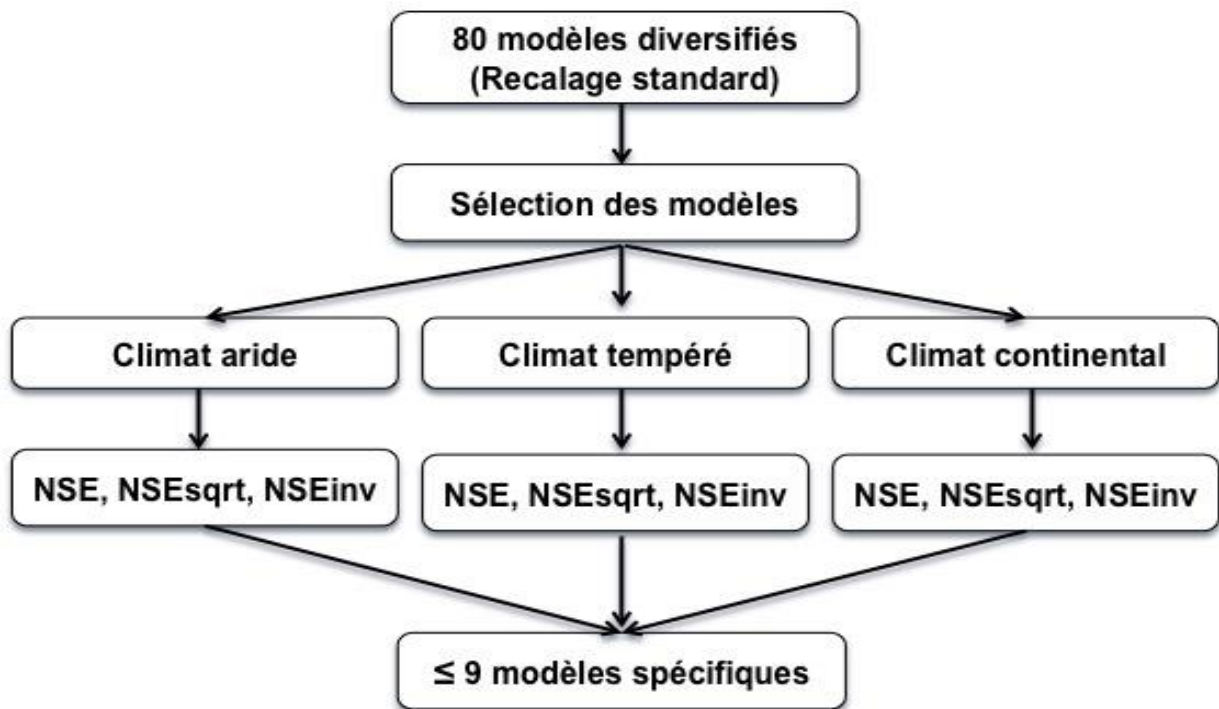


Figure 8. Démarche proposée de sélection des modèles en fonction du climat et du débit

Chapitre 4: Résultats et analyse

Ce chapitre présente les résultats de calage/validation multistrukture des 1446 modèles et des 80 modèles présélectionnés, de même que les résultats de calage/validation individuel des 80 modèles présélectionnés ainsi que des 12 modèles parents initiaux. Le chapitre se termine par l'identification des structures offrant la meilleure performance pour des climats et des gammes de débits ciblés.

4.1 Présélection des modèles

4.1.1 Diversité structurelle

Cette section décrit la distribution des sept composantes fonctionnelles des 1446 modèles identifiés par Seiller et al. (2017b) et des 80 modèles diversifiés présélectionnés pour une diversité de climats.

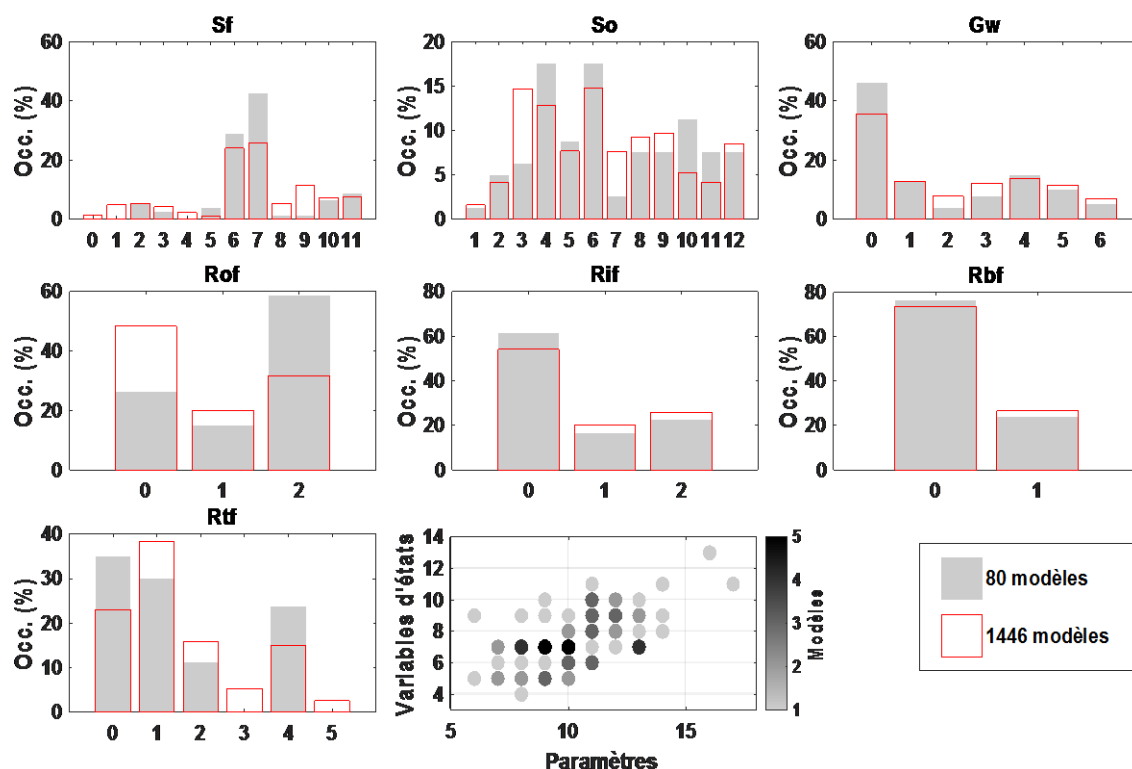


Figure 9. Comparaison de la complexité structurelle et la diversité (occurrence %) des composantes fonctionnelles des 1446 modèles identifiés par Seiller et al. (2017b) (barres rouges) et des 80 modèles présélectionnés (barres grises).

Remarque :

- Sf : Processus de surface
- So : Teneur en eau du sol
- Gw : Eaux souterraines
- Rof : Routage de l'écoulement de surface
- Rif : Routage de l'écoulement hypodermique
- Rbf : Routage de l'écoulement de base
- Rtf : Routage de l'écoulement total

La figure 9 montre que la diversité structurelle de ces deux groupes est passablement similaire même si les processus de sélection et les bassins étudiés sont différents. Ce qui signifie que la diversité structurelle a été essentiellement maintenue au sein de la banque des 80 modèles.

Cette diversité structurelle révèle également que les modèles identifiés font appel à la plupart des composantes bien que les distributions soient non uniformes. Il faut toutefois noter que plus de 40% des 80 modèles ne bénéficient pas de composante souterraine (Gw).

L'analyse montre que pour les processus de surface, les composantes Sf06 et Sf07 fournies par les modèles HMF et HMG s'adaptent bien aux 100 bassins étudiés. En revanche, Sf00 (pas d'écoulement de surface), Sf01 du modèle HMA et Sf04 du modèle HMD sont absentes des 80 modèles.

C'est pour la teneur en eau que les deux banques de modèles se distinguent le plus l'une de l'autre. Les composantes So04 et So06 fournies par les modèles HMD et HMF sont préférées par les 80 modèles présélectionnés, suivies par So10 du modèle HMJ. So01 et So07 des modèles HMA et HMG sont moins utilisées. Pour les 1446 modèles, So03, So04 et So06 des modèles HMC, HMD et HMF sont préférées.

Le routage des processus de surface, Rof02 du modèle HME domine parmi les 80 modèles, alors que la plupart des 1446 modèles initiaux ne recourent pas à cette composante (Rof00 domine). Pour ces deux groupes, Rof01 (HMA-HMH) est moins utilisée.

La plupart des 80 modèles n'utilisent pas de composante pour les eaux souterraines puisque Gw00 arrive en tête (46%). Il en est de même pour la banque de 1446 modèles. Pareillement, Rif00 (pas de routage d'écoulement hypodermique) est le plus courant ainsi que Rbf00 (pas de routage d'écoulement de base). Ces résultats indiquent que les processus liés aux eaux souterraines ne jouent pas un rôle important pour les bassins versants étudiés.

Pour le routage de l'écoulement total, on remarque que pour les 80 modèles, Rtf00 (pas de routage de l'écoulement total), Rtf01 du (HMA-HMB-HMC-HME-HMH-HMJ-HMK-HML), Rtf02 du HMD et Rtf04 du modèle HMG se partagent le travail (Rof00 35%, Rof01 30%, Rtf02 11.25% et Rof04 23.75% respectivement) et que Rtf03 et Rtf05 sont disparues.

Le nombre de paramètres pour les 80 modèles varie entre 6 et 17 (le module neige inclus) et le nombre de variables d'état, entre 4 et 13. Les structures des modèles sont donc plus complexes sur ces bassins, ce qui souligne la grande variabilité des caractéristiques des bassins versants étudiés.

4.1.2 Performances des modèles

Les valeurs de KGE de la phase validation pour le groupe de 1446 modèles, de 80 modèles présélectionnés ainsi que les 12 modèles parents (de référence) sont illustrées à la figure 10 pour chacun de dix groupes de dix bassins identifiés par la méthode K-moyenne (section 1.2.1).

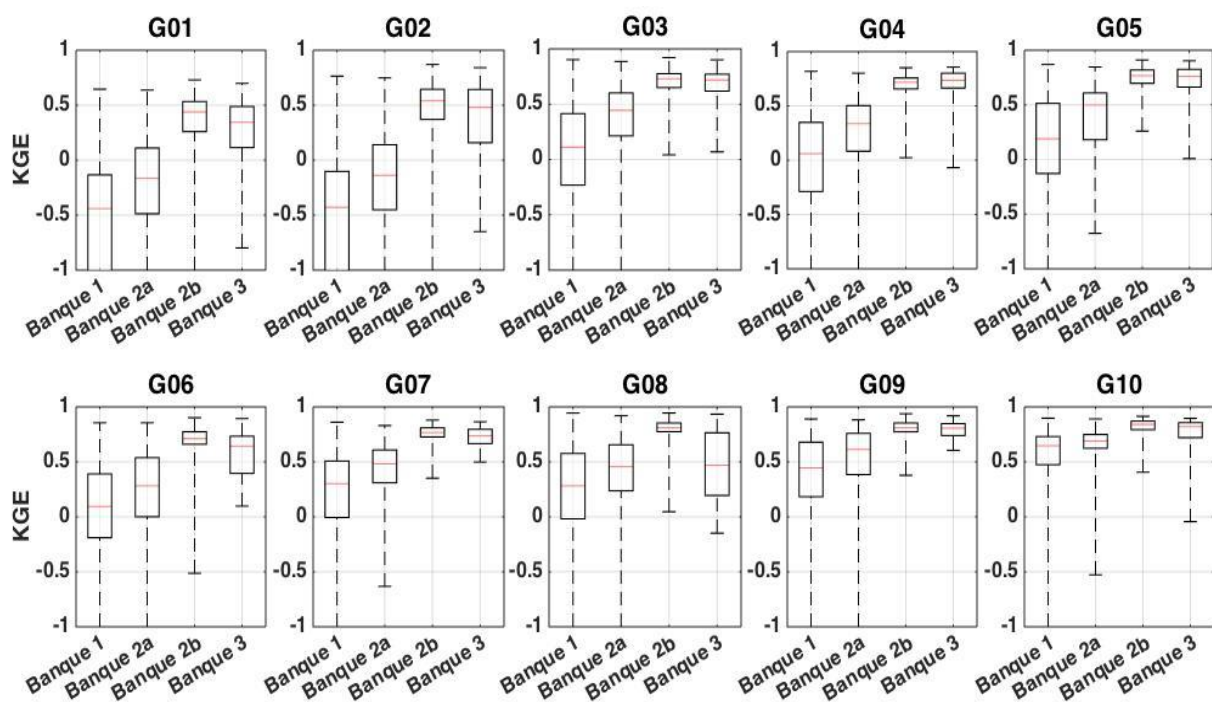


Figure 10. Valeurs de performance KGE des 100 bassins étudiés (10 bassins pour chaque groupe K-moyenne). Les boîtes à moustaches sont délimitées par le minimum, le quantile de 25%, 50%, 75% et le maximum. La banque 1 correspond aux 1446 modèles calés par l'EMF; la banque 2a aux 80 modèles sélectionnés de la banque 1 alors que la banque 2b représente le calage standard de 80 modèles de la banque 2a et la banque 3, le calage standard des 12 modèles parents.

Les résultats révèlent que les performances des 1446 modèles (banque 1) sont faibles par rapport aux autres systèmes. Ceci est attendu pour deux raisons : les 1446 modèles ont été sélectionnés à partir d'une base de données différente de celle utilisée ici et ont été calés de manière collective (EMF) ce qui mène inévitablement à l'identification de jeux de paramètres sous-optimaux. Les 80 modèles présélectionnés (banque 2a) ont des performances supérieures aux 1446 modèles parents (banque 1) puisque choisi en fonction de ce jeu de bassins. On remarque toutefois, tel qu'attendu, une progression substantielle de performance lorsque lesdits 80 modèles présélectionnés sont calés de manière individuelle (banque 2b).

Ces résultats confirment que la démarche de présélection utilisée ici est bien pertinente et que le calage/validation multistrukture est tel qu'attendu sous-optimal. La procédure de calage standard est donc nécessaire avant d'envisager l'évaluation finale des modèles individuels.

Les résultats de calage/validation individuel des 12 modèles sont ici présentés en guise de référence – ce sont eux qui ont contribué les composantes structurelles à l'outil EMF. On remarque que les performances des 80 modèles présélectionnés sont (légèrement) supérieures à celles de 12 modèles de référence pour plusieurs groupes K-moyenne. Il est donc envisageable d'identifier des modèles performants et pour les divers objectifs d'application de cette étude.

La figure 10 montre également que les performances des modèles sont passablement plus faibles pour les groupes 01 et 02, ces bassins étant soumis à des conditions arides. La modélisation des milieux arides est toujours difficile car l'évapotranspiration y joue un rôle prédominant suite à l'émergence de non-linéarité entre la précipitation et le débit (Poncelet et al., 2017).

Les bassins des groupes de 03 à 07 sont relativement humides et pour la plupart situés à une faible altitude. Les 12 modèles parents réussissent déjà bien dans ces cas. Les gains obtenus par l'approche flexible EMF sont alors moins saillants. Le groupe 08 présente les conditions les plus variées en termes d'altitude et de volume de précipitation. Les performances des 12 modèles parents y sont également variables. C'est le groupe qui bénéficie le plus de l'approche flexible EMF. Finalement, les groupes 09 et 10 présentent les meilleures performances pour tous les systèmes, ces bassins étant exposés aux conditions les plus humides. Ils montrent une forte cohérence entre précipitation et débit.

4.2 Sélection des modèles pour chaque type de climat

Pour chaque type de climat, on cherche à identifier les modèles spécialisés correspondants aux objectifs de modélisation tels que le critère NSE pour la situation de crue, le critère NSE_{sqrt} pour le débit moyen et le critère NSE_{inv} pour le débit d'étiage.

En hydrologie, les bons modèles sont non seulement ceux qui mènent à une bonne performance pour une condition climatique et un bassin étudié, ils doivent être capables de s'adapter dans un contexte de climat différent et de bassins variés. En plus, il est préférable qu'ils recourent à peu de paramètres à caler (parcimonie). Pour répondre à ces prérequis, on sélectionne d'abord les cinq meilleurs modèles pour chacune des neuf situations (trois climats et trois métriques) afin de vérifier les écarts de performance de ces candidats potentiels. Si ces écarts sont petits, on pourrait sélectionner les modèles les plus performants, les plus robustes, les plus parcimonieux, les plus cohérents hydrologiquement ou encore ceux qui conviennent à plus d'une situation. La figure 11 présente un exemple d'identification d'un modèle spécifique à appliquer dans une situation d'étiage pour le climat continental.

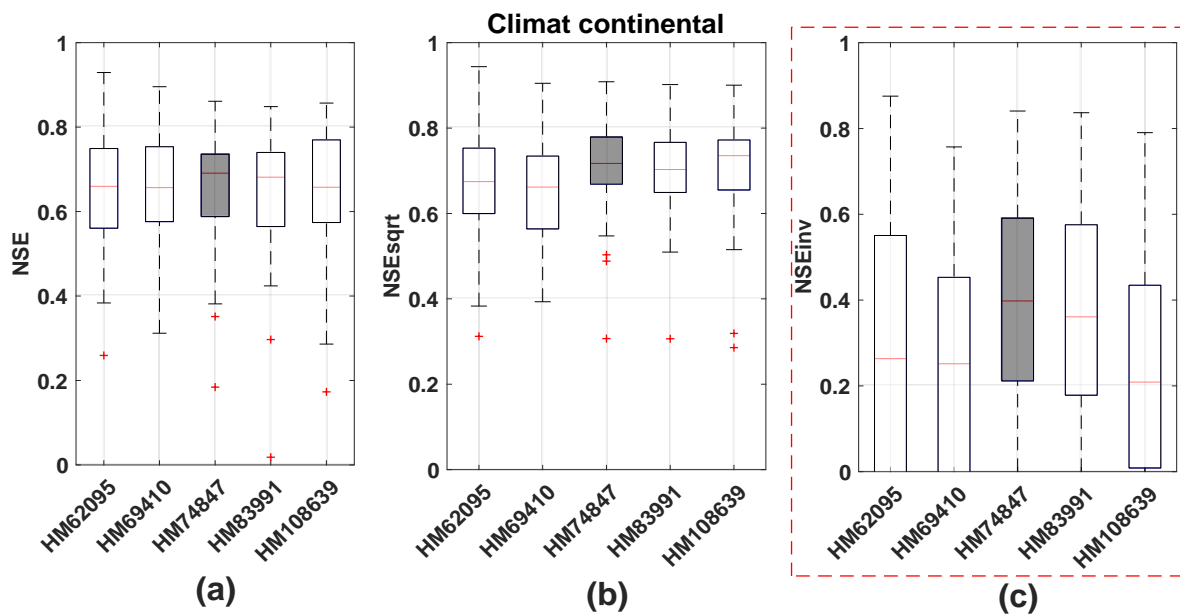


Figure 11. Identification le meilleur modèle dans une situation d'étiage de climat continental.

Dans un premier temps, les cinq meilleures performances (NSEinv) sont proposées (Figure 11c) : HM62095 (10P, 6S), HM69410 (12P, 8S), HM74847 (6P, 9S), HM83991 (9P, 9S), HM108639 (16P, 13S). Parmi eux, il est intéressant de constater que le modèle HM74847 est le plus performant parce qu'il est non seulement bien modélisé dans la situation d'étiage, mais aussi parce que ce modèle est également performant lorsqu'appliqué dans le cas de fort et de moyen débits (Figure 11a et 11b). De plus, il est le plus parcimonieux par rapport aux quatre autres modèles (que six paramètres libres à caler). Alors, on le considère comme le meilleur modèle pour le climat continental, en situation d'étiage. Le même principe s'applique pour les autres situations.

4.2.1 Climat aride

En milieu aride, les deux meilleurs modèles (HM67397 et HM108639) ont été identifiés pour couvrir les trois gammes de débits.

Tableau 7. Modèles retenus en climat aride.

No.	HM	Paramètres	États	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf	S'applique à
1	67397	10	7	07	06	01	00	00	00	04	NSE, NSEinv
2	108639	16	13	11	12	04	02	02	00	02	NSEsqr

Le tableau 7 liste les modèles retenus ainsi que leur complexité structurelle, paramétrique et les composantes fonctionnelles utilisées. Le modèle HM67397 a été sélectionné pour les pointes de crue (NSE), et dans la situation d'étiage (NSEinv). Pour sa part, le modèle HM108639 s'avère optimal pour les débits moyens (NSEsqr).

Les performances en validation des 12 modèles initiaux (HMA jusqu'à HML) et de chacun des modèles spécialisés sont présentées à la figure 12a. Les gains de performance des modèles retenus par rapport aux 12 modèles parents sont présentés à la figure 12b. Cette comparaison porte sur 20 bassins arides.

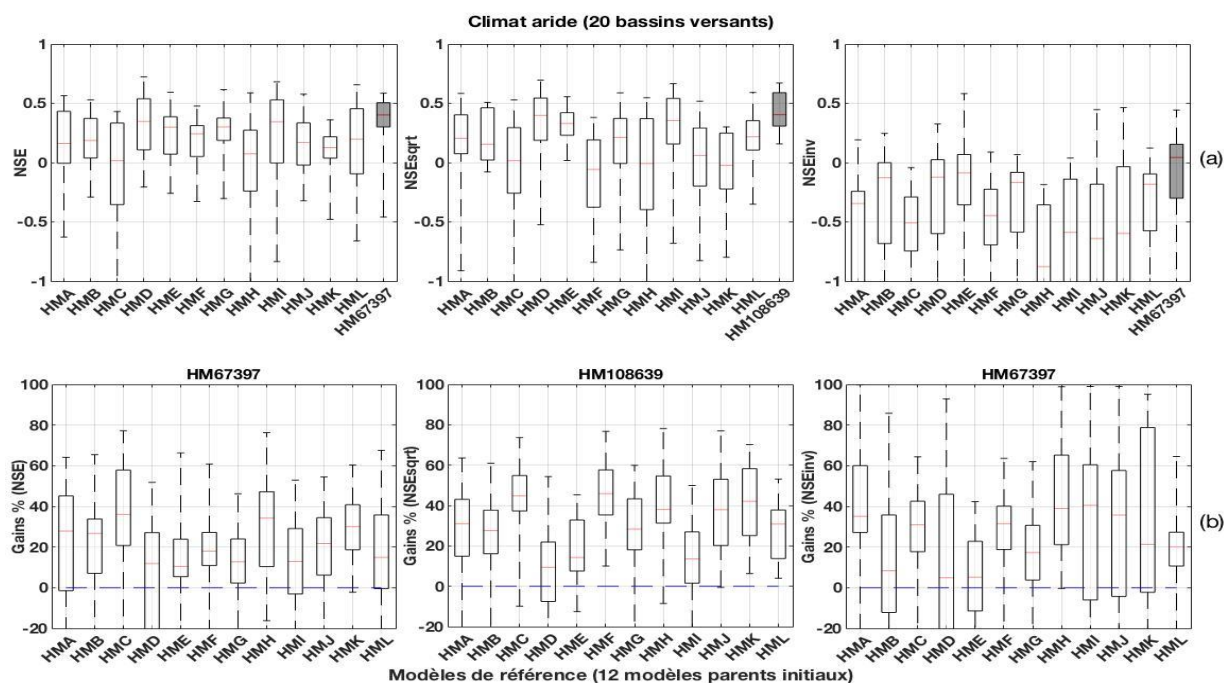


Figure 12. Performances et gains de performance des 12 modèles initiaux et des modèles spécialisés retenus ici (20 bassins versants de climat aride).

Ces résultats montrent (de nouveau) la difficulté de simuler les débits en milieu aride, notamment en étiage, alors que les débits sont très faibles, voire nuls. Malgré cette difficulté, on constate que les gains de performance sont très majoritairement positifs, ce qui nous montre que les modèles retenus sont plus intéressants que tous les 12 modèles de référence. Les gains les plus faibles sont obtenus pour le modèle HMD qui est aussi adapté au milieu aride.

4.2.2 Climat tempéré

Le même principe est appliqué pour le climat tempéré. De nouveau, deux modèles (HM83991 et HM108639) sont identifiés (Tableau 8). Le modèle HM83991 convient particulièrement bien pour les débits élevés (NSE) et pour les débits moyens (NSEsqrt) et le modèle HM108639, pour les débits faibles (NSEinv).

Tableau 8. Modèles retenus pour le climat tempéré.

No.,	HM	Paramètres	États	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf	S'applique à
1	83991	9	9	09	04	00	02	00	00	02	NSE, NSEsqrt
2	108639	16	13	11	12	04	02	02	00	02	NSEinv

Les performances en validation des 12 modèles initiaux et de chacun des modèles spécialisés sont présentées à la figure 13a. Les gains de performance des modèles retenus par rapport aux 12 modèles initiaux sont présentés à la figure 13b. Cette comparaison porte sur 30 bassins tempérés.

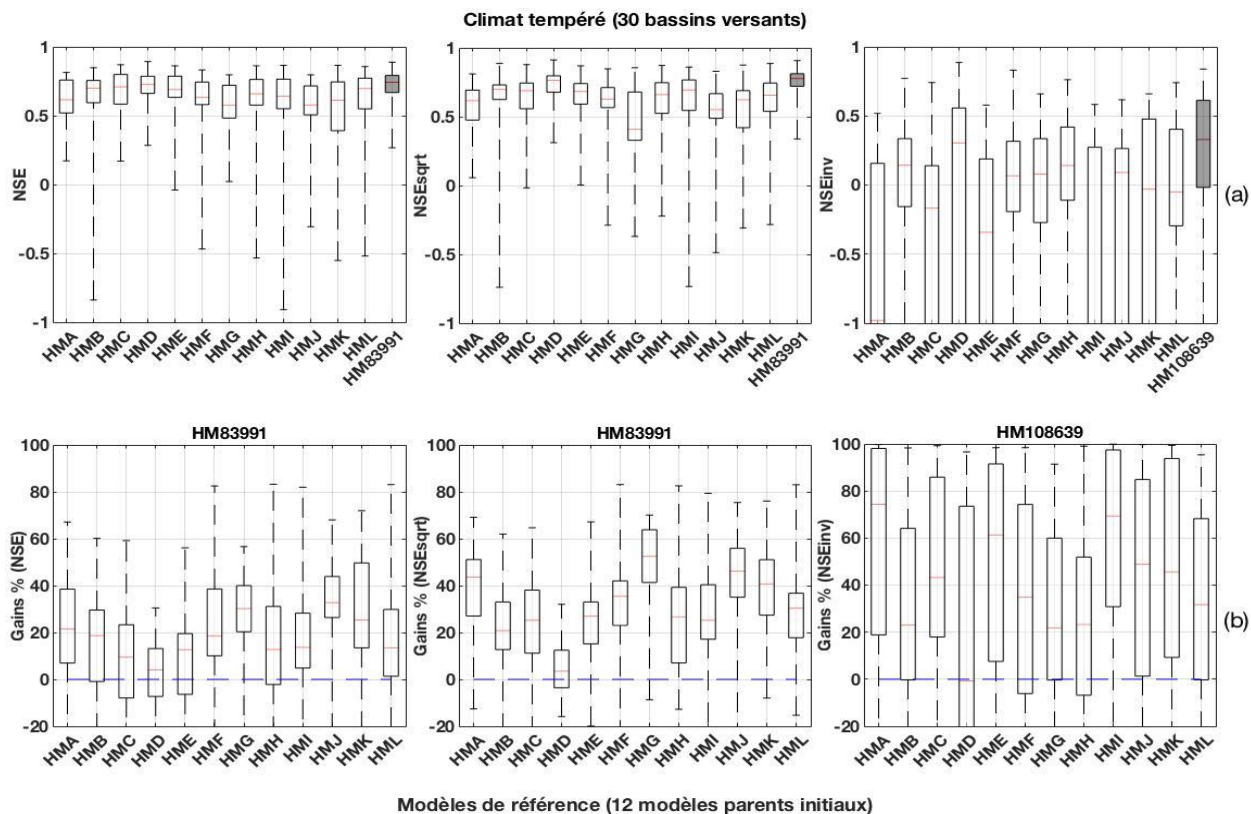


Figure 13. Performances et gains de performance des 12 modèles initiaux et des modèles spécialisés retenus ici (30 bassins versants tempérés).

Il ressort de la figure 13 que la majorité des modèles sont bien adaptés au climat tempéré, notamment pour les débits forts et moyens (les valeurs NSE et NSEsqrt sont élevées), mais en général moins performants en étiage (les valeurs NSEinv sont plus faibles). Les modèles identifiés offrent des gains importants par rapport aux 12 modèles parents. Pour ce climat aussi, le modèle HMD domine les 11 autres modèles parents, particulièrement pour les débits forts (NSE) et moyens (NSEsqrt).

4.2.3 Climat continental

Pour le climat continental, un seul modèle (HM74847) est retenu pour les trois gammes de débits (Tableau 9).

Tableau 9. Modèle retenu pour le climat continental

No.	HM	Paramètres	États	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf	S'applique à
1	74847	6	9	8	4	0	0	0	0	2	NSE, NSEsqr, NSEinv.

Les performances en validation des 12 modèles parents et du modèle retenu sont présentées à la figure 14a. Les gains de performance du modèle retenu par rapport aux 12 modèles parents sont présentés à la figure 14b. Cette comparaison porte sur 50 bassins continentaux.

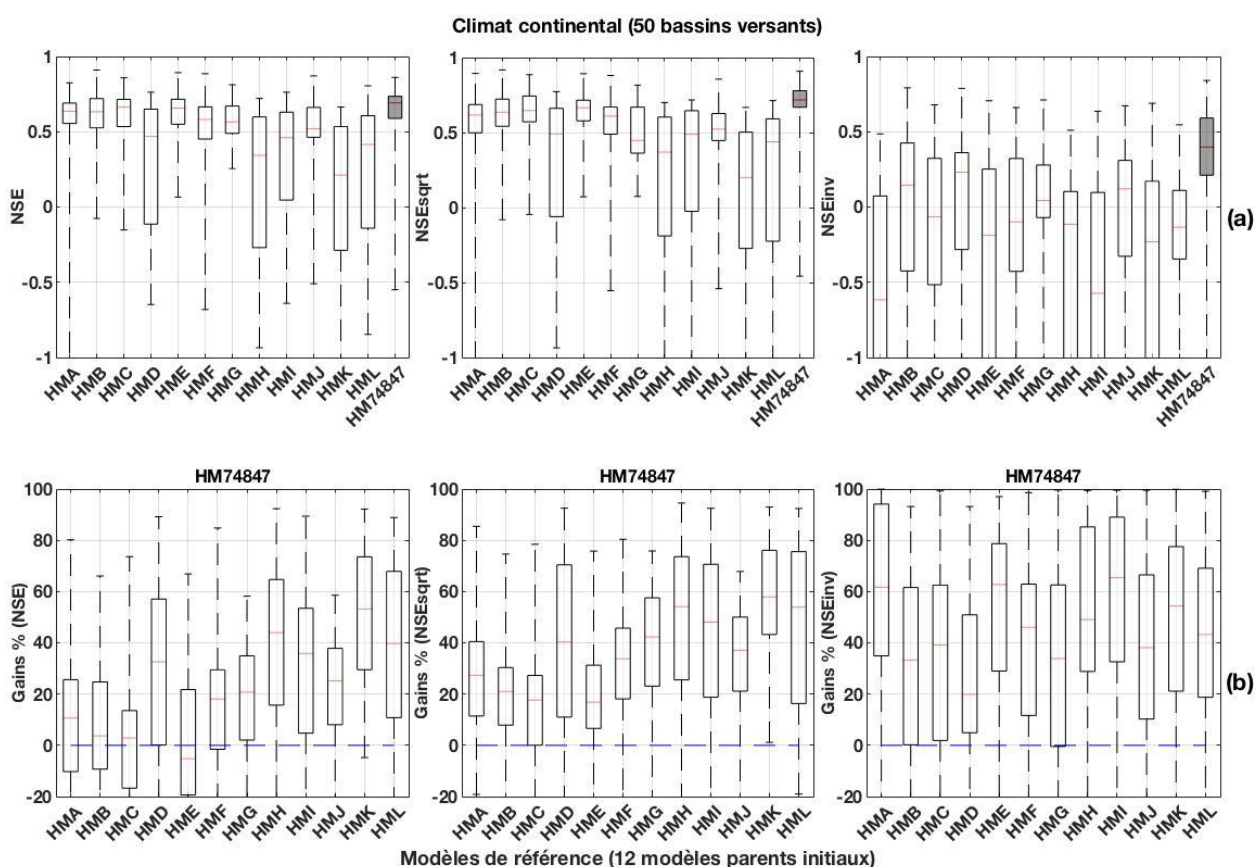


Figure 14. Performances et gains de performance des 12 modèles initiaux et de modèle spécialisé retenu ici (50 bassins versants continentaux).

La figure 14 montre que les modèles parents sont bien adaptés au climat continental, les scores de NSE, NSEsqr étant relativement élevés. La modélisation des faibles débits s'effectue toutefois avec moins de succès – les critères de NSEinv sont plus faibles. La figure 14 confirme toutefois que le nouveau modèle se comporte généralement mieux que les 12 modèles parents, les gains de performance étant substantiels.

4.3 Synthèse

Les quatre modèles retenus ainsi que les composantes fonctionnelles associées pour les trois types de climat et les trois critères spécifiques sont présentés dans le tableau 10. La nomenclature EMF utilisée jusqu'ici étant complexe, ces modèles sont renommés plus simplement EMF1 à EMF4. Ces modèles sont passablement différents en termes de structure et de représentation des processus hydrologiques. Les quatre nouveaux modèles ont recours à quatre composantes fonctionnelles différentes de processus de surface (Sf) et à trois de composantes de teneur en eaux du sol (So). Seuls deux modèles utilisent une composante d'eaux souterraines qui sont par ailleurs différentes. Tous les quatre modèles tirent avantage à utiliser une composante de Rtf (routage de l'écoulement total) provenant de deux modèles parents différents. Les catégories fonctionnelles d'acheminement intermédiaire ne sont pas systématiquement utilisées et apportent moins de diversité (elles étaient déjà moins diverses dans les modèles parents, comme l'indique la figure 5). Lorsqu'utilisés, les routages de l'écoulement de surface (Rof) et de l'écoulement hypodermique (Rif) ne proviennent que d'un modèle parent. Tandis que l'écoulement de base (Rbf) n'est plus utilisé. Parmi les quatre modèles sélectionnés, le nombre de paramètres varie entre 6 et 16 (le module neige inclus) et le nombre de variables d'état est compris entre 7 et 13. Une description schématique des quatre nouveaux modèles ainsi que des codes MATLAB sont présentés à l'annexe I.

Tableau 10. Modèles retenus et leurs composantes fonctionnelles associées pour les trois types de climat (aride, tempéré et continental).

Nom	Numéro EMF	Climat	Score	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf
EMF1	67397	Aride	NSE, NSEinv	7	6	1	0	0	0	4
EMF2	74847	Continental	NSE, NSEsqr, NSEinv	8	4	0	0	0	0	2
EMF3	83991	Tempéré	NSE, NSEsqr	9	4	0	2	0	0	2
EMF4	108639	Aride	NSEsqr	11	12	4	2	2	0	2
		Tempéré	NSEinv							

Remarque :

- Sf : Processus de surface
- So : Teneur en eau du sol
- Gw : Eaux souterraines
- Rof : Routage de l'écoulement de surface
- Rif : Routage de l'écoulement hypodermique
- Rbf : Routage de l'écoulement de base
- Rtf : Routage de l'écoulement total

Les modèles retenus pour les trois types de climat et gammes de débit sont différents en termes de représentation des processus hydrologiques. Il est intéressant de constater que tous les modèles disposent de composantes de surface et de teneur en eau (Sf et So) mais qu'un le climat aride et les conditions d'étiage bénéficient d'une composante eaux souterraines (Gw).

4.4 Performance des modèles sur l'ensemble des bassins versants

Nous présentons d'abord un aperçu des performances de validation des 12 modèles parents initiaux, ainsi que les quatre modèles retenus pour les trois types de climat. Par la suite, les performances des modèles retenus sont comparées avec les modèles de référence (12 modèles initiaux). Nous présentons cette comparaison d'ici en termes de gains de performance.

4.4.1 Performances des modèles

On s'intéresse tout d'abord à la comparaison des performances entre les 12 modèles initiaux et celles des quatre modèles retenus, pour les trois types de climats (Figure 5). Les boîtes à moustache avec un fond gris identifient les modèles retenus pour chacune des neuf situations.

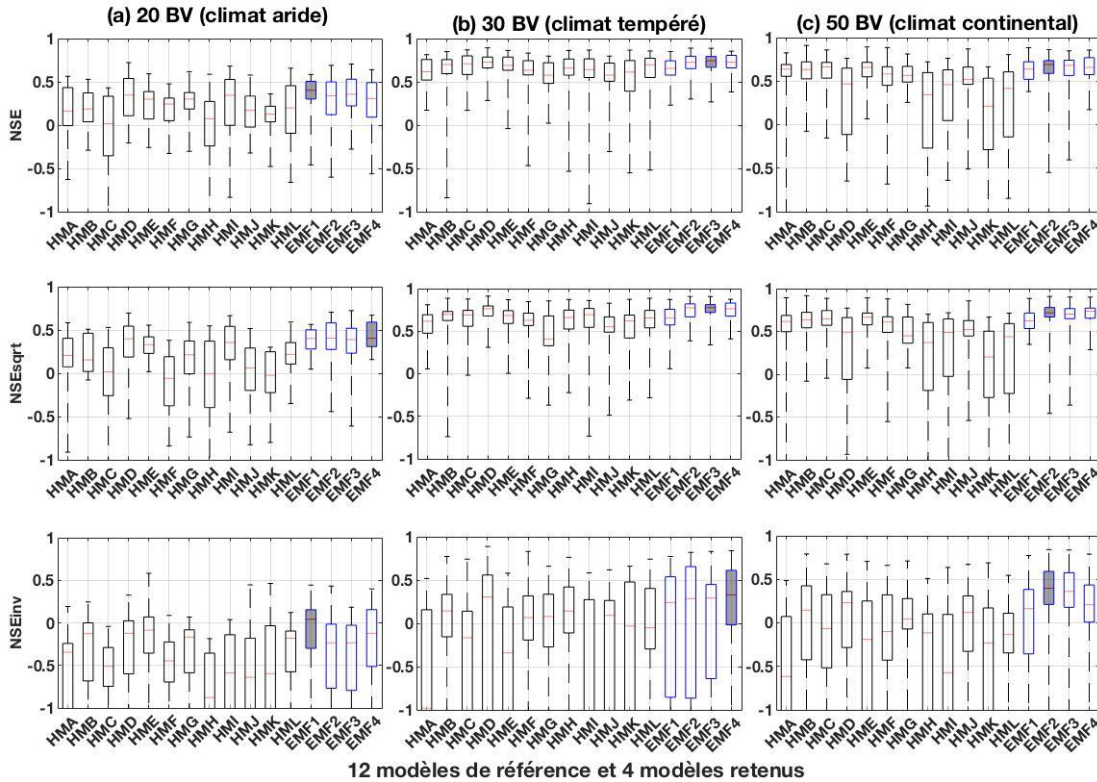


Figure 15. Performances des 12 modèles initiaux et des modèles spécialisés pour chaque situation (en gris).

Pour chaque situation, il existe une variation importante dans les performances des 12 modèles parents. La majorité des performances des quatre modèles retenus sont plus élevées que celles des 12 modèles parents, et ce pour toutes les situations, ce qui confirme l'avantage de l'approche flexible à identifier des modèles performants. Parmi les quatre modèles retenus, il est difficile d'établir si l'un est meilleur que l'autre, mais il est intéressant de constater que les boîtes à moustaches des modèles spécifiques retenus pour chacune situation sont moins dispersées, ce qui confirme que ces modèles sont performants pour ces cas spécifiques.

Ces résultats sont confirmés de manière qualitative à partir des hydrogrammes qui nous permettent de rendre compte de manière visuelle de l'apport de l'ensemble des 80 modèles diversifiés vis-à-vis des quatre modèles retenus (EMF1, EMF2, EMF3, EMF4) pour trois types de climat (aride, tempéré, continental) et trois gammes de débit (fort, moyen, faible). Les figures 16, 17, 18 ci-dessous présentent les hydrogrammes des débits journaliers dans la phase de validation et pour une année hydrologique (du 01/01/2001 au 31/12/2001) pour trois bassins versants types.

Les courbes noires correspondent aux hydrogrammes des débits observés (Qobs), Les courbes à tirets rouges représentent les hydrogrammes des débits simulés par les modèles sélectionnés pour chaque type de climat et les bandes grises couvrent les débits simulés par les 80 modèles.

En analysant en détail ces figures, il est intéressant de constater que les hydrogrammes des 80 modèles sont largement diversifiés, ce qui souligne que ces modèles diffèrent en termes de structures et de représentation des processus hydrologiques. Parmi ces 80 modèles, il est remarqué que certains modèles sous-estiment constamment le débit, tandis que d'autres les surestiment systématiquement.

La figure 16 ci-dessous présente les hydrogrammes des débits journaliers pour le bassin versant représentant de climat aride (ID081643000).

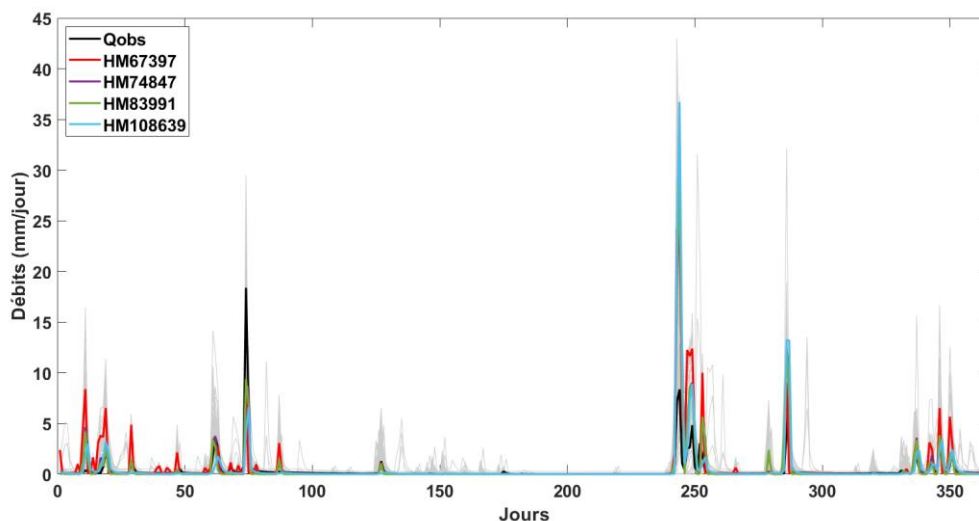


Figure 16. Hydrogramme en période de validation pour le climat aride (du 01/01/2001 au 31/12/2001)

Ce bassin présente des scores relativement plus faibles pour tous les modèles. Il est situé à une faible altitude (116 m) et soumis à un climat aride : sa température moyenne est relativement élevée (21°C) et son ETP est supérieure à la précipitation (l'évapotranspiration moyenne annuelle est égale à 1277 mm, tandis que la précipitation moyenne annuelle est égale à 983.5 mm). Ce bassin montre une faible cohérence entre précipitation et débit (la précipitation moyenne annuelle égale 983.5 mm, tandis que le débit moyen annuel est égal à 125 mm). En milieu aride, il y a une forte occurrence de débits très faibles ou nuls ($Q=0$). Il existe donc très peu d'événements concrets pour calibrer le modèle, même si on dispose d'une série qui s'étend sur plusieurs années, ce qui peut mener à un jeu de paramètres sous-optimal. En plus, les longs épisodes secs rendent difficile la modélisation des variables d'état. Malgré tout, la plupart des modèles surestiment, le débit notamment lors des reprises ce qui indiquent une mauvaise représentation de l'état du bassin.

La figure 17 ci-dessous présente les hydrogrammes des débits journaliers pour le bassin versant représentatif du climat tempéré (ID12025000).

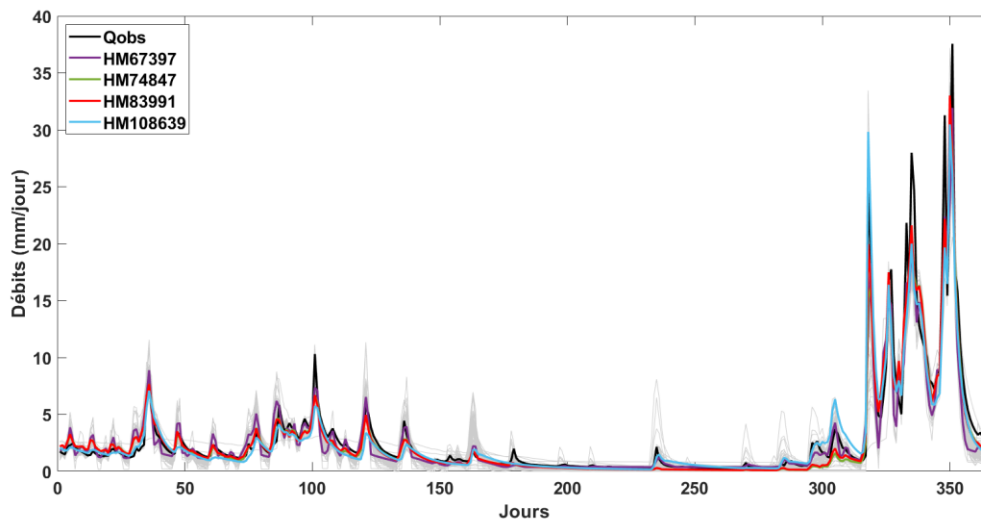


Figure 17. Hydrogramme en période de validation pour le climat tempéré (du 01/01/2001 au 31/12/2001)

Ce bassin présente des scores relativement élevés pour plusieurs modèles, notamment pour les quatre modèles retenus (EMF1, EMF2, EMF3, EMF4). Le bassin est situé à une altitude moyenne (455 m). Selon la classification climatique de Köppen, il est soumis à un climat tempéré. La température moyenne est d'environ 10°C et la précipitation y joue un rôle important. Ce bassin montre une forte cohérence entre précipitation et débit (la précipitation moyenne annuelle est égale à 1678 mm, tandis que le débit moyenne annuelle est égale à 1178 mm).

La figure 18 ci-dessous présente les hydrogrammes des débits journaliers pour le bassin versant représentant de climat continental (ID13023000).

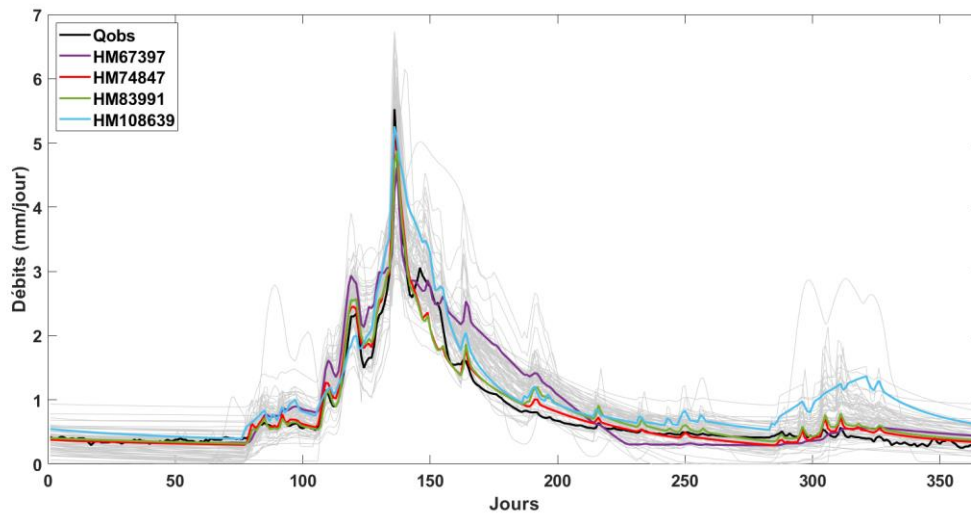


Figure 18. Hydrogramme en période de validation pour le climat continental (du 01/01/2001 au 31/12/2001)

Ce bassin présente des scores relativement plus élevés, notamment pour EMF2 qui a sélectionné pour ce type de climat. Il est intéressant de constater que le modèle EMF3 est également bien performant pour le climat continental, tandis qu'EMF1 et EMF4 le sont moins. Ce bassin est situé à une haute altitude (2727 m) et la température moyenne est relativement faible (environ 2°C), ce qui fait qu'il est fortement influencé par l'accumulation et la fonte de la neige. Ce bassin montre une moins grande cohérence entre précipitation et débit : une précipitation 872 mm et un débit de 472 mm. Ce bassin a requis l'activation du module de neige.

4.4.2 Gains de performance

Pour confirmer que les quatre modèles retenus sont performants et robustes, la figure 19 présente les gains en termes de NSE, NSEsqr et NSEinv, avec une comparaison des 12 modèles initiaux aux quatre modèles retenus. Cette comparaison porte sur les 100 bassins sans distinction du climat.

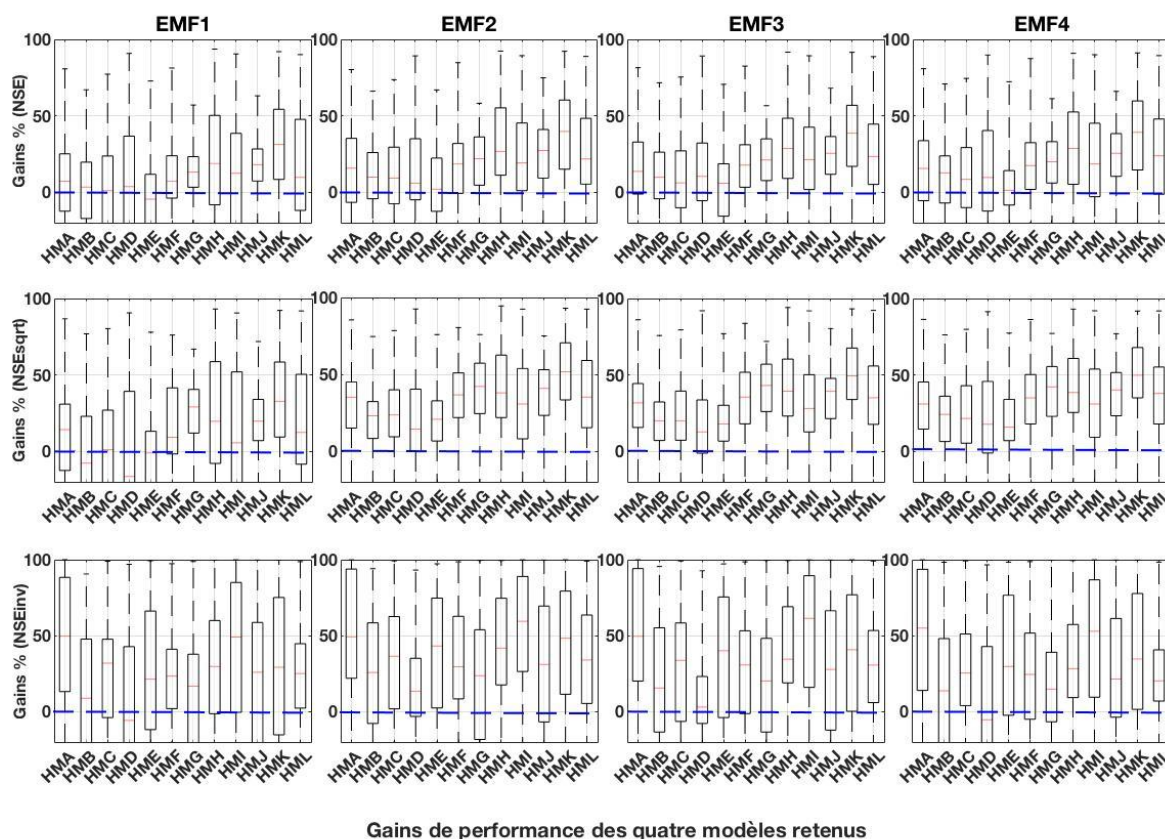


Figure 19. Gains de performance des quatre modèles en comparant avec les 12 modèles initiaux.

La figure 19 confirme que la majorité des modèles retenus apporte un gain positif. Les quatre modèles retenus sont bien plus performants que les 12 modèles initiaux. De plus, il est intéressant de constater que ces modèles sont bien adaptés sur les bassins versants de conditions climatiques largement diversifiés, notamment les modèles EMF2, EMF3, EMF4. Bien qu'il y ait des gains négatifs pour l'EMF1, il a déjà été démontré que ce modèle convient particulièrement bien au climat aride.

4.5 Conclusion

La première partie de cette thèse ciblait deux objectifs spécifiques, soit la construction d'une banque de modèles performants pour une diversité de climats et l'identification des meilleurs modèles pour chaque type de climat et chaque gamme de débits. Les 1446 modèles prometteurs issus de l'EMF ont été évalués sur 100 bassins versants états-uniens de climat largement diversifiés. Les résultats de cette recherche ont d'abord mené à la formation d'une banque de 80 modèles performants pour une diversité de climats. Quatre modèles spécialisés ont ensuite été identifiés. Ces nouveaux modèles se comportent généralement mieux que les douze modèles parents, pour les trois types de climat et gammes de débits. Les performances de ces modèles dépendent des caractéristiques

hydroclimatiques et physiques des bassins étudiés. Aucun ne mène à de meilleures simulations que les autres en toutes circonstances.

Dans l'ensemble, cette étude démontre que l'approche flexible EMF est pertinente pour une grande diversité d'applications. Les perspectives de cette étude comprennent l'exploration des 80 modèles présélectionnés dans un cadre multimodèle, ce qui est l'objet de la deuxième partie de cette thèse.

Partie 2: Exploration multimodèle des nouveaux modèles

Chapitre 5: Démarche expérimentale

Depuis quelques années, plusieurs hydrologues ont concentré leurs recherches pour réduire les incertitudes de la modélisation hydrologique, notamment celles liées à la structure des modèles. Il a été démontré que l'approche multimodèle offre une des solutions prometteuse en ce sens, en raison d'une performance majoritairement supérieure par rapport aux modèles pris seuls. Cette approche permet de plus de quantifier les incertitudes liées à leurs structures. En revanche, le multimodèle présente une difficulté, celle de sélectionner les modèles à combiner.

L'objectif de ce chapitre est de proposer une démarche expérimentale pour réaliser les perspectives de l'objectif 3 de cette thèse, soit **l'application d'une approche multimodèle adaptable à chaque bassin versant**. Pour atteindre cet objectif spécifique, les séries de simulations des 80 modèles présélectionnés pour l'atteinte de l'objectif 1 seront utilisées. L'algorithme Backward Greedy Selection (BGS) sera exploité, en recourant à divers critères courants, afin de sélectionner les modèles constituant un bon multimodèle.

5.1 Multimodèle simple

Les 80 modèles retenus pour l'objectif 1 ont été calés de manière individuelle sur les 100 bassins versants de l'étude en appliquant l'algorithme DDS (Tolson and Shoemaker, 2007) et l'efficacité KGE (Gupta *et al.*, 2009) comme une fonction objectif. Le résultat du calage a déjà été présenté à la figure 10 (chapitre 4). Rappelons que la période de calage s'entend généralement du 1^{er} octobre 1980 au 30 septembre 1995. La période de validation pour sa part s'étend du 1^{er} octobre 1995 au 30 septembre 2010.

L'approche multimodèle repose sur la combinaison des séries temporelles du débit simulées par les différents modèles. Plusieurs méthodes multimodèles ont déjà été proposées. Celle que nous utilisons ici est la moyenne simple (SM), dans la foulée des travaux de Seiller et al. (2012 ; 2017) qui a montré que cette méthode combine les sorties de deux ou plusieurs modèles individuels de manière passablement performante. Une estimation combinée du débit multimodèle est alors donnée par la moyenne de l'ensemble :

$$Q = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} Q_{sim,i} \quad \text{Équation 7}$$

5.2 Algorithme de sélection « Backward Greedy » (BGS)

Comme démontré dans la partie précédente, une des contraintes de l'approche multimodèle est la difficulté de sélectionner les modèles à combiner. Pour résoudre ce problème, plusieurs méthodes de sélection ont été développées afin d'identifier l'ensemble optimal de modèles qui formeront le multimodèle. L'algorithme de sélection BGS est la méthode que nous avons retenue dans cette étude. Elle a l'avantage d'être robuste et performante, très simple de mise en œuvre, mais exigeante en temps de calculs, tel que démontré par Brochero et al. (2011a; 2011b) dans le contexte de la prévision hydrologique multimodèle d'ensemble.

Dans la littérature, il existe d'autres méthodes, plus sophistiquées, que l'on n'a pas explorées. On peut citer notamment Seiller et al., (2015) qui ont utilisé une moyenne pondérée dont les poids (un par modèle) ont été calculés en appliquant l'algorithme SCE. Cette approche n'a toutefois pas pour objet de réduire la taille de l'ensemble, ce qui était souhaité, et est probablement plus appropriée à des ensembles de plus petites tailles.

Dans le contexte de cette étude, le BGS commence par la combinaison de tous les modèles candidats (ici, la simulation des 80 modèles); ensuite, la combinaison des sous-ensembles qui donne la meilleure fonction objectif sera retenue (en d'autres mots, un modèle est éliminé à chaque itération). La procédure (Figure 20) est ensuite répétée jusqu'à ce qu'il ne reste que le nombre de modèles ciblé (ici, on conservera 12 modèles). Il demeure que la cible de 12 modèles est arbitraire. Elle a été retenue ici surtout par permettre une comparaison équitable avec un ensemble formé des 12 modèles parents.

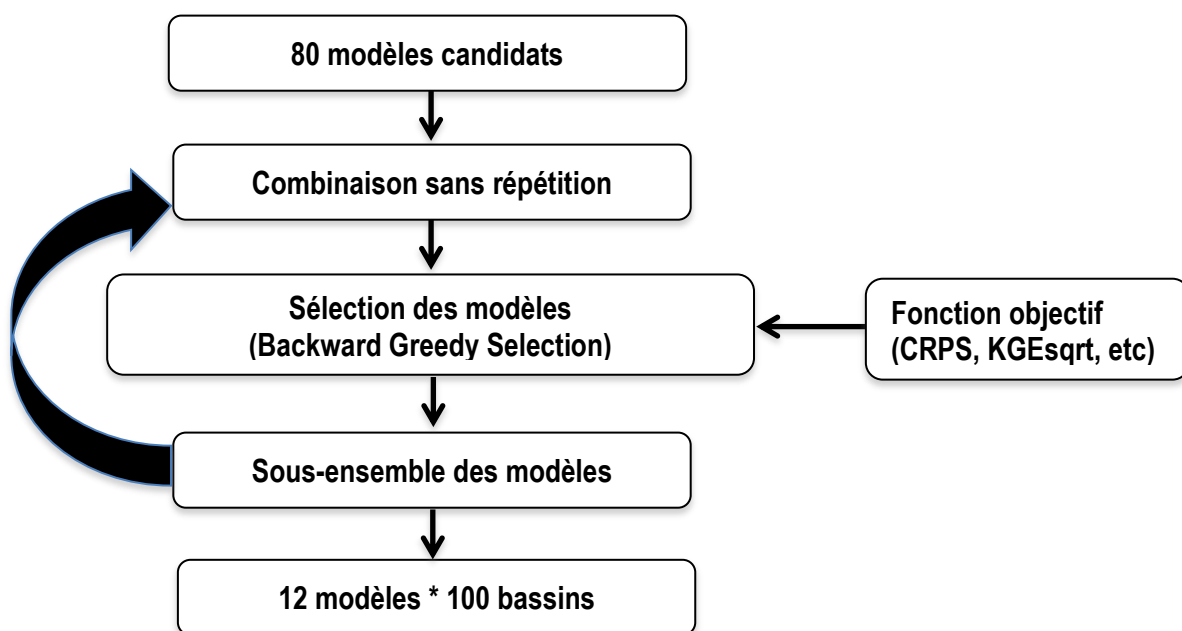


Figure 20. Méthodologie de sélection des modèles.

5.3 Fonction objectif

Les notions de fonction objectif et de métriques de vérification ont déjà été introduites aux sections 1.4 et 1.5 dans un cadre déterministe. L'approche multimodèle probabiliste explorée ici appelle des outils spécialisés, tels que décrits par exemple par Ancil et Ramos (2018) : score CRPS (Hersbach, 2000), score NRD (Fortin et al., 2014), score Logs (Good, 1952), efficacité KGE (Gupta et al., 2009), diagramme de PIT (Gneiting and Raftery, 2007), diagramme de fiabilité (Wilks, 2011) et bien d'autres. Parmi eux, il est souvent difficile de choisir le critère le mieux adapté à chaque cas, car il n'y a pas d'a priori pour déterminer que l'un est meilleur que l'autre, chacun offrant une perspective individuelle. Voici, avec plus de détails, les critères explorés ici pour la sélection BGS.

5.3.1 Efficacité de Kling-Gupta, KGE

L'efficacité de Kling-Gupta ou KGE, proposé par Gupta et al. (2009), est un score classique pour vérifier le biais entre la simulation et l'observation. La valeur de KGE varie entre $-\infty$ et 1; la simulation est parfaite lorsque la valeur du KGE est de 1. Ici, on utilise le KGE calculé sur la racine carrée (KGEsqrt), donné par:

$$KGE_{sqrt} = 1 - \sqrt{\left(\frac{Cov(\sqrt{Q_{obs,i}}, \sqrt{Q_{sim,i}})}{\sigma_{\sqrt{Q_{obs,i}}} \sigma_{\sqrt{Q_{sim,i}}}} - 1 \right)^2 + \left(\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} \sqrt{Q_{sim,i}}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} \sqrt{Q_{obs,i}}} - 1 \right)^2 + \left(\frac{CV(\sqrt{Q_{sim,i}})}{CV(\sqrt{Q_{obs,i}})} - 1 \right)^2} \quad \text{Équation 8}$$

5.3.2 Score de probabilité ordonnée continue (CRPS).

Le CRPS évalue la performance de systèmes probabilistes. Il est largement utilisé en sciences atmosphériques et hydrologiques pour les observations continues. Le CRPS est un score global et sa valeur dépend de la totalité de la distribution de simulation. Il nous renseigne simultanément sur la fiabilité, la résolution et l'incertitude (Hersbach, 2000 ; Gneiting and Raftery, 2007). Ce score correspond à la distance quadratique entre la densité de probabilité cumulée des variables simulée et observée (Hersbach, 2000). Le CRPS est une valeur locale dans le temps, pour un pas de temps précis, alors que le MCRPS est la moyenne du CRPS pour une série temporelle entière. Le CRPS a un caractère dimensionné, c'est-à-dire qu'il s'exprime dans les mêmes unités que la variable évaluée. Il se définit comme suit:

$$CRPS(F_t, z) = \int_{-\infty}^{+\infty} (F_t(x) - H(x \geq z))^2 dx \quad \text{Équation 9}$$

$$MCRPS = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{t=n} CRPS(t)$$

Équation 10

où $F_t(x)$ est la fonction de densité de probabilité cumulative simulée. La variable z correspond à la valeur du débit observé et x représente les valeurs de débit simulé. La fonction $H(x \geq z)$ est égale à 1 pour les valeurs supérieures à la valeur observée et à zéro pour les valeurs inférieures à la valeur observée. Le CRPS étant une distance, la simulation est parfaite si sa valeur est proche de 0. Le CRPS a été interprété comme la version probabiliste de l'erreur absolue moyenne MAE (Gneiting and Raftery, 2007) et utilisé pour faire des comparaisons entre la performance d'un système de simulation d'ensemble (exprimée par le CRPS) et celle d'un système déterministe (exprimée par la MAE). Le CRPS porte les mêmes unités que la variable prédite.

Souvent les scores probabilistes sont exprimés par rapport à une référence afin de les affranchir de leur dimensionnalité. On calcule alors le gain de performance en termes de CRPSS, soit le score de compétence (skill score) qui permet de comparer la précision du système à une situation de référence choisie par l'utilisateur. En météorologie et en hydrologie, la valeur de référence couramment utilisée est la climatologie, soit la plage des observations historiques. Le gain de performance CRPSS est défini par:

$$CRPSS = \frac{CRPS - CRPS_{reference}}{CRPS_{parfait} - CRPS_{reference}}$$

Équation 11

où $CRPS_{parfait}$ est la valeur parfaite de CRPS ($CRPS_{parfait}=0$) et $CRPS_{reference}$ est la valeur de référence. Le CRPSS est parfait lorsque sa valeur est égale à 1. Par contre, si le score est égal à 0, le système testé offre une performance similaire à celui de référence. Le gain de performance est positif ou négatif quand le système testé est plus ou moins performant par rapport à la situation de référence. Le gain de performance est souvent interprété comme un pourcentage par rapport à la référence (CRPSS %).

5.3.3 Score d'ignorance (Ignorance score) ou Logs

Ce score, structuré par Good (1952) sous forme de logarithme, est souvent utilisé pour évaluer la dispersion (Vrugt *et al.*, 2006). Il se définit comme l'algorithm de la fonction de densité de probabilité de l'ensemble $f(x_t)$ au point correspondant à l'observation (Hersbach, 2000). Il implique donc une pénalité sévère lorsque l'observation se situe à l'extérieur de l'ensemble simulé (Gneiting and Raftery, 2007). Ce score évalue la performance pour chaque pas de temps, alors que le Mlogs est défini comme la moyenne de toute une série. La valeur la plus petite indique la meilleure performance. Le score Logs est défini comme suit :

$$\text{Log} s = -\log[f(x_t)] \quad \text{Équation 12}$$

$$M \log s = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{t=n} \text{Log} s(t) \quad \text{Équation 13}$$

5.3.4 Normalized Reliability Deviation (NRD)

Plusieurs scores ont été proposés spécifiquement pour évaluer la fiabilité. Par exemple le score Normalized Reliability Deviation ou NRD (Fortin et al., 2014; Abaza et al., 2015) est construit autour du concept du diagramme de compétence de dispersion (spread-skill plot). Il est normalisé par le RMSE comme suit:

$$\text{NRD} = 100x \frac{\text{RMSE} - \sigma}{\text{RMSE}} \quad \text{Équation 14}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^{t=M} (\mathcal{Q}_{ens,t} - \mathcal{Q}_{obs,t})^2} \quad \text{Équation 15}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^{t=M} \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{i=N} (\mathcal{Q}_{sim,i,t} - \overline{\mathcal{Q}_{ens,t}})^2} \quad \text{Équation 16}$$

où $\mathcal{Q}_{sim,i,t}$ est le débit simulé au pas temps t pour le membre i , RMSE est l'erreur quadratique moyenne, et σ est la dispersion d'ensemble. La fiabilité est atteinte lorsque la dispersion (σ) est proche de la RMSE (voir Fortin et al., 2014) ; alors la valeur de NRD sera proche de 0%.

5.3.5 Probability Integral Transform Diagram (PIT)

L'histogramme de PIT est utilisé pour évaluer la fiabilité de simulations sur l'ensemble des observations (Gneiting and Raftery, 2007). Il considère la localisation de l'observation au sein de la fonction de répartition des simulations. À chaque pas temps, nous évaluons la probabilité de simulation associée à la valeur observée. L'histogramme de PIT est visuellement similaire au diagramme de rang. La simulation est parfaite lorsque la distribution de cet histogramme est uniforme et lorsque le diagramme de probabilité cumulée épouse une diagonale. Si l'histogramme présente une forme en U, les simulations sont sous-dispersées. De la même façon, dans le cas où l'histogramme présente une forme en arche, les simulations sont sur-dispersées. Ici, on utilise une valeur complémentaire pour vérifier la précision du système, cette valeur proche de 1 est considérée comme la valeur significative.

5.3.6 Diagramme de fiabilité et erreur quadratique moyenne (RDmse)

Le diagramme de fiabilité permet d'évaluer la fiabilité d'un système probabiliste. Ce diagramme est construit pour un événement donné et répond à un problème particulier de prise de décision

(dépassement ou non d'un seuil critique). Étant donné que m désigne les différents seuils de probabilité d'accès au M , la fiabilité du système peut être directement mesurée à partir de la comparaison de ces seuils M avec la probabilité conditionnelle d'observation (o_m). L'observation de l'événement est dichotomique ($r^t = 1$ si l'évènement s'est produit, sinon $r^t = 0$). La probabilité conditionnelle ou la fréquence relative observée $\overline{o_m}$ est défini par :

$$\overline{o_m} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{k=n} r^t \quad \text{où} \quad r^t = \begin{cases} 1 & \text{si } o^t \in I_m \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad \text{Équation 17}$$

Le système est bien calibré si la fréquence relative est essentiellement égale à la probabilité du système, c'est-à-dire $\overline{o_m} \approx I_m$ (Wilks, 2005). Le graphique de la probabilité conditionnelle par rapport à la probabilité du système est appelé diagramme de fiabilité. Ici, il est nécessaire d'établir une valeur cible unique, tel que le suggère Wilks (2005). L'erreur quadratique moyenne entre le système probabiliste et la fréquence observée dans le diagramme de fiabilité (RDmse) est alors retenue et s'exprime par la formule suivante :

$$RD_{mse}(Y, o) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^{m=M} (\overline{o_m} - I_m)^2 \quad \text{Équation 18}$$

La valeur la plus petite indique que le système est bien calibré.

Le tableau 11 offre une synthèse des principales caractéristiques des six scores retenus.

Tableau 11. Fonction objectif pour sélectionner l'ensemble des modèles.

Fonction objectif	Évaluation	Valeur optimale
MCRPS	Fiabilité, résolution, incertitude	à minimiser
KGEsqrt	Biais	à maximiser
Mlogs	Dispersion (spread)	à minimiser
NRD	Fiabilité	Proche de zéro
PIT	Fiabilité	à maximiser
RDmse	Fiabilité	à minimiser

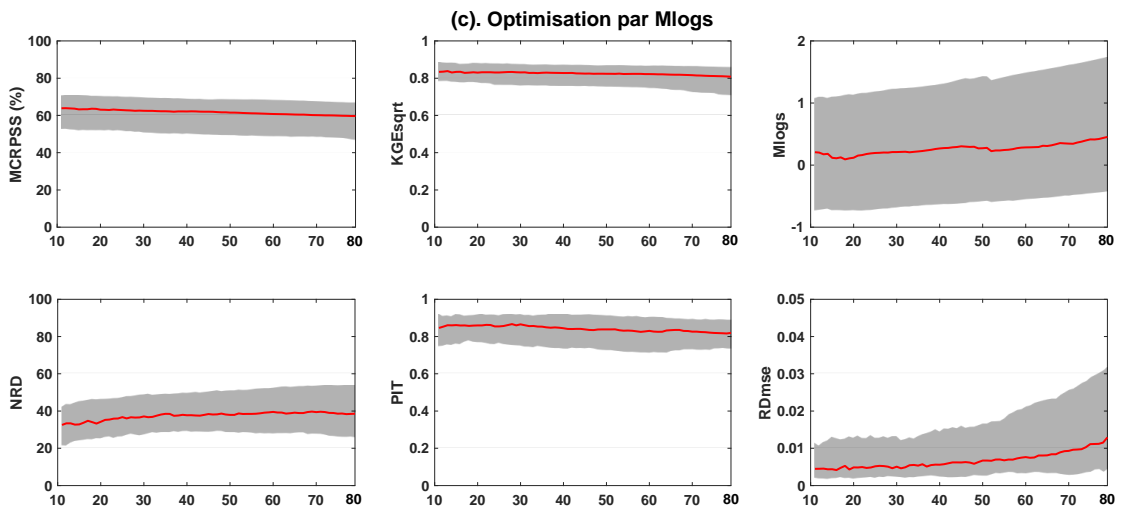
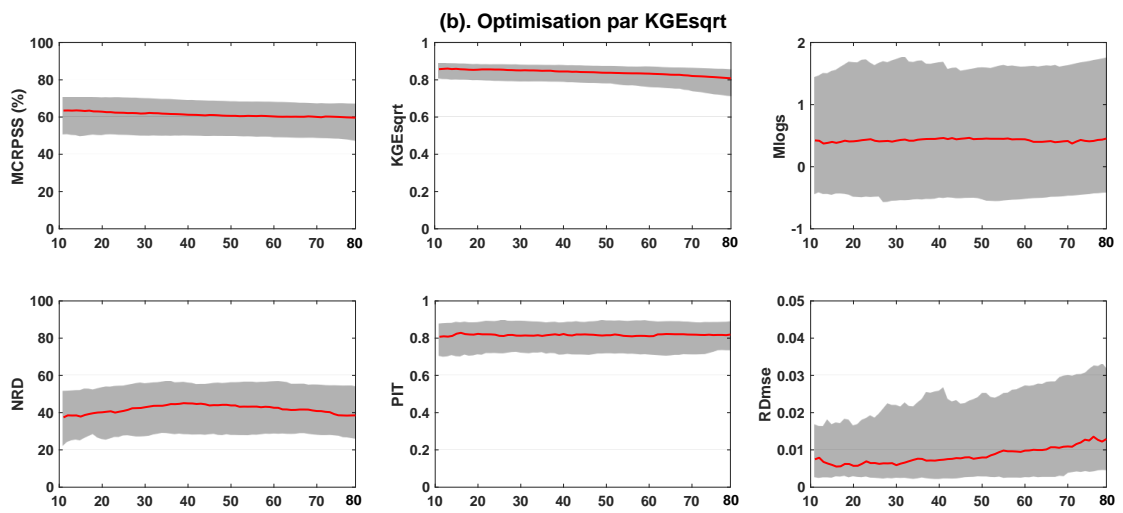
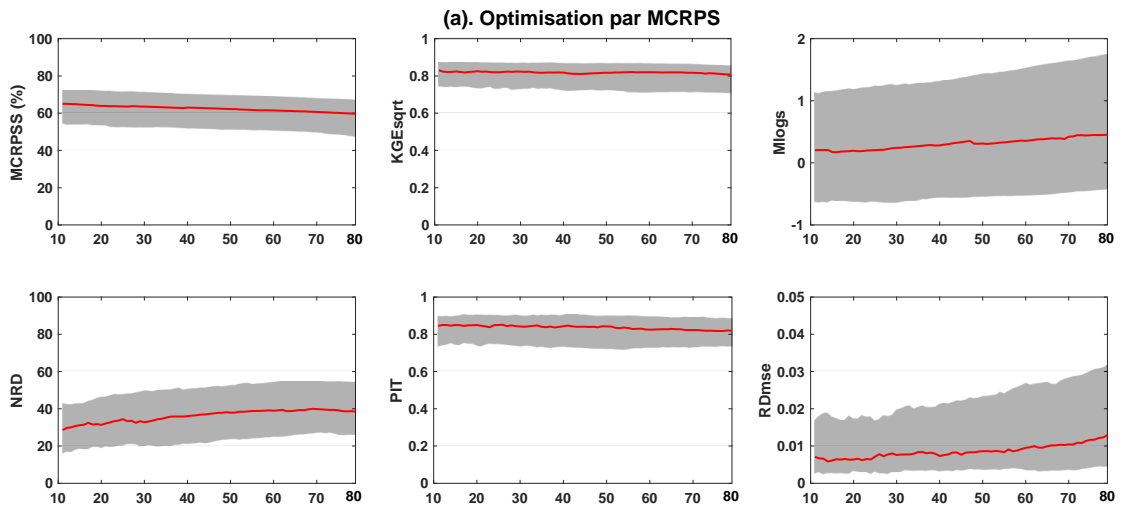
Chapitre 6: Résultats et analyse

En utilisant l'algorithme de sélection BGS et les six critères retenus (Tableau 11), nous allons analyser d'abord la variation des performances de ces critères lors de la réduction de la taille du multimodèle (de 80 à 12 modèles). L'idée est de retenir les critères les plus intéressants et représentatifs afin de sélectionner l'ensemble des modèles pour construire le multimodèle. Lorsque les critères et les modèles auront été identifiés, nous analyserons la distribution d'occurrence des 12 modèles participant au multimodèle pour chaque bassin versant (12 modèles fois 100 bassins). Nous comparerons enfin la complexité structurelle et la diversité des composantes fonctionnelles des 80 modèles candidats et l'ensemble des 12 modèles retenus pour 100 bassins versants.

6.1 Optimisation BGS

Comme indiqué au chapitre précédent, chacun des 6 critères sélectionnés pour l'optimisation BGS (MCRPS, KGEsqr, Mlogs, NRD, PIT et RDmse) offre une perspective différente de la qualité probabiliste d'un multimodèle. La démarche entamée ici étant peu courante en hydrologie, puisqu'il est rare de disposer d'autant de modèles candidats pour constituer un multimodèle, il nous faut tester la pertinence de chacun des critères pressentis. C'est d'ailleurs la voie qu'avait emprunté Brochero et al. (2011a ; b) dans un contexte s'apparentant au nôtre.

Pour chaque critère, l'analyse est réalisée pour les deux périodes (calage et validation). En calage BGS, les six critères sont utilisés l'un après l'autre, ce qui mène ultimement à six multimodèles constitués de 12 modèles candidats potentiellement différents pour chacun des 100 bassins de l'étude. Ces six (fois 100) multimodèles sont ensuite évalués en validation pour chacun des six critères, afin d'obtenir une vision englobante du résultat. En pratique, le BGS identifie une séquence de multimodèles combinant des modèles dont le nombre varie de manière décroissante de 80 à 12, ce qui permet de visualiser la progression du système initial lorsque soumis à une sélection BGS pour un critère donné. La figure 21 illustre cette évolution BGS des performances multimodèles pour chacun des six critères appliqués : (a) MCRPS, (b) KGEsqr, (c) Mlogs, (d) NRD, (e) PIT, (f) RDmse. Les résultats illustrés sont en validation sur 100 bassins. La bande grise délimite la plage de valeurs sises entre les quantiles 25% et 75%, et la ligne rouge, le quantile 50% (médiane). Une telle présentation nécessite que les scores soient adimensionnels, ce qui n'est pas le cas du MCRPS, exprimé ici en mm. Voilà pourquoi la La figure 21 rapporte plutôt le MCRPSS qui est adimensionnel (%), tel qu'expliqué précédemment.



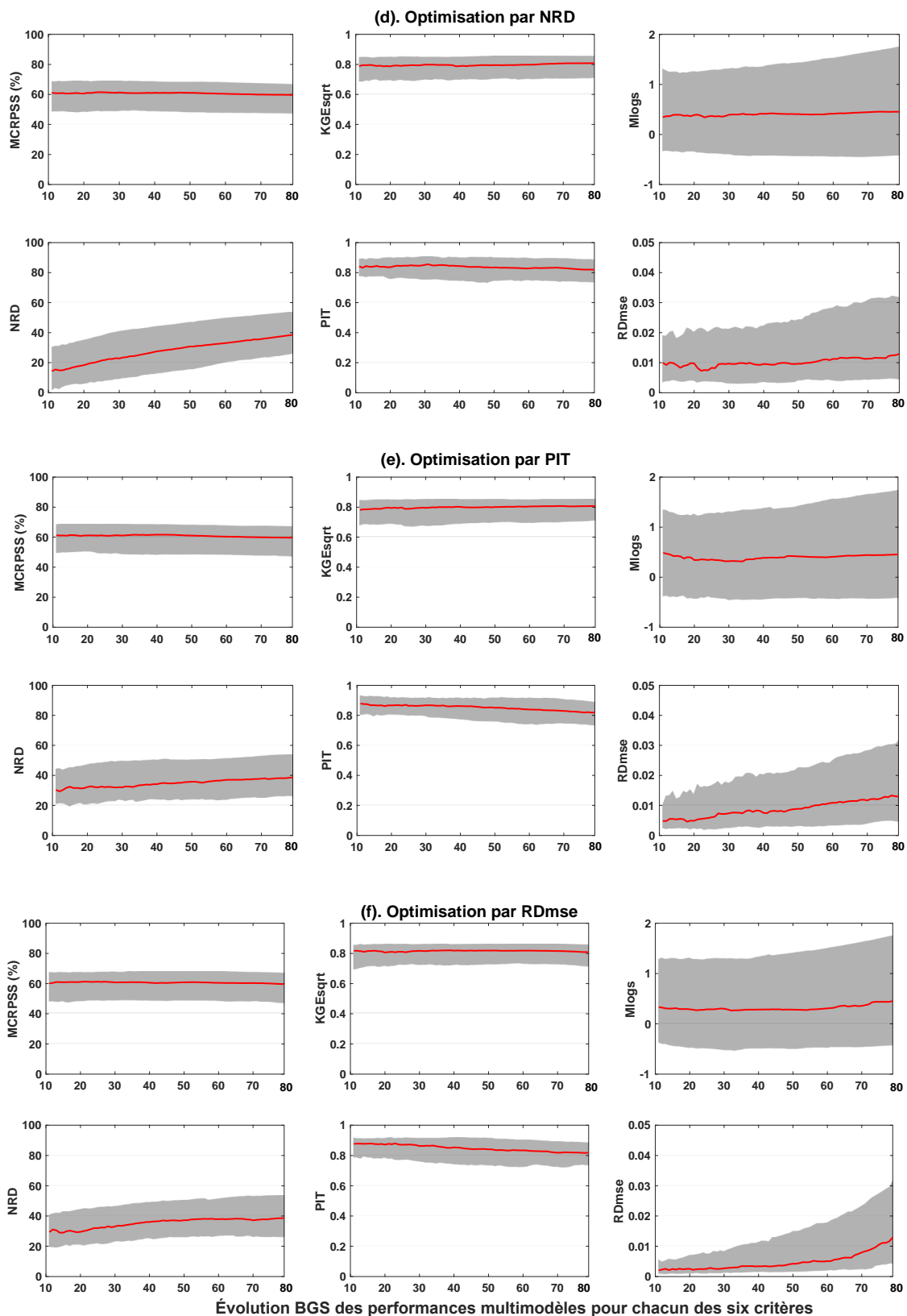


Figure 21. Performances en validation de l'évolution des multimodèles sous optimisation BGS. Le nombre de modèles constitutifs varie de 80 à 12. Les résultats couvrent 100 bassins. La bande grise

décrit la plage définie par les quantiles 25% et 75%, la ligne rouge, le quantile 50%. (a) MCRPSS, (b) KGEsqr, (c) Mlogs, (d) NRD, (e) PIT, (f) RDmse.

La figure 21 révèle d'abord que les six critères orientent le BGS vers des multimodèles différents. En fait, nous cherchons à identifier un ou des critères qui assurent l'optimisation de tous les critères malgré qu'un seul critère ne pilote la sélection BGS. La figure 21 permet d'identifier le critère MCRPS comme davantage intéressant que les autres à cet égard, la plupart des autres critères n'offrant pas un comportement généralisable. En d'autres mots, l'optimisation par le critère MCRPS améliore non seulement le critère MCRPS lui-même, mais également les cinq autres scores critères considérés.

La figure 22 détaille les résultats pour un score déterministe (KGEsqr) et un score probabiliste (CRPSS) pour les trois multimodèles étudiés: le multimodèle des 12 modèles initiaux (MM12HM_Ini), le multimodèle des 80 modèles présélectionnés (MM80HM), et le multimodèle des 12 modèles retenus par l'optimisation MCRPS (MM12HM). Les résultats illustrés sont en validation sur 100 bassins.

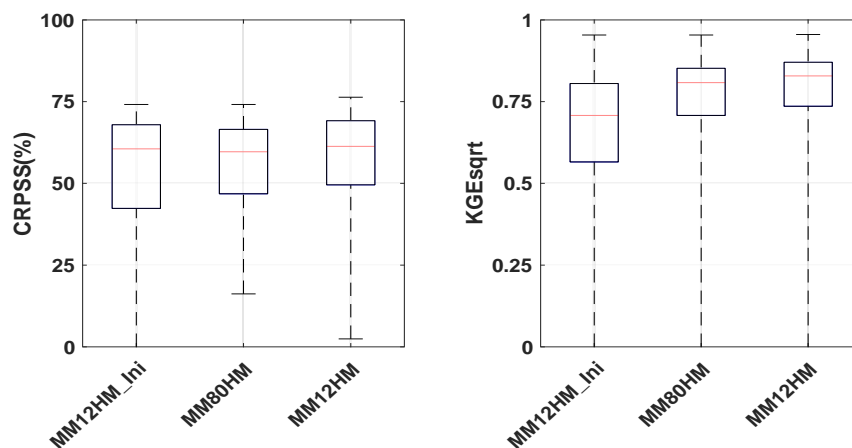


Figure 22. Comparaison des performances (CRPSS et KGEsqr) du multimodèle des 12 modèles initiaux (MM12HM_Ini), du multimodèle des 80 modèles présélectionnés (MM80HM), et du multimodèle des 12 modèles retenus par l'optimisation MCRPS (MM12HM).

Selon la figure 22 (gauche), les CRPSS (%) sont dans tous les cas positifs ce qui nous informe qu'ils sont tous supérieurs à la valeur de référence (la climatologie, soit la plage des observations historiques), avec un léger pour MM12HM. Cette supériorité est confirmée à la figure 22 (droite). Les performances du MM80HM sont également meilleures que celles du MM12HM_Ini.

6.2 Ensemble des modèles retenus pour chacun des 100 bassins

Comme présenté dans la partie précédente, l'optimisation par MCRPS est la plus intéressante pour sélectionner l'ensemble des modèles à combiner pour produire le multimodèle. La figure 23 montre la distribution d'occurrence des 12 modèles retenus pour chacun des bassins (12 modèles fois 100 bassins). Chaque barre réfère au nombre de fois qu'un modèle quelconque (identifié par un code compris entre 1 et 80) est utilisé pour le multimodèle. La barre est ordonnée de l'occurrence la plus élevée à la plus basse. La ligne horizontale rouge (occurrence égale à 15) correspond à l'occurrence moyenne. Cette valeur servira par la suite comme une référence sur la valeur d'occurrence totale. Les barres bleues représentent les occurrences des quatre modèles retenus pour les trois types de climat (voir le chapitre 4). Parmi ces quatre modèles, il est intéressant de constater que le modèle EMF1 est passablement moins utilisé que les autres, probablement parce qu'il est particulièrement utile en climat aride qui ne compte que 20 bassins au sein de la base de données utilisée.

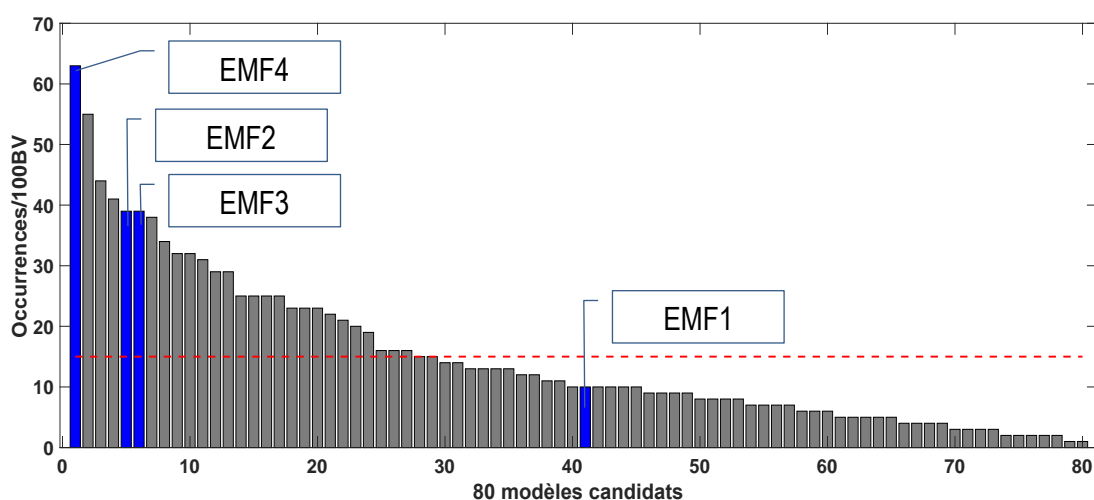


Figure 23. Distribution d'occurrence de l'ensemble des 12 modèles obtenus de chaque bassin (12 modèles fois 100 bassins).

La figure 23 révèle que la distribution de l'occurrence des modèles n'est pas uniforme. Les modèles contribués au multimodèle ne sont pas égaux puisque les barres varient entre 1 et 63. Il est tout de même notable que tous les modèles soient utilisés au moins une fois, ce qui informe de l'intérêt de maintenir une grande diversité structurelle parmi les modèles candidats. Ces résultats ne sont pas surprenants, parce que l'optimisation MCRPS est portée sur 100 bassins diversifiés en termes conditions climatiques, géologiques, etc. Parmi les 80 modèles candidats, un tiers d'entre eux (27) sont exploités plus de quinze fois (ligne pointillée à la figure 23).

Les quatre modèles EMF ont à peu près le même poids pour les trois types de climat. Le multimodèle préfère le modèle EMF4 (11/20 BV pour le climat aride, 21/30 BV pour le climat tempéré et 31/50 BV pour le climat continental). Les modèles EMF2 et EMF3 ont le même poids pour les trois types de climat (7/20 BV pour le climat aride, 15/30 BV pour le climat tempéré et 17/50 BV pour le climat continental). Tandis que le modèle EMF1 est moins utilisé (2/20 BV pour le climat aride, 3/30 BV pour le climat tempéré et 5/50 BV pour le climat continental).

6.3 Diversité structurelle

Cette section décrit la distribution des sept composantes fonctionnelles des 80 modèles candidats et des 12 modèles constitutifs du multimodèle construit pour chacun des 100 bassins versants (1200 occurrences).

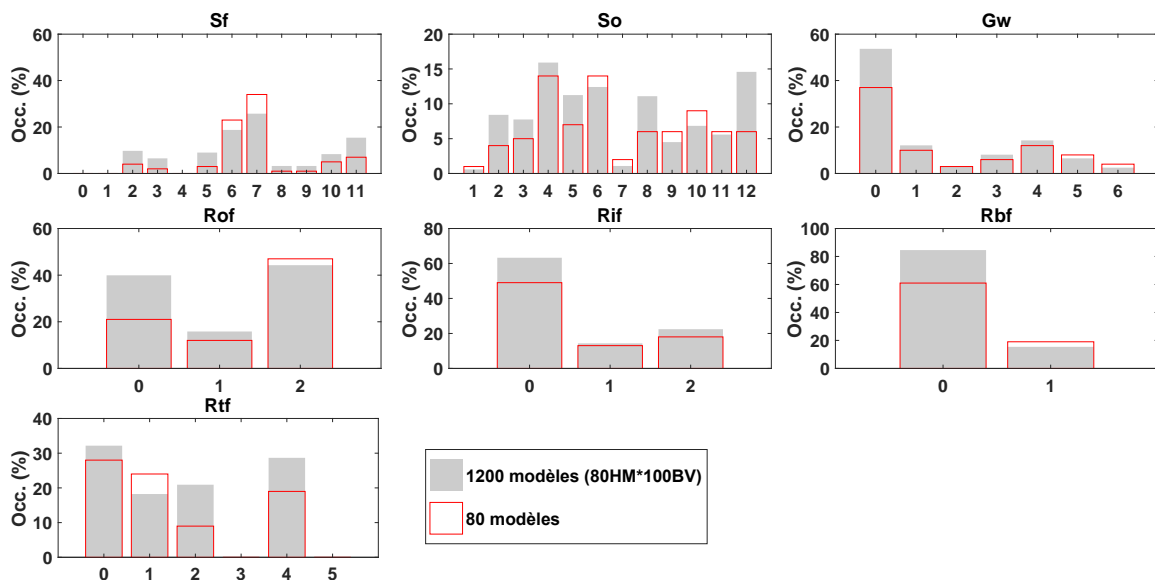


Figure 24. Comparaison de la complexité structurelle et de la diversité (occurrence %) des composantes fonctionnelles des 80 modèles candidats (barres rouges) et des 12 modèles constitutifs de chacun des 100 multimodèles construits (barres grises).

La figure 24 illustre que la diversité structurelle de ces deux groupes est passablement similaire malgré une sélection BGS ciblée pour chacun des 100 bassins de l'étude. Ce qui signifie que la diversité structurelle initiale a été maintenue, confirmant qu'elle est requise pour la constitution de multimodèles. La figure 24 révèle également que pour les processus de surface, les composantes Sf06 et Sf07 sont souvent utilisées. Pour la teneur en eau, les composantes So04 et So12 sont préférées par les multimodèles. En contrepartie, So01 et So07 sont moins utilisées. Dans les deux cas, la plupart des modèles n'utilisent pas de composante pour les eaux souterraines puisque Gw00 est plus courant. Le

routage des processus de surface Rof00 et Rof02 sont souvent utilisés par les multimodèles. Les routages Rof, Rif et Rbf sont peu utilisés. Les processus liés aux eaux souterraines ne jouent pas un rôle important pour les bassins versants étudiés. Pour le routage de l'écoulement total, Rtf00, Rtf01, Rtf02 et Rtf04 sont préférés.

6.4 Conclusion

Notre objectif était d'identifier un multimodèle, par moyenne simple, constitué de 12 modèles sélectionnés depuis une banque de 80 jugés performants pour une diversité des climats, pour chacun des 100 bassins versants de l'étude. L'algorithme de sélection Backward Greedy Selection (BGS) a été retenu à cette fin, notamment pour sa robustesse et sa simplicité. Cet algorithme a été évalué pour chacun des six critères suivants : MCRPS, KGEsqr, Mlogs, NRD, PIT, RDmse. Puisque BGS ne recourt qu'à un seul critère à la fois, le défi était d'identifier le ou les critères qui assurent une progression optimale de tous les six critères. Les résultats ont montré que l'usage du MCRPS convient bien à la construction de multimodèles par BGS, alors que plusieurs des autres critères ne réussissent pas à avoir un impact positif sur les autres. En étudiant l'occurrence des 80 modèles parents au sein des 100 multimodèles constitués, on dénote que tous les 80 modèles sont exploités mais de manière non uniforme, le tiers revenant plus de 15 fois (l'occurrence moyenne). Plusieurs modèles sont donc plus utiles que les autres, mais la diversité des 80 modèles est nécessaire à la construction de multimodèles appropriés à des bassins et des climats diversifiés. Finalement, la diversité structurelle des 1200 occurrences (100 bassins x 12 modèles) est comparée à la diversité structurelle des 80 modèles parents. Ces deux bases de données présentent une diversité structurelle passablement semblable, ce qui confirme de nouveau l'intérêt de privilégier la diversité structurelle lors de la construction de multimodèles.

Conclusion générale et perspectives

Cette recherche poursuit les travaux de Seiller et al. (2017b) qui ont identifié 1446 modèles à fort potentiel pour diverses applications hydrologiques. L'objectif général de cette recherche visait l'exploration de nouvelles structures de modélisation hydrologique globale conceptuelle. Cet objectif englobait trois objectifs spécifiques: la construction d'une banque de modèles performants sous climats diversifiés, l'identification des meilleurs modèles pour trois types de climat et trois gammes de débit et l'application d'une approche multimodèle adaptable à chaque bassin versant. La réalisation de ces trois objectifs spécifiques permet de répondre aux questions scientifiques initiales de cette thèse. Existe-t-il au sein du grand nombre de modèles issus de l'EMF certains qui offriraient individuellement des performances supérieures lorsqu'appliqués à des climats et des gammes de débits précis? Existe-t-il des combinaisons de modèles qui offrent un comportement intéressant face à des climats diversifiés?

Le premier objectif visait à construire une banque de modèles performants pour une diversité de climats. L'approche de calage/validation multistructure a été retenue afin d'évaluer individuellement la pertinence des 1446 modèles de l'EMF. L'efficacité KGE a servi de fonction objectif et les analyses ont été réalisées sur 100 bassins versants diversifiés représentatifs de la base de données CONUS. La sélection des modèles était basée sur la performance individuelle des 1446 modèles en comparant avec la performance d'un modèle de référence (GR4J). 80 modèles performants et diversifiés ont été ainsi identifiés. Ils constituent une banque pourvue d'une forte diversité structurelle, en réponse à la forte diversité des bassins versants de l'étude. L'approche calage/validation multistructure reposait sur une identification paramétrique collective : 38 (+2) paramètres calés simultanément de manière à informer tous les 1446 modèles. Ces jeux de paramètres sont bien sûr sous-optimaux. Pour pallier à cette carence, les 80 modèles présélectionnés ont été recalés de manière conventionnelle (calage individuel). Les 12 modèles parents ont été calés de la même manière afin d'offrir une base de comparaison. Les résultats calage/validation multistructure ont démontré que les performances des 1446 modèles sont systématiquement moins bonnes que celles des 80 modèles présélectionnés à partir de la base de données de l'étude. Dans un deuxième temps, les résultats de calage/validation standard des 80 modèles présélectionnés sont plus performants que les 12 modèles parents.

La performance des modèles dépend largement des objectifs de modélisation et des caractéristiques des bassins versants en cours d'investigation. L'identification d'un modèle approprié pour un cas spécifique reste un défi de taille. Le deuxième objectif de cette thèse cherchait ainsi à identifier des modèles spécialisés pour trois types de climat et trois gammes de débit, pris individuellement (jusqu'à neuf au total). Pour permettre cette analyse, les 100 bassins ont été classés selon les trois types de climat, et pour chacun d'eux l'objectif de modélisation ciblait des gammes de débit différentes : NSE

pour les crues, NSEsqr pour les débits moyens et le NSEinv pour les étiages. Au final, quatre modèles ont été identifiés. Pour juger de l'intérêt général de cette sélection, les quatre nouveaux modèles ont été comparés aux douze modèles de référence. Les résultats ont révélé que les douze modèles parents sont particulièrement bien adaptés aux conditions humides (climat tempéré et continental) et aux débits moyens et forts. En revanche, leurs performances en étiage sont relativement faibles et le climat aride constitue un défi important. La plupart des nouveaux modèles offrent des gains substantiels pour chaque scénario, notamment lorsque les modèles parents performant moins bien.

Le troisième objectif spécifique de cette thèse cherchait à développer une approche multimodèle adaptable à chaque bassin versant. Pour réaliser cet objectif, l'algorithme de sélection BGS a été utilisé. Les 80 modèles candidats ont été évalués sur 100 bassins versants afin de sélectionner des multimodèles constitués de 12 modèles issus de la banque de 80. L'analyse a été faite sur six critères: MCRPS, KGEsqr, NRD, Mlogs, PIT et RDmse. Les résultats illustrent que l'optimisation MCRPS est la plus intéressante pour identifier les modèles à combiner. Les résultats révèlent également que la diversité structurelle des 80 modèles candidats et l'ensemble des 12 modèles retenus pour chaque bassin versant sont similaires ce qui signifie que la diversité structurelle initiale a été maintenue et est nécessaire à la construction de multimodèles performants.

Perspectives

De nombreuses perspectives de poursuite de ce travail de recherche peuvent être évoquées. Suivent les quatre perspectives qui semblent les plus prometteuses :

1. La première concerne certainement le nombre limité de données et de bassins versants sur lequel ce travail a été appliqué. Les processus hydrologiques variant considérablement dans le temps et l'espace, selon la géologie du bassin et le climat local notamment, la question du nombre requis de bassins et de situations nécessaires à la généralisation des résultats demeure récurrente.
2. Les 671 bassins versants de la base de données CONUS sont majoritairement soumis à trois types de climat : aride, tempéré ou continental. Il en manque donc deux selon la classification climatique de Köppen retenue ici. Si l'hydrologie des milieux polaires demeure une expertise très spécialisée, celle des milieux tropicaux concernent une grande partie de la population mondiale. Il est ainsi recommandé d'entreprendre une étude semblable à celle menée ici mais pour des bassins soumis à un climat tropical.
3. Les quatre modèles identifiés ici pourraient être explorés pour la prévision hydrologique multimodèle d'ensemble avec assimilation de données. Par exemple, le laboratoire de

prévision hydrologique HOOOPLA, mis au point à l'Université Laval, exploite actuellement 20 modèles, dont les 12 modèles parents à la base du cadre EMF. Il serait intéressant d'étudier comment ces 4 nouveaux modèles pourraient contribuer à ce groupe, notamment les modèles HM74847 (EMF2) et HM81991 (EMF3) qui ont démontré de belles qualités pour les débits moyens et élevés.

4. La modélisation des impacts des changements climatiques sur les ressources en eau est également une préoccupation pour les hydrologues. Il est proposé d'explorer si les modèles hydrologiques identifiés sont bien adaptés ou non à une utilisation dans un contexte de changements climatiques, en les exposant à un test de validation différentielle (Differential Split-Sample Test, DSST). L'idée est alors d'étudier leur capacité de transposabilité temporelle dans le contexte de non-stationnarité du climat.

Bibliographie

- Abaza, M., Anctil, F., Fortin, V., & Turcotte, R. (2015). Exploration of sequential streamflow assimilation in snow dominated watersheds. *Advances in Water Resources*, 86, 414-424.
- Ajami, N. K., Duan, Q., Gao, X., & Sorooshian, S. (2006). Multimodel combination techniques for analysis of hydrological simulations: Application to distributed model intercomparison project results. *Journal of Hydrometeorology*, 7(4), 755-768.
- Anctil F, Ramos MH. 2018. Verification Metrics for Hydrological Ensemble Forecasts. In: Duan Q, Pappenberger F, Thielen J, Wood A, Cloke H, Schaake J. (eds) Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting. Springer, Berlin, Heidelberg. doi:10.1007/978-3-642-40457-3_3-1
- Andréassian, V., Perrin, C., Berthet, L., Le Moine, N., Lerat, J., Loumagne, C., ... & Valéry, A. (2009). Crash tests for a standardized evaluation of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, (13), p-1757.
- ASCE Task Committee on Definition of Criteria for Evaluation of Watershed Models of the Watershed Management Committee, Irrigation and Drainage Division. (1993). Criteria for evaluation of watershed models. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 119(3), 429-442.
- Beven, K., & Binley, A. (1992). The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological Processes*, 6(3), 279-298.
- Brochero, D., Anctil, F., & Gagné, C. (2011). Simplifying a hydrological ensemble prediction system with a backward greedy selection of members—Part 1: Optimization criteria. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(11), 3307-3325.
- Brochero, D., Anctil, F., & Gagné, C. (2011). Simplifying a hydrological ensemble prediction system with a backward greedy selection of members—Part 2: Generalization in time and space. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(11), 3327-3341.
- Butts, M. B., Payne, J. T., Kristensen, M., & Madsen, H. (2004). An evaluation of the impact of model structure on hydrological modelling uncertainty for streamflow simulation. *Journal of hydrology*, 298(1-4), 242-266.
- Cavadias, G., & Morin, G. (1986). The Combination of Simulated Discharges of Hydrological Models Application to the WMO Intercomparison of Conceptual Models of Snowmelt Runoff. *Hydrology Research*, 17(1), 21-32.
- Clark, M. P., Rupp, D. E., Woods, R. A., Zheng, X., Ibbitt, R. P., Slater, A. G., ... & Uddstrom, M. J. (2008). Hydrological data assimilation with the ensemble Kalman filter: Use of streamflow observations to update states in a distributed hydrological model. *Advances in water resources*, 31(10), 1309-1324.
- Clemen, R. T., & Murphy, A. H. (1986). Objective and subjective precipitation probability forecasts: some methods for improving forecast quality. *Weather and Forecasting*, 1(3), 213-218.
- Coron, L., Andréassian, V., Bourqui, M., Perrin, C., & Hendrickx, F. (2011). Pathologies of hydrological models used in changing climatic conditions: a review. *IAHS-AISH publication*, 39-44.
- Coron, L., Andreassian, V., Perrin, C., Lerat, J., Vaze, J., Bourqui, M., & Hendrickx, F. (2012). Crash testing hydrological models in contrasted climate conditions: An experiment on 216 Australian catchments. *Water Resources Research*, 48(5).
- Duan, Q., Ajami, N. K., Gao, X., & Sorooshian, S. (2007). Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. *Advances in Water Resources*, 30(5), 1371-1386.

- Duan, Q., Sorooshian, S., & Gupta, V. K. (1994). Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *Journal of hydrology*, 158(3-4), 265-284.
- Fenicia, F., Kavetski, D., & Savenije, H. H. (2011). Elements of a flexible approach for conceptual hydrological modeling: 1. Motivation and theoretical development. *Water Resources Research*, 47(11).
- Fortin, V., Abaza, M., Anctil, F., & Turcotte, R. (2014). Why should ensemble spread match the RMSE of the ensemble mean?. *Journal of Hydrometeorology*, 15(4), 1708-1713.
- Fraedrich, K., & Leslie, L. M. (1987). Combining predictive schemes in short-term forecasting. *Monthly weather review*, 115(8), 1640-1644.
- Fritsch, J. M., Hilliker, J., Ross, J., & Vislocky, R. L. (2000). Model consensus. *Weather and forecasting*, 15(5), 571-582.
- Georgakakos, K. P., Seo, D. J., Gupta, H., Schaake, J., & Butts, M. B. (2004). Towards the characterization of streamflow simulation uncertainty through multimodel ensembles. *Journal of Hydrology*, 298(1-4), 222-241.
- Gneiting, T., & Raftery, A. E. (2007). Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 102(477), 359-378.
- Good, I. J. (1952). Rational decisions. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 107-114.
- 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), 80-91.
- Gupta, H. V., & Kling, H. (2011). On typical range, sensitivity, and normalization of Mean Squared Error and Nash-Sutcliffe Efficiency type metrics. *Water Resources Research*, 47(10).
- Hagedorn, R., Doblas-Reyes, F. J., & Palmer, T. N. (2005). The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting—I. Basic concept. *Tellus A: Dynamic Meteorology and Oceanography*, 57(3), 219-233.
- Hersbach, H. (2000). Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems. *Weather and Forecasting*, 15(5), 559-570.
- Jain, S. K., & Sudheer, K. P. (2008). Fitting of hydrologic models: a close look at the Nash–Sutcliffe index. *Journal of hydrologic engineering*, 13(10), 981-986.
- Kavetski, D., & Fenicia, F. (2011). Elements of a flexible approach for conceptual hydrological modeling: 2. Application and experimental insights. *Water Resources Research*, 47(11).
- Klemeš, V. (1986). Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal*, 31(1), 13-24.
- Leavesley, G. H., Markstrom, S. L., Restrepo, P. J., & Viger, R. J. (2002). A modular approach to addressing model design, scale, and parameter estimation issues in distributed hydrological modelling. *Hydrological processes*, 16(2), 173-187.
- Madadgar, S., & Moradkhani, H. (2011). Drought analysis under climate change using copula. *Journal of hydrologic engineering*, 18(7), 746-759.
- Mathevet, T. (2005). *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire? Développements empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants* (Doctoral dissertation, Thèse de Doctorat, à l'Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et Forêts).

- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900.
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3), 282-290.
- Newbold, P., & Granger, C. W. (1974). Experience with forecasting univariate time series and the combination of forecasts. *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, 131-165.
- Newman, A. J., Clark, M. P., Sampson, K., Wood, A., Hay, L. E., Bock, A., ... & Hopson, T. (2015). Development of a large-sample watershed-scale hydrometeorological data set for the contiguous USA: data set characteristics and assessment of regional variability in hydrologic model performance. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(1), 209-223.
- Oudin, L., Andréassian, V., Mathevet, T., Perrin, C., & Michel, C. (2006). Dynamic averaging of rainfall-runoff model simulations from complementary model parameterizations. *Water Resources Research*, 42(7).
- Peel, M. C., Finlayson, B. L., & McMahon, T. A. (2007). Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and earth system sciences discussions*, 4(2), 439-473.
- Perrin, C. (2000). *Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG).
- Perrin, C., Michel, C., & Andréassian, V. (2003). Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of hydrology*, 279(1-4), 275-289.
- Poncelet, C., Merz, R., Merz, B., Parajka, J., Oudin, L., Andréassian, V., & Perrin, C. (2017). Process-based interpretation of conceptual hydrological model performance using a multinational catchment set. *Water Resources Research*, 53(8), 7247-7268.
- Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N., & Andréassian, V. (2012). A review of efficiency criteria suitable for evaluating low-flow simulations. *Journal of Hydrology*, 420, 171-182.
- Reusser, D. E., Blume, T., Schaefli, B., & Zehe, E. (2009). Analysing the temporal dynamics of model performance for hydrological models. *Hydrology and earth system sciences*, 13(7), 999-1018.
- Sanders, F. (1963). On subjective probability forecasting. *Journal of Applied Meteorology*, 2(2), 191-201.
- Schaake, J., Cong, S., & Duan, Q. (2006). The US MOPEX data set. *IAHS publication*, 307(9).
- Seiller, G. (2013). *Évaluation de la sensibilité des projections hydrologiques au choix des outils hydro-météorologiques globaux conceptuels: approche multimodèle*.
- Seiller, G., Anctil, F., & Perrin, C. (2012). Multimodel evaluation of twenty lumped hydrological models under contrasted climate conditions. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(4), p-1171.
- Seiller, G., Roy, R., & Anctil, F. (2017). Influence of three common calibration metrics on the diagnosis of climate change impacts on water resources. *Journal of Hydrology*, 547, 280-295.
- Seiller, G., Anctil, F., & Roy, R. (2017). Design and experimentation of an empirical multistructure framework for accurate, sharp and reliable hydrological ensembles. *Journal of Hydrology*, 552, 313-340.
- Seiller, G., Hajji, I., & Anctil, F. (2015). Improving the temporal transposability of lumped hydrological models on twenty diversified US watersheds. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 3, 379-399.

- Senbeta, D. A., Shamseldin, A. Y., & O'Connor, K. M. (1999). Modification of the probability-distributed interacting storage capacity model. *Journal of Hydrology*, 224(3-4), 149-168.
- Shamseldin, A. Y., O'Connor, K. M., & Liang, G. C. (1997). Methods for combining the outputs of different rainfall-runoff models. *Journal of Hydrology*, 197(1-4), 203-229.
- Thibault, A., & Anctil, F. (2015). Assessment of a multimodel ensemble against an operational hydrological forecasting system. *Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques*, 40(3), 272-284.
- Thompson, P. D. (1977). How to improve accuracy by combining independent forecasts. *Monthly Weather Review*, 105(2), 228-229.
- Thornton, P. E., Thornton, M. M., Mayer, B.W., Wilhelmi, N., Wei, Y., and Cook, R. B.: Daymet: Daily surface weather on a 1 km grid for North America, 1980–2012, available at: <http://daymet.ornl.gov/> (last access: 15 July 2013) from Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center, Oak Ridge, Tennessee, USA, 2012.
- Tolson, B. A., & Shoemaker, C. A. (2007). Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration. *Water Resources Research*, 43(1).
- Valéry, A., Andréassian, V., & Perrin, C. (2014). 'As simple as possible but not simpler': What is useful in a temperature-based snow-accounting routine? Part 1—Comparison of six snow accounting routines on 380 catchments. *Journal of hydrology*, 517, 1166-1175.
- Van Esse, W. R., Perrin, C., Booij, M. J., Augustijn, D. C., Fenicia, F., Kavetski, D., & Lobligois, F. (2013). The influence of conceptual model structure on model performance: a comparative study for 237 French catchments. *Hydrology and earth system sciences*, 17(10), 4227-4239.
- Velázquez, J. A., Anctil, F., Ramos, M. H., & Perrin, C. (2011). Can a multi-model approach improve hydrological ensemble forecasting? A study on 29 French catchments using 16 hydrological model structures. *Advances in Geosciences*, 29, 33-42.
- Velázquez, J. A., Anctil, F., & Perrin, C. (2010). Performance and reliability of multimodel hydrological ensemble simulations based on seventeen lumped models and a thousand catchments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14(11), 2303-2317.
- Viney, N. R., Bormann, H., Breuer, L., Bronstert, A., Croke, B. F., Frede, H., ... & Kite, G. W. (2009). Assessing the impact of land use change on hydrology by ensemble modelling (LUCHEM) II: Ensemble combinations and predictions. *Advances in water resources*, 32(2), 147-158.
- Vrugt, J. A., Clark, M. P., Diks, C. G., Duan, Q., & Robinson, B. A. (2006). Multi-objective calibration of forecast ensembles using Bayesian model averaging. *Geophysical research letters*, 33(19).
- Wagener, T., Boyle, D. P., Lees, M. J., Wheeler, H. S., Gupta, H. V., & Sorooshian, S. (2001). A framework for development and application of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 5(1), 13-26.
- WHO. (1986). *Intercomparison of models of snowmelt-runoff*. Secretariat of the WMO.
- Wilks, D. S. (2011). On the reliability of the rank histogram. *Monthly Weather Review*, 139(1), 311-316.
- Young, P. (2003). Top-down and data-based mechanistic modelling of rainfall-flow dynamics at the catchment scale. *Hydrological processes*, 17(11), 2195-2217.

Annexes

Annexe A: Formulation d'Oudin et al. (2005)

L'évapotranspiration potentielle est calculée par l'équation suivante:

$$ETP = 1000 \cdot \frac{R_e}{\lambda \rho} \cdot \frac{T_a + 5}{100}$$

R_e : Rayonnement extraterrestre théorique (MJ/m²/J) calculé à partir de la latitude du bassin versant et du jour julien, et T_a (°C) la température de l'air du bassin versant pour le jour considéré.

$$R_e = \frac{24}{\pi} G_{sc} d_r [\omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s)]$$

j : latitude de la station (radians)

$$\varphi = Lat \frac{\pi}{180}$$

G_{sc} : Constance solaire (MJ/m².h) = 4.92 MJ.m⁻².h⁻¹

d_r : correction d'excentricité (-)

$$d_r = 1 + 0.033 \cos\left(\frac{2\pi}{365} J_D\right)$$

d : déclinaison solaire (radians)

$$\delta = 0.409 \sin\left(\frac{2\pi}{365} J_D - 1.39\right)$$

ω_s : angle horaire (radians)

$$\omega_s = \arccos[-\tan(\varphi) \tan(\delta)]$$

T_a : Température moyenne de l'aire (°C)

λ : Énergie latente de vaporisation de l'eau (MJ/kg) → 2.501-0.002361xTa

ρ : Masse volumique de l'eau (1000 kg/m³).

Annexe B: Classification climatique de Köppen

Climat tropical

Le climat tropical est un type de climat chaud à forte précipitation moyenne annuelle. Généralement, la précipitation moyenne annuelle est supérieure à l'évaporation annuelle et la température moyenne de chaque mois de l'année est supérieure à 18°C.

Climat aride

Le climat aride est caractérisé par la sécheresse. La température est élevée; la précipitation tout au long de l'année est faible (l'évaporation annuelle est supérieure à la précipitation annuelle). Selon la classification climatique de Köppen, le climat est dit aride lorsque la précipitation moyenne annuelle (PMA) est inférieure à dix fois le seuil de précipitation (P_{seuil}). Ce seuil est défini de la manière suivante:

Si plus de 70% des précipitations tombent en hiver (octobre à mars)

$$P_{\text{seuil}} = 2 \times \text{PMA}$$

Si plus de 70% des précipitations tombent en été (avril à septembre)

$$P_{\text{seuil}} = 2 \times \text{PMA} + 28$$

Autrement dit:

$$P_{\text{seuil}} = 2 \times \text{PMA} + 14$$

Climat tempéré

Le climat tempéré est caractérisé par des températures de surface qui ne sont pas extrêmes (ni torrides ni glaciales). La température moyenne du mois le plus froid est comprise entre -3 et 18°C; la température moyenne du mois le plus chaud est supérieure à 10°C.

Climat continental

Le climat continental est un climat qui concerne des régions éloignées du littoral. La température moyenne du mois le plus froid est inférieure à -3°C et la température moyenne du mois le plus chaud est supérieure à 10°C.

Climat polaire

Le climat polaire est un type de climat caractérisé par des températures froides toute l'année, avec des hivers glaciaux. La température moyenne du mois le plus chaud n'est jamais supérieure à 10°C.

Annexe C: Nature des précipitations (Valéry et al., 2014)

La détermination de la nature des précipitations (séparation pluie/neige) est basée sur la température et l'altitude médiane du bassin versant étudié.

Lorsque l'altitude médiane est inférieure à 1500 m, l'approche retenue est inspirée de celle du modèle Hydrotel :

Si : $T_{\max} \leq 0^{\circ}\text{C}$, $\text{FracNeige} = 1$ (les précipitations sont considérées entièrement solides)

Si : $T_{\min} > 0^{\circ}\text{C}$, $\text{FracNeige} = 0$ (les précipitations sont considérées sous formes liquides)

$$\text{Sinon, } \text{FracNeige} = 1 - \frac{T_{\max}}{T_{\max} - T_{\min}}$$

Lorsque l'altitude médiane est supérieure à 1500 m, l'approche retenue est inspirée de l'USGS

Si $T \leq -1^{\circ}\text{C}$, $\text{FracNeige} = 1$

Si $T > 3^{\circ}\text{C}$, $\text{FracNeige} = 0$

$$\text{Sinon, } \text{FracNeige} = 1 - \frac{z - 1(-1)}{3 - (-1)}$$

où T_{\max} , T et T_{\min} sont la température maximale, moyenne et minimale journalière de la bande d'altitude.

La quantité de précipitation solide/liquide de chaque bande d'altitudes z est alors calculée par l'équation suivante :

$$P_s = P_t * \text{FracNeige}$$

$$P_l = P - P_s$$

où P_s est la hauteur moyenne de la précipitation solide (mm), P_l est la hauteur moyenne de la précipitation liquide (mm) et P est la précipitation totale (mm) de la bande d'altitudes z .

Annexe D: Dynamically Dimensioned Search (DDS)

Étape 1 : Définir les entrées

Pour lancer cet algorithme, l'utilisateur doit fournir des valeurs pour ses paramètres internes :

r : le pas de perturbation des paramètres (la valeur par défaut $r=0.2$);

m : le nombre maximal d'évaluations du modèle hydrologique (la valeur par défaut $m=1000$);

X_{\min} et X_{\max} : les bornes inférieures et supérieures respectivement pour chacun des D paramètres à identifier, ces valeurs sont dépendentes du modèle hydrologique

X_0 : le paramétrage initial (facultatif)

Étape 2 : Initialisation

Le DDS travaille avec un seul individu. Il calcule d'abord la première fonction objectif $F(X_0)$ pour un jeu de paramètres initial X_0 . Puisqu'aucune perturbation n'a pas encore été effectuée, la meilleure fonction objectif trouvée F_{best} est égale à la fonction objectif initiale $F(X_0)$. Le meilleur jeu de paramètres X_{best} est alors égal au jeu de paramètres initial (X_0) et le nombre d'évaluations du modèle est égal à 1 ($i=1,2,\dots,m$).

Étape 3 : Sélection des paramètres perturbés

L'algorithme utilise une loi de probabilité pour sélectionner le meilleur jeu des paramètres X_{best} . Cette loi de probabilité est définie par : $P(i)=\ln(i)/\ln(m)$

Pour chaque paramètre (X_{best}^j où $j=1,\dots$, nombre de paramètres D), le meilleur point trouvé a une probabilité de sélection égale à $P(i)$. Plus le nombre d'évaluations du modèle hydrologique (i) augmente, plus la probabilité de sélection de chaque paramètre $P(i)$ devient faible. Si aucun paramètre n'est choisi en raison d'une probabilité de sélection $P(i)$ trop faible, l'algorithme sélectionnera un seul paramètre de façon aléatoire parmi le meilleur jeu de paramètres trouvé X_{best} .

Étape 4 : Perturbation et réflexion des paramètres

Chaque paramètre sélectionné est mis à jour selon la formule suivante :

$$X_{\text{new}}^j = X_{\text{best}}^j + r * (X_{\text{max}} - X_{\text{min}}) * N(0,1)$$

où X_{new}^j représente les nouveaux paramètres après la perturbation et $N(0,1)$ représente une distribution normale centrée réduite. Pour la formule ci-dessus, il est possible que le nouveau

paramètre mis à jour X_{new}^j dépasse les bornes inférieure X_{min}^j et supérieure X_{max}^j , dans ce cas, un processus de réflexion sera appliqué. Si la valeur du nouveau paramètre X_{new}^j est supérieur à la valeur maximale permise X_{max}^j , la réflexion est effectuée comme suit : $X_{new}^j = X_{max}^j + (X_{new}^j - X_{max}^j)$, si le nouveau paramètre X_{new}^j est inférieur à la valeur minimale, alors X_{new}^j égale X_{min}^j . En opposition, si la valeur de nouveau paramètre X_{new}^j est inférieure à la valeur minimale permise X_{min}^j , la réflexion est effectuée comme suit : $X_{new}^j = X_{min}^j + (X_{min}^j - X_{new}^j)$, si le nouveau paramètre X_{new}^j est supérieur à la valeur maximale, alors X_{new}^j égale X_{max}^j .

Étape 5 : Évaluation et mise à jour des paramètres

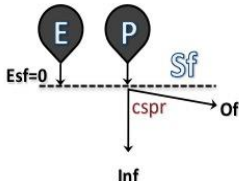
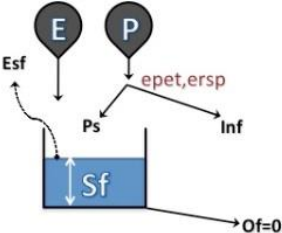
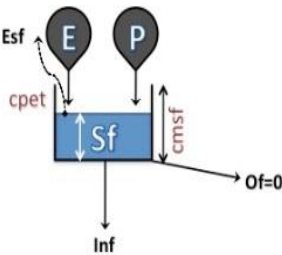
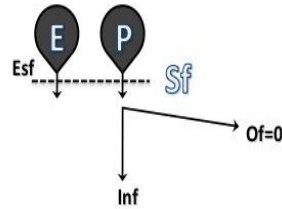
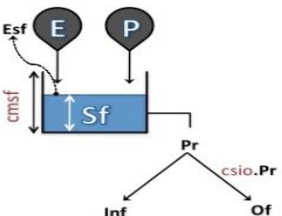
L'algorithme calcule la fonction objectif $F(X_{new})$ du nouveau jeu de paramètres X_{new} . Si la nouvelle fonction objectif $F(X_{new})$ surpasse la meilleure fonction objectif trouvée F_{best} , le meilleur jeu de paramètres X_{best} devient égal au nouveau jeu de paramètres X_{new} . Sinon, le meilleur jeu de paramètres X_{new} est rejeté et le précédent jeu de paramètres est conservé.

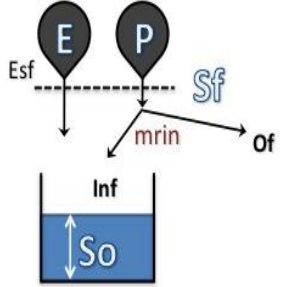
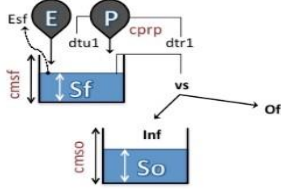
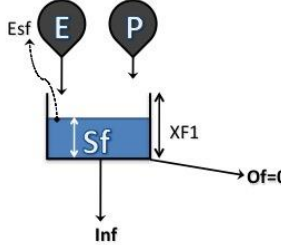
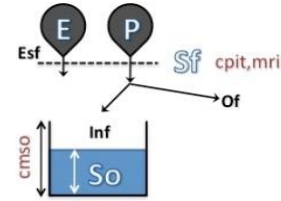
Étape 6 : Vérification de convergence

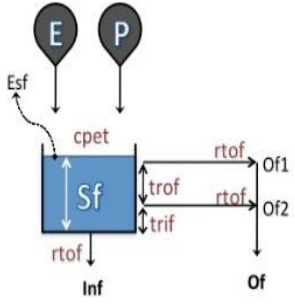
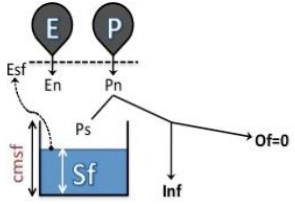
Une vérification est faite, en comparant le nombre d'évaluations du modèle hydrologique effectué (i) et le nombre d'évaluations maximal permis (m). Si ce nombre (m) est atteint, l'algorithme DDS est terminé. Sinon, il revient à l'étape 3 pour poursuivre le processus de sélection et de perturbation des paramètres.

Annexe E: Composantes fonctionelles

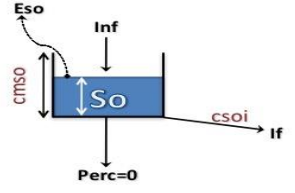
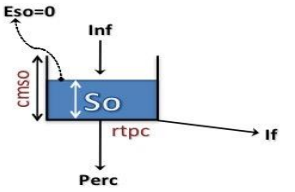
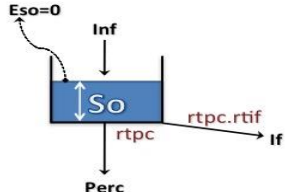
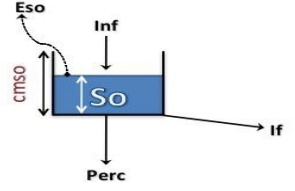
1. Processus de surface (Sf)

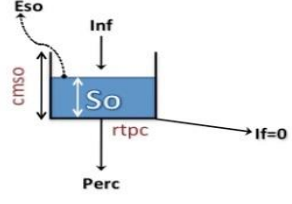
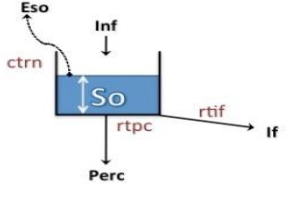
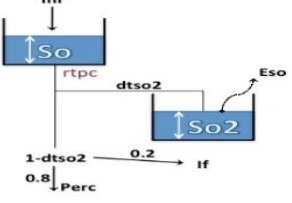
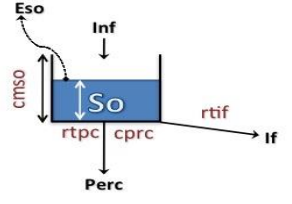
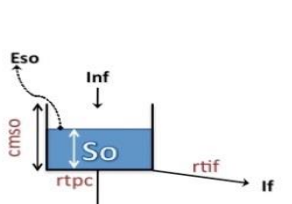
<p>Sf00 P: Non S: Non R: Non</p>		<p>$Inf = Me+Pl;$ $Esf = 0;$ $Of = 0;$ $Xio = 0;$ $E = E-Esf;$</p>
<p>Sf01 P: cspr S: Non R: Non</p>		<p>$Esf = 0;$ $Inf = (Me+Pl)*(1-cspr);$ $Of = (Me+Pl)-Inf;$ $Xio = 0;$ $E = E-Esf;$</p>
<p>Sf02 P: ersp, epet S: Sf R: Non</p>		<p>$Inf = (Me+Pl)/(1+\exp((ersp-Sf)/epet));$ $Sf = Sf + ((Me+Pl)-Inf);$ $Esf = E*(1-\exp(-(Sf/245)));$ $Of = 0;$ $Xio = 0;$ $Sf = \max(0, Sf-Esf);$ $E = E-Esf;$</p>
<p>Sf03 P: cmsf, cpet S: Sf R: Non</p>		<p>$Sf = Sf+Me+Pl;$ $Of = 0;$ $Sf = Sf-Of;$ $Inf = \max(0, Sf-cmsf);$ $Sf = Sf-Inf;$ $Esf = cpet*E;$ $Xio = 0;$ $Sf = \max(0, Sf-Esf);$ $E = E-Esf;$</p>
<p>Sf04 P: Non S: Non R: Non</p>		<p>$Of = 0;$ if $(Me+Pl) \geq E$ $Inf = (Me+Pl) - E;$ $Esf = 0;$ else $Esf = E - (Me+Pl);$ $Inf = 0;$ end $Xio = 0;$ $E = E-Esf;$</p>
<p>Sf05 P: cmsf, csio S: Sf R: Non</p>		<p>$Sf = Sf+Me+Pl;$ $Fs = \max(0, Sf-cmsf);$ $Sf = Sf-Fs;$ $Esf = \min(Sf, E);$ $Sf = Sf-Esf;$ $Of = csio*Fs;$ $Inf = (1-csio)*Fs;$ $Xio = 0;$ $E = E-Esf;$</p>

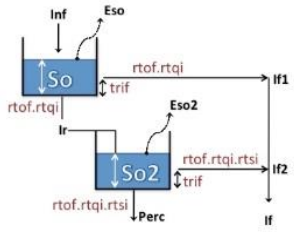
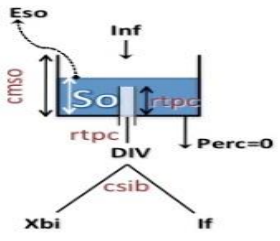
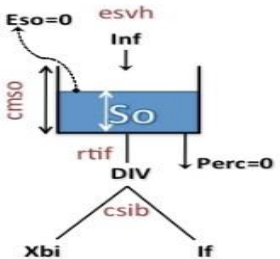
<p>Sf06 P: mmin S: So R: Non</p>		<pre> Esf = min((Me+Pl),E); if So >= mmin Inf = 0; else Inf = ((Me+Pl)-Esf)*(1-So/mmin); end Of = (Me+Pl)-Esf-Inf; Xio = 0; E = E-Esf; </pre>
<p>Sf07 P: cprp, cmsf, cmso S: Sf, So R: Non</p>		<pre> P = (Me+Pl)*cprp; dtr1 = P*(Sf/cmsf); dtu1 = P-dtr1; vs = dtr1+max(0,Sf-cmsf); Sf = min(Sf+dtu1,cmsf); Esf = min([Sf,cmsf,(E*Sf)/cmsf]); Sf = Sf-Esf; Inf = min(cmso-So,vs*(1-(So/cmso))); Of = vs-Inf; Xio = 0; E = E-Esf; </pre>
<p>Sf08 P: Non S: Sf R: Non</p>		<pre> Sf = Sf+Me+Pl; Esf = min(E,Sf); Sf = Sf-Esf; Of = 0; Inf = max(0,Sf-3); Xio = 0; Sf = Sf-Of-Inf; E = E-Esf; </pre>
<p>Sf09 P: cpit, mmin, cmso S: So R: Non</p>		<pre> Cap = min(cpit,E); Cap = min((Me+Pl),Cap); if (Me+Pl) > Cap; Exc = (Me+Pl)-Cap; Esf = Cap; else Exc = 0; Esf = (Me+Pl); end Rinf = mmin*exp(-2*So/cmso); if Exc > Rinf Of = Exc-Rinf; Inf = Rinf; else Of = 0; Inf = Exc; end Xio = 0; E = E-Esf; </pre>

<p>Sf10 P: cpet, trof, trif, rtof S: Sf R: Non</p>		$Sf = Sf + Me + PI;$ $E = E * cpet;$ $Of1 = \max(0, (Sf - (trof + trif)) / rtof);$ $Sf = Sf - Of1;$ $Of2 = \max(0, (Sf - trif) / rtof);$ $Sf = Sf - Of2;$ $Of = Of1 + Of2;$ $Inf = Sf / rtof;$ $Sf = Sf - Inf;$ $Esf = \min(E, Sf);$ $Sf = Sf - Esf;$ $Xio = 0;$ $E = E - Esf;$
<p>Sf11 P: cmsf S: Sf R: Non</p>		$Pn = \max(0, (Me + PI) - E);$ $En = \max(0, E - (Me + PI));$ $Esf = 0;$ <p>if $En > 0$</p> <p style="padding-left: 20px;">if $Sf / cmsf \geq 0.9$</p> <p style="padding-left: 40px;">$Esf = \min(Sf, En);$</p> <p style="padding-left: 20px;">elseif $Sf / cmsf < 0.09$</p> <p style="padding-left: 40px;">$Esf = \min(Sf, En * 0.1);$</p> <p style="padding-left: 20px;">else</p> <p style="padding-left: 40px;">$Esf = \min(Sf, (En * Sf) / (0.9 * cmsf));$</p> <p style="padding-left: 20px;">end</p> <p>end</p> $Sf = Sf - Esf;$ $Fs = ((\max(0, 1 - (Sf / cmsf)))^{1 / (1 + 0.25)}) - (Pn / ((1 + 0.25) * cmsf));$ $Fs = (\max(Fs, 0))^{1 + 0.25};$ $Ts = \max(0, cmsf - Sf - Fs * cmsf);$ $Sf = \max(0, \min(cmsf, Sf + Ts));$ $Inf = \max(0, Pn - Ts);$ $Xio = 0;$ $Of = 0;$

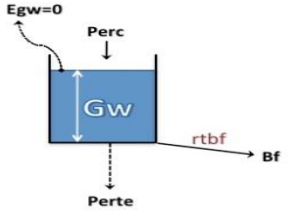
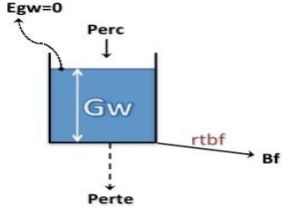
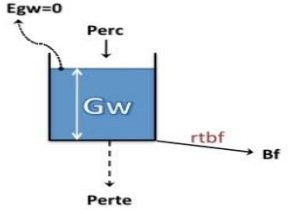
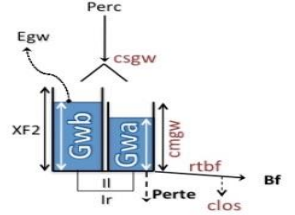
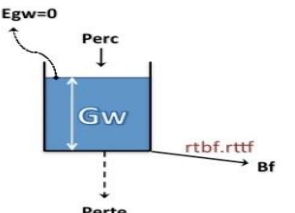
2. Teneur en eaux du sol (So)

<p>So01 P: cmso, csoi S: So R: Non</p>		<pre> Eso = E; if Inf >= Eso So = So+Inf-Eso; If = max(0,So-cmso); So = So-If; else So = So*exp((Inf-Eso)/cmso); If = 0; end Perc = 0; Xoi = If*csoi; If = If-Xoi; Xbi = 0; E = E-Eso; </pre>
<p>So02 P: cmso, rtpc S: So R: Non</p>		<pre> So = So+Inf; Eso = 0; If = (So^2)/(So+cmso); So = So-If; Perc = So/rtpc; Xoi = 0; Xbi = 0; So = So-Perc-Eso; E = E-Eso; </pre>
<p>So03 P: rtpc, rtif S: So R: Non</p>		<pre> So = So+Inf; Eso = 0; If = (So^2)/(So+rtpc*rtif); So = So-If; Perc = So/rtpc; Xoi = 0; Xbi = 0; So = So-Perc-Eso; E = E-Eso; </pre>
<p>So04 P: cmso S: So R: Non</p>		<pre> if Inf > 0 tilap1 = So/cmso; tilap2 = tanh(Inf/cmso); Fs = (cmso*(1-tilap1.^2)*tilap2)/(1+tilap1*tilap2); Eso = 0; else tilap1 = So/cmso; tilap2 = tanh(Esf/cmso); Eso = (So*(2-tilap1)*tilap2)/(1+(1-tilap1)*tilap2); Fs = 0; end So = So-Eso+Fs; if cmso/So > 0.001 Perc = So*(1-(1+(4*So/21/cmso).^4).^0.25); So = So - Perc; else Perc = 0; end If = Inf-Fs; Xoi = 0; Xbi = 0; E = E-Eso; </pre>

<p>So05 P: rtpc, cmso S: So R: Non</p>		<p>Eso = E; So = max(0, So-Eso); So = So+Inf; Perc1 = max(0, So/rtpc); So = So-Perc1; Perc2 = max(0, So-cmso); So = So-Perc2; Perc = Perc1+Perc2; If = 0; Xoi = 0; Xbi = 0; E = E-Eso;</p>
<p>So06 P: rtif, rtpc, ctrn S: So R: Non</p>		<p>Eso = E; If = So/rtif; Perc = So/rtpc; Xoi = 0; Xbi = 0; Tr = min(ctrn*So, Eso); So = max(0, So+Inf-Tr-Perc-If); E = E-Eso;</p>
<p>So07 P: rtpc S: So, So2 R: Non</p>		<p>So = So+Inf; vl = So/rtpc; So = So-vl; dtso2 = vl*(1-(So2/90)); If = 0.2*vl*(So2/90); Perc = 0.8*vl*(So2/90); So2 = So2+dtso2; Eso = min(So2, ((E)*So2)/90); So2 = min(90, So2-Eso); Xoi = 0; Xbi = 0; E = E-Eso;</p>
<p>So08 P: cprc, cmso, rtpc, rtif S: So R: Non</p>		<p>So = So+Inf; Perc = (So*cprc)/rtpc; So = So-Perc; If = So/rtif; So = So-If; Eso = min(E*min(1, So/cmso), So); So = So-Eso; Xoi = max(0, So-cmso); So = So-Xoi; Xbi = 0; E = E-Eso;</p>
<p>So09 P: cmso, rtif, rtpc S: So R: Non</p>		<p>If = So/cmso*Inf/rtif; Prc = max(0, So/cmso*(Inf-If)/rtpc); So = So+Inf-If-Prc; Ex2 = 0; if So > cmso Ex2 = So-cmso; So = cmso; end Eso = min(E, 10*So/cmso); So = max(0, So-Eso); Perc = Prc+Ex2; Xoi = 0; Xbi = 0; E = E-Eso;</p>

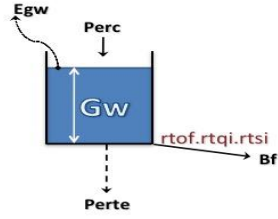
<p>So10 P: trif, rtof, rtqi, rtsi S: So, So2 R: Non</p>		<p>So = So+Inf; If1 = max(0,(So-trif)/(rtof*rtqi)); So = So-If1; Prc = So/(rtof*rtqi); So = So-Prc; Eso = min(E,So); So = So-Eso; E = E-Eso; So2 = So2+Prc; If2 = max(0,(So2-trif)/(rtof*rtqi*rtsi)); So2 = So2-If2; If = If1+If2; Perc = So2/(rtof*rtqi*rtsi); So2 = So2-Perc; Eso2 = min(E,So2); So2 = So2-Eso2; E = E-Eso2; Xoi = 0; Xbi = 0;</p>
<p>So11 P: cmso, trpc, rtpc, csib S: So R: Non</p>		<p>So = So+Inf; Is = max(0,(So/cmso)*((So-trpc)/rtpc)); So = So-Is; Eso = max(E,E*cos((pi/2)*((trpc-So)/rtpc))); So = max(0,So-Eso); If = Is*csib; Perc = 0; Xoi = 0; Xbi = Is*(1-csib); E = E-Eso;</p>
<p>So12 P: cmso, esvh, rtif, csib S: So R: Non</p>		<p>Fr = ((max(0,1-(So/cmso)))^(1/(1+esvh)))- (Inf/((1+esvh)*cmso)); Fr = (max(Fr,0))^(1+esvh); Pr2 = max(0,cmso-So-Fr*cmso); So = max(0,min(cmso,So+Pr2)); if Inf > 0 Xoi = max(0,Inf-Pr2); If = So/rtif; else Xoi = 0; If = 0; End So = So-If; Xbi = If*(1-csib); If = If-Xbi; Perc = 0; Eso = 0; E = E-Eso;</p>

3. Eaux souterraines

<p>Gw00 P: Non S: Non R: Non</p>		<p>$E_{gw} = 0;$ $B_f = Perc;$ $X_{ib} = 0;$</p>
<p>Gw01 P: rtbf S: Gw R: Non</p>		<p>$G_w = G_w + Perc;$ $E_{gw} = 0;$ $B_f = G_w / rtbf;$ $X_{ib} = 0;$ $G_w = G_w - B_f - E_{gw};$</p>
<p>Gw02 P: rtbf S: Gw R: Non</p>		<p>$B_f = G_w / rtbf;$ $G_w = G_w + Perc - B_f;$ $E_{gw} = 0;$ $X_{ib} = 0;$</p>
<p>Gw03 P: rtbf S: Gw R: Non</p>		<p>$G_w = G_w + Perc;$ $E_{gw} = 0;$ $B_f = \min(G_w, (G_w / rtbf)^3);$ $X_{ib} = 0;$ $G_w = G_w - B_f - E_{gw};$</p>
<p>Gw04 P: csgw, cmgw, rtbf, clos S: GwA, GwB R: Non</p>		<p>$G_{wB} = G_{wB} + csgw * Perc;$ $l_l = \max(0, G_{wB} - 30);$ $G_{wB} = G_{wB} - l_l;$ $G_{wA} = G_{wA} + (1 - csgw) * Perc + l_l;$ $E_{gw} = E * (G_{wB} / (3 + 30));$ $G_{wB} = G_{wB} - E_{gw};$ $l_r = \min(30 - G_{wB}, \max(0, (((G_{wB} + G_{wA}) / (30 + cmgw)) - (G_{wB} / 30) * 30));$ $G_{wB} = G_{wB} + l_r; G_{wA} = G_{wA} - l_r;$ $B_f = G_{wA} / rtbf;$ $G_{wA} = G_{wA} - B_f;$ $B_f = B_f / clos;$ $X_{ib} = 0;$</p>
<p>Gw05 P: rtbf, rttf S: Gw R: Non</p>		<p>$G_w = G_w + Perc;$ $E_{gw} = 0;$ $B_f = G_w / rtbf / rttf;$ $X_{ib} = 0;$ $G_w = G_w - B_f - E_{gw};$</p>

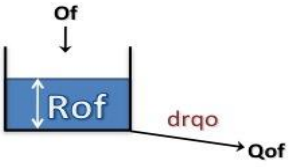
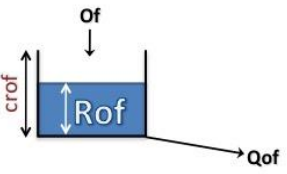
Gw06

P: rtof, rtqi, rtsi
S: Gw
R: Non

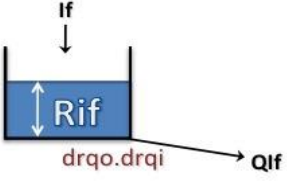
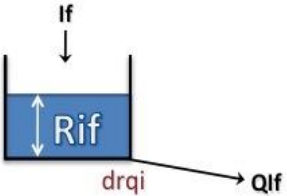


$Gw = Gw + Perc;$
 $Bf = Gw / (rtof * rtqi * (rtsi^2));$
 $Gw = Gw - Bf;$
 $Egw = \min(E, Gw);$
 $Gw = Gw - Egw;$
 $Xib = 0;$

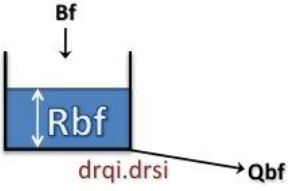
4. Routage d'écoulement de surface

<p>Rof00 P: Non S: Non R: Non</p>		$Q_{of} = Of + X_{oi};$
<p>Rof01 P: drqo S: Rof R: Non</p>		$R_{of} = R_{of} + Of + X_{oi};$ $Q_{of} = R_{of} / drqo;$ $R_{of} = R_{of} - Q_{of};$
<p>Rof02 P: crof S: Rof R: Non</p>		$R_{of} = R_{of} + Of + X_{oi};$ $Q_{of} = (R_{of}^2) / (R_{of} + crof);$ $R_{of} = R_{of} - Q_{of};$

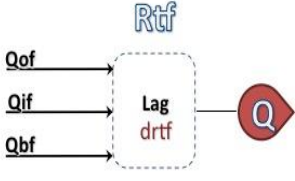
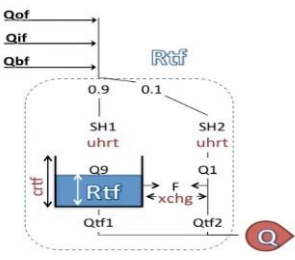
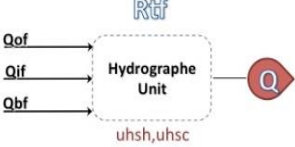
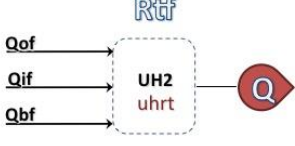
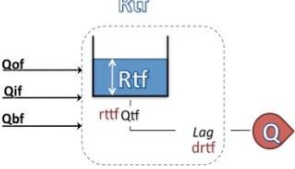
5. Routage d'écoulement hypodermique

<p>Rif00 P: Non S: Non R: Non</p>		$Q_{if} = I_f + X_{io} + X_{ib};$
<p>Rif01 P: dr_{qi}, dr_{qo} S: R_{if} R: Non</p>		$R_{if} = R_{if} + I_f + X_{io} + X_{ib};$ $Q_{if} = R_{if} / (dr_{qi} \cdot dr_{qo});$ $R_{if} = R_{if} - Q_{if};$
<p>Rif02 P: dr_{qi} S: R_{if} R: Non</p>		$R_{if} = R_{if} + I_f + X_{io} + X_{ib};$ $Q_{if} = R_{if} / dr_{qi};$ $R_{if} = R_{if} - Q_{if};$

6. Routage d'écoulement de base

<p>Rbf00 P: Non S: Non R: Non</p>		$Q_{bf} = B_f + X_{bi}$;
<p>Rbf01 P: dr_{qi}, dr_{si} S: R_{bf} R: Non</p>		$R_{bf} = R_{bf} + B_f + X_{bi}$; $Q_{bf} = R_{bf} / (dr_{qi} \cdot dr_{si})$; $R_{bf} = R_{bf} - Q_{bf}$;

7. Routage d'écoulement total

<p>Rtf00 P: Non S: Non R: Non</p>		$Q_{sim} = Q_{of} + Q_{if} + Q_{bf};$
<p>Rtf01 P: drtf S: Rtf, DI R: [Param.DI,Param.Rtf] = delayRtf(Param.drtf);</p>		$Rtf = [Rtf(2:end);0] + DI * (Q_{of} + Q_{if} + Q_{bf});$ $Q_{sim} = \max([0;Rtf(1)]);$
<p>Rtf02 P: crtff, xchg, uhrt S: Rtf, Uh1, H1, Uh2, H2 R: [Param.Uh1,Param.H1]]=uh1Rtf(Param.uhrt); [Param.Uh2,Param.H2]]=uh2Rtf(Param.uhrt);</p>		$H1 = [H1(2:end);0] + Uh1 * (Q_{of} + Q_{if} + Q_{bf}) * 0.9;$ $H2 = [H2(2:end);0] + Uh2 * (Q_{of} + Q_{if} + Q_{bf}) * (1 - 0.9);$ $\%F = xchg * (Rtf/crtff)^{3.5}; \% \text{ formulation GR4J}$ $F = xchg * (Rtf/crtff)^{3.5}; \% \text{ formulation GR4H HOOPLA}$ (changed from Mathevet (2005)) $Rtf = \max([0.001 * crtff; Rtf + H1(1) + F]);$ $Q_{s1} = Rtf * (1 - (1 + (Rtf/crtff)^4)^{-0.25});$ $Rtf = Rtf - Q_{s1};$ $Q_{s2} = \max([0; H2(1) + F]);$ $Q_{sim} = Q_{s1} + Q_{s2};$
<p>Rtf03 P: uhsh, uhsc S: Rtf, Uh3 R: [Param.Uh3,Param.Rtf]]=uh3Rtf(Param.uhsh,Param.uhsc);</p>		$Rtf = [Rtf(2:end);0] + Uh3 * (Q_{of} + Q_{if} + Q_{bf});$ $Q_{sim} = \max([0;Rtf(1)]);$
<p>Rtf04 P: uhrt S: Rtf, Uh2 R: [Param.Uh2,Param.Rtf]]=uh2Rtf(Param.uhrt);</p>		$Rtf = [Rtf(2:end);0] + Uh2 * (Q_{of} + Q_{if} + Q_{bf});$ $Q_{sim} = \max([0;Rtf(1)]);$
<p>Rtf05 P: rttf, drtf S: RtfA, RtfB, DI R: [Param.DI,Param.RtfB]]=delayRtf(Param.drtf);</p>		$RtfA = RtfA + Q_{of} + Q_{if} + Q_{bf};$ $Q_{tfA} = RtfA / rttf;$ $RtfA = RtfA - Q_{tfA};$ $RtfB = [RtfB(2:end);0] + DI * (Q_{tfA});$ $Q_{sim} = \max([0;RtfB(1)]);$

Annexe F: Paramètres des modèles

Nom	Bornes	Description et unité
clos	1-10	Deep percolation losses coefficient (-)
cmgw	30-350	Maximum capacity storage of Gw – SACR type double res. (mm)
cmsf	0-500	Maximum capacity storage of Sf (mm)
cmso	0-2000	Maximum capacity storage of So (mm)
cpet	0-1	Potential evapotranspiration correction coefficient (-)
cpit	0-50	Interception capacity (mm)
cprc	0-1	Percolation coefficient (mm)
cprp	0.7-1.3	Precipitation adjustment coefficient (-)
crof	0-500	Capacity of quadratic storage Rof (mm)
crtf	0-300	One-day-ahead maximum capacity of the routing store (mm)
csgw	0-1	Flow separation coefficient for double Gw reservoir–SACR type(-)
csib	0-1	Flow separation coefficient for interflow/baseflow (-)
csio	0-1	Flow separation coefficient for infiltration/overland flow (-)
csoi	0-1	Flow separation coefficient for overland flow/interflow (-)
cspr	0-1	Split coefficient for precipitation (Me+Ts) (-)
Ctg	0.05-0.95	Thermal state coefficient of the snowpack (-)
ctm	0-5	Transpiration adjustment coefficient ()
drqi	1-500	Response decay time for Rif (days)
drqo	1-250	Response decay time for Rof (days)
drsi	1-1000	Slow decay time for Rif (days)
drtf	0.1-10	Delay for Rtf (days)
epet	1-500	Exponential evapotranspiration production parameter (mm)
ersp	0-1000	Exponential rain split parameter (mm)
esvh	0-5	Exponential spatial variability of humidity capacity parameter (-)
Kf	0-20	Melting rate (mm/°C)
mrin	0-1000	Maximum infiltration rate (mm)
rtbf	1-3000	Baseflow residence time (days)
rtif	1-500	Interflow residence time (days)
rtof	1-300	Overland flow residence time (days)
rtpc	1-500	Percolation residence time (days)
rtqi	1-300	Quick interflow residence time (days)
rtsi	1-1000	Slow interflow residence time (days)
rttf	1-500	Total flow residence time (days)
trif	0-500	Interflow draining threshold (mm)
trof	0-500	Overland flow threshold (mm)
trpc	0-500	Percolation draining threshold (mm)
uhrt	0.5-10	Time base of GR4J type unit hydrograph UH1 (days)
uhsc	1-20	Scale parameter of MOHYSE type unit hydrograph UH4 (-)
uhsh	1-10	Shape parameter of MOHYSE type unit hydrograph UH4 (-)
xchg	-5-3	Groundwater exchange coefficient (mm)

Annexe G: Partage des paramètres des modèles

Param	Total	HMA	HMB	HMC	HMD	HME	HMF	HMG	HMH	HMI	HMJ	HMK	HML
clos	1	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-
cmgw	1	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-
cmsf	4	-	-	✓	-	✓	-	✓	-	-	-	-	✓
cmso	9	✓	✓	-	✓	✓	-	✓	✓	✓	-	✓	✓
cpet	2	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
cpit	1	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-
cprc	1	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-
cprp	1	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-
crof	1	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-
crtf	1	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-
csgw	1	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-
csib	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓
csio	1	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-
csoi	1	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
cspr	1	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ctg	0-12	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛
ctrn	1	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-
drqi	3	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓
drqo	2	✓	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-
drsi	2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	✓
drtf	9	✓	✓	✓	-	✓	-	-	✓	✓	✓	✓	✓
epet	1	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
ersp	1	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
esvh	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓
Kf	0-12	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛	⊛
mrin	2	-	-	-	-	-	✓	-	-	✓	-	-	-
rtbf	7	-	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	-	-	-
rtif	5	-	-	✓	-	-	✓	-	✓	-	-	-	✓
rtof	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
rtpc	8	-	✓	✓	-	✓	✓	✓	✓	✓	-	✓	-
rtqi	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
rtsi	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
rttf	1	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-	-
trif	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
trof	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-	-
trpc	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	✓	-
uhrt	2	-	-	-	✓	-	-	✓	-	-	-	-	-
uhsc	1	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-
uhsh	1	-	-	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-
xchg	1	-	-	-	✓	-	-	-	-	-	-	-	-

⊛ Paramètres de module de neige

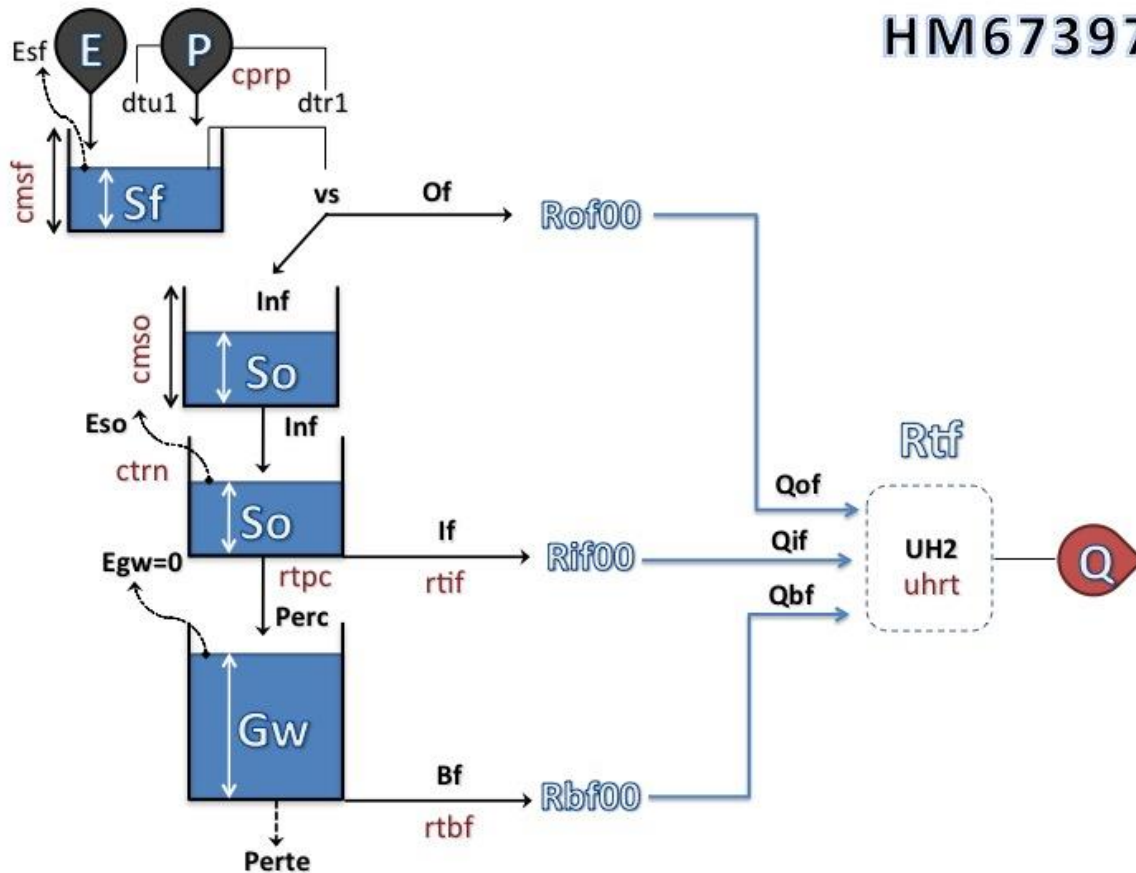
Annexe H : Complexité structurelle des composantes fonctionnelles des 80 modèles présélectionnés

Modèles	Paramètres	États	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf
HM18911	9	7	2	2	0	0	0	1	4
HM23509	9	5	2	8	0	2	0	0	0
HM23905	13	7	2	8	4	1	0	0	0
HM26489	10	7	2	12	0	0	2	0	4
HM29597	7	7	3	4	1	0	0	0	4
HM35573	10	7	3	12	0	1	0	0	4
HM46889	9	7	5	3	0	0	1	0	4
HM47281	10	7	5	3	3	2	1	0	0
HM48421	7	5	5	5	0	1	0	0	0
HM56727	8	9	6	4	0	0	2	0	2
HM56883	9	10	6	4	1	2	0	0	2
HM58069	8	5	6	5	5	2	0	0	0
HM58681	11	6	6	6	4	1	0	0	0
HM58688	14	9	6	6	4	1	0	1	1
HM58718	12	8	6	6	4	2	0	0	1
HM58723	13	7	6	6	4	2	0	1	0
HM58957	11	6	6	6	6	2	2	0	0
HM59727	10	8	6	8	0	0	0	0	2
HM60557	8	6	6	9	0	2	0	0	4
HM60663	11	10	6	9	1	2	0	0	2
HM60699	10	9	6	9	2	0	0	0	2
HM60785	11	8	6	9	2	2	1	0	4
HM60878	9	7	6	9	3	2	0	0	1
HM61274	9	7	6	10	0	1	0	0	1
HM61309	8	5	6	10	0	2	0	0	0
HM61393	10	7	6	10	1	1	1	0	0
HM61671	14	11	6	10	4	0	0	0	2
HM62035	10	5	6	11	0	1	0	1	0
HM62057	10	7	6	11	0	1	2	0	4
HM62072	11	7	6	11	0	2	0	1	1
HM62077	10	5	6	11	0	2	1	0	0
HM62095	10	6	6	11	0	2	2	1	0
HM63578	8	7	7	1	0	2	0	0	1
HM65545	13	8	7	3	4	2	2	0	0
HM65660	13	10	7	3	5	2	2	1	1
HM65762	13	9	7	3	6	2	2	0	1

HM65863	9	7	7	4	0	2	1	1	0
HM65975	11	10	7	4	1	2	1	1	4
HM66188	11	10	7	4	3	2	1	1	1
HM66278	11	9	7	4	4	2	0	0	1
HM66305	12	10	7	4	4	2	2	0	4
HM66397	10	7	7	4	5	2	1	0	0
HM66533	7	6	7	5	0	0	0	0	4
HM66566	8	7	7	5	0	1	0	0	1
HM66601	7	5	7	5	0	2	0	0	0
HM66605	8	7	7	5	0	2	0	0	4
HM67286	9	6	7	6	0	0	0	0	1
HM67313	10	7	7	6	0	0	2	0	4
HM67333	10	6	7	6	0	1	1	0	0
HM67363	11	6	7	6	0	2	0	1	0
HM67381	10	6	7	6	0	2	2	0	0
HM67397	10	7	7	6	1	0	0	0	4
HM67435	12	7	7	6	1	1	0	1	0
HM67526	11	8	7	6	2	0	2	0	1
HM67789	13	7	7	6	4	2	0	0	0
HM69410	12	8	7	8	5	2	0	0	1
HM69415	13	7	7	8	5	2	0	1	0
HM69746	12	9	7	9	1	2	1	0	1
HM70388	13	9	7	10	0	2	0	1	1
HM70490	12	9	7	10	1	2	0	0	1
HM70823	17	11	7	10	4	2	0	1	4
HM71030	11	9	7	10	6	2	0	0	1
HM71057	12	10	7	10	6	2	2	0	4
HM71168	12	9	7	11	0	2	2	1	1
HM74847	6	9	8	4	0	0	0	0	2
HM83991	9	9	9	4	0	2	0	0	2
HM92995	9	5	10	4	0	0	0	1	0
HM93529	9	5	10	4	5	0	0	0	0
HM93602	11	8	10	4	5	2	0	0	1
HM93745	8	4	10	5	0	0	0	0	0
HM96350	14	8	10	8	3	0	1	0	1
HM100658	7	7	11	2	1	0	0	0	1
HM100873	6	5	11	2	3	0	0	0	0
HM101093	8	7	11	2	5	0	0	0	4
HM108185	9	7	11	12	0	2	0	0	4
HM108206	10	8	11	12	0	2	2	0	1
HM108215	11	9	11	12	0	2	2	1	4
HM108639	16	13	11	12	4	2	2	0	2

Annexe I: Détails structuraux des 4 nouveaux modèles

HM67397



Parameters

- cmsf*: Maximum capacity storage of Sf (mm)
- cmso*: Maximum capacity storage of So (mm)
- cprp*: Precipitation adjustment coefficient (-)
- ctrn*: Transpiration adjustment coefficient ()
- rtbf*: Baseflow residence time (days)
- rtif*: Interflow residence time (days)
- rtpc*: Percolation residence time (days)
- uhrt*: Time base of GR4J type unit hydrograph UH1 (days)

States

- Gw: Grounwater
- Rtf: Total flow routing
- Sf: Surface processes
- So: Soil moisture accounting
- Uh2: Unit hydrograph 2

```

function [Qsim,states] =
HM67397(t,param,states,Date,Pt,E,T,Tmax,Tmin,Zz,ZmedBV,Beta,gradT,QNBV,Vmin
)
%% Information
% HM67397 (10p,7s) : Ps02 | G02 | Sf07 | So06 | Gw01 | Rof00 | Rif00 |
Rbf00 | Rtf04

%% Initialisation
if t == 1
states.G = zeros(1,5);
states.Gw = 0;
states.Rtf = 0;
states.Sf = 0;
states.So = 0;
states.Uh2 = 0;
states.eTg = zeros(1,5);
[states.Uh2,states.Rtf] = uh2Rtf(param.uhrt);
end

%% Get parameters
cmsf = param.cmsf;
cmso = param.cmso;
cprp = param.cprp;
ctg = param.ctg;
ctrn = param.ctrn;
kf = param.kf;
rtbf = param.rtbf;
rtif = param.rtif;
rtpc = param.rtpc;
uhrt = param.uhrt;

%% Get states
G = states.G;
Gw = states.Gw;
Rtf = states.Rtf;
Sf = states.Sf;
So = states.So;
Uh2 = states.Uh2;
eTg = states.eTg;

%% Snow module
% Snow/Rain split (Ps)
nbzalt = 5;
[JJ] = JJdate (Date(1),Date(2),Date(3));
islyear = ~mod(Date(1), 4) & (mod(Date(1), 100) | ~mod(Date(1), 400));
if islyear == 1
    if JJ(1) > 59
        JJ(1)=JJ(1)-1;
    end
end
ind = JJ(1);
theta = gradT(ind);
Tz = T + theta*(Zz - ZmedBV)./100;
Tzmax = Tmax+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Tzmin = Tmin+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Pdis = Pt/nbzalt;
modc = exp(Beta*(Zz-ZmedBV));
c = sum(modc)/nbzalt;
Pz = (1/c)*Pdis(1)*exp(Beta*(Zz-ZmedBV));
Fracneige = zeros(1,nbzalt);
for z = 1 : nbzalt

```

```

if Zz(z) < 1500
    if Tzmax(z) <= 0
        Fracneige(z) = 1;
    elseif Tzmin(z) >= 0
        Fracneige(z) = 0;
    else
        Fracneige(z) = 1-(Tzmax(z)/(Tzmax(z)-Tzmin(z)));
    end
else
    if Tz(z) > 3
        Fracneige(z) = 0;
    elseif Tz(z) < -1
        Fracneige(z) = 1;
    else
        Fracneige(z) = 1-((Tz(z)-(-1))/(3-(-1)));
    end
end
end
Fracneige = min(Fracneige,1);
Fracneige = max(Fracneige,0);
Pg = Pz .* Fracneige;
Pl = Pz - Pg;
% Snow accumulation and melt (G)
Tf = 0;
G = G + Pg;
eTg = ctg*eTg+(1-ctg)*Tz;
eTg = min(0,eTg);
fTg = (eTg >= Tf);
Fpot = (Tz > 0) .* (min(G,kf*(Tz-Tf).*fTg));
Gseuil = QNBV*0.9;
fnts = min(G/Gseuil,1);
melt = Fpot .* ((1-Vmin)*fnts+Vmin);
G = G - melt;
Me = sum(melt);
Pl = sum(Pl);

%% Production part
% Surface processes (Sf)
P = (Me+Pl)*cprp;
dtr1 = P*(Sf/cmsf);
dtul = P-dtr1;
vs = dtr1+max(0,Sf-cmsf);
Sf = min(Sf+dtul,cmsf);
Esf = min([Sf,cmsf,(E*Sf)/cmsf]);
Sf = Sf-Esf;
Inf = min(cmsf-So,vs*(1-(So/cmsf)));
Of = vs-Inf;
Xio = 0;
E = E-Esf;
% Soil moisture accounting (So)
Eso = E;
If = So/rtif;
Perc = So/rtpc;
Xoi = 0;
Xbi = 0;
Tr = min(ctrn*So,Eso);
So = max(0,So+Inf-Tr-Perc-If);
E = E-Eso;
% Groundwater (Gw)
Gw = Gw+Perc;
Egw = 0;

```

```

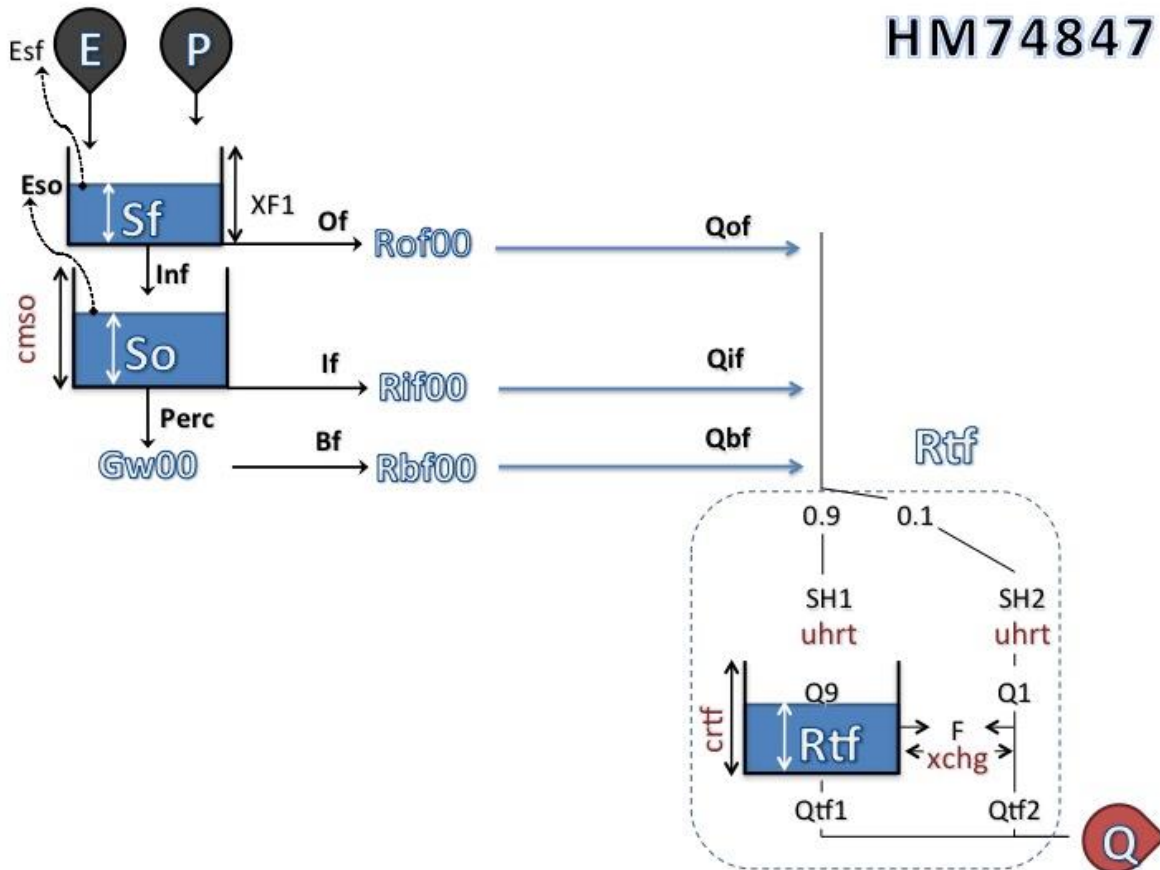
Bf = Gw/rtbfb;
Xib = 0;
Gw = Gw-Bf-Egw;

%% Routing part
% Overland flow routing (Rof)
Qof = Of+Xoi;
% Interflow routing (Rif)
Qif = If+Xio+Xib;
% Baseflow routing (Rbf)
Qbf = Bf+Xbi;
% Total flow routing (Rtf)
Rtf = [Rtf(2:end);0]+Uh2*(Qof+Qif+Qbf);
Qsim = max([0;Rtf(1)]);

%% Save states
states.G = G;
states.Gw = Gw;
states.Rtf = Rtf;
states.Sf = Sf;
states.So = So;
states.Uh2 = Uh2;
states.eTg = eTg;

%% End

```



Parameters

- cmso: Maximum capacity storage of S_o (mm)
- crtf: One-day-ahead maximum capacity of the routing store (mm)
- uhrt: Time base of GR4J type unit hydrograph UH1 (days)
- xchg: Percolation draining threshold (mm)

States

- H1
- H2
- Rtf: Total flow routing
- Sf: Surface processes
- So: Soil moisture accounting
- Uh1: Unit hydrograph 1
- Uh2: Unit hydrograph 2

```

function [Qsim,states] =
HM74847(t,param,states,Date,Pt,E,T,Tmax,Tmin,Zz,ZmedBV,Beta,gradT,QNBV,Vmin
)
%% Information
% HM74847 (6p,9s) : Ps02 | G02 | Sf08 | So04 | Gw00 | Rof00 | Rif00 |
Rbf00 | Rtf02

%% Initialisation
if t == 1
states.G = zeros(1,5);
states.H1 = 0;
states.H2 = 0;
states.Rtf = 0;
states.Sf = 0;
states.So = 0;
states.Uh1 = 0;
states.Uh2 = 0;
states.eTg = zeros(1,5);
[states.Uh1,states.H1] = uh1Rtf(param.uhrt);
[states.Uh2,states.H2] = uh2Rtf(param.uhrt);
end

%% Get parameters
cmso = param.cmso;
crtf = param.crtf;
ctg = param.ctg;
kf = param.kf;
uhrt = param.uhrt;
xchg = param.xchg;

%% Get states
G = states.G;
H1 = states.H1;
H2 = states.H2;
Rtf = states.Rtf;
Sf = states.Sf;
So = states.So;
Uh1 = states.Uh1;
Uh2 = states.Uh2;
eTg = states.eTg;

%% Snow module
% Snow/Rain split (Ps)
nbzalt = 5;
[JJ] = JJdate (Date(1),Date(2),Date(3));
islyear = ~mod(Date(1), 4) & (mod(Date(1), 100) | ~mod(Date(1), 400));
if islyear == 1
    if JJ(1) > 59
        JJ(1)=JJ(1)-1;
    end
end
ind = JJ(1);
theta = gradT(ind);
Tz = T + theta*(Zz - ZmedBV)./100;
Tzmax = Tmax+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Tzmin = Tmin+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Pdis = Pt/nbzalt;
modc = exp(Beta*(Zz-ZmedBV));
c = sum(modc)/nbzalt;
Pz = (1/c)*Pdis(1)*exp(Beta*(Zz-ZmedBV));
Fracneige = zeros(1,nbzalt);

```

```

for z = 1 : nbzalt
  if Zz(z) < 1500
    if Tzmax(z) <= 0
      Fracneige(z) = 1;
    elseif Tzmin(z) >= 0
      Fracneige(z) = 0;
    else
      Fracneige(z) = 1-(Tzmax(z)/(Tzmax(z)-Tzmin(z)));
    end
  else
    if Tz(z) > 3
      Fracneige(z) = 0;
    elseif Tz(z) < -1
      Fracneige(z) = 1;
    else
      Fracneige(z) = 1-((Tz(z)-(-1))/(3-(-1)));
    end
  end
end
Fracneige = min(Fracneige,1);
Fracneige = max(Fracneige,0);
Pg = Pz .* Fracneige;
Pl = Pz - Pg;
% Snow accumulation and melt (G)
Tf = 0;
G = G + Pg;
eTg = ctg*eTg+(1-ctg)*Tz;
eTg = min(0,eTg);
fTg = (eTg >= Tf);
Fpot = (Tz > 0) .* (min(G,kf*(Tz-Tf).*fTg));
Gseuil = QNBV*0.9;
fnts = min(G/Gseuil,1);
melt = Fpot .* ((1-Vmin)*fnts+Vmin);
G = G - melt;
Me = sum(melt);
Pl = sum(Pl);

%% Production part
% Surface processes (Sf)
Sf = Sf+Me+Pl;
Esf = min(E,Sf);
Sf = Sf-Esf;
Of = 0;
Inf = max(0,Sf-3);
Xio = 0;
Sf = Sf-Of-Inf;
E = E-Esf;
% Soil moisture accounting (So)
if Inf > 0
  tilap1 = So/cmso;
  tilap2 = tanh(Inf/cmso);
  Fs = (cmso*(1-tilap1.^2).*tilap2)/(1+tilap1*tilap2);
  Eso = 0;
else
  tilap1 = So/cmso;
  tilap2 = tanh(E/cmso);
  Eso = (So*(2-tilap1)*tilap2)/(1+(1-tilap1)*tilap2);
  Fs = 0 ;
end
So = So-Eso+Fs;
if cmso/So > 0.001

```

```

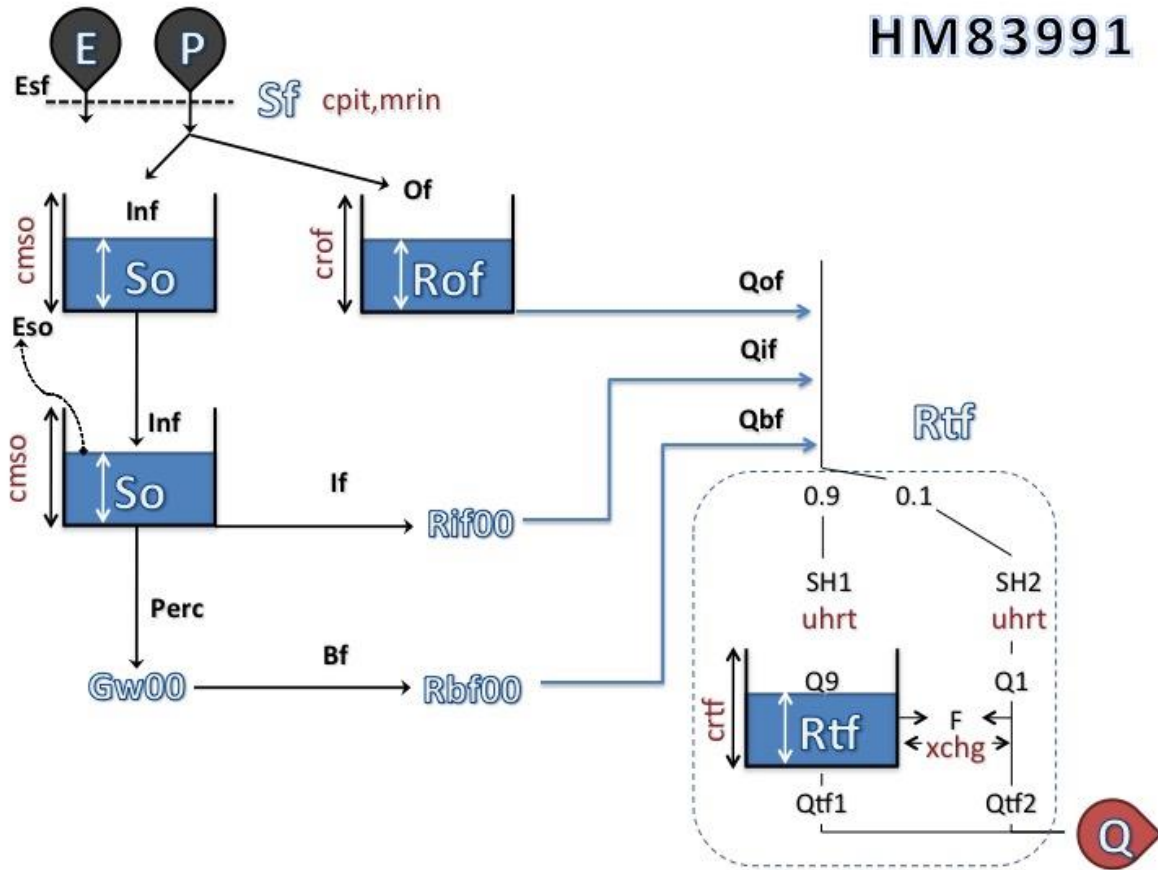
        Perc = So*(1-(1+(4*So/9/cmso).^4).^-0.25);
        So = So - Perc;
else
    Perc = 0;
end
If = Inf-Fs;
Xoi = 0;
Xbi = 0;
E = E-Eso;
% Groundwater (Gw)
Egw = 0;
Bf = Perc;
Xib = 0;

%% Routing part
% Overland flow routing (Rof)
Qof = Of+Xoi;
% Interflow routing (Rif)
Qif = If+Xio+Xib;
% Baseflow routing (Rbf)
Qbf = Bf+Xbi;
% Total flow routing (Rtf)
H1 = [H1(2:end);0]+Uh1*(Qof+Qif+Qbf)*0.9;
H2 = [H2(2:end);0]+Uh2*(Qof+Qif+Qbf)*(1-0.9);
F = xchg*(Rtf/crtf)^3.5;
Rtf = max([0.001*crtf;Rtf+H1(1)+F]);
Qs1 = Rtf*(1-(1+(Rtf/crtf).^4).^-0.25);
Rtf = Rtf-Qs1;
Qs2 = max([0;H2(1)+F]);
Qsim = Qs1 + Qs2;

%% Save states
states.G = G;
states.H1 = H1;
states.H2 = H2;
states.Rtf = Rtf;
states.Sf = Sf;
states.So = So;
states.Uh1 = Uh1;
states.Uh2 = Uh2;
states.eTg = eTg;

%% End

```

Parameters

- cmso: Maximum capacity storage of So (mm)
- cpit: Interception capacity (mm)
- crof: Capacity of quadratic storage Rof (mm)
- crtf: One-day-ahead maximum capacity of the routing store (mm)
- mrin: Maximum infiltration rate (mm)
- uhrt: Time base of GR4J type unit hydrograph UH1 (days)
- xchg: Percolation draining threshold (mm)

States

- H1
- H2
- Rof: Overland flow routing
- Rtf: Total flow routing
- So: Soil moisture accounting
- Uh1: Unit hydrograph 1
- Uh2: Unit hydrograph 2

```

function [Qsim,states] =
HM83991(t,param,states,Date,Pt,E,T,Tmax,Tmin,Zz,ZmedBV,Beta,gradT,QNBV,Vmin
)
%% Information
% HM83991 (9p,9s) : Ps02 | G02 | Sf09 | So04 | Gw00 | Rof02 | Rif00 |
Rbf00 | Rtf02

%% Initialisation
if t == 1
states.G = zeros(1,5);
states.H1 = 0;
states.H2 = 0;
states.Rof = 0;
states.Rtf = 0;
states.So = 0;
states.Uh1 = 0;
states.Uh2 = 0;
states.eTg = zeros(1,5);
[states.Uh1,states.H1] = uh1Rtf(param.uhrt);
[states.Uh2,states.H2] = uh2Rtf(param.uhrt);
end

%% Get parameters
cmso = param.cmso;
cpit = param.cpit;
crof = param.crof;
crtf = param.crtf;
ctg = param.ctg;
kf = param.kf;
mrin = param.mrin;
uhrt = param.uhrt;
xchg = param.xchg;

%% Get states
G = states.G;
H1 = states.H1;
H2 = states.H2;
Rof = states.Rof;
Rtf = states.Rtf;
So = states.So;
Uh1 = states.Uh1;
Uh2 = states.Uh2;
eTg = states.eTg;

%% Snow module
% Snow/Rain split (Ps)
nbzalt = 5;
[JJ] = JJdate (Date(1),Date(2),Date(3));
islyear = ~mod(Date(1), 4) & (mod(Date(1), 100) | ~mod(Date(1), 400));
if islyear == 1
    if JJ(1) > 59
        JJ(1)=JJ(1)-1;
    end
end
ind = JJ(1);
theta = gradT(ind);
Tz = T + theta*(Zz - ZmedBV)./100;
Tzmax = Tmax+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Tzmin = Tmin+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Pdis = Pt/nbzalt;
modc = exp(Beta*(Zz-ZmedBV));

```

```

c = sum(modc)/nbzalt;
Pz = (1/c)*Pdis(1)*exp(Beta*(Zz-ZmedBV));
Fracneige = zeros(1,nbzalt);
for z = 1 : nbzalt
    if Zz(z) < 1500
        if Tzmax(z) <= 0
            Fracneige(z) = 1;
        elseif Tzmin(z) >= 0
            Fracneige(z) = 0;
        else
            Fracneige(z) = 1-(Tzmax(z)/(Tzmax(z)-Tzmin(z)));
        end
    else
        if Tz(z) > 3
            Fracneige(z) = 0;
        elseif Tz(z) < -1
            Fracneige(z) = 1;
        else
            Fracneige(z) = 1-((Tz(z)-(-1))/(3-(-1)));
        end
    end
end
Fracneige = min(Fracneige,1);
Fracneige = max(Fracneige,0);
Pg = Pz .* Fracneige;
Pl = Pz - Pg;
% Snow accumulation and melt (G)
Tf = 0;
G = G + Pg;
eTg = ctg*eTg+(1-ctg)*Tz;
eTg = min(0,eTg);
fTg = (eTg >= Tf);
Fpot = (Tz > 0) .* (min(G,kf*(Tz-Tf).*fTg));
Gseuil = QNBV*0.9;
fnts = min(G/Gseuil,1);
melt = Fpot .* ((1-Vmin)*fnts+Vmin);
G = G - melt;
Me = sum(melt);
Pl = sum(Pl);

%% Production part
% Surface processes (Sf)
Cap = min(cpit,E);
Cap = min((Me+Pl),Cap);
if (Me+Pl) > Cap;
    Exc = (Me+Pl)-Cap;
    Esf = Cap;
else
    Exc = 0;
    Esf = (Me+Pl);
end
Rinf = mrin*exp(-2*So/cmso);
if Exc > Rinf
    Of = Exc-Rinf;
    Inf = Rinf;
else
    Of = 0;
    Inf = Exc;
end
Xio = 0;
E = E-Esf;

```

```

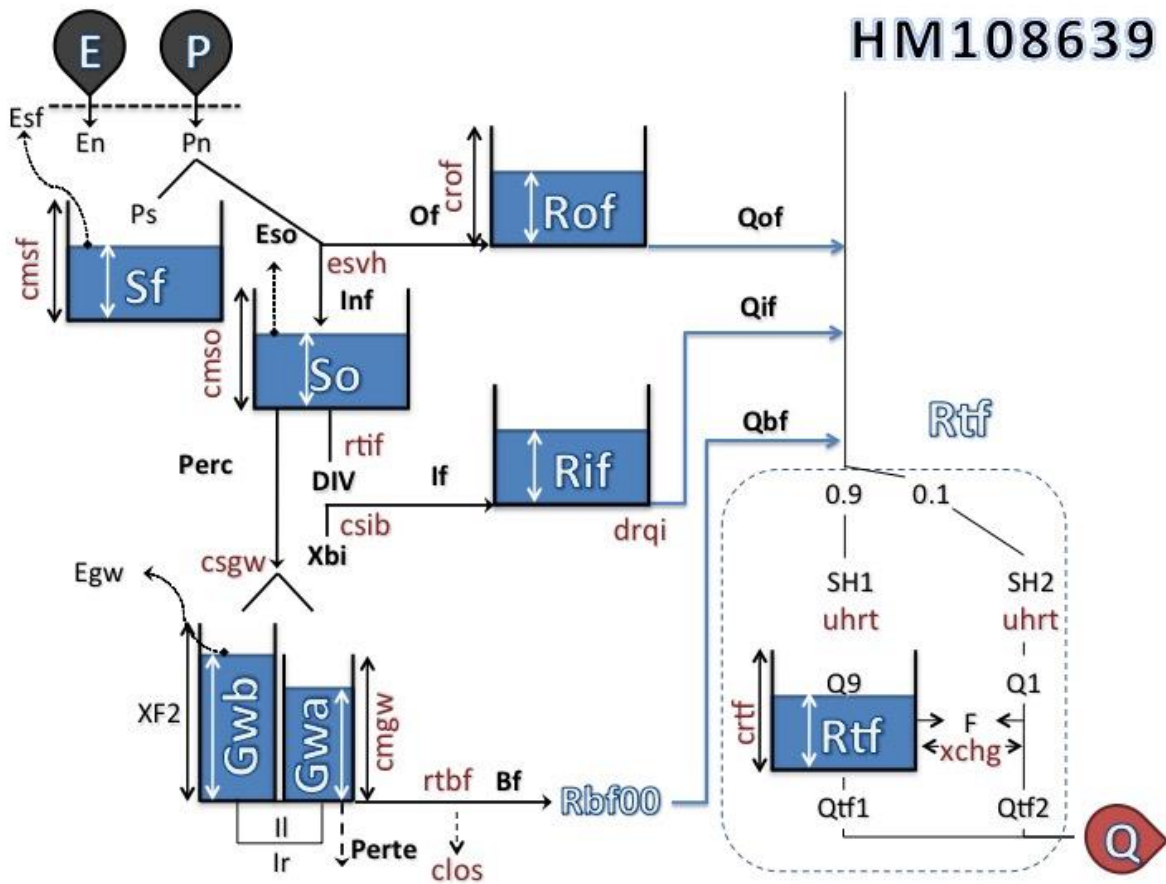
% Soil moisture accounting (So)
if Inf > 0
    tilap1 = So/cmso;
    tilap2 = tanh(Inf/cmso);
    Fs = (cmso*(1-tilap1.^2)*tilap2)/(1+tilap1*tilap2);
    Eso = 0;
else
    tilap1 = So/cmso;
    tilap2 = tanh(E/cmso);
    Eso = (So*(2-tilap1)*tilap2)/(1+(1-tilap1)*tilap2);
    Fs = 0 ;
end
So = So-Eso+Fs;
if cmso/So > 0.001
    Perc = So*(1-(1+(4*So/9/cmso).^4).^(-0.25));
    So = So - Perc;
else
    Perc = 0;
end
If = Inf-Fs;
Xoi = 0;
Xbi = 0;
E = E-Eso;
% Groundwater (Gw)
Egw = 0;
Bf = Perc;
Xib = 0;

%% Routing part
% Overland flow routing (Rof)
Rof = Rof+Of+Xoi;
Qof = (Rof^2)/(Rof+crof);
Rof = Rof-Qof;
% Interflow routing (Rif)
Qif = If+Xio+Xib;
% Baseflow routing (Rbf)
Qbf = Bf+Xbi;
% Total flow routing (Rtf)
H1 = [H1(2:end);0]+Uh1*(Qof+Qif+Qbf)*0.9;
H2 = [H2(2:end);0]+Uh2*(Qof+Qif+Qbf)*(1-0.9);
F = xchg*(Rtf/crtf)^3.5;
Rtf = max([0.001*crtf;Rtf+H1(1)+F]);
Qs1 = Rtf*(1-(1+(Rtf/crtf).^4).^(-0.25));
Rtf = Rtf-Qs1;
Qs2 = max([0;H2(1)+F]);
Qsim = Qs1 + Qs2;

%% Save states
states.G = G;
states.H1 = H1;
states.H2 = H2;
states.Rof = Rof;
states.Rtf = Rtf;
states.So = So;
states.Uh1 = Uh1;
states.Uh2 = Uh2;
states.eTg = eTg;

%% End

```



Parameters

- Clos: Deep percolation losses coefficient (-)
- Cmgw: Maximum capacity storage of Gw – SACR type double res. (mm)
- cmsf: Maximum capacity storage of Sf (mm)
- cmso: Maximum capacity storage of So (mm)
- crof: Capacity of quadratic storage Rof (mm)
- crtf: One-day-ahead maximum capacity of the routing store (mm)
- csgw: Flow separation coefficient for double Gw reservoir–SACR type(-)
- csib: Flow separation coefficient for interflow/baseflow (-)
- drqi: Response decay time for Rif (days)
- esvh: Exponential spatial variability of humidity capacity parameter (-)
- rtbf: Baseflow residence time (days)
- rtif: Interflow residence time (days)
- uhr1: Time base of GR4J type unit hydrograph UH1 (days)
- xchg: Percolation draining threshold (mm)

States

- GwA: Groundwater A
- GwB: Groundwater B
- H1
- H2
- Rif: Interflow routing
- Rof: Overland flow routing

Rtf: Total flow routing
Sf: Surface processes
So: Soil moisture accounting
Uh1: Unit hydrograph 1
Uh2: Unit hydrograph 2

```

function [Qsim,states] =
HM108639(t,param,states,Date,Pt,E,T,Tmax,Tmin,Zz,ZmedBV,Beta,gradT,QNBV,Vmi
n)
%% Information
% HM108639 (16p,13s) : Ps02 | G02 | Sf11 | So12 | Gw04 | Rof02 | Rif02 |
Rbf00 | Rtf02

%% Initialisation
if t == 1
states.G = zeros(1,5);
states.GwA = 0;
states.GwB = 0;
states.H1 = 0;
states.H2 = 0;
states.Rif = 0;
states.Rof = 0;
states.Rtf = 0;
states.Sf = 0;
states.So = 0;
states.Uh1 = 0;
states.Uh2 = 0;
states.eTg = zeros(1,5);
[states.Uh1,states.H1] = uh1Rtf(param.uhrt);
[states.Uh2,states.H2] = uh2Rtf(param.uhrt);
end

%% Get parameters
clos = param.clos;
cmgw = param.cmgw;
cmsf = param.cmsf;
cmso = param.cmso;
crof = param.crof;
crtf = param.crtf;
csgw = param.csgw;
csib = param.csib;
ctg = param.ctg;
drqi = param.drqi;
esvh = param.esvh;
kf = param.kf;
rtbf = param.rtbf;
rtif = param.rtif;
uhrt = param.uhrt;
xchg = param.xchg;

%% Get states
G = states.G;
GwA = states.GwA;
GwB = states.GwB;
H1 = states.H1;
H2 = states.H2;
Rif = states.Rif;
Rof = states.Rof;
Rtf = states.Rtf;
Sf = states.Sf;
So = states.So;
Uh1 = states.Uh1;
Uh2 = states.Uh2;
eTg = states.eTg;

%% Snow module
% Snow/Rain split (Ps)

```

```

nbzalt = 5;
[JJ] = JJdate (Date(1),Date(2),Date(3));
islyear = ~mod(Date(1), 4) & (mod(Date(1), 100) | ~mod(Date(1), 400));
if islyear == 1
    if JJ(1) > 59
        JJ(1)=JJ(1)-1;
    end
end
ind = JJ(1);
theta = gradT(ind);
Tz = T + theta*(Zz - ZmedBV)./100;
Tzmax = Tmax+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Tzmin = Tmin+theta*(Zz-ZmedBV)./100;
Pdis = Pt/nbzalt;
modc = exp(Beta*(Zz-ZmedBV));
c = sum(modc)/nbzalt;
Pz = (1/c)*Pdis(1)*exp(Beta*(Zz-ZmedBV));
Fracneige = zeros(1,nbzalt);
for z = 1 : nbzalt
    if Zz(z) < 1500
        if Tzmax(z) <= 0
            Fracneige(z) = 1;
        elseif Tzmin(z) >= 0
            Fracneige(z) = 0;
        else
            Fracneige(z) = 1-(Tzmax(z)/(Tzmax(z)-Tzmin(z)));
        end
    else
        if Tz(z) > 3
            Fracneige(z) = 0;
        elseif Tz(z) < -1
            Fracneige(z) = 1;
        else
            Fracneige(z) = 1-((Tz(z)-(-1))/(3-(-1)));
        end
    end
end
Fracneige = min(Fracneige,1);
Fracneige = max(Fracneige,0);
Pg = Pz .* Fracneige;
Pl = Pz - Pg;
% Snow accumulation and melt (G)
Tf = 0;
G = G + Pg;
eTg = ctg*eTg+(1-ctg)*Tz;
eTg = min(0,eTg);
fTg = (eTg >= Tf);
Fpot = (Tz > 0) .* (min(G,kf*(Tz-Tf).*fTg));
Gseuil = QNBV*0.9;
fnts = min(G/Gseuil,1);
melt = Fpot .* ((1-Vmin)*fnts+Vmin);
G = G - melt;
Me = sum(melt);
Pl = sum(Pl);

%% Production part
% Surface processes (Sf)
Pn = max(0,(Me+Pl)-E);
En = max(0,E-(Me+Pl));
if En> 0
    if Sf/cmsf >= 0.9

```



```

        Esf = min(Sf,En);
    elseif Sf/cmsf < 0.09
        Esf = min(Sf,En*0.1);
    else
        Esf = min(Sf, (En*Sf)/(0.9*cmsf));
    end
    Sf = Sf-Esf;
end
Fs = (( max(0,1-(Sf/cmsf)) )^(1/(1+0.25)) )-(Pn/((1+0.25)*cmsf));
Fs = (max(Fs,0))^(1+0.25);
Ts = max(0,cmsf-Sf-Fs*cmsf);
Sf = max(0,min(cmsf,Sf+Ts));
Inf = max(0,Pn-Ts);
Xio = 0;
Of = 0;
% Soil moisture accounting (So)
Fr = ((max(0,1-(So/cmso)))^(1/(1+esvh))))-(Inf/((1+esvh)*cmso));
Fr = (max(Fr,0))^(1+esvh);
Pr2 = max(0,cmso-So-Fr*cmso);
So = max(0,min(cmso,So+Pr2));
if Inf > 0
    Xoi = max(0,Inf-Pr2);
    If = So/rtif;
else
    Xoi = 0;
    If = 0;
end
So = So-If;
Xbi = If*(1-csib);
If = If-Xbi;
Perc = 0;
Eso = 0;
E = E-Eso;
% Groundwater (Gw)
GwB = GwB+csgw*Perc;
Il = max(0,GwB-30);
GwB = GwB-Il;
GwA = GwA+(1-csgw)*Perc+Il;
Egw = E*(GwB/(3+30));
GwB = GwB-Egw;
Ir = min(30-GwB,max(0,(((GwB+GwA)/(30+cmgw))-(GwB/30))*30));
GwB = GwB+Ir;
GwA = GwA-Ir;
Bf = GwA/rtbf;
GwA = GwA-Bf;
Bf = Bf/clos;
Xib = 0;

%% Routing part
% Overland flow routing (Rof)
Rof = Rof+Of+Xoi;
Qof = (Rof^2)/(Rof+crof);
Rof = Rof-Qof;
% Interflow routing (Rif)
Rif = Rif+If+Xio+Xib;
Qif = Rif/drqi;
Rif = Rif-Qif;
% Baseflow routing (Rbf)
Qbf = Bf+Xbi;
% Total flow routing (Rtf)
H1 = [H1(2:end);0]+Uh1*(Qof+Qif+Qbf)*0.9;

```

```

H2 = [H2(2:end);0]+Uh2*(Qof+Qif+Qbf)*(1-0.9);
F = xchg*(Rtf/crtf)^3.5;
Rtf = max([0.001*crtf;Rtf+H1(1)+F]);
Qs1 = Rtf*(1-(1+(Rtf/crtf).^4).^-0.25);
Rtf = Rtf-Qs1;
Qs2 = max([0;H2(1)+F]);
Qsim = Qs1 + Qs2;

%% Save states
states.G = G;
states.GwA = GwA;
states.GwB = GwB;
states.H1 = H1;
states.H2 = H2;
states.Rif = Rif;
states.Rof = Rof;
states.Rtf = Rtf;
states.Sf = Sf;
states.So = So;
states.Uh1 = Uh1;
states.Uh2 = Uh2;
states.eTg = eTg;

%% End

```

Annexe J: Article en préparation pour publication éventuelle dans la revue Environmental Modelling & Software (Kittavong et al., 2018)

Exploring the individual merit of a grand pool of lumped conceptual hydrologic models

S. Kittavong^{a*}, G.Seiller^b, C.Poncelet^a, F. Anctil^a

^a Université Laval, Département de génie civil et de génie des eaux, 1065, avenue de la Médecine, Québec, Qc, G1V0A6, Canada

^b DHI France, 4 rue EdouardNignon, 44300 Nantes, France

*Corresponding author: sisouvanh.kittavong.1@ulaval.ca

Abstract

Many hydrologic models were developed in the last few decades, none of them systematically outperforming the others. This study aims at proposing a model selection method, from a grand pool of candidates, which accounts for (i) the catchment climatic conditions (arid, temperate, and continental) and (ii) modeling objectives (high, medium and low flows). It is based on 1446 models constructed using the Ensemble multistructure framework and 100 climatically diversified American catchments. The focus of this paper is to value flexible modeling approaches to evaluate the impact of climate on model performance. Based on this analysis, the article proposes four new lumped conceptual hydrologic models tailored for specific climate and flow conditions.

Keywords: lumped conceptual modeling, climate types, empirical multistructure framework, model selection.

1 Introduction

Climate and geology directly influence water resources availability as well as the intensity of flood events. Hydrologic models are tools designed to reproduce the behaviour of flows within catchments, accounting for local climate, geology, and land use. They are simplified (conceptual) representations of the hydrologic processes, expressed in mathematical language, linked together in temporal and spatial sequences corresponding to those observed in nature (Mathevet, 2005). Yet hydrologists have much latitude when transcribing processes into mathematical expressions, leading a large variety of solutions.

Selecting appropriate existing hydrologic models remains a challenge for hydrologists since most models provide unsound results when tested in contrasted climatic conditions (Coron et al., 2011; Coron et al., 2012; Seiller et al., 2012). So is it best to strive for a unique, universal model or to allow some specialization, for instance by constructing hydrologic models for a specific climate or task ? This question remains much open.

Singling out a model from a pool of candidates depends largely on the modeler's objective. A variety of metrics have been proposed and used over the years (ASCE, 1993; Moriasi et al., 2007; Reusser et al., 2009) that influence parameter identification and model behavior (Seiller et al., 2017). It remains that there is no single metric that can evaluate model performance in all instances (Jain and Sudheer, 2008). Nevertheless, the Nash-Sutcliffe efficiency (Nash and Sutcliffe, 1970) has probably received the most attention among them (Gupta and Kling, 2011).

1.1 Flexible approaches

Hydrologic modeling is plagued by many sources of errors that limit its development, such as data uncertainties, parameter estimation uncertainties, and hydrologic model structure uncertainties (Beven and Binley, 1992; Perrin et al., 2003; Butts et al., 2004; Coron et al., 2011; Seiller et al., 2012). All models are simplifications of the actual processes that prevail within each individual catchment (Beven, 2001). Their structure inevitably reflects our knowledge deficit.

In the last two decades, colleagues have opened a new path to hydrologic modeling called "flexible approach". In particular, Leavesley et al. (1996) proposed the Modular Modeling System, which is a tool to create models optimized for a desired application. It offers the possibility to identify, among a library of structures and components, the combination that performs best for a given catchment and modeling objective. The main advantages of this approach are to reduce structural uncertainties and to improve performance. Followers replicated the concept and devised other modular modeling environments. Wagener et al. (2001) proposed the Rainfall-Runoff Modelling Toolbox that allowed users to implement

a hydrologic model from a pool of simple soil moisture accounting and routing modules. Clark et al. (2008) followed up with the Framework for Understanding Structural Errors (FUSE) that aimed a better understanding of the role of hydrologic model components. FUSE favored the exploration of 79 model structures, combining components taken from four existing hydrologic models. They were initially evaluated on two American catchments from the Model Parameter Experiment database (Schaake, 2006). Fenicia et al. (2011) and Kavetski and Fenicia (2011) pursued with yet another flexible framework (SUPERFLEX) based on generic building blocks taken from many existing conceptual models. Reservoirs, junctions, and constitutive functions are combined in order to create new modeling options. For example, Kavetski and Fenicia (2011) compared seven models from the SUPERFLEX framework and the (fixed) GR4H model on four catchments with contrasted characteristics, located in Europe and New Zealand. Results showed that a single fixed structure was unable to accommodate all catchments. This work was extended by Van Esse et al. (2013) who compared twelve SUPERFLEX models and GR4H on 237 French catchments. Results showed that the flexible approach performed better than the fixed one. However, inconsistencies impaired the flexible approach when calibrated on two dissimilar periods. It also performed poorly under flashy conditions.

Seiller et al. (2017) recently proposed the Empirical Multistructure Framework (EMF) for flexible lumped conceptual hydrologic modeling. It allowed exploring up to 108 852 hydrologic models composed of functional components taken from twelve parent models. Their analysis, based on 37 snow-dominated Canadian catchments and 20 climatically diversified American catchments, identified a grand pool of 1446 lumped models potentially interesting for other applications. The EMF is above all an automated alternative to the tedious trial and error procedure intrinsic to top-down model development (Young, 2003; Mathevet, 2005).

Flexible modeling recognizes that there exists no superior model for every application and under all circumstances (Duan et al., 2007). The appropriateness of a model structure depends on the modeler's objectives and the characteristics of hydrologic system under investigation.

1.2 Scope of the paper

This study aims at providing methodologic grounds for selecting a hydrologic model from a grand pool of candidates automatically generated by flexible modeling, with respect to the catchment's climate and modeler's objective. It is based on the 1446 lumped models formulated by Seiller et al. (2017) when exploring EMF potentialities, 100 American catchments spanning three climate types (arid, temperate, and continental), and three efficiency metrics (Nash-Sutcliffe efficiency targeting either high, medium, or low flows). The analysis mainly addresses the following question: What models are the most

appropriate for specific climate type and metric pairs? The structural diversity of the identified models will provide insights on the debate between the quest for a unique, universal model and flexible frameworks favoring case-by-case model development.

Three steps are defined to achieve this objective:

1. Preselection of 80 models, on 100 catchments spanning three climate types, from the available pool of 1446 EMF-calibrated ones;
2. Individual calibration of the 80 selected models from step 2, on the same catchments;
3. Selection of appropriate models for three performance metrics and climate types.

Section 2 presents the material and methods while Section 3 presents and discusses results. Conclusions are gathered in section 4.

2 Material and methods

This section presents the selected catchments, the initial 1446 lumped models available to the study, the performance metrics, and the model selection methodology.

2.1 Studied catchments

This study is based on 100 catchments selected from the Contiguous United States (CONUS) database, available at <http://ral.ucar.edu/projects/hap/flowpredict/subpages/modelvar.php>. The CONUS database gathers physical catchments descriptors (basin size, elevation...) and daily meteorological and streamflow series roughly spanning from 1980 to 2010 for 671 sites. Daily streamflow series contained in the CONUS database are gathered from the USGS National Water Information System server <http://waterdata.usgs.gov/usa/nwis/sw>. Data are collected by automatic recorders and manual field measurements. Meteorological series are provided by the Daymet model (Thornton et al., 2012), a daily meteorological station-based model that values an average number of stations in its interpolation procedure. Daymet calibrates empirical relationships between model inputs (station precipitation and temperature) and elevation. These relationships are applied to a 1 x 1 km digital elevation model to produce gridded meteorological information. In addition, for precipitation, it incorporates a daily precipitation occurrence algorithm to improve the quality of the interpolation. Precipitation and temperature grids are aggregated at the catchment scale to be stored in the CONUS database. In addition to the available meteorological series, we computed potential evapotranspiration series using the temperature-based Oudin formula (Oudin et al., 2005).

2.2.1 Catchment selection

Given the large number of models used in this study, it was necessary for computational reasons to reduce the number of catchments. However, given the paper scope, the climate variability of the catchments had to be preserved combining two classification schemes: K-means clustering and Köppen classification (Peel et al., 2007). K-means is an unsupervised learning algorithm aiming at grouping heterogeneous data into homogeneous clusters. In this study, the K-means algorithm is fed with five catchment variables (mean annual precipitation, mean annual temperature, mean annual streamflow, surface area, and mean annual snow accumulation) to group the 671 catchments of the CONUS into ten clusters. Köppen classification exploits seasonal precipitation and temperature for the identification of five main types of climate: A (tropical), B (arid), C (temperate), D (continental), and E (polar).

Each of the 671 catchments are here sorted according to both classifications. Among each cluster, ten catchments are next selected so that the occurrence of the Köppen climate types is preserved in the catchment subsets. The 100 selected catchments resulting from this procedure cover three type of climate: 20 catchments of arid climate (Type B), 30 catchments of temperate climate (Type C), and 50 catchments of continental climate (Type D). Tropical (Type A) and polar (Type E) climates are absent from the CONUS dataset.

Characteristics of the hydrometeorological data for the ten clusters and three types of climate are given in Figure 1a and 1b, respectively.

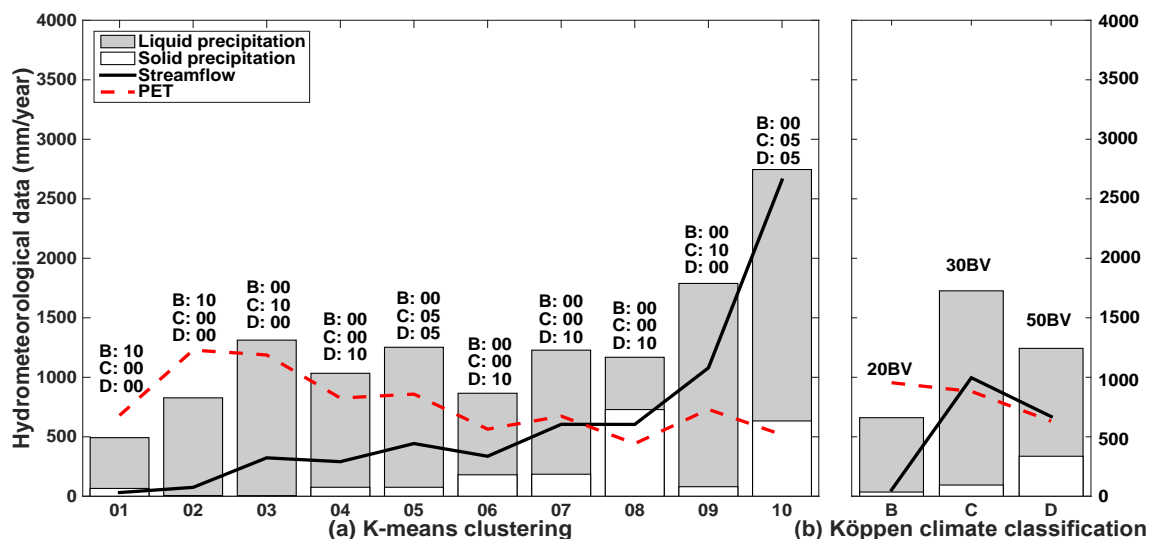


Figure 1. Mean hydrometeorological characteristics of the 100 studied catchments, computed on daily values from 1980 to 2010: (a) K-means classification, (b) Köppen classification. The black solid line is streamflow, the red dashed line is potential evapotranspiration, the gray bar is liquid precipitation, and the white bar is solid precipitation. Capital letters identifies Köppen climates: B stands for arid, C for temperate, and D for continental.

The hydroclimatic and physical characteristics of all 671 catchments, 100 selected catchments, and of ten K-means clusters (ten catchments each) are compared in Figure 2. Visual inspection of the figure confirms that the variability of the 671 initial catchments is well captured by the 100-catchment dataset.

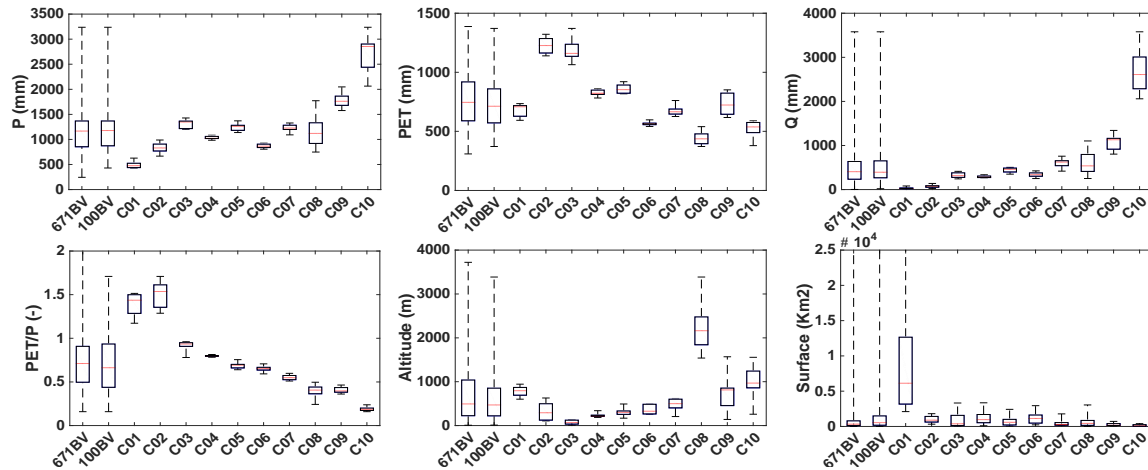


Figure 2. Mean hydroclimatic and physical characteristics for the datasets and clusters, computed on daily values from 1980 to 2010. Boxplots are delimited by the minimum, 25th, 50th, and 75th percentiles, and maximum.

The localisation of the 100 catchments is drawn in Figure 3.

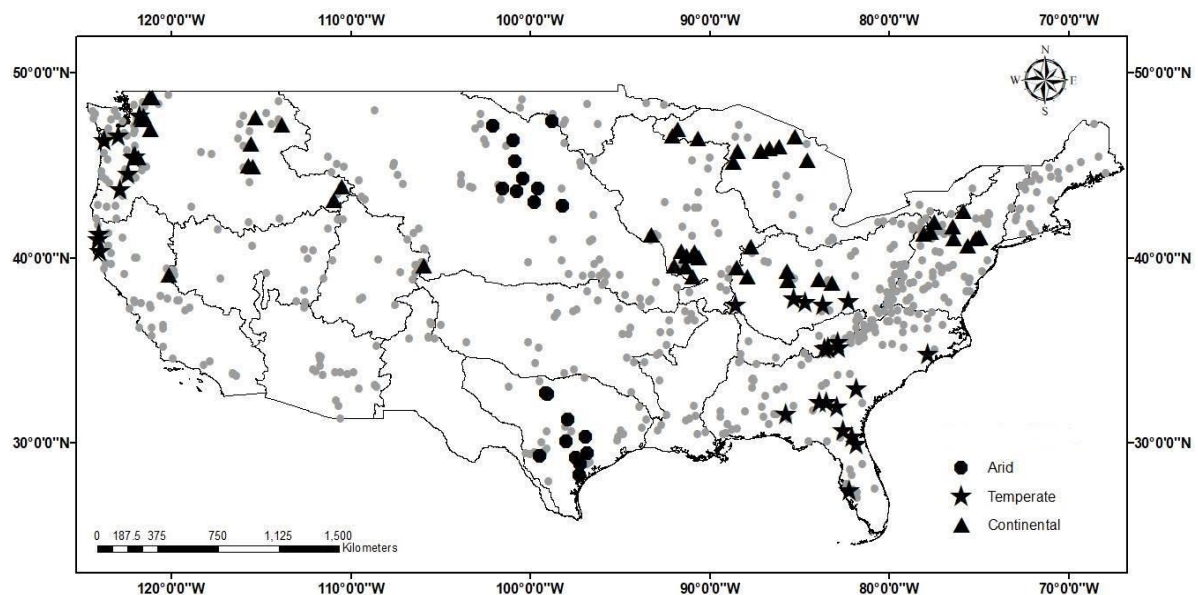


Figure 3. Localisation of the 100 American catchments retained for this study. Gray dots represent the outlet location of the 671 catchments of the CONUS database, black dots, the 20 arid (B) catchments, black asterisk the 30 temperate (C) ones, and black triangle the 50 continental (D) ones.

Available data are sorted into two 15-year series, following the split-sample test methodology (Klemeš, 1986). For the majority of the catchments (92), the calibration period spans October 1, 1980 to September 30, 1995 and the validation period, October 1, 1995 to September 30, 2010. For a few catchments (8), availability starts later. The calibration then exploits the first 15 years, while the rest is used for validation. In all situations, a 5-year warm-up period precedes the analysis, in order to initialize the model states.

2.2 Hydrologic models

Twelve dissimilar lumped hydrologic models were selected by Seiller et al. (2017) (see Table 1) out of more than 30 models candidates (Perrin et al., 2003; Seiller et al., 2012; Seiller et al., 2015), to elaborate the Empirical Multistructure Framework (EMF) that allows exploring up to 108 852 lumped models. In this study, the same twelve parent models serves as reference for the experiment. The main idea of the EMF is to identify functional components combinations that may lead to pertinent child models.

EMF functional component categories are shown in the perceptual model illustrated in Figure 4. It includes seven categories: Surface processes (Sf), Soil moisture accounting (So), Groundwater (Gw), Overland flow routing (Rof), Interflow routing (Rif), Baseflow routing (Rbf), and Total flow routing (Rtf). No parent model contributes functional components of all categories; some components are shared by up to eight parent models. The number of available components is given in Figure 4.

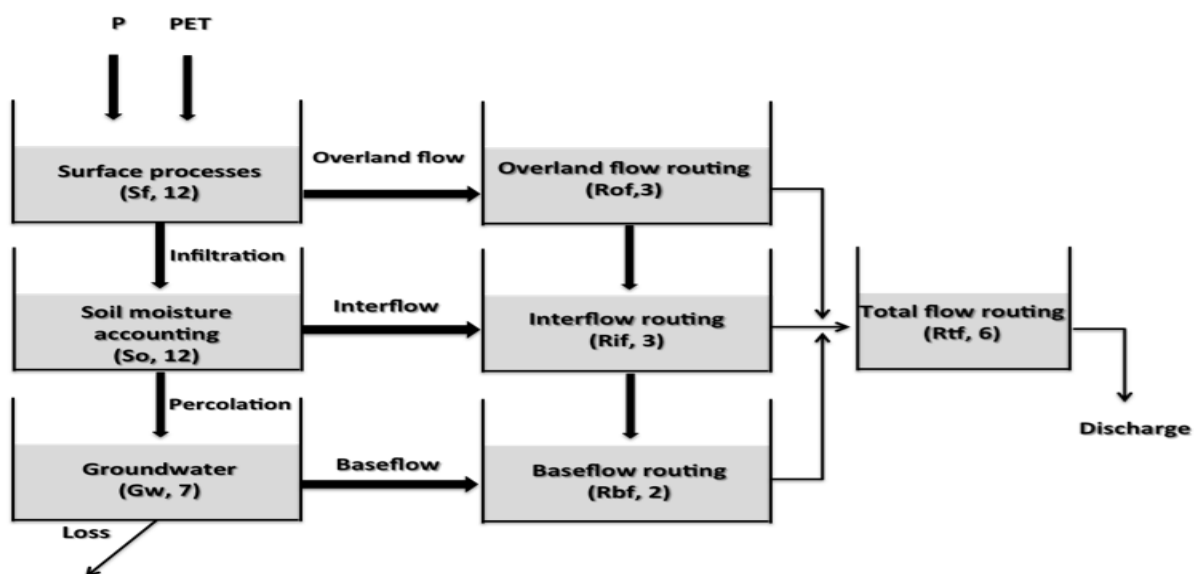


Figure 4. Lumped perceptual model illustrating the Empirical Multistructure Framework. The figure is adapted from Seiller et al. (2017).

Table 1. Characteristics of the twelve parent lumped conceptual models, including the functional components that they have contributed to the EMF (in gray). Model abbreviations follow Seiller et al. (2017).

Models	Functional components							Free parameters	Storages	Derived or simplified from
	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf			
HMA								6	3	BUCKET (Thornthwaite and Mather, 1955)
HMH								10	5	SACRAMENTO (Burnash et al., 1973)
HME								7	4	MARTINE (Mazencetal., 1984)
HMB								6	3	CREC (Cormary and Guilbot, 1973)
HMC								6	3	GARDENIA (Thiery, 1982)
HMJ								7	4	TANK (Sugarawa, 1979)
HMK								7	3	WAGENINGEN (Warmerdam et al., 1997)
HML								8	4	XINANJIANG (Zhao et al., 1980)
HMD								4	2	GR4J (Perrin et al., 2003)
HMF								7	2	MOHYSE (Fortin and Turcotte, 2007)
HMG								6	4	MORDOR (Garçon, 1999)
HMI								8	3	SIMHYD (Chiew et al., 2002)

Seiller et al. (2017) investigated the individual and collective performance of all 108 852 child models on 37 snow-dominated Canadian catchments and 20 climatically diversified American catchments. Based on their analysis, the authors identified a group of 1446 models potentially suitable for other applications. In this study, only these 1446 models are examined.

Figure 1 informs that some of the catchments receive solid precipitations. The snow accounting routine CemaNeige (Valéry et al., 2014) is then implemented as an additional tool, on top of the lumped models. To prevent operating the snow module for only occasional or no snow events, which would not justify it, a minimum annual solid precipitation of 50 mm is applied as a threshold. CemaNeige is a degree-day module that categorizes the nature of the precipitation (liquid/solid) and simulates the snow accumulation and melt at the catchment scale. It demands the identification of two supplemental free parameters.

In EMF, models share their parameters alongside their functional components. Calibration is achieved globally in a multimodel mindset. 20 models (out of 108 852 potentials) are randomly selected, making sure that they encompass all 38 free parameters. The objective function is then calculated on the

average time series of those 20 models. The 38 parameters are next redistributed to the child models according to the functional components that constitute them. This is an easy way to calibrate the grand number of child models in a single step, but it does not guarantee the optimal calibration of each individual models. The concept is that models are so numerous that it does not matter much if some structures end up overlooked. The procedure is applied here focusing on the 1446 preidentified models. The Dynamically Dimensioned Search (DDS) algorithm, developed by Tolson et Shoemaker (2007), is applied here, considering the grand number of parameters to identify (Arsenault et al., 2014). The objective function is the Kling-Gupta efficiency (KGE; Gupta et al., 2009) calculated following Equation 1

$$KGE = 1 - \sqrt{\left(\frac{Cov(Q_{obs,i}, Q_{sim,i})}{\sigma_{Q_{obs,i}} \sigma_{Q_{sim,i}}} - 1\right)^2 + \left(\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} Q_{sim,i}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} Q_{obs,i}} - 1\right)^2 + \left(\frac{CV(Q_{sim,i})}{CV(Q_{obs,i})} - 1\right)^2} \quad \text{Equation 1}$$

where $Q_{sim,i}$ and $Q_{obs,i}$ are simulated and observed flows at times step i respectively, n is the total number of time step and CV is the coefficient of variation.

The twelve parent models are calibrated individually using the same algorithm and objective function. They act as reference in this study.

2.2.1 Performance assesement

The Nash-Sutcliffe efficiency (NSE; Nash et Sutcliffe, 1970) is selected to quantify the performance of the models.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (Q_{obs,i} - Q_{sim,i})^2}{\sum_{i=1}^{i=n} (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs,i}})^2} \quad \text{Equation 2}$$

The NSE values vary between $-\infty$ and 1, the later indicating a perfect simulation. On non-transformed flows, NSE puts more emphasis on high flows. To assess model performance for medium and low flows, the NSE on square-rooted (NSEsqrt) and inverse (NSEinv) flows are used, respectively, following Pushpalatha et al. (2012).

The gain function r^2 (Senbeta et al., 1999) is used in complement to quantify the advantage of using a child model over each of the reference parent models:

$$r^2 = \frac{SS_{II} - SS_I}{1 - SS_I} \quad \text{Equation 2}$$

where SS is a skill score (here NSE, NSEsqrt and NSEinv), SS_I refers to the performance of each of the twelve parent models (considered as reference) and SS_{II} corresponds to the performance of one

child model. Positive r^2 values indicate a gain of performance, while negative r^2 values indicate a loss. Senbeta et al. (1999) suggested that an absolute value of r^2 greater than 10 % may be considered as a significant improvement or degradation over the reference.

2.3 Model selection procedure

2.3.1 Preselection

The GR4J lumped conceptual model, one on the twelve parent models in the EMF, is a high performance model that is robust towards variable catchment characteristics, as demonstrated by Perrin (2000) who compared 38 hydrologic models on 429 catchments (France, USA, Austratia, Ivory Coast, and Brazil). It serves as reference in this preselection step that aims reducing the number of models that will next be individually calibrated in order to assess them more in depth. It was deemed too computationally intensive to calibrate all 1446 models on 100 catchments. The choice of the GR4J model follows SUPERFLEX works (Kavetski and Fenicia, 2011; Van Esse et al., 2013). Preselection is schematized in Figure 5.

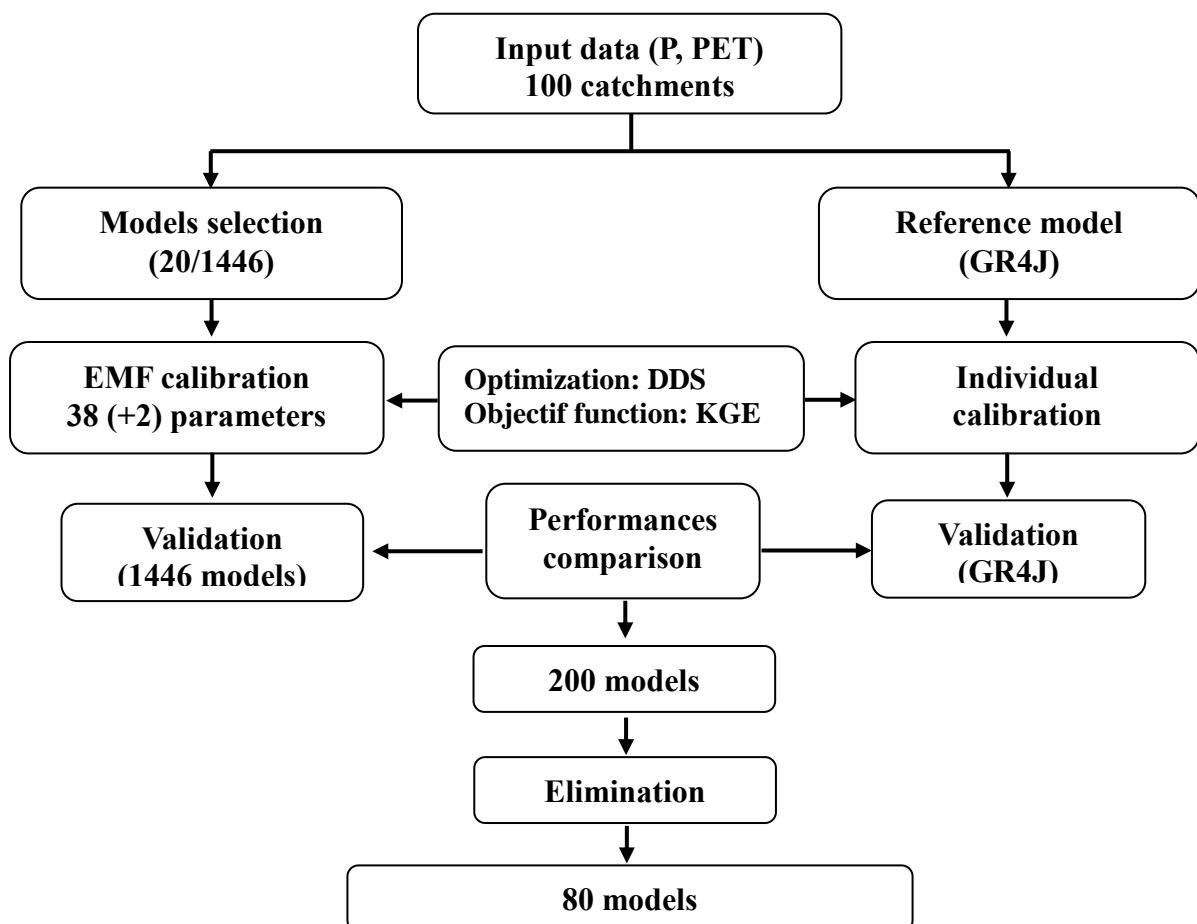


Figure 5. Model preselection steps

The preselection of models is performed in three steps:

- (1) **Comparison with a reference model.** The validation KGE values of the reference GR4J model serve assessing the potentiality of the 1446 EMF-calibrated models. On each catchment, independently, only the models with performance values greater than GR4J are potentially considered. Ultimately, the 200 models that surpass GR4J performance the most frequently are kept for the next step.
- (2) **Elimination of similar model structures.** The random nature of the EMF makes that some child models end up structurally close because they share mostly identical functional components. Here, within the 200 models, two are considered similar if six out of its seven functional components are the same. 120 models are excluded after this step, leaving 80 models for the remaining of the analysis. At this step, care is also taken to remove functional components that are not used by the model. A typical example is the presence of a groundwater component (GW) associated to a soil moisture accounting component (So) that has no percolation flow. In such situation, the former will never receive any water and is thus useless (but not detrimental) to the model (see Figure 4).
- (3) **Individual recalibration.** The 80 preselected models from steps 2 are recalibrated individually on all 100 catchments using DDS and KGE, in order to identify a better parameter set than to one obtained through the EMF calibration procedure above. This allows an equal-based comparison with the twelve parent models, which were calibrated the same way beforehand.

Table 2 proposes a nomenclature for the four pools of models at hand at this point. They encompass from 1446 to 12 lumped conceptual models.

Table 2. Calibration/validation and preselection models

Pool name	Selection	Calibration	Number of models
Pool 1	Seiller et al. (2017)	EMF-based	1446
Pool 2a	Preselected child models	EMF-based	80
Pool 2b	Preselected child models	Conventional	80
Pool 3	Parent models	Conventional	12

2.3.2 Selection

As mentioned previously, model selection depends on the objectives of the modeler. Here, we focus on tailoring models for three climate types (arid, temperate, and continental) and three efficiency metrics (the Nash-Sutcliffe efficiency targeting either high, medium, or low flows).

In a first step, the five best models for each nine climate-metric pairs are considered. Next, we seek identifying models that are more versatile, i.e. that are compatible to more than one climate-metric pairs, while providing good performance. The final selection favors models with a lower number of free parameters (parsimony) and functional components (simplicity), in respect with classical top-down model construction (Young, 2003; Perrin et al., 2003; Mathevet, 2005).

3 Results and discussion

Results concern the preselection of 80 models out of the initial pool of 1446 EMF-calibrated ones and the final selection of single models most suitable to the nine climate-metric pairs, after conventional calibration.

3.1 Preselection of 80 models

3.1.1 Structural diversity

The EMF considers all possible functional component combinations, even those that make no much sense like resorting to baseflow routing (Rbf) in the absence of a groundwater (Gw) component (see Figure 4 and Table 1). Others are somehow mathematically incoherent. There is thus a large proportion of the 108 852 EMF child models that will never be of any interest. At the same time, exploring a hefty span of potential functional components increases the chance of identifying new combinations which qualities surpass existing models.

The structural complexity and diversity (occurrence in %) of the seven functional component types of the 1446 models selected by Seiller et al. (2017) and the 80 models preselected here are compared in Figure 6.

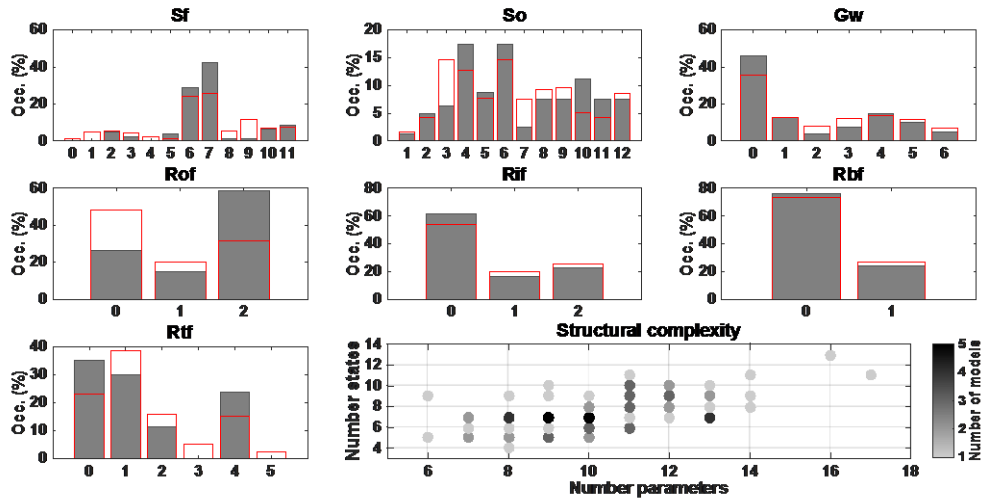


Figure 6. Comparison of the structural complexity and diversity (occurrence %) of the functional components forming the 80 preselected models (gray bar) and the 1446 models identified by Seiller et al. (2017) (red bar).

Figure 6 shows that the structural complexity and diversity of the initial pool of 1446 models and the subset of the 80 selected models are very similar. It informs that the preselection process has not affected the diversity of the considered models.

For these two pools, the analysis shows that, for the surface processes, Sf06 and Sf07 (contributed by the HMF and HMG models) are more pertinent to the 100 catchments. On the other hand, Sf00 (no overland flow), Sf01 of the HMA, and Sf04 of the HMD are excluded in the 80 models, which suggests that these components are not useful in representing the 100 catchments.

The soil moisture accounting So04 and So06 of the HMD and HMF models are more prominent (17.5%), followed by So10 of the HMJ model. In opposition, So01 and So07 of the HMA and HMG models are the least dominant (1.25% and 2.5%).

For the overland flow routing, Rof02 of the HME is most common (about 59%), when most of the initial 1446 models resorted to no overland flow (Rof00). For these two groups, Rof01 (HMA-HMH) is less used.

Most of the 80 models do not need a groundwater component, as Gw00 is the most selected one (46%), which is also the case for the initial pool of 1446 models. Likewise, Rif00 (no interflow routing) is the more often used (61%), as well as Rbf00 (76%, no baseflow routing). This indicates that the groundwater-related processes do not play an important part in the studied catchments.

The total flow routing Rtf00 (no total flow routing), Rtf01, and Rtf04 are prominent (35%, 30%, and 24% respectively).

The number of parameters for the pool of 80 varies between 6 and 17 (accounting for the snow module) and the number of state variables ranges from 4 to 13. Models are hence more complex than the 12 parent ones, which underline the higher variability of the catchment characteristics.

3.1.2 Performance

Validation KGE values for all pools and climate clusters are provided in Figure 7, which reveals that the initial pool of the 1446 EMF-calibrated models (Pool 1) performs worse than the other ones. This is expected for two reasons. First, the initial 1446 models are not tailored to the 100 catchments of this study. Second, they are calibrated in a collective way (EMF), which identifies under-optimal parameter sets. Preselection of 80 models (Pool 2a), from the initial 1446 ones, improves the range of the validation KGE values, but of course not as much as their recalibration (Pool 2b). The latter confirms that preselection is pertinent and that EMF calibration is indeed suboptimal and should be replaced by a conventional calibration procedure before envisioning the final evaluation of individual models. Pool 3 is presented here as reference.

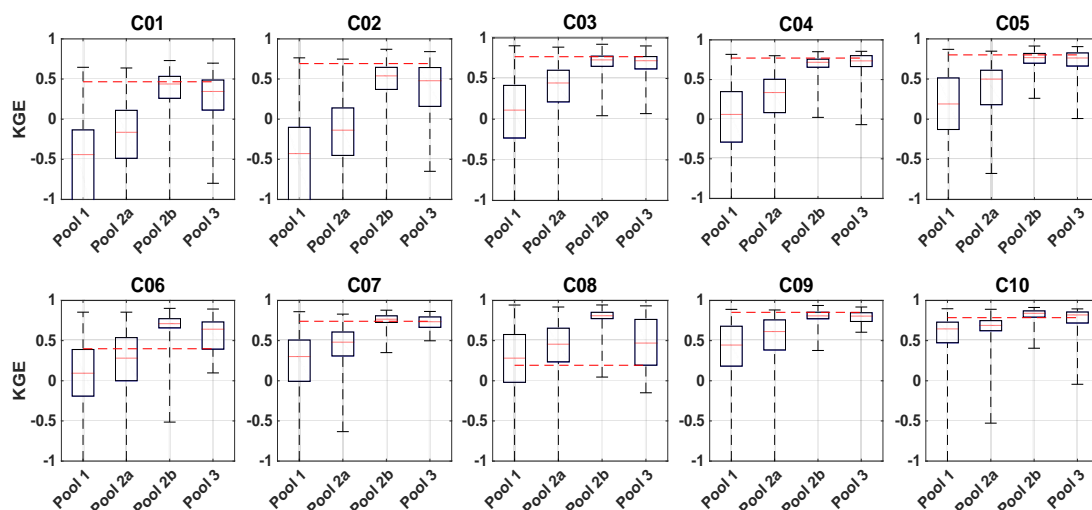


Figure 7. Validation KGE values of the 100 studied catchments (10 per cluster). Boxplots are delimited by the minimum, 25th, 50th, and 75th percentiles, and maximum. The red dashed lines are the median performance of the GR4J. Pool 1 consist of the 1446 EMF-calibrated models, Pool 2a is the 80 models selected from Pool 1, Pool 2b is the standard-calibrated models of Pool 2a, and Pool 3 is the 12 standard-calibrated parent models.

Figure 7 also illustrates that the performance values are lower for clusters 01 and 02, whatever the pool considered. This is because these catchments are exposed to an arid climate. Such conditions are more difficult to model, even with flexible approaches, because evapotranspiration plays an dominant role, increasing non-linearities between precipitation and streamflow (Ponzelet et al., 2017). Clusters 03 to 07 are composed of relatively large and humid catchments, mostly located in lowlands. They are

already well depicted by the parent models and the gain of using the flexible EMF approach is smaller. Cluster 08 includes more varied conditions in terms of altitude and precipitation amounts. As a result, performance is variable among the parents. This cluster benefits most from the flexible EMF approach. Finally clusters 09 and 10 exhibit the best performance values for all pools, since they cover very wet conditions and exhibit a strong consistency between rainfall and runoff amounts.

3.2 Individual selection

Figure 8 compares the performance of the twelve parent models and of the four child models selected with respect to the nine climate-metric pairs described in Section 0. For each pair, there is a substantial variation in the performance of the twelve parent models, while the four child models typically offer better performance and lower variation from one catchment to the other (smaller boxes).

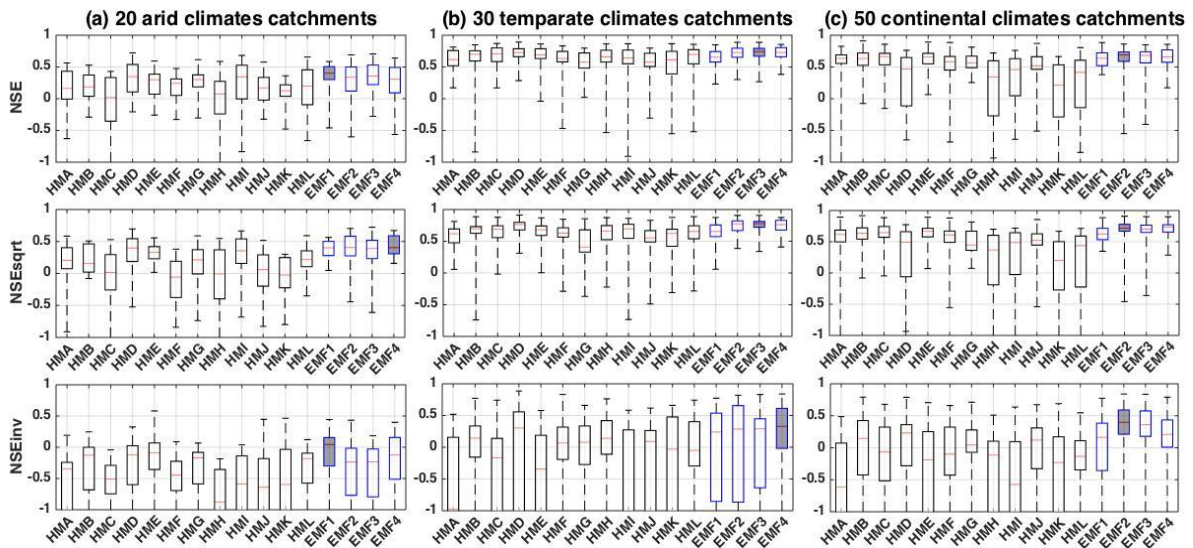


Figure 8. Performance of the twelve parent models and of the four child models selected with respect to the nine climate-metric pairs. For each pair, the best model is in gray.

For the 20 arid catchments (Figure 8), EMF1 is optimal for high (NSE) and low (NSEinv) flows, while EMF4 is best for medium (NSEsqrt) flows. However, if one wishes to implement the same model for all flows, EMF1 is the most suitable. For the 30 temperate catchments, EMF3 is optimal for NSE and NSEsqrt, and EMF4 for NSEinv. Nevertheless, if one seeks a single model for all flows, EMF3 is the best option. Finally, for the 50 continental catchments, EMF2 is optimal for all flows.

Figure 9 presents performance gains of the four selected models when compared to the twelve parent models. Values are given independently for the three metrics (NSE, NSEsqrt and NSEinv) but combines all three climates (100 Americans catchments). Results indicate that models EMF2, EMF3, and EMF4 are quite versatile, while model EMF1 is more specialized for arid catchments. Details of the four models are given in Table 3.

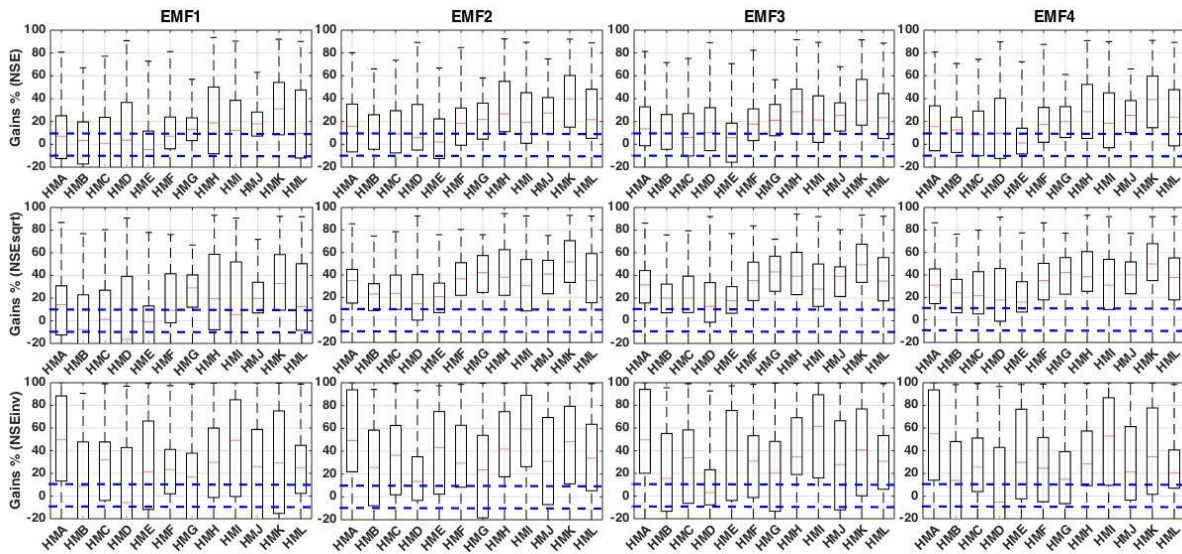


Figure 9. Performance gains of the four selected models for three metrics (NSE, NSEsqrt and NSEinv) when compared to the twelve parent models for the 100 Americans catchments. The blue lines delimit the $\pm 10\%$ difference indicating a significant gain or losses according to Senbeta et al. (1999).

Table 3. Characteristics of the four selected models. Climate B is arid, C is temperate, and D is continental. See Table 1 for information on the parent models. Some parent models share identical functional components.

Name	EMF number	Climate	Score	Sf	So	Gw	Rof	Rif	Rbf	Rtf
EMF1	67397	B	NSE, NSEinv	HMG	HMF	HME HMB HMC				HMG
EMF2	74847	D	NSE, NSEsqrt, NSEinv	HMH	HMD					HMD
EMF3	83991	C	NSE, NSEsqrt	HMI	HMD		HME			HMD
EMF4	108639	B	NSEsqrt	HML	HML		HME	HMK		HMD
		C	NSEinv			HML				

Inspection of Table 3 reveals that the four selected models turn out quite different from one another in terms of their structure and representation of the hydrologic processes. The four new models, EMF1 to EMF4, resort to four different surface processes (Sf) components and three different Soil moisture accounting (So) components. Only one model make use of a Groundwater (Gw) component, namely the one targeting more arid conditions. All four models find advantage of using a Total flow routing (Rtf) component that originate either from HMD or from HMG. The intermediate routing functional categories are not systematically used and bring less diversity (they were already less diverse in the parent models, as shown in Figure 4). When used, Overland flow routing (Rof) comes from HME, and Interflow

routing (Rif) from HMK-HML that share identical functions in that respect. Baseflow routing (Rbf) is not used.

Even if the parent models are not equal when applied to specific climate or metric (see Figure 8), the diversity they bring to the EMF allows encompassing a large span of functional components in the search for new lumped conceptual model structures. This initial diversity has translated into new structures that differ considerably from one another.

The number of parameters of the four new models varies between 4 and 10 and the number of state variables ranges from 5 to 9. These structures are somehow more complex than the twelve parents are and span the entire variability among the 80 preselected models.

A schematic description of the new model structures as well as MATLAB codes are provided as supplemental material to this paper.

4 Conclusion

This study provided objective grounds for identifying a hydrologic model from a grand pool of candidates with respect to the catchment's climate (arid, continental, or humid) and the modeler's objective (high, medium, or low flows). The initial pool of 1446 models has been evaluated on 100 climatically diversified American catchments. Results showed that four new lumped conceptual models, specialized for specific climate and metrics performed in general better than the twelve parent models that provided the functional components to build them. Performance values depended on the hydroclimatic and physical characteristics of the catchments. No single hydrologic model performed better than the others in all circumstances. Overall, results from this study showed that the flexible EMF framework is pertinent for varied applications.

Perspectives for this study include the exploration of the 80 preselected models in a multimodel framework. The diversity existing in the pool of preselected models and in the four model structures identified at the end of this work for specific situations, have the potential to complement one another when combined and incidentally to produce better overall simulations. Several studies have shown that the combination of existing models may lead to better results than individual ones (Shamseldin et al., 1997; Georgakakos et al., 2004; Ajami et al., 2006; Viney et al., 2009; Velázquez et al., 2010; Seiller et al., 2012; Seiller et al., 2015; Thibault et al., 2015). One may also add new functional components to the EMF in order to extend the systematic search for new lumped conceptual structures.

5 Acknowledgements

The Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada sponsored this research (grant RGPIN/04892-2015). The first author held a scholarship from the Programme canadien de bourses de la Francophonie.

6 References

- ASCE Task Committee on Definition of Criteria for Evaluation of Watershed Models of the Watershed Management Committee, Irrigation and Drainage Division. (1993). Criteria for evaluation of watershed models. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 119(3), 429-442.
- Ajami, N. K., Duan, Q., Gao, X., & Sorooshian, S. (2006). Multimodel combination techniques for analysis of hydrological simulations: Application to distributed model intercomparison project results. *Journal of Hydrometeorology*, 7(4), 755-768.
- Arsenault, R., Poulin, A., Côté, P., & Brissette, F. (2013). Comparison of stochastic optimization algorithms in hydrological model calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), 1374-1384.
- Beven, K., & Binley, A. (1992). The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction. *Hydrological processes*, 6(3), 279-298.
- Butts, M. B., Payne, J. T., Kristensen, M., & Madsen, H. (2004). An evaluation of the impact of model structure on hydrological modelling uncertainty for streamflow simulation. *Journal of hydrology*, 298(1-4), 242-266.
- Clark, M. P., Slater, A. G., Rupp, D. E., Woods, R. A., Vrugt, J. A., Gupta, H. V., ... & Hay, L. E. (2008). Framework for Understanding Structural Errors (FUSE): A modular framework to diagnose differences between hydrological models. *Water Resources Research*, 44(12).
- Coron, L., Andréassian, V., Bourqui, M., Perrin, C., & Hendrickx, F. (2011). Pathologies of hydrological models used in changing climatic conditions: a review. *IAHS-AISH publication*, 39-44.
- Coron, L., Andreassian, V., Perrin, C., Lerat, J., Vaze, J., Bourqui, M., & Hendrickx, F. (2012). Crash testing hydrological models in contrasted climate conditions: An experiment on 216 Australian catchments. *Water Resources Research*, 48(5).
- Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885-900.
- Duan, Q., Ajami, N. K., Gao, X., & Sorooshian, S. (2007). Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. *Advances in Water Resources*, 30(5), 1371-1386.
- Van Esse, W. R., Perrin, C., Booij, M. J., Augustijn, D. C., Fenicia, F., Kavetski, D., & Lobligeois, F. (2013). The influence of conceptual model structure on model performance: a comparative study for 237 French catchments. *Hydrology and earth system sciences*, 17(10), 4227-4239.
- Fenicia, F., Kavetski, D., & Savenije, H. H. (2011). Elements of a flexible approach for conceptual hydrological modeling: 1. Motivation and theoretical development. *Water Resources Research*, 47(11).
- Georgakakos, K. P., Seo, D. J., Gupta, H., Schaake, J., & Butts, M. B. (2004). Towards the characterization of streamflow simulation uncertainty through multimodel ensembles. *Journal of Hydrology*, 298(1-4), 222-241.
- 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), 80-91.

- Gupta, H. V., & Kling, H. (2011). On typical range, sensitivity, and normalization of Mean Squared Error and Nash-Sutcliffe Efficiency type metrics. *Water Resources Research*, 47(10).
- Jain, S. K., & Sudheer, K. P. (2008). Fitting of hydrologic models: a close look at the Nash–Sutcliffe index. *Journal of hydrologic engineering*, 13(10), 981-986.
- Kavetski, D., & Fenicia, F. (2011). Elements of a flexible approach for conceptual hydrological modeling: 2. Application and experimental insights. *Water Resources Research*, 47(11).
- Klemeš, V. (1986). Operational testing of hydrological simulation models. *Hydrological Sciences Journal*, 31(1), 13-24.
- Leavesley, G. H., Markstrom, S. L., Brewer, M. S., & Viger, R. J. (1996). The modular modeling system (MMS)—The physical process modeling component of a database-centered decision support system for water and power management. *Water, Air, & Soil Pollution*, 90(1-2), 303-311.
- Mathevet, T. (2005). *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire? Développements empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants* (Doctoral dissertation, Thèse de Doctorat, à l'Ecole Nationale du Génie Rural, des Eaux et Forêts).
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of hydrology*, 10(3), 282-290.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., & Loumagne, C. (2005). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall–runoff model?: Part 2—Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall–runoff modelling. *Journal of hydrology*, 303(1-4), 290-306.
- Peel, M. C., Finlayson, B. L., & McMahon, T. A. (2007). Updated world map of the Köppen-Geiger climate classification. *Hydrology and earth system sciences discussions*, 4(2), 439-473.
- Perrin, C., Michel, C., & Andréassian, V. (2003). Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of hydrology*, 279(1-4), 275-289.
- Poncelet, C., Merz, R., Merz, B., Parajka, J., Oudin, L., Andréassian, V., & Perrin, C. (2017). Process-based interpretation of conceptual hydrological model performance using a multinational catchment set. *Water Resources Research*, 53(8), 7247-7268.
- Pushpalatha, R., Perrin, C., Le Moine, N., & Andréassian, V. (2012). A review of efficiency criteria suitable for evaluating low-flow simulations. *Journal of Hydrology*, 420, 171-182.
- Reusser, D. E., Blume, T., Schaefli, B., & Zehe, E. (2009). Analysing the temporal dynamics of model performance for hydrological models. *Hydrology and earth system sciences*, 13(7), 999-1018.
- Schaake, J., Cong, S., & Duan, Q. (2006). The US MOPEX data set. *IAHS publication*, 307(9).
- Seiller, G., Anctil, F., & Perrin, C. (2012). Multimodel evaluation of twenty lumped hydrological models under contrasted climate conditions. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(4), p-1171.
- Seiller, G., Anctil, F., & Roy, R. (2017). Design and experimentation of an empirical multistructure framework for accurate, sharp and reliable hydrological ensembles. *Journal of Hydrology*, 552, 313-340.
- Seiller, G., Hajji, I., & Anctil, F. (2015). Improving the temporal transposability of lumped hydrological models on twenty diversified US watersheds. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 3, 379-399.
- Seiller, G., Roy, R., & Anctil, F. (2017). Influence of three common calibration metrics on the diagnosis of climate change impacts on water resources. *Journal of Hydrology*, 547, 280-295.
- Senbeta, D. A., Shamseldin, A. Y., & O'Connor, K. M. (1999). Modification of the probability-distributed interacting storage capacity model. *Journal of Hydrology*, 224(3-4), 149-168.

- Shamseldin, A. Y., O'Connor, K. M., & Liang, G. C. (1997). Methods for combining the outputs of different rainfall–runoff models. *Journal of Hydrology*, 197(1-4), 203-229.
- Thibault, A., & Anctil, F. (2015). Assessment of a multimodel ensemble against an operational hydrological forecasting system. *Canadian Water Resources Journal/Revue canadienne des ressources hydriques*, 40(3), 272-284.
- Thornton, P. E., Thornton, M. M., Mayer, B.W., Wilhelmi, N., Wei, Y., and Cook, R. B.: Daymet: Daily surface weather on a 1 km grid for North America, 1980–2012, available at: <http://daymet.ornl.gov/> (last access: 15 July 2013) from Oak Ridge National Laboratory Distributed Active Archive Center, Oak Ridge, Tennessee, USA, 2012.
- Tolson, B. A., & Shoemaker, C. A. (2007). Dynamically dimensioned search algorithm for computationally efficient watershed model calibration. *Water Resources Research*, 43(1).
- Valéry, A., Andréassian, V., & Perrin, C. (2014). 'As simple as possible but not simpler': What is useful in a temperature-based snow-accounting routine? Part 1–Comparison of six snow accounting routines on 380 catchments. *Journal of hydrology*, 517, 1166-1175.
- Velázquez, J. A., Anctil, F., & Perrin, C. (2010). Performance and reliability of multimodel hydrological ensemble simulations based on seventeen lumped models and a thousand catchments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14(11), 2303-2317.
- Wagener, T., Boyle, D. P., Lees, M. J., Wheater, H. S., Gupta, H. V., & Sorooshian, S. (2001). A framework for development and application of hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 5(1), 13-26.
- Young, P. (2003). Top-down and data-based mechanistic modelling of rainfall–flow dynamics at the catchment scale. *Hydrological processes*, 17(11), 2195-2217.