

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

COMME EXIGENCE PARTIELLE
À L'OBTENTION DE LA
MAÎTRISE EN GÉNIE DE LA CONSTRUCTION
M. Ing.

PAR
Philippe GATIEN

ÉTUDE D'UN ENSEMBLE MULTI-MODÈLE MULTI-CALIBRATION POUR LA
DÉTERMINATION DE L'ENSEMBLE OPTIMAL POUR LA PRÉVISION
HYDROLOGIQUE

MONTREAL, LE 11 NOVEMBRE 2014



Philippe Gatien, 2014



Cette licence [Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/) signifie qu'il est permis de diffuser, d'imprimer ou de sauvegarder sur un autre support une partie ou la totalité de cette œuvre à condition de mentionner l'auteur, que ces utilisations soient faites à des fins non commerciales et que le contenu de l'œuvre n'ait pas été modifié.

PRÉSENTATION DU JURY
CE MÉMOIRE A ÉTÉ ÉVALUÉ
PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. François Brissette, directeur de mémoire
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

Annie Poulin, présidente du jury
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

M. Michel Baraër, membre du jury
Département de génie de la construction à l'École de technologie supérieure

IL A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 24 OCTOBRE 2014

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

Je veux remercier d'abord et avant tout, mes parents Thérèse et Richard Gatien. Leurs supports et encouragements ne m'ont jamais quitté. Ils ont su m'offrir un environnement stimulant à l'apprentissage dès un jeune âge et m'ont supporté à travers chaque épreuve, tant académique que personnelle.

Je remercie aussi fortement Richard Arsenault, M. Ing., car il m'a inspiré à poursuivre mes études au cycle supérieur. Je le remercie d'avoir partagé sa passion pour notre domaine avec moi à tous les jours.

Je remercie d'autant plus mon directeur, le professeur François Brissette, Ing. Ph.D. Il m'a guidé académiquement et spirituellement à travers ma maîtrise et j'en suis excessivement reconnaissant. Il a démontré une grande patience et beaucoup de sagesse tout au long de mon passage à l'ÉTS. Je dois aussi souligner les professeurs Annie Poulin, Ing. Ph.D. et Michel Baraër, Ing. Ph.D. pour leur collaboration à l'amélioration de mon mémoire. Leurs évaluation préliminaire m'a apporté une perspective jusqu'à ce moment inconnue de mon projet.

Un merci spécial pour la collaboration de Jasper A. Vrugt, Ph.D. de l'université de la Californie, Irvine, pour avoir fourni les résultats détaillés de plusieurs de ses publications et les programmes informatiques associés.

ÉTUDE D'UN ENSEMBLE MULTI-MODÈLE MULTI-CALIBRATION POUR LA DÉTERMINATION DE L'ENSEMBLE OPTIMAL POUR LA PRÉVISION HYDROLOGIQUE

Philippe GATIEN

RÉSUMÉ

Face à la sévérité croissante des étiages, le gouvernement du Québec veut se doter d'un système de prévision des étiages pour un horizon de 1 à 3 mois. Le but de ce projet était d'optimiser les méthodes de pondération de prévisions hydrologiques d'ensemble provenant de plusieurs modèles calés avec de multiples fonctions objectif.

Les modèles hydrologiques globaux HSAMI, HMETS et MOHYSE ainsi que le modèle distribué HYDROTEL ont été utilisés sur 10 bassins nord-américains. Les modèles globaux ont été calés à l'aide de 9 métriques différentes créant des ensembles de 27 membres pour les 9 premiers bassins. HYDROTEL a été calé avec cinq métriques sur le dixième bassin créant ainsi un ensemble de 32 membres sur ce dernier. Les simulations hydrologiques sur chaque bassin ont ensuite été pondérées à l'aide de 9 méthodes sur des bases annuelle, saisonnière, par type de débits ainsi que par classe d'étiage.

Les trois méthodes de pondération les plus performantes sont le moyennage bayésien (BMA), une variante de la minimisation de l'erreur quadratique selon l'approche de Granger-Ramanathan (GRC), ainsi qu'un algorithme d'optimisation du critère de Nash-Sutcliffe (SCA). La séparation de la pondération par saison, par type de débit et par classe d'étiage présente un avantage lors du calage vu le nombre de paramètres (poids) accrus, mais n'apporte aucune amélioration constante aux résultats en prévision, possiblement due à une surparamétrisation des pondérations.

Finalement, la quantité de membres utilisés a été remise en question. Limiter le nombre de membres de l'ensemble d'un bassin aux douze meilleurs membres selon le critère de Nash a augmenté la performance en validation. Suite à une étude de calage multi objectif, il a été déterminé qu'il est possible d'identifier un ensemble optimal pour maximiser les performances selon le critère de Nash. Par contre, il n'existe pas de corrélation entre les membres sélectionnés pour chaque bassin pour cet ensemble. En limitant la quantité de membres à environ cinq (un avantage opérationnel), certains membres disparaissent tout en conservant une bonne part de performance de l'ensemble maximisant le critère de Nash.

Vu la nature de l'implémentation du système de prévision, la simplicité est cruciale. C'est pourquoi la méthode GRC, qui est simple et beaucoup plus rapide devrait primer sur les deux autres, malgré des performances similaires. De plus, cette pondération devrait être appliquée sur une base annuelle. La réduction de l'ensemble est suggérée dans un cadre opérationnel.

Mots clés : hydrologie, prévision, étiage, multi-modèle, multi objectif

MULTI MODEL MULTI CALIBRATION STUDY TO DETERMINE THE OPTIMAL ENSEMBLE FOR HYDROLOGICAL FORECASTING

Philippe GATIEN

ABSTRACT

With the drought situation becoming more and more serious in the province of Quebec, the government has decided to equip itself with a hydrological forecasting system with a 1 to 3 month horizon. The point of this project is to identify the optimal combination methods for hydrological model ensembles.

There are two types of models used in this study: global (HMETS, HSAMI and MOHYSE) and spatially distributed models (HYDROTEL). These models were used on 10 North American Catchments. The global models are calibrated using 9 different metrics creating ensembles of 27 members for the first 9 basins. Hydrotel on the other hand uses 5 metrics on one basin to create an ensemble of 32 members. The hydrological ensembles were assigned weights by using 9 different weighting methods on an annual, seasonal, flow type and drought class basis.

The three best performing combination weighting methods were consistently the Bayesian model averaging (BMA), Granger Ramanathan type C (GRC) and the shuffle complex optimizer (SCA) for the complete annual series. Separating the flows by season, flow type and drought class proved to be an advantage over the training period due to the increased amount of parameters (weights), but brought no consistent improvement when it came to the validation period over the complete annual series combinations. This was possibly due to an over fitting of the parameters.

The amount of members used in the ensembles was then questioned. Limiting them to the 12 best according to the Nash-Sutcliffe coefficient proved efficient and increased the performances over the validation period. Following a multi objective calibration, it was determined that an ensemble could be identified for each basin that maximized the performances for the Nash coefficient. There existed no correlation between these selected models for all the basins, but when limiting the amount of members to roughly 5 (a big operational advantage), certain members tend to disappear, all the while maintaining the majority of the forecasting power of the ensemble optimising strictly Nash.

Due to the nature of the ends, the simplest method to implant in a warning system has been suggested through the use of the GRC weighing scheme due to its simplicity and quickness of execution. This approach should be used with temporally invariable weights annually. For an operational application, ensemble reduction is greatly recommended.

Keywords: hydrology, prediction, drought, multi model, multi objective

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	3
1.1 Les étiages	3
1.2 Modélisation et prévision hydrologique	4
1.2.1 Modèles hydrologiques	4
1.2.2 Calage des modèles hydrologiques	5
1.2.3 Prévision hydrologique déterministe et probabiliste	6
1.3 Prévisions multi modèles déterministe	6
1.4 Analyse multi objectif	8
1.5 Objectifs de la recherche	8
CHAPITRE 2 PRÉSENTATION DES BASSINS À L'ÉTUDE	11
2.1 Bassins versants	11
CHAPITRE 3 PRÉSENTATION DES MODÈLES HYDROLOGIQUES	15
3.1 HSAMI	15
3.2 HMETS	15
3.3 MOHYSE	16
3.4 Hydrotel	16
3.5 Applications des modèles hydrologiques	17
CHAPITRE 4 PRÉSENTATION DES MÉTHODES DE PONDÉRATION	19
4.1 Moyenne arithmétique (AVG)	20
4.2 Moyenne de Bayes (BMA)	20
4.3 Moyenne Granger-Ramanathan – Méthode A (GRA)	21
4.4 Moyenne Granger-Ramanathan – Méthode B (GRB)	22
4.5 Moyenne Granger-Ramanathan – Méthode C (GRC)	22
4.6 Moyenne de Bates-Granger (BGA)	23
4.7 Critères d'information de Akaike et Bayes (AICA & BICA)	23
4.8 Moyenne par optimisateur SCE-UA (SCA)	24
CHAPITRE 5 MÉTHODOLOGIE	27
5.1 Création des ensembles	27
5.1.1 Calage et validation des modèles hydrologiques	28
5.1.2 Métriques utilisés pour les calages	29
5.2 Pondération des ensembles	31
5.2.1 Pondération annuelle	31
5.2.2 Pondération saisonnières	32
5.2.3 Pondération en fonction du type débit	32
5.2.4 Pondération selon la classe d'étiage	33

5.3	Identification du nombre optimal de membres dans l'ensemble	35
5.3.1	Démonstration de faisabilité	35
5.3.2	Réduction de l'ensemble par optimisation multi objectif	35
CHAPITRE 6	RÉSULTATS ET ANALYSES	37
6.1	Calage des modèles hydrologiques	37
6.1.1	Résultats	38
6.1.2	Analyse	40
6.2	Méthodes de pondération	41
6.2.1	Résultats	41
6.2.2	Analyse	42
6.3	Méthodes utilisant une pondération variable temporellement	46
6.3.1	Pondération annuelle constante	47
6.3.1.1	Résultats	48
6.3.2	Pondération variable sur une base saisonnières	53
6.3.2.1	Résultats	54
6.3.3	Pondération variable selon les types de débit	57
6.3.3.1	Résultats	59
6.3.4	Pondération selon les classes d'étiages	62
6.3.4.1	Résultats	63
6.3.5	Analyse	67
6.3.6	Choix de la méthode de séparation de la pondération	68
6.4	Détermination du nombre optimal de membres au sein de l'ensemble	69
6.4.1	Réduction de l'ensemble à l'aide d'un seuil de performance	69
6.4.1.1	Résultats	69
6.4.1.2	Analyse	71
6.4.2	Analyse multi objectif pour réduire l'ensemble	71
6.4.2.1	Résultats pour le bassin du Colorado	71
6.4.2.2	Résultats pour le bassin de la Yamaska Sud-Est	74
6.4.2.3	Résultats pour tous les bassins	76
6.4.2.4	Analyse	78
CHAPITRE 7	DISCUSSION	81
7.1	Erreurs liées aux méthodes de pondération les plus performantes	81
7.2	Pondération annuelle constante et variable temporellement	82
7.3	Réduction de l'ensemble	83
7.4	Recommandations	84
CONCLUSION	87
ANNEXE I	RÉSULTATS DES CALAGES	89
ANNEXE II	PONDÉRATION DES ENSEMBLES	97
ANNEXE III	HYDROGRAMMES	107

ANNEXE IV	ANALYSE MULTI OBJECTIF	117
	LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	127

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 2.1	Résumé des caractéristiques principales des bassins versants12
Tableau 5.1	Métriques de calage pour les modèles globaux29
Tableau 5.2	Définition des métriques pour Hydrotel30
Tableau 6.1	Acronymes utilisés pour l'identification des bassins lors de la présentation des résultats37
Tableau 6.2	Acronymes utilisés pour l'identification des membres des ensembles lors de la présentation des résultats.....38
Tableau 6.3	Résultats des calages des modèles hydrologiques pour tous les bassins. (Statistiques pour le critère de Nash et RMSE pour les périodes de calage et de validation)39
Tableau 6.4	Résumé des méthodes de pondération – critère de Nash-Sutcliffe utilisé pour mesurer l'adéquation entre la prévision combinée et la série de débits observés (les meilleurs méthodes de pondération sont en - grisé)43
Tableau 6.5	Résumé des méthodes de pondération – critère de RMSE (m^3/s) utilisé pour mesurer l'adéquation entre la prévision combinée et la série de débits observés (les meilleurs méthodes de pondération sont en - grisé)44
Tableau 6.6	Écart type relatif du 1-Nash des membres des ensembles de chaque bassin.....46
Tableau 6.7	Résumé des critères de Nash-Sutcliffe pour les périodes de calage (gauche) et de validation (droite)- pondération annuelle.....49
Tableau 6.8	Résumé des RMSE (m^3/s) pour les périodes de calage (gauche) et de validation (droite)- pondération annuelle.....49
Tableau 6.9	Comparaison du critère de Nash annuelle et du critère de Nash d'été pour les prévisions combinées BMA, GRC et SCA avec une pondération annuelle constante.....50
Tableau 6.10	Pondération des membres de l'ensemble pour le bassin du Colorado - pondération annuelle (membres dont la pondération est complémentaire en - grisé)53

Tableau 6.11	Résumé du critère de Nash-Sutcliffe annuel pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle (gauche) et de la pondération saisonnière (droite)	55
Tableau 6.12	Résumé du RMSE annuel (m^3/s) pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle (gauche) et de la pondération saisonnière (droite).....	55
Tableau 6.13	Pondération des membres de l'ensemble pour le bassin du Lac Saint Jean - Pondération saisonnière (membres dont la pondération est complémentaire en - grisé).....	56
Tableau 6.14	Comparaison des critères de Nash utilisant les débits d'été la pondération annuelle constante (gauche) et la pondération variable selon les saisons (droite) pour les prévisions combinés du BMA, GRC et SCA - validation.....	57
Tableau 6.15	Résumé du critère de Nash-Sutcliffe annuel pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon le type de débit	59
Tableau 6.16	Résumé du RMSE annuel (m^3/s) pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon le type de débit.....	60
Tableau 6.17	Comparaison des critères de Nash d'été en validation pour la pondération annuelle (gauche) et pour la pondération selon le type de débit (droite) pour le BMA, GRC et SCA	62
Tableau 6.18	Résumé du critère de Nash-Sutcliffe annuel pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon les classes d'étiages	65
Tableau 6.19	Résumé du RMSE annuel (m^3/s) pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon les classes d'étiages	66
Tableau 6.21	Membres retenus pour l'ensemble utilisant un seuil de performance de 0.55 pour le critère de Nash sur le bassin de la Yamaska Sud Est	70
Tableau 6.22	Résultats critère de Nash-Sutcliffe – L'ensemble complet de la Yamaska Sud-Est (YSE) et les 12 meilleurs membres (YSE-12) selon le critère de Nash Sutcliffe combiné à l'aide d'une pondération annuelle constante du GRC	70
Tableau 6.23	Membre optimaux pour maximiser le critère de Nash-Sutcliffe lors du calage pour le bassin du Colorado	72

Tableau 6.24	Résultats pour le critère de Nash pour les ensembles avec différentes quantités de membres pour la période de calage et en validation pour le bassin du Colorado.....	73
Tableau 6.25	Bassins optimaux pour maximiser le critère de Nash-Sutcliffe pour la période de validation pour le bassin de Yamaska Sud-Est	75
Tableau 6.26	Résultat pour le critère de Nash pour les ensembles avec différentes quantités de membres en calage et en validation pour le bassin de la Yamaska Sud-Est.....	75
Tableau 6.27	Résumé du critère de Nash-Sutcliffe en validation pour les prévisions à partir des ensembles optimaux pour maximiser le critère de Nash établi par l'étude multi objectif pour tous les bassins.....	76
Tableau 6.28	Quantité de bassin(sur un maximum de10) sur lequel chaque membre a été retenu dans l'ensemble optimal pour maximiser le critère de Nash par l'analyse multi objectif	77
Tableau 6.29	Quantité de bassins(sur un maximum de 10) sur lequel chaque membre a été retenu dans les ensembles optimaux ne contenant que 3, 4 ou 5 par l'analyse multi objectif	77

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Exemple de résultats formants un front de Pareto pour une analyse multi objectif posant une quantité variable de membre d'un ensemble contre le résultat du (1 – critère de Nash)9
Figure 2.1	Carte de localisation des bassins versants.....11
Figure 4.1	Exemple des fonctions de densités de probabilités de prévision du BMA (ligne épaisse) et des membres de l'ensemble (ligne mince). Le pointillé représente l'enveloppe de confiance de 90% et la barre verticale la donnée réelle observée. (tiré de Raftery et al. 2005).....21
Figure 5.1	Exemple de séparation par type de débit sur un hydrogramme du débit annuel moyen pour le bassin du Colorado33
Figure 5.2	Exemple type de la séparation par classe d'étiage34
Figure 6.1	Comparaison de l'enveloppe totale et du 25 ^e au 75 ^e centile provenant du débit observé du bassin du Colorado48
Figure 6.2	Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations annuelles BMA, GRC et SCA au débit observé moyen.....51
Figure 6.3	Exemple d'hydrogramme présentant des débits négatifs pour la prévision combinée découlant de la pondération GRC pour le bassin du Colorado – pondération annuelle52
Figure 6.4	Hydrogramme du Lac Saint-Jean avec pondération saisonnière démontrant les débits erratiques.....54
Figure 6.5	Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations saisonnières GRC et SCA au débit moyen58
Figure 6.6	Exemple d'erreur type sur l'hydrogramme pour LSJ avec la pondération GRC selon les types de débit60
Figure 6.7	Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations selon les types de débit GRC et SCA au débit observé moyen.....61

Figure 6.8	Exemple de période de calage et de validation variable selon la séparation de la pondération selon les classes d'étéages.....	63
Figure 6.9	Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations selon les types de débit GRC et SCA au débit observé moyen.....	64
Figure 6.10	Exemple typique d'anomalies associés aux faibles débits - bassin de Washington	67
Figure 6.11	Fronts de Pareto de la période de calage et de validation pour le bassin du Colorado.....	73
Figure 6.12	Fronts de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin de la Yamaska Sud-Est	74

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AICA	Akaike Information Criterion Averaging (pondération de Akaike)
BICA	Bayes Information Criterion Averaging (pondération de Bayes)
BMA	Bayesian Model Averaging (pondération Bayésienne)
BGA	Bates-Granger Averaging (pondération de Bates-Granger)
GRA	Granger-Ramanathan type A (pondération de Granger-Ramanathan A)
GRB	Granger-Ramanathan type B (pondération de Granger-Ramanathan B)
GRC	Granger-Ramanathan type C (pondération de Granger-Ramanathan C)
SCA	Shuffle Complex Averaging (pondération optimisée)
Q_{xxx}	Débit
HMETS	Hydrology Model-École de Technologie Supérieure
HSAMI	Modèle hydrologique utilisé par Hydro Québec
MOHYSE	Modèle HYdrologique Simplifié à l'Extrême
W_{xxx}	Poids d'une pondération
Sim	Simulé
Obs	Observé
RMSE	Root Mean Squared Error (erreur des moindres carrés)
LN	Logarithme naturel
SCE-UA	Shuffle complex algorithm – University of Arizona
DAM	Débit annuel moyen
UHRH	Unités Hydrologiques Relativement Homogènes

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

UNITÉS DE BASE

°C	Degré Celsius
m ³ /s	Mètre cube par seconde
mm	Millimètre

INTRODUCTION

Les changements climatiques ne sont plus juste une hypothèse scientifique, ils font maintenant partie du quotidien de tous. En effet, les températures moyennes de surface mondiale des douze dernières années (2001-2012) sont parmi les 14 plus chaudes de l'histoire enregistrée (1880-présent)¹. Ce n'est pas pour dire que le climat ne devrait pas changer, il existe en effet une variabilité naturelle, un cycle pour le climat de la terre (Solomon et al., 2011).

L'effet de l'homme sur l'environnement, comme l'augmentation des gaz à effet de serre, est venu modifier ce processus. Ces changements peuvent affecter les conditions climatiques moyennes sur plusieurs décennies et la fréquence des événements extrêmes comme les orages et les étiages (Meehl et al., 2000; McMahon & Finlayson, 2003).

Les changements climatiques sont observables sur l'ensemble du globe et peuvent avoir des effets tant bénéfiques que néfastes. Par exemple, l'augmentation de la fréquence d'événements de pluie extrêmes dans une zone aride de l'Australie favorise la reproduction pour certaines espèces d'oiseaux (Meehl et al., 2000), tandis que les étiages au Québec sont de plus en plus sévères (Minville et al., 2006) et causent plusieurs problèmes. En 2009, la rivière des Mille Îles a connu un mois de juillet et un début d'août avec des débits sous les minimums historiques (figure 0.1). Plusieurs municipalités dépendent de cette rivière comme source d'eau potable et la réduction du débit et du niveau de la rivière peuvent augmenter la concentration des contaminants du cours d'eau, ce qui peut rendre difficile le traitement des usines de filtration, et même mettre les prises d'eau à sec². Ces étiages ne peuvent être entièrement évités mais des mesures de mitigation pourraient être mises en place si les étiages étaient prévus suffisamment d'avance.

¹ National Climate Data Center, <http://www.ncdc.noaa.gov/sotc/global/2012/13> consulté 18 février 2013

² Conseil des bassins versants des Mille Îles, http://www.cobamil.ca/sites/default/files/files/probleme_D.pdf, consulté le 18 février 2013

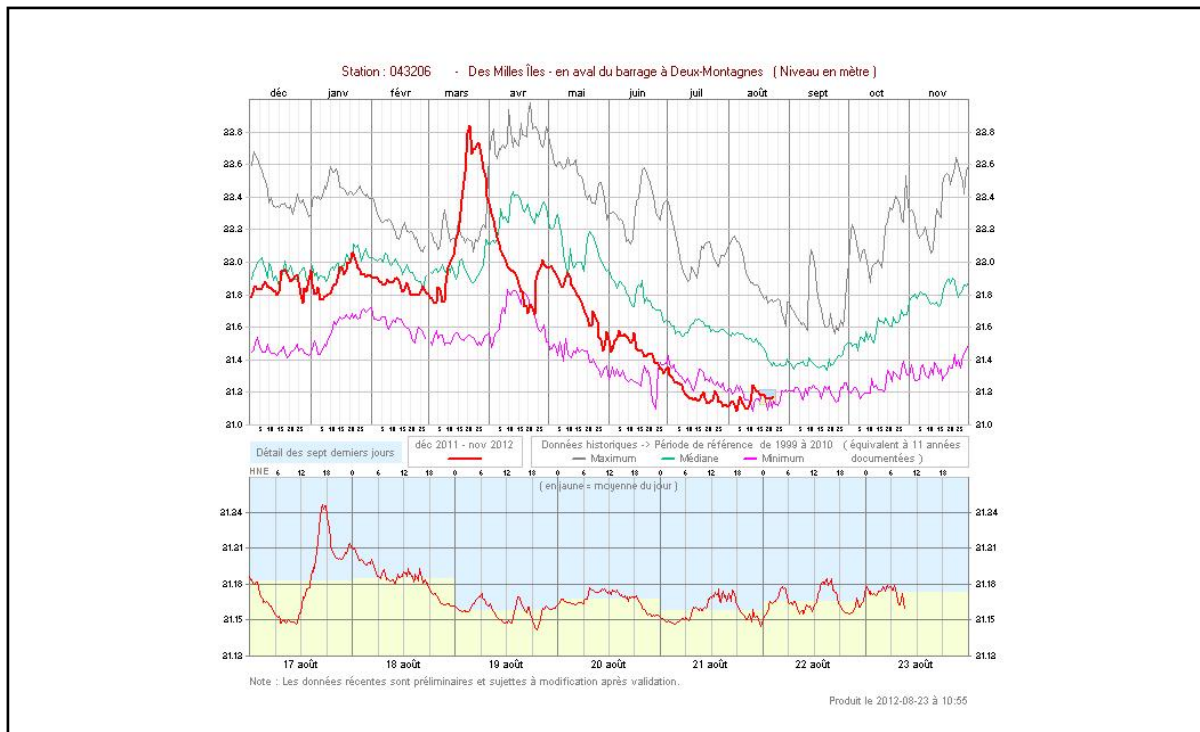


Figure 0.1 Période d'étiage dans la Rivière des Milles Îles Automne 2012
Tirée de CEHQ (2013)³

Le gouvernement du Québec est présentement doté d'un système de prévision à court terme (5 jours) pour faciliter la gestion des barrages et les méthodes de mitigation à entreprendre, mais des situations critiques sont de plus en plus fréquentes (Minville et al., 2006) et un système avec un plus grand horizon prévisionnel pourrait améliorer la gestion de la ressource hydrique, particulièrement en cas d'étiage. Une des composantes importantes de la gestion est la prévision hydrologique, donc une amélioration du processus de modélisation hydrologique sur un horizon prolongé aidera à identifier les mesures de gestion appropriées.

³ Centre d'expertise Hydrique du Québec, <http://www.cehq.gouv.qc.ca/debit-etiage/methode/index.htm>
Transports Québec

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

1.1 Les étiages

Le dictionnaire français Larousse définit un étiage comme étant un abaissement exceptionnel du débit d'un cours d'eau, habituellement avec une récurrence annuelle (Smakhtin, 2001). Les étiages font partie du cycle naturel de l'eau, mais peuvent aussi être causés par l'influence humaine (Ye et al., 2003). Les étiages peuvent être causés par des structures de régulation de débit comme des barrages (Magilligan & Nislow, 2005) ou de manière entièrement naturelle et cyclique (Meehl et al., 2000; McMahon & Finlayson, 2003). Les étiages se rencontrent sur tous les cours d'eau et affectent tous ceux qui dépendent de la ressource. Leurs effets se ressentent tant dans la flore et la faune (Power et al., 1996) que dans les activités humaines⁴.

Les indices les plus couramment utilisés au Canada et aux États-Unis pour identifier les étiages sont définis par la méthode de Tennant (Tennant, 1976), dont le premier seuil est un débit équivalent à 10% du débit annuel moyen (DAM). Ce débit est associé à une détérioration grave des habitats aquatiques (Belzile et al., 1997). Les autres seuils d'étiages relevés sont 25% du DAM, le débit mensuel médian, le débit dépassé 90% du temps et le débit minimum pour 7 jours consécutifs avec une période de récurrence de 10 ans 7Q10 (Roy, 2000). Ces seuils sont établis à partir d'une analyse statistique des données historiques (Riggs, 1980). Les indices retenus dans le cadre de cette recherche seront présentés au chapitre 5.

⁴http://www.mtq.gouv.qc.ca/portal/page/portal/ministere/ministere/environnement/changements_climatiques/adapter_transports_impacts_changements_climatiques/niveaux_eau_saint-laurent
Pêches et Océans Canada, <http://www.dfo-mpo.gc.ca/media/npress-communique/2012/qr-rq28-fra.htm>
Consultés le 18 février 2013

1.2 Modélisation et prévision hydrologique

Un modèle hydrologique est une simplification conceptualisée du cycle hydrologique. Les premiers modèles datent de presque 50 ans déjà (Crawford et Linsley, 1966) et ont beaucoup progressé depuis. Il existe plusieurs classifications de modèles d'hydrologie telles que mentionnées dans Singh et Woolhiser (2002). Les sections suivantes décriront les différents types de modèles hydrologiques, le processus de calage et les prévisions hydrologiques.

1.2.1 Modèles hydrologiques

Les modèles hydrologiques sont normalement classifiés selon leurs caractéristiques (Singh & Woolhiser, 2000). Une classification possible sépare les modèles déterministes des modèles stochastiques. Les modèles déterministes tentent de reproduire les phénomènes physiques comme l'infiltration, le ruissellement et l'évapotranspiration. En présence d'un intrant donné, ils donneront toujours le même résultat si les paramètres sont constants. Les modèles stochastiques ne font aucune tentative de reproduire ou de conceptualiser les phénomènes physiques. Ces modèles lient un intrant comme la pluie à un extrant comme un débit en rivière avec des relations statistiques..

Les modèles peuvent ensuite être vus en tant que globaux ou distribués. Certains modèles globaux sont très simples comme GR4J (Perrin et al., 2003) et ont très peu de paramètres libres (4) alors que d'autres modèles tel que HSAMI (Fortin, 2000) en ont plusieurs (23). Ces modèles sont dits globaux, car ils représentent un bassin avec des caractéristiques spatiales uniformes. Les intrants sont donc des variables mesurées directement en un point sur le bassin ou une moyenne des mesures qui sont sur l'ensemble du territoire. D'autres modèles comme Hydrotel (Fortin et al. 2001a, b) sont dits distribués, car ils prennent en compte la variabilité spatiale des caractéristiques du bassin. Ce type de modèle requiert donc beaucoup plus d'information que les modèles globaux pour fonctionner. Ils sont donc normalement aussi plus coûteux en termes de temps de calage.

Finalement, il y a les modèles conceptuel et à base physique. Le premier tente d'établir la relation pluie-débit sans faire appel aux lois physiques des processus impliqués, généralement à l'aide de réservoirs en successions. Le second tente de modéliser fidèlement les processus physique de l'hydrologie, comme l'infiltration et l'écoulement souterrain, pour produire un débit.

1.2.2 Calage des modèles hydrologiques

Le processus de calage consiste à faire varier les paramètres internes d'un modèle hydrologique pour que son débit simulé se rapproche le plus possible du débit mesuré d'un cours d'eau. Initialement cette étape était accomplie par un hydrologue par essais et erreurs, mais de plus en plus, le monde de l'hydrologie se tourne vers les algorithmes d'optimisation automatisés pour accélérer le calage. Ces algorithmes, tel le Shuffle Complex Algorithm-University of Arizona (SCE-UA)|(Duan, 1992) sont plus efficaces qu'un hydrologue expérimenté (Franchini et al., 1998)|(Gupta et al., 1999) et leur performance augmente continuellement (Vrugt & Gupta 2003).

L'algorithme d'optimisation est utilisé pour minimiser la valeur d'une fonction objectif choisie. Plusieurs fonctions objectif sont utilisées en hydrologie et celles choisies dans le cadre de ce travail seront décrites à la section 5.1. Ces fonctions objectif sont évaluées sur une période définie nommée la période de calage. Cette période est généralement constituée de la moitié des données historiques de chacun des bassins.

Pour confirmer la validité des paramètres choisis sur la période de calage, ces derniers sont ensuite mis en application sur une autre période distincte, nommée «période de validation». Cette période est généralement constituée de la deuxième moitié des données et offre la possibilité d'évaluer l'efficacité du modèle en prévision. Puisque les intrants n'ont pas été utilisés lors du calage et que le débit réel est connu, les paramètres établis lors du calage sont utilisés pour tenter de prévoir le débit résultant des conditions météorologiques. Les

prévisions peuvent donc être réévaluées à l'aide de fonctions objectif pour déterminer la robustesse et la performance de prévision d'un modèle hydrologique.

1.2.3 Prévision hydrologique déterministe et probabiliste

Une prévision hydrologique est une estimation de la condition future de l'hydrologie utilisée habituellement pour la gestion d'ouvrage de rétention d'eau ou pour la mitigation des effets des conditions extrêmes telles que les inondations et les étiages. Les modèles hydrologiques sont utilisés en mode prévision avec l'aide de prévisions météorologiques.

Les prévisions se séparent en deux catégories : déterministe et probabiliste. Une prévision déterministe est habituellement mise en place pour un horizon à court terme et n'offre qu'une seule valeur de débit pour un pas de temps donné. La prévision probabiliste quant à elle tente de décrire l'incertitude liée à la prévision en fournissant plusieurs valeurs pour chaque pas de temps (Velazquez et al., 2009) s'appelant un ensemble. Une étude de probabilité de chaque pas permet de produire une fonction de densité de probabilités pour la prévision et ainsi offre la possibilité d'utiliser des seuils de confiances pour les gestionnaires d'ouvrage de rétention d'eau.

1.3 Prévisions multi modèles déterministe

Il existe une multitude de modèles hydrologiques à la disposition d'un hydrologue voulant faire des prévisions. Chaque modèle donnera normalement une prévision semblable, mais distincte vue la nature variable de chaque modèle. Il est très difficile de déterminer la meilleure prévision parmi un ensemble et il est avantageux de traiter de manière probabiliste cet ensemble de prévisions. Si le gestionnaire préfère une prévision déterministe, il est possible de combiner les prévisions pour présenter une prévision déterministe multi modèle. La combinaison peut être une simple moyenne, ce qui sous-entend que chaque membre de l'ensemble a un poids égal, ou faire appel à des techniques pour assigner des poids différents à chaque membre de l'ensemble.

En 1985, Cavadias et Morin (1986) introduisent le concept de combiner les modèles hydrologiques d'un ensemble selon une pondération établie par la méthode de Granger et Newbold (Granger & Newbold, 1977). Il a ensuite été démontré, en utilisant une moyenne simple, une moyenne pondérée et une moyenne selon un réseau de neurones, que les membres de l'ensemble combinés ont un pouvoir de prévision plus grand que le meilleur membre individuel de l'ensemble (Shamseldin et al., 2007).

Depuis environ deux décennies, il y a un intérêt renouvelé pour la combinaison des modèles. Une pondération basée sur la fonction de densité de probabilité de l'ensemble (Bayesian Model Averaging – BMA) est développée par Raftery (1993), Raftery et Zeng (2003), Raftery et al. (2005) ainsi que par Hoeting et al. (1999). Malgré le fait que l'approche de moyenniser l'ensemble a pour but d'utiliser les forces de chaque membre individuel, il est démontré que pour utiliser le BMA, l'usage d'une trop grande quantité de membres n'est pas avantageux (Neuman, 2003). La qualité des prévisions s'améliore donc si le BMA est utilisé avec une quantité restreinte de membres qui sont hydrologiquement similaires et valides (Jefferys & Berger, 1992). Il est donc préférable d'opter pour un ensemble contenant des membres plus performants dans un contexte de prévision hydrologique.

L'idée de séparer les débits en catégories différentes et d'appliquer des poids variables en fonction de ces derniers est une idée plus récente. Cette méthode consiste à séparer les données historiques selon des critères préétablis et leurs attribuer des pondérations indépendantes. Dans une étude de Duan et al. (2007), les résultats étaient favorables sur les 3 bassins étudiés pour la méthode de séparation de la pondération en débits faible, régulier et de pointe comparativement à la pondération sur une base annuelle.

Dans un travail récent, Diks & Vrugt (2010) ont comparé 7 méthodes de pondération sur 2 bassins versants. Les méthodes retenues sont la moyenne simple (EWA), les critères d'information de Akaike (AICA) et de Bayes (BICA), la méthode de Bates & Granger (BGA), la méthode de Granger et Ramanathan-A (GRA), la moyenne Bayésienne (BMA) et

la moyenne de Mallows (MMA) (Diks & Vrugt, 2010). Leurs résultats ont montré que les méthodes BMA, MMA et GRA sont les plus performantes. La GRA est recommandée en raison de sa simplicité d'implémentation et de son faible temps de calcul comparativement aux deux autres.

1.4 Analyse multi objectif

Au cours des 15 dernières années, une attention particulière a été portée aux avantages des optimisateurs multi objectif en hydrologie pour réduire les incertitudes et améliorer leurs prévisions (Mroczkowski et al., 1997; Refsgaard 1997; Gupta et al., 1998).

Le concept de minimiser plusieurs fonctions objectif de manière simultanée est apparu en hydrologie initialement comme un processus itératif décrivant plusieurs procédés et leurs indices de performance (Harlin, 1991). L'application multi objectif avec un optimisateur automatisé basé sur le front de Pareto est par contre largement attribuée à Yapo et al. (1998). Il discute du front optimal de Pareto où deux ou plusieurs critères évalués sont mutuellement opposés et créent ainsi un ensemble de solutions optimales qui forment le front de Pareto (figure 1.1) (Deb, 2001). Ces solutions sont toutes aussi valides les unes que les autres, aucun résultat ne peut objectivement être dit meilleur que les autres.

1.5 Objectifs de la recherche

Compte tenu des travaux existants, l'objectif principal de cette étude est de :

Combiner un ensemble de prévisions hydrologiques aux fins de produire une nouvelle prévision déterministe sur un plus grand horizon qui sera meilleure et plus robuste. Une approche multi-modèle et multi-calibration sera utilisée.

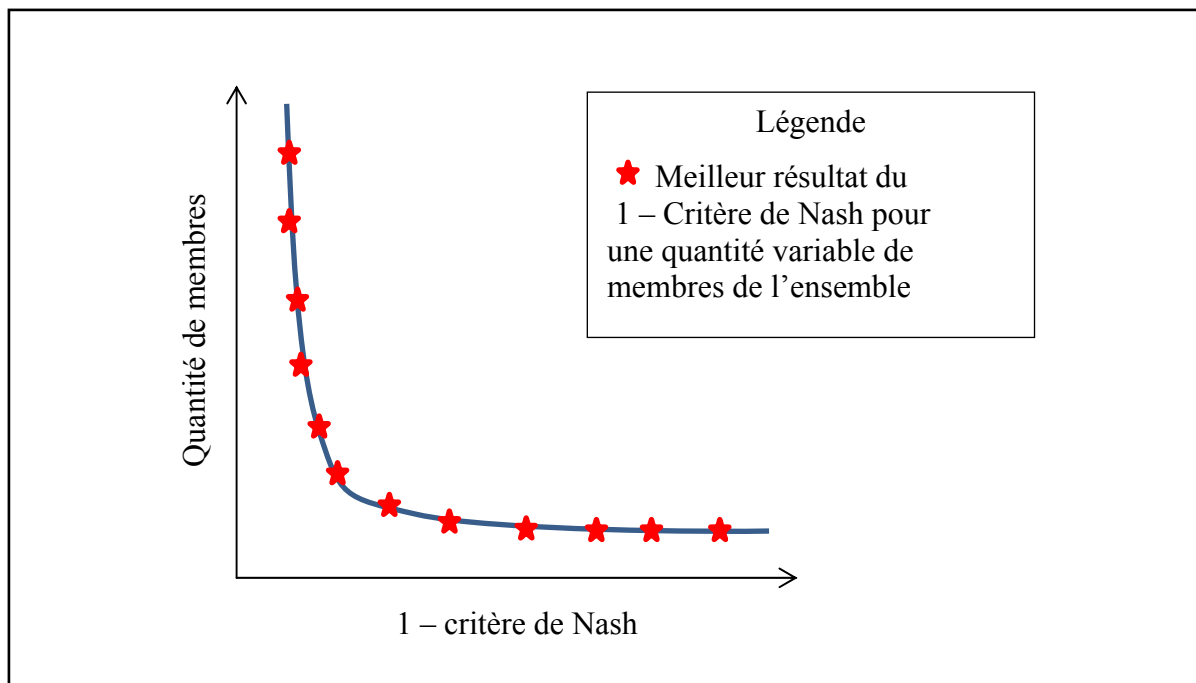


Figure 1.1 Exemple de résultats formant un front de Pareto pour une analyse multi objectif posant une quantité variable de membre d'un ensemble fonction du résultat du (1 – critère de Nash)

Pour satisfaire cet objectif principal, les objectifs secondaires suivants devront être accomplis :

- construction d'un large ensemble de données de débits. Celui-ci sera constitué de divers modèles hydrologiques calés à l'aide de multiples métriques. Pour s'assurer de la validité des résultats, des ensembles seront créés pour dix bassins répartis à travers le Canada et les États-Unis, tel que détaillé dans le chapitre 2. Les modèles hydrologiques utilisés sont décrits au chapitre 3;
- mettre en place un ensemble de méthodes de calcul de poids pour la combinaison de l'ensemble de prévisions hydrologiques. Les poids optimaux pour chaque méthode seront établis, et la performance de chaque méthode sera évaluée. Les méthodes de pondération sont présentées au chapitre 4;

- évaluer le potentiel d'établir des poids qui varient en fonction des saisons, par type de débit et par classe d'étiage. La séparation des périodes de pondération ainsi que la méthodologie mise en place sont présentées au chapitre 5;
- identifier le nombre de membres optimal pour la prévision hydrologique. L'optimisation multi objectif sera utilisée pour identifier les membres de l'ensemble optimal à utiliser en prévision hydrologique. Cet aspect du travail est également présenté au chapitre 5.

CHAPITRE 2

PRÉSENTATION DES BASSINS À L'ÉTUDE

2.1 Bassins versants



Figure 2.1 Carte de localisation des bassins versants

Cette étude se concentre sur 10 bassins versants répartis à travers l'Amérique du Nord pour représenter la diversité physiographique au Canada et aux États-Unis (figure 2.1 et tableau 2.1) compte tenu de la variabilité des superficies, températures moyennes, débits et pourcentages de précipitations solides. Cette diversité de bassins permettra aussi de vérifier le potentiel de transposabilité des conclusions de cette étude vers d'autres bassins versants. Les températures moyennes varient annuellement entre 0.11 et 12.72 °C et le pourcentage de précipitation solide entre 4.06 et 52.70%. Le débit moyen à l'exutoire de chaque bassin varie grandement, de 4.28 à 850 m³/s, reflétant ainsi les superficies qui varient de 210 à 45432 km².

Tableau 2.1 Résumé des caractéristiques principales des bassins versants

#	Nom du bassin et localisation	Latitude de l'exutoire	longitude de l'exutoire	Aire [km ²]	Température moyenne [°C]	Précipitation moyenne annuelle [mm]	précipitation solide [%]	Débit moyen [m ³ /s]
1	North Fork Gunnison River near Somerset, Colorado	38°55'33"	-107°26'01"	1361	4.07	649.5	45.29	13.07
2	Kankakee River at Momence, Illinois	41°09'36"	-87°40'07"	5938	9.89	920.1	9.53	65.64
3	Licking River at Catawba, Kentucky	38°42'37"	-84°18'39"	8543	12.72	1136.5	4.06	118.06
4	Royal River at Yarmouth, Maine	43°79'92"	-70°17'92"	365	7.88	1125.9	20.91	7.78
5	Yellowstone River at Corwin Springs, Montana	45°11'19"	-110°79'36"	6790	1.69	675.8	50.28	90.75
6	Pemigewasset River at Plymouth, New Hampshire	43°75'92"	-71°68'61"	1610	5.83	1167.0	23.99	38.77
7	Chemung River at Chemung, New York	42°00'22"	-76°63'50"	6487	7.92	822.4	15.99	73.54
8	Methow River at Twisp, Washington	48°36'53"	-120°11'50"	3368	4.64	920.3	52.70	44.67
9	Lac Saint-Jean, Québec	48°58'	-71°63'	45432	0.11	920.0	40.00	850
10	Yamaska Sud-Est, Québec	45°06'38"	-73°32'82"	210	6.36	1266.7	21.2	4.28

Huit des dix bassins versants choisis sont répartis sur le territoire des États-Unis. Dans ces cas, les données proviennent de la base de données MOPEX (Duan et al., 2006). Les données météorologiques de 1975 à 2003 ont été utilisées. Les bassins sont tous situés dans des territoires susceptibles de recevoir de la neige, mais à des degrés différents. Deux bassins versants québécois ont aussi été retenus provenant de la banque de données de partenaires (Rio Tinto Alcan et CEHQ). Pour le bassin du Lac Saint-Jean, les données sont disponibles entre 1985 et 2010. Par contre, pour avoir un échantillon représentatif tant des années sèches que humide, seules les données météorologiques de 1988 à 1997 ont été retenues. Pour le bassin de la Yamaska Sud-Est, les données sont été restreintes entre 2000 et 2009 pour alléger la tâche de calage pour le modèle distribué.

CHAPITRE 3

PRÉSENTATION DES MODÈLES HYDROLOGIQUES

Ce projet met en application quatre modèles hydrologiques – trois modèles globaux et un modèle distribué. Les trois modèles globaux retenus sont relativement peu coûteux en temps de calage et ont donc permis d'augmenter considérablement le nombre de membres de l'ensemble. Ces modèles sont dits globaux, car ils considèrent des valeurs d'intrants au modèle uniformes pour l'ensemble du bassin. À l'opposé du spectre, un seul modèle distribué a été appliqué dû à des contraintes de temps liées à la nature même du modèle. Tous les modèles ont été utilisés sur un pas de temps journalier. À partir de ce moment, lorsque l'auteur réfère aux «modèles globaux», il fera référence aux modèles hydrologiques HSAMI, HMETS et MOHYSE. Ces trois modèles globaux ont été choisis pour diverses raisons.

3.1 HSAMI

HSAMI est le modèle prévisionnel d'Hydro-Québec (Fortin, 2000) depuis plus de 20 ans. Il est utilisé quotidiennement pour la prévision hydrologique sur une centaine de bassins versants québécois en simulant la fonte de neige, l'évapotranspiration, l'infiltration et le ruissellement. C'est un modèle global conceptuel utilisant trois réservoirs générant des débits avec deux hydrogrammes unitaires, un hydrogramme de surface et un hydrogramme intermédiaire. Le modèle utilise comme données d'entrée la pluie, la neige, les températures minimale et maximale sur un pas de temps journalier pour simuler un débit. HSAMI comporte 23 paramètres qui ont tous été utilisés lors du calage, ce qui lui permet de s'adapter à plusieurs types de bassins.

3.2 HMETS

HMETS (Martel et al., 2014) est un modèle qui représente une alternative similaire, quoique moins complexe, à HSAMI. HMETS est aussi un modèle global conceptuel, développé par

le professeur François Brissette de l'École de technologie supérieure. Ce modèle est en constante évolution, mais la version mis en œuvre nécessite les précipitations liquides, les précipitations solides, ainsi que les températures minimale et maximale à chaque pas de temps (jour) comme intrants. Ce modèle comporte 19 paramètres qui ont tous été utilisés lors des calages. Tout comme HSAMI, HMETS utilise un système de réservoirs pour produire des débits à l'aide de modules simulant les mêmes processus, avec certaines différences claires et défini. Par exemple les processus de fonte de neige de HSAMI et de HMETS sont tous deux basés sur une approche degré-jour, mais chaque modèle emploi une approche différente.

3.3 MOHYSE

MOHYSE est un modèle hydrologique québécois qui a été conçu pour l'enseignement universitaire (Fortin et Turcotte, 2007) et est le modèle le plus simple qui a été utilisé. MOHYSE est similaire à HMETS et HSAMI en ce qui a trait aux éléments processus hydrologiques simulés. Là où ce modèle se distingue est dans sa simplicité de modéliser ces processus indépendamment. Le débit est produit par un forçage atmosphérique créant ainsi un écoulement essentiellement vertical de l'eau sans prendre en compte le temps nécessaire pour que l'eau se rende à l'exutoire. MOHYSE nécessite comme intrant la température moyenne et les précipitations solides et liquides à chaque pas de temps et comporte 10 paramètres qui ont tous été utilisés lors du calage.

3.4 Hydrotel

Un seul modèle distribué a été retenu. Ce choix est motivé par la longueur du temps de calage requis pour de tels modèles. Le modèle Hydrotel a été choisi puisqu'il est couramment utilisé au Québec, notamment par le Centre d'expertise hydrique du Québec (CEHQ). Hydrotel est un modèle distribué à base partiellement physique et conceptuel (Fortin et al. 2001a, b), ce qui veut dire qu'il prend en compte la variabilité spatiale des processus hydrologiques sur le bassin versant. Le bassin, créé à l'aide de Physitel, un logiciel complémentaire, doit premièrement être séparé en Unités Hydrologiques

Relativement Homogènes (UHRH) dont les propriétés du sol sont considérées homogènes. Le modèle nécessite la précipitation journalière, les températures maximale et minimale journalière, les intrants sont alors interpolés sur chaque UHRH pour y simuler les différents processus hydrologiques. Finalement, le débit produit par chaque UHRH suivra un schéma de routage jusqu'à l'exutoire. Le modèle compte 26 paramètres, mais seulement les 11 plus sensibles, déterminés par une analyse de sensibilité, ont été utilisés lors du calage. Les paramètres variables ont été restreints considérant que le temps requis pour un calage à plus de 11 paramètres était très long (quelques semaines sur un ordinateur récent avec multiples processeurs).

3.5 Applications des modèles hydrologiques

Puisque les informations nécessaires pour la mise en place du modèle pour un bassin sont très importantes, Hydrotel n'est appliqué que sur un seul des 10 bassins, soit celui de la Yamaska Sud-Est. Ce modèle et ce bassin ont été retenus puisque les simulations avaient été mises en place sur le bassin dans un projet d'étude précédent. Même s'il n'est disponible que sur un seul bassin, son utilisation permettra de déterminer préliminairement si un modèle distribué primera, ou même contribuera, lors de la pondération des prévisions hydrologiques.

Pour leur part, les trois modèles globaux seront appliqués sur les 10 bassins versants vue leur rapidité relative d'exécution.

L'ensemble des modèles choisi pour cette étude offre un éventail varié de complexité. HSAMI et HMETs représentent les modèles couramment utilisés avec un niveau de complexité moyen et un temps d'opération rapide et efficace. MOHYSE reprend les concepts des deux modèles précédent et les modélise le plus simplement possible et représente donc une alternative épurée. Hydrotel se trouve à être l'approche de modélisation hydrologique la plus complexe de l'étude.

L'étude permettra de déterminer l'impact de la complexité des modèles sur les résultats de l'approche multi-modèle multi-calibration. En théorie, il est attendu que les modèles hydrologiques les plus performants soient privilégiés, indépendamment de leur nature, et cette sélection de modèles hydrologiques devrait permettre de vérifier l'hypothèse.

CHAPITRE 4

PRÉSENTATION DES MÉTHODES DE PONDÉRATION

L'utilisation d'un ensemble multi-modèle\multi-calibration résulte en la production de plusieurs prévisions hydrologiques. Ces séries peuvent être utilisées dans un contexte probabiliste suivant les principes de la prévision hydrologique d'ensemble. Une autre approche consiste en la combinaison de tous les membres aux fins de créer une prévision déterministe unique. La question scientifique principale est l'estimation des poids qui doivent être attribués à chacun des membres de l'ensemble.

Les méthodes de pondération décrites ci-dessous permettent de calculer les poids (W_x) associés à chaque membre de l'ensemble. La prévision combinée (Q_x) est ensuite assemblée à partir de ces poids et de la matrice contenant tous les membres d'un ensemble (Q_{sim}) (équations 4.1 et 4.2).

$$Q_x = Q_{sim} * W_x \quad (4.1)$$

$$\begin{bmatrix} Q_1 \\ Q_2 \\ \vdots \\ Q_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Q_{1-1} & Q_{1-2} & \dots & Q_{1-m} \\ Q_{2-1} & Q_{2-2} & \dots & Q_{2-m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ Q_{n-1} & Q_{n-i} & \dots & Q_{n-m} \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_m \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

n = nombre de pas de temps dans l'ensemble hydrologique

m = nombre de membres dans l'ensemble hydrologique

En tout, neuf méthodes de pondération ont été choisies dans le but encore une fois de représenter un divers éventail de complexité. Huit d'entre elles ont été choisies soit pour leur usage récurrent dans la littérature ou purement pour leur habileté en prévision hydrologique.

La neuvième méthode est une méthode novatrice de calcul des poids à partir d'une méthode d'optimisation classique. Les neuf méthodes sont présentées aux sections 4.1 à 4.9.

4.1 Moyenne arithmétique (AVG)

Cette méthode consiste à faire la moyenne de chaque membre. Quoique simpliste, elle sera utilisée comme point de référence pour évaluer la performance des autres méthodes de pondération. La moyenne arithmétique consiste à attribuer un poids égal aux n membres de l'ensemble (équation 4.3).

$$W_{AVG} = (\frac{1}{m}, \dots, \frac{1}{m}) \quad (4.3)$$

m = nombre de membres dans l'ensemble hydrologique

4.2 Moyenne de Bayes (BMA)

Différentes applications du BMA (Bayesian Model Averaging) sont décrites dans Neuman (2003), Ye et al. (2004), Raftery et al. (2005), Gneiting et al. (2005), Vrugt & Robinson (2007) et Vrugt et al. (2007). Dans cette méthode, les poids attribués doivent être positifs et totaliser 1 ($W_{BMA}|W_i \geq 0 \ \& \ \Sigma W_{BMA} = 1$).

L'approche consiste à utiliser une moyenne pondérée des fonctions de densité de probabilité centrée sur les données observées avec un biais corrigé, où la pondération est égale aux probabilités postérieures des membres sur la période de calage (Figure 4.1). L'algorithme de maximisation des attentes (expectation maximization – EM) est utilisé lors de cette approche.

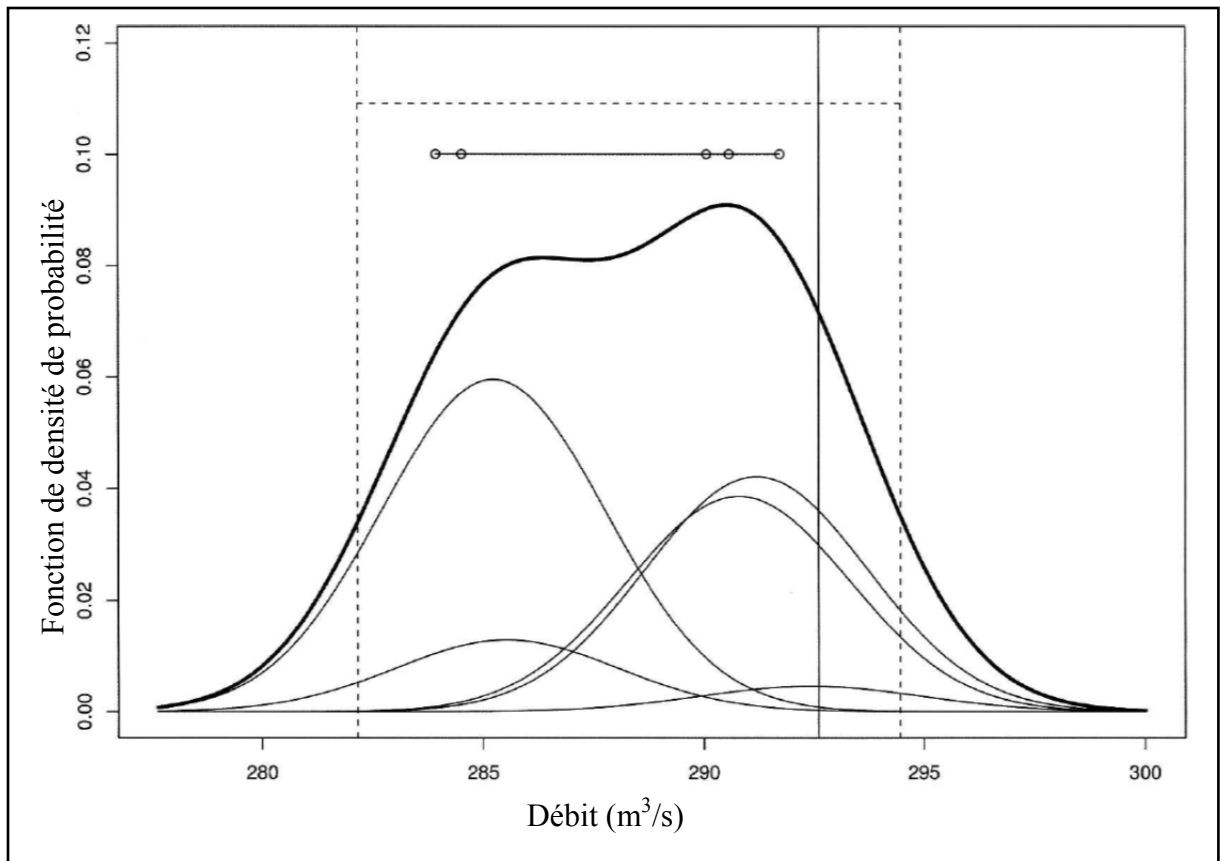


Figure 4.1 Exemple des fonctions de densités de probabilités de prévision du BMA (ligne épaisse) et des membres de l'ensemble (ligne mince). Le pointillé représente l'enveloppe de confiance de 90% et la barre verticale la donnée réelle observée. (tiré de Raftery et al. 2005)

4.3 Moyenne Granger-Ramanathan – Méthode A (GRA)

La méthode GRA (Granger & Ramanathan, 1984) attribue des poids basés sur la minimisation de l'erreur quadratique (RMSE). Vue la nature du critère de pondération, la prévision résultante a tendance à être biaisée s'il n'y a pas correction du biais de l'ensemble préalable. Les poids ne sont pas contraints et se calculent directement à l'aide de l'équation suivante :

$$W_{GRA} = (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T Q_{obs} \quad (4.4)$$

$$Q_{obs} = \text{données observées}$$

4.4 Moyenne Granger-Ramanathan – Méthode B (GRB)

La méthode B (Granger & Ramanathan, 1984) est tout comme la méthode A, mais avec un forçage supplémentaire pour obtenir l'unité des poids (somme de 1 | $l^T * W_{grb} = 1$) sans contraindre les poids eux-mêmes à être positif. Le calcul des poids est effectué par les équations 4.5 à 4.7 où l est un vecteur unitaire de dimension $[1, m]$.

$$W_{GRB} = (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T Q_{obs} + 2\lambda (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} * l \quad (4.5)$$

$$\lambda = (l^T (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T Q_{obs} - 1) / (l^T * (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} * l) \quad (4.6)$$

4.5 Moyenne Granger-Ramanathan – Méthode C (GRC)

Dans cette dernière version de la méthode Granger-Ramanathan, les poids ne sont pas contraints à l'unité (somme de 1) mais un terme constant pour corriger le biais est ajouté (W_0). Tout comme les variantes A et B, la méthode C (Granger & Ramanathan, 1984) minimise l'erreur quadratique (RMSE) mais résulte en une prévision avec un biais corrigé lors de la période de calage. L'équation de prévision doit donc être modifiée pour cette méthode de pondération pour inclure le terme constant (équation 4.11).

$$W_{GRC} = (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T Q_{obs} - W_0 (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T l \quad (4.7)$$

$$W_0 = \frac{l^T * \text{erreur_GRA}}{n - \theta} \quad (4.8)$$

$n = \text{nombre de pas de temps dans la période de calage}$

$$erreur_{GRA} = Q_{obs} - Q_{sim} * W_{GRA} \quad (4.9)$$

$$\theta = l^T Q_{sim} (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T l \quad (4.10)$$

$$Q_x = Q_{sim} * W_{GRC} + W_0 \quad (4.11)$$

4.6 Moyenne de Bates-Granger (BGA)

Cette méthode, initialement proposée par Bates et Granger (1969), vise à produire un ensemble combiné avec la plus petite erreur quadratique (RMSE). Contrairement aux variantes de Granger-Ramanathan, la méthode repose sur des hypothèses de base selon lesquelles les données n'ont pas de biais et que leurs erreurs sont non corrélées. Ces hypothèses ne sont pas nécessairement respectées pour les ensembles. Le poids de chaque membre est estimé par $1/\sigma_i^2$ où σ_i^2 est la variance estimée du membre en question.

$$W_{BGA} = \frac{1/\sigma_i^2}{\sum_{i=1}^n 1/\sigma_i^2} \quad (4.12)$$

n = nombre de pas de temps dans la période de calage

4.7 Critères d'information de Akaike et Bayes (AICA & BICA)

Ces méthodes (équations 4.13 et 4.14) (Akaike 1974; Buckland et al. 1997; Burnham and Anderson 2002; Hansen 2008), offrent une estimation de la probabilité optimale de chaque membre en utilisant la moyenne du logarithme de la variance des membres en plus d'un terme de pénalité. Ce terme de pénalité varie entre les deux méthodes. Dans le cas d'AICA, la pénalité est le double de la quantité de paramètres utilisés lors du calage (équation 4.15). Pour BICA, c'est le nombre de paramètres utilisés lors du calage multiplié par le log du nombre de pas de temps de l'échantillon lors de la période de calage (équation 4.16).

$$W_{AICA-BICA} = \frac{\exp\left(-I_j/2\right)}{\sum_{i=1}^n \exp\left(-I_i/2\right)} \quad (4.13)$$

$$I_j = n \log (\sigma^2) + n + q(p_j) \quad (4.14)$$

$q(p) = \text{terme de pénalité}$

$$q(p)_{AICA} = 2p \quad (4.15)$$

$$q(p)_{BICA} = p \log (n) \quad (4.16)$$

$p = \text{nombre de paramètres utilisés lors du calage}$

$j = \text{membre de l'ensemble hydrologique}$

$n = \text{nombre de pas de temps dans la période de calage}$

4.8 Moyenne par optimisateur SCE-UA (SCA)

L'idée de base de cette méthode de pondération est de prendre les approches d'optimisation couramment utilisées pour le calage de modèles hydrologiques, et de les appliquer pour la détermination optimale des poids. L'algorithme d'optimisation par complexes (Shuffle Complex Evolution-UA, SCEUA) est choisi pour établir les poids sur la période de calage, puisque ce dernier est couramment utilisé en hydrologie. Bien que plusieurs autres algorithmes d'optimisation existent, l'efficacité de SCE-UA en hydrologie a été maintes fois démontrée (Yapo et al., 1998). La fonction objectif choisie est le critère de Nash-Sutcliffe entre la prévision combinée résultante et la série de débits observés. L'objectif premier de la recherche n'étant pas de déterminer l'algorithme d'optimisation le plus approprié pour

attribuer des poids, le bon fonctionnement de cette pondération servira principalement à prouver que le concept d'un outil de pondération basé sur un algorithme d'optimisation est fonctionnel et efficace. Un des avantages d'utiliser une approche de pondération à l'aide d'un algorithme automatisé est la facilité de choisir des fonctions objectif variées en fonction de l'objectif visé. Un des désavantages est la nécessité de définir l'espace de recherche.

Des bornes de $[-5 : 5]$ ont été établies pour les poids des membres de l'ensemble dans le but d'éviter un effet de surcompensation entre ceux-ci en cas d'erreurs corrélées. Les poids peuvent donc être négatifs et leur somme n'est pas contrainte à l'unité. À noter que cette méthode à elle seule présente un large éventail de possibilités et pourrait être le sujet d'une recherche entière.

CHAPITRE 5

MÉTHODOLOGIE

Cette recherche peut être séparée en deux sections méthodologiques majeures.

La première aura comme objectif d'évaluer les méthodes de pondération des ensembles dans le but d'améliorer la prévision déterministe. La formation des ensembles est détaillée à la section 5.1, tandis que la section 5.2 se préoccupe de la pondération de ces ensembles et de la qualité de la prévision résultante.

La deuxième partie de la recherche visera la possibilité de réduire la quantité de membres des ensembles en identifiant les membres optimaux, entre autres pour rendre les résultats plus intéressants pour une application opérationnelle. Cette étape est détaillée à la section 5.3.

5.1 Création des ensembles

Pour former les ensembles, les différents modèles hydrologiques seront calés à maintes reprises avec différentes métriques. Puisque la nature de chaque calage variera selon la fonction objectif utilisée, ils seront considérés comme des membres indépendants de l'ensemble. À partir de ce moment, l'expression «les membres de l'ensemble» fera référence aux multiples calages de chacun des modèles hydrologiques. Dans le cas des neuf premiers bassins, il y aura 27 membres de l'ensemble provenant du calage des modèles globaux (3 modèles globaux X 9 calages = 27 membres). Le dixième bassin aura cinq membres supplémentaires provenant de cinq calages d'Hydrotel pour un ensemble à 32 membres ($[3 \text{ modèles globaux} \times 9 \text{ calages}] + [1 \text{ modèle distribué} \times 5 \text{ calages}] = 32 \text{ membres}$). Le nombre de métriques utilisées correspond donc à la quantité de membre par ensemble.

5.1.1 Calage et validation des modèles hydrologiques

Un calage est habituellement effectué sur une fraction des données, nommée période de calage et la balance des données sert lors de l'étape de validation des paramètres choisis pour chaque membre, alors que les modèles sont utilisés en mode prévisionnel. Ceci permet d'évaluer la robustesse des paramètres de chaque calage. La majorité des résultats présentés aux prochains chapitres seront sur la période de validation puisque l'objectif premier est d'améliorer la prévision. La première moitié des données servira de période de calage dans le cadre de cette recherche et la seconde moitié servira pour la validation. De plus, ce projet a fait appel à une technique de calage automatisée pour accélérer le processus et éviter le caractère arbitraire du calage manuel.

Considérant la multitude de modèles hydrologiques utilisées, deux stratégies différentes ont dû être adoptées pour leurs calages. La première sera appliquée aux modèles plus simples, donc les modèles globaux. Une deuxième stratégie sera employée pour le modèle distribué en raison de sa complexité accrue.

Premièrement, tous les membres de l'ensemble provenant des modèles globaux seront calés à l'aide d'un optimisateur par complexe (SCE-UA) dans le but de minimiser les métriques individuelles sauf le critère de Nash. Puisque la valeur optimale pour ce critère est de 1, l'optimisateur visera à minimiser la valeur de $(1 - \text{Nash})$. L'algorithme utilisé avec les modèles globaux sera le SCE-UA puisque le chercheur avait déjà les connaissances suffisantes pour son usage. De plus, selon Arsenault et al. (2013) l'algorithme en question converge aussi rapidement que les alternatives plus complexes en présence de modèles hydrologiques simples.

Puisque les modèles globaux ont un temps de calage relativement faible avec un ordinateur, les 9 métriques choisies pourront être appliquées avec les trois modèles hydrologiques pour former les 27 premiers membres des ensembles sur chaque bassin. En contrepartie, le coût élevé du calage et la quantité d'information nécessaire pour la mise en place et le calage d'un

modèle distribué comme Hydrotel limitent son application. Pour cette raison, Yamaska Sud-Est sera le seul bassin à utiliser le modèle distribué. Les calages d'Hydrotel pour le bassin en question proviennent d'une recherche en préalable. Ils ont été effectués sur la période entre 2000 et 2004 et ont été effectués avec le *Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy* (CMAES) (Hansen, 1996). L'algorithme est entre autres adapté pour le travail en parallèle, accélérant ainsi le processus ardu de calage sur un modèle distribué (Hansen, 2006). Ces 5 calages supplémentaires seront donc ajoutés aux 27 existants pour créer un ensemble à 32 membres seulement sur le bassin de la Yamaska Sud-Est.

5.1.2 Métriques utilisés pour les calages

Les 9 métriques différentes utilisées avec les modèles globaux sont en réalité des variations de 4 fonctions objectif communes (tableau 5.1).

Tableau 5.1 Métriques de calage pour les modèles globaux

Métrique	Formule
Biais et biais d'été relatif	$BIAS = \frac{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - Q_{sim}^n)}{\sum_{n=1}^N Q_{obs}^n}$
Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et RMSE d'été	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - Q_{sim}^n)^2}{N}}$
RMSE du logarithme naturel et RMSE du logarithme naturel d'été	$LN\ RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\log Q_{obs}^n - \log Q_{sim}^n)^2}{N}}$
Nash-Sutcliffe (NS), NS d'été et NS sur les 30 plus faibles débits d'été	$NS = 1 - \frac{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - Q_{sim}^n)^2}{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - \bar{Q}_{obs})^2}$
<p>N : représente la quantité de pas de temps dans la période de calage. Pour les métriques ne traitant que la période d'été, la première moitié des données entre le 1^{er} juin et le 30 septembre sera utilisée.</p> <p>n : valeur variable entre 1 et N.</p>	

Le biais et le biais d'été assurent la conservation du volume d'eau sur la période de calage sans distinction d'où l'eau est distribuée sur l'hydrogramme. Plus le biais est près de zéro, mieux le système performe. La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne ou *Root Mean Square Error* (RMSE) est un bon indicateur de la fiabilité des résultats. Elle compare les débits observés aux débits simulés tandis que le LN RMSE utilise le logarithme des débits. Ceci a pour effet de diminuer l'importance des forts débits. Dans les deux cas, une plus petite valeur indique un meilleur résultat. Le critère de Nash Sutcliffe est un indicateur de performance du pouvoir de prévision des modèles en comparant les débits observés aux débits simulés. Le critère de Nash varie entre $-\infty$ et 1. Une valeur de 1 indique que les deux séries de données de débits sont identiques, tandis qu'une valeur négative indique que la performance du modèle hydrologique est moindre que celle d'une prévision constituée du débit moyen. Le critère de Nash Sutcliffe attribue beaucoup d'importance aux débits de pointes et c'est pourquoi en plus de l'utiliser comme métrique sur une base annuelle, il est aussi calculé uniquement sur les débits d'été ainsi que sur les 30 plus faibles valeurs de débits d'été. Cinq métriques composées de quatre fonctions objectif ont été appliquées pour Hydrotel (tableau 5.2).

Tableau 5.2 Définition des métriques pour Hydrotel

Métrique	Formule
Ratio de l'erreur quadratique et de la variance des données (RSR)	$RSR = \frac{\sqrt{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - Q_{sim}^n)^2}}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - \bar{Q}_{obs})^2}}$
Biais et RSR	$BIAS\ RSR = \frac{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - Q_{sim}^n)}{\sum_{n=1}^N Q_{obs}^n} + RSR$
RMSE du logarithme naturel	$LN\ RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (\log Q_{obs}^n - \log Q_{sim}^n)^2}{N}}$
Nash-Sutcliffe (NS)	$NS = 1 - \frac{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - Q_{sim}^n)^2}{\sum_{n=1}^N (Q_{obs}^n - \bar{Q}_{obs})^2}$
Nash-Sutcliffe, RSR et RMSE du logarithme naturel	Métrique = NS + RSR + LN RMSE
<p>N : représente la quantité de pas de temps dans la période de calage. Pour les métriques ne traitant que la période d'été, la première moitié des données entre le 1^{er} juin et le 30 septembre sera utilisée.</p> <p>n : valeur variable entre 1 et N.</p>	

Tel que défini par Moriasi et al. (2007), le ratio de l'erreur quadratique et de la variance des données (RSR) est un indicateur de performance avantageux puisqu'il est adimensionnel. Un RSR de moins de 0.7 a été identifié comme seuil pour une performance satisfaisante. En raison du coût élevé de chaque calage, une quantité réduite de métriques ont été mis en place couvrant un vaste spectre d'objectif.

5.2 Pondération des ensembles

En utilisant les 9 méthodes de pondération présentées au chapitre 4, des poids sont attribués à chacun des membres de l'ensemble pour chaque bassin de manière à obtenir une prévision déterministe. Tout comme lors de l'étape de calage, la première moitié des données sera utilisée pour établir les poids de chaque membre et la seconde moitié sera utilisée pour valider les performances de la prévision provenant de la combinaison des membres. Les résultats des prévisions combinées seront présentés sur la période de validation, tout comme les résultats des simulations réalisées à l'aide des paramètres clé. Le terme «prévision combinée» fera référence à la combinaison résultante des membres de l'ensemble pour la prévision déterministe multi modèle.

La prévision combinée est par la suite évaluée sur sa performance en validation avec l'aide du critère de Nash-Sutcliffe et du RMSE sur une base annuelle ainsi que sur la période d'été entre le 1^{er} juin et le 30 septembre. Ces critères sont utilisés pour assurer une bonne performance du système en tout temps de l'année et aussi lors des périodes d'étiages estivaux.

5.2.1 Pondération annuelle

La méthode la plus couramment utilisée (Diks & Vrugt, 2010) consiste en la détermination de poids sur une base annuelle, et donc constants sur toute l'année.

Avec la pondération annuelle, il y a donc un poids pour chaque membre de l'ensemble (27 poids pour l'ensemble des bassins à l'exception de Yamaska Sud-Est qui a 32 membres, et donc 32 poids).

5.2.2 Pondération saisonnières

Il y a lieu de se demander si l'utilisation d'une pondération saisonnière ne permettrait pas d'augmenter la performance de la prévision combinée. Il est en effet logique de penser que l'application de poids sur une base saisonnière devrait améliorer la performance alors que les membres provenant de calages spécifiques à l'été devraient en théorie se voir assigner des poids plus importants durant la période estivale par exemple. Ce travail comparera les poids annuellement constants avec ceux variables en fonction des saisons.

Dans le but de séparer les sections caractéristiques d'un hydrogramme annuel, trois saisons ont été identifiées : La première saison contient une période critique pour les étiages hivernaux (jours juliens entre 1 et 60), la seconde contient la crue printanière (jours juliens entre 61 et 225), et la dernière contient la saison estivale (jours juliens entre 226 et 365). Les dates choisies pour le début et la fin des saisons sont uniformes et fixes annuellement pour l'ensemble des bassins.

La pondération saisonnière résultera nécessairement en une performance meilleure ou égale pour la période de calage comparativement à la pondération annuelle en raison d'un nombre accru de poids (trois saisons annuellement, et donc trois poids pour chaque membre de l'ensemble). Il reste alors à vérifier si cet avantage persiste durant la période de validation.

5.2.3 Pondération en fonction du type débit

Tout comme pour la pondération saisonnière, il y a lieu de se demander si l'établissement de poids dépendant du type de débit permettrait d'augmenter la performance de la prévision combinée. Aux fins de vérifier cette hypothèse, trois types de débits ont été identifiés en se

basant sur l'hydrogramme annuel moyen, à savoir les débits ascendants, descendants et neutres (figure 5.1). Les dates annuelles où chaque type de débit commence et finit ont été établies à partir d'une inspection visuelle des hydrogrammes annuels moyens pour chacun des bassins. Il y a donc une fois de plus trois poids par membre de l'ensemble.

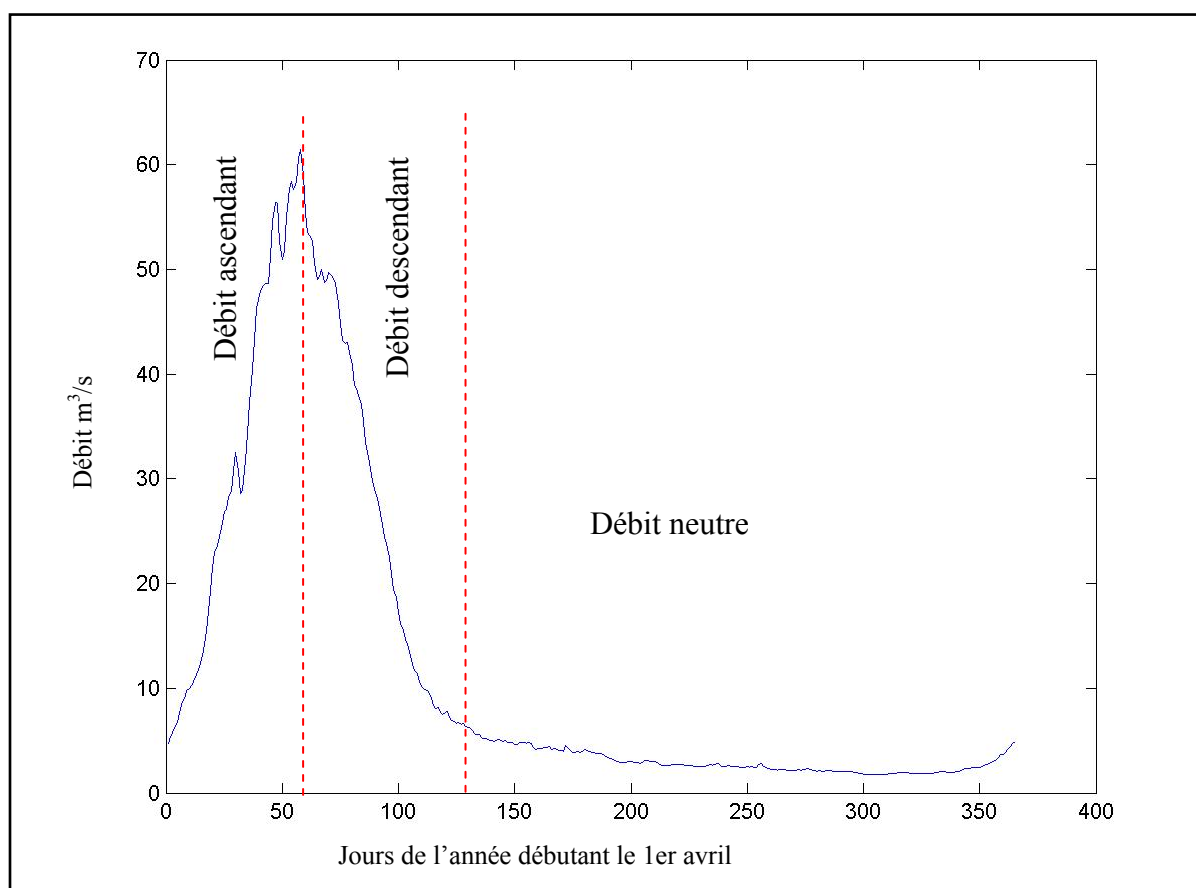


Figure 5.1 Exemple de séparation par type de débit sur un hydrogramme du débit annuel moyen pour le bassin du Colorado

5.2.4 Pondération selon la classe d'étiage

Toujours dans la même veine, une pondération spécifique aux étiages sera aussi explorée. Ici, deux seuils d'étiages différents seront utilisés pour délimiter trois classes de débits (figure 5.2). Les limites établies par la méthode de Tennant (Tennant, 1976) seront basées sur le débit annuel moyen (DAM). Les deux seuils correspondent à 10% et 25% du DAM. Cette

méthode de séparation par classe d'étiage est similaire à la précédente mais cible plus spécifiquement les périodes à faible débit, donc les étiages.

La séparation de la pondération est toutefois plus complexe que pour les cas précédents puisque les dates auxquelles les transitions entre les différents seuils (10% du DAM, 25% du DAM) se produisent ne sont pas constantes d'une année à l'autre. Le débit moyen de l'ensemble pour un bassin sera utilisé à un pas journalier pour déterminer la classe d'étiage puisque la séparation pour la pondération ici se fait verticalement (séparation fonction du débit et non des dates). Encore une fois, il y aura trois poids pour chaque membre de l'ensemble. La quantité accrue de poids implique une performance accrue pour la période de calage.

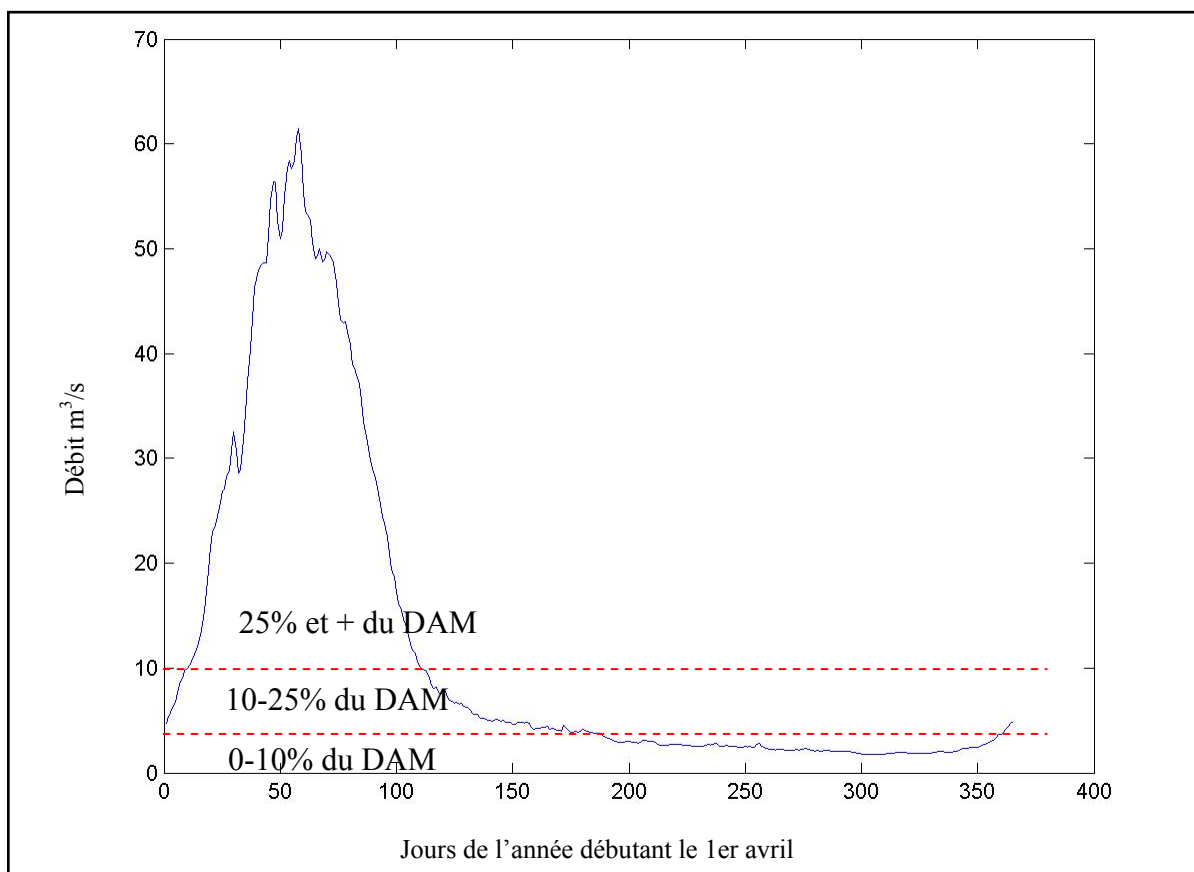


Figure 5.2 Exemple type de la séparation par classe d'étiage

5.3 Identification du nombre optimal de membres dans l'ensemble

L'usage de plusieurs modèles hydrologiques calés selon plusieurs métriques est possible dans le cadre de cette recherche, car le temps de calcul le permet. Dans un contexte opérationnel, la présence d'un grand nombre de membres peut compliquer l'implémentation efficace de l'approche multi-modèle pour une prévision déterministe. Il y a donc un intérêt certain à déterminer le nombre optimal de membres dans l'ensemble. Cette section décrit donc la possibilité de réduire la quantité de membres au sein de l'ensemble tout en conservant le pouvoir de prévision de l'ensemble complet.

5.3.1 Démonstration de faisabilité

Une approche est proposée pour vérifier s'il est possible de réduire le nombre de membres tout en conservant le même pouvoir de prévision. Cette approche tentera de réduire l'ensemble par un seuil de performance pour démontrer s'il est possible d'obtenir une prévision déterministe adéquate à partir de la pondération d'une quantité réduite de membres. Pour ce faire, un seuil de performance pour le critère de Nash lors de la période de calage sera établi pour la participation à l'ensemble. Le seuil sera établi de manière à conserver seulement les meilleurs membres au sein de l'ensemble.

5.3.2 Réduction de l'ensemble par optimisation multi objectif

Si l'étape précédente s'avère un succès, une approche plus rigoureuse et complexe sera mise en place. Elle vise une optimisation multi objectif dans le but de clairement décrire la performance de plusieurs ensembles avec un nombre de membres différent. Pour ce faire deux critères opposés, soient la performance de l'ensemble optimal selon le critère de Nash et le nombre de membres de l'ensemble seront utilisés. L'optimisation devrait donner une série de solutions optimales définissant un front de Pareto. Autrement dit, l'utilisation de moins de modèles hydrologiques (ce qui est un avantage opérationnel) est mise en opposition

avec la performance globale de la prévision combinée lors du calage, qui devrait, en théorie, être meilleure avec un nombre plus grand de membres au sein de l'ensemble.

L'optimisateur évaluera les prévisions hydrologiques à partir d'ensembles contenant entre 1 et la quantité maximale de membres. En raison du temps requis pour calculer les poids, seule la pondération du GRC sera utilisée lors de l'analyse multi-objectif, puisque c'est la méthode de pondération la plus rapide parmi celles donnant des résultats optimaux (chapitre 6).

Le front de Pareto des solutions optimales sera déterminé sur la période de calage, puis vérifié sur la période de validation. Ceci permettra donc de tracer deux fronts de Pareto et de les comparer pour déterminer la performance de prévisions des ensembles optimaux.

CHAPITRE 6

RÉSULTATS ET ANALYSES

Les résultats seront présentés en 4 sections distinctes. La section 6.1 présentera les résultats des calages des différents modèles hydrologiques. La section 6.2 traitera en détails des neuf méthodes de pondération sur une base annuelle. La section 6.3 présentera les résultats d'une pondération variable temporellement en fonction de la saison, du type de débit et de la classe d'étiage. Finalement la détermination des membres d'un ensemble optimal sera présentée à la section 6.4. Pour faciliter la compréhension du texte, il a été décidé de présenter l'analyse des résultats à la suite de chacune de ces 4 sections, plutôt que d'en faire un chapitre complètement séparé.

Par souci de simplifier la présentation des résultats, les bassins étudiés et les membres seront nommés selon les acronymes présentés aux tableaux 6.1 et 6.2.

Tableau 6.1 Acronymes utilisés pour l'identification des bassins lors de la présentation des résultats

Nom	Acronyme	Nom	Acronyme
Colorado	CO	Montana	MT
Illinois	IL	New Hampshire	NH
Kentucky	KY	New York	NY
Lac Saint Jean	LSJ	Washington	WA
Maine	ME	Yamaska Sud-Est	YSE

6.1 Calage des modèles hydrologiques

Cette section présente les résultats des calages des différents modèles hydrologiques. À noter que les calages proviennent de multiples métriques dont les objectifs sont divers. Pour alléger la présentation des résultats, ils seront présentés en fonction des mêmes métriques qui seront utilisées pour évaluer la performance de la prévision déterministe résultant de la

combinaison des membres des ensembles, soient les critères de Nash Sutcliffe et RMSE. À l'aide de cette approche, il sera possible de quantifier l'effet et l'efficacité des différentes méthodes de pondération.

Tableau 6.2 Acronymes utilisés pour l'identification des membres des ensembles lors de la présentation des résultats

Nom	Acronyme	Nom	Acronyme	Nom	Acronyme
HMETS BIAIS	HM-B	HSAMI BIAIS	HS-B	MOHYSE BIAIS	MO-B
HMETS BIAIS D'ÉTÉ	HM-BE	HSAMI BIAIS D'ÉTÉ	HS-BE	MOHYSE BIAIS D'ÉTÉ	MO-BE
HMETS LN RMSE	HM-LR	HSAMI LN RMSE	HS-LR	MOHYSE LN RMSE	MO-LR
HMETS LN RMSE ÉTÉ	HM-LRE	HSAMI LN RMSE ÉTÉ	HS-LRE	MOHYSE LN RMSE ÉTÉ	MO-LRE
HMETS NASH	HM-N	HSAMI NASH	HS-N	MOHYSE NASH	MO -N
HMETS NASH D'ÉTÉ	HM-NE	HSAMI NASH D'ÉTÉ	HS-NE	MOHYSE NASH D'ÉTÉ	MO-NE
HMETS NASH LF30	HM-NLF	HSAMI NASH LF30	HS-NLF	MOHYSE NASH LF30	MO-NLF
HMETS RMSE	HM-R	HSAMI RMSE	HS-R	MOHYSE RMSE	MO-R
HMETS RMSE D'ÉTÉ	HM-RE	HSAMI RMSE D'ÉTÉ	HS-RE	MOHYSE RMSE D'ÉTÉ	MO-RE
HYDROTEL NASH	HY-N	HYDROTEL BIAIS	HY-B	HYDROTEL NASH+ RSR+RMSE	HY-NRR
HYDROTEL LN RMSE	HY-LRE	HYDROTEL BIAIS+RSR	HY-BR		

6.1.1 Résultats

Considérant la grande quantité de résultats (9 bassins X 27 membres + 1 bassin X 32 membres = 275 membres), les résultats détaillés sont présentés à l'Annexe I. Les résultats de calages pour chaque combinaison de modèle hydrologique, de métrique de calage et de bassin, sont ici présentés sous une forme abrégée au tableau 6.3 avec certaines statistiques clés. En utilisant la moyenne et l'écart type de la performance de l'ensemble, la performance

Sans surprise, les calages faits en fonction du critère de Nash-Sutcliffe et du RMSE sont les plus performants selon les indices retenus (Annexe I). En comparant la valeur moyenne provenant des 27 ou 32 membres (dépendant du bassin observé) pour le critère de Nash et du RMSE aux performances du meilleur membre, il est évident que ce ne sont pas tous les membres de l'ensemble qui performant favorablement selon ces critères. Ce résultat était à prévoir, puisque les membres ont tous utilisé des métriques différentes dont l'objectif ne concordait pas toujours avec celui du critère de Nash ou du RMSE.

L'écart type élevé sur l'ensemble des bassins, couplé avec la moyenne faible, indiquent un large spectre de la qualité des membres pour effectuer des prévisions hydrologiques évaluées selon le critère de Nash. La performance des calages provenant de métriques d'été est généralement du même ordre de grandeur que la moyenne de l'ensemble, mais moins élevée sur la majorité des bassins, tant lors du calage que la validation.

6.1.2 Analyse

Les résultats lors de la période de calage sont moins qu'adéquats sur l'ensemble des bassins (NS moyen entre 0.48 et 0.46). Les écarts-types (entre 0.45 et 2.73) indiquent qu'il y a un relativement grand éventail en regard à la qualité des membres vis-à-vis le critère de Nash. Il sera intéressant de noter si les membres montrant de moins bonnes performances sur la période de calage contribueront tout de même à la prévision combinée. De plus, en se basant sur la valeur moyenne du NS sur l'ensemble des bassins, il est possible d'avancer que la méthode de pondération basée sur une moyenne simple des membres (AVG) ne sera pas fructueuse. Les valeurs obtenues pour les RMSE sont très variables, mais c'est un résultat attendu considérant les différents régimes de chaque bassin. Ils sont tout de même adéquats pour les meilleurs membres. Les écarts-type et la moyenne indiquent une fois de plus que les ensembles contiennent de bons et de mauvais membres. Dans l'ensemble, le modèle hydrologique HSAMI s'est retrouvé au sommet des performances sur 9 des 10 bassins pour les deux critères évalués.

En ce qui a trait aux membres provenant de calages faits en fonction des périodes estivales, ils ont des moins bonnes évaluations en fonction des métriques annuelles. En effet, le meilleur membre sur une base annuelle ne provient jamais d'un calage utilisant une métrique d'été. Il sera intéressant de noter si ces membres jouent un plus grand rôle lors de l'utilisation d'une pondération temporellement variable.

Les résultats sur la période de validation sont similaires à ceux de la période de calage dans tous les cas, nous indiquant une bonne qualité des données. La bonne performance en validation du meilleur membre pour tous les bassins est un bon indicateur du potentiel de la prévision déterministe provenant de la combinaison de l'ensemble puisque cette dernière cherche à soutirer le plus d'information de l'ensemble. Donc si au moins un membre performe bien, la prévision résultant de la combinaison de l'ensemble devrait théoriquement être au moins aussi bonne que son meilleur membre.

6.2 Méthodes de pondération

Cette section évalue la performance des différentes méthodes de pondération présentées au chapitre 4 en fonction du critère de Nash et du RMSE, les mêmes métriques utilisées à la section précédente pour évaluer les membres des ensembles. Les poids établis sont constants sur une base annuelle. Les résultats détaillés pour tous les bassins sont présentés à l'Annexe II.

6.2.1 Résultats

Les tableaux 6.4 et 6.5 présentent les valeurs obtenues lors du calage (C) puis en validation (V) pour les différentes méthodes de pondération ainsi que le résultat du meilleur membre de l'ensemble comme base de comparaison. Le «meilleur membre» réfère soit au membre de l'ensemble ayant obtenu les meilleurs résultats lors de la période de calage, ou au membre le plus performant sur la période de validation (pas nécessairement le même membre). Ceci correspond respectivement au membre ayant eu la valeur maximale pour le critère de NS et

la valeur minimale pour le critère du RMSE. Il y a donc potentiellement quatre « meilleurs membres » pour chaque bassin, pour chacun des deux critères (NS et RMSE), à la fois en validation et en calibration. Ce choix est fait pour représenter la réalité opérationnelle selon laquelle les membres obtenant les meilleurs résultats en calages n'ont pas nécessairement les meilleurs résultats en validation. Pour une métrique donnée, le même membre peut être le plus performant en calibration et en validation. Pour environ la moitié des cas, le membre le plus performant est différent en validation et en calibration.

L'étude des tableaux 6.4 et 6.5 indique que certaines des méthodes de pondération sont incapables de battre la performance du meilleur membre de l'ensemble et ce pour les deux fonctions objectif retenues. AVG et BGA ne réussissent jamais à améliorer la qualité de la prévision du meilleur membre, tandis qu'AICA et BICA offrent des performances très similaires aux meilleurs membres des ensembles respectifs. BMA présente une amélioration ou au moins une performance relativement équivalente sur l'ensemble des bassins, à l'exception du bassin de l'Illinois pour lequel la méthode est incapable de converger vers une solution. Les trois méthodes de Granger-Ramanathan (GRA, GRB, et GRC) posent des améliorations tant en fonction du critère de Nash que pour le RMSE sur l'ensemble des bassins et présentent toutes des résultats similaires. La méthode de pondération développée dans le cadre de cette recherche (SCA) obtient des poids et des résultats similaires aux trois variantes de Granger-Ramanathan.

De plus, il est intéressant de noter que pour les bassins de Washington et de la Yamaska Sud-Est : les valeurs en validation pour le critère de Nash démontrent une amélioration par rapport à la période de calage.

6.2.2 Analyse

Le premier point à noter est que plusieurs méthodes de pondération ne dépassent pas la performance des meilleurs membres des ensembles. Les méthodes AVG et BGA sont

Tableau 6.4 Résumé des méthodes de pondération – critère de Nash-Sutcliffe utilisé pour mesurer l'adéquation entre la prévision combinée et la série de débits observés (les meilleures méthodes de pondération sont en - grisé)

Bassins/ Calage (C) Validation (V)	Meilleur membre		AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
CO-C	HS-N	0.840	0.759	0.811	0.860	0.840	0.840	0.926	0.925	0.926	0.926
CO-V	HS-R	0.779	0.737	0.785	0.829	0.776	0.776	0.865	0.861	0.865	0.869
IL-C	HM-R	0.796	0.771	0.811	N/A	0.796	0.796	0.882	0.881	0.883	0.881
IL-V	HM-R	0.816	0.775	0.797	N/A	0.816	0.816	0.813	0.813	0.812	0.815
KY-C	HS-N	0.868	0.751	0.593	0.885	0.869	0.868	0.895	0.895	0.897	0.895
KY-V	HS-N	0.865	0.763	0.601	0.883	0.865	0.865	0.888	0.888	0.889	0.888
LSJ-C	HS-R	0.880	0.802	0.729	0.886	0.880	0.880	0.937	0.935	0.938	0.937
LSJ-V	MO-NE	0.878	0.807	0.753	0.899	0.836	0.836	0.890	0.884	0.886	0.889
ME-C	HS-N	0.820	0.734	0.673	0.829	0.820	0.820	0.867	0.864	0.867	0.867
ME-V	HS-R	0.780	0.750	0.709	0.829	0.761	0.761	0.830	0.820	0.833	0.830
MT-C	HS-N	0.906	0.841	0.872	0.914	0.908	0.903	0.946	0.945	0.947	0.945
MT-V	HS-N	0.883	0.809	0.836	0.891	0.885	0.879	0.911	0.913	0.916	0.910
NH-C	HS-R	0.774	0.662	0.640	0.767	0.774	0.774	0.829	0.829	0.830	0.827
NH-V	HS-R	0.760	0.699	0.687	0.779	0.760	0.760	0.817	0.818	0.818	0.815
NY-C	HS-R	0.825	0.636	0.506	0.814	0.825	0.825	0.867	0.866	0.867	0.866
NY-V	HS-N	0.823	0.693	0.553	0.851	0.801	0.801	0.826	0.820	0.825	0.832
WA-C	HS-R	0.865	0.617	0.812	0.851	0.865	0.865	0.916	0.915	0.916	0.915
WA-V	HS-N	0.887	0.526	0.812	0.867	0.879	0.879	0.901	0.899	0.901	0.899
YSE-C	HS-N	0.704	0.663	0.591	0.738	0.704	0.694	0.781	0.780	0.781	0.779
YSE-V	HY-N	0.774	0.715	0.575	0.815	0.764	0.791	0.801	0.800	0.801	0.804

Tableau 6.5 Résumé des méthodes de pondération – critère de RMSE (m^3/s) utilisé pour mesurer l'adéquation entre la prévision combinée et la série de débits observés (les meilleures méthodes de pondération sont en - grisé -)

Bassins/ Calage (C) Validation (V)	Meilleur membre		AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
CO-C	HS-N	8.28	10.15	9.00	7.74	8.28	8.28	5.62	5.64	5.61	5.64
CO-V	HS-R	8.98	9.79	8.85	7.89	9.03	9.03	7.00	7.11	7.01	6.90
IL-C	HM-R	18.37	19.46	17.69	N/A	18.37	18.37	13.95	14.04	13.93	14.05
IL-V	HM-R	18.98	20.97	19.92	N/A	18.97	18.98	19.16	19.13	19.21	19.03
KY-C	HS-N	79.72	109.63	140.05	74.45	79.59	79.67	71.08	71.09	70.53	71.20
KY-V	HS-N	76.91	102.01	132.52	71.75	76.95	76.90	70.17	70.19	69.82	70.07
LSJ-C	HS-R	275.42	353.73	412.95	268.42	275.42	275.42	199.14	202.65	198.41	199.78
LSJ-V	MO-R	290.91	364.92	413.12	263.91	336.43	336.43	276.25	282.83	280.27	277.28
ME-C	HS-N	5.49	6.68	7.40	5.36	5.49	5.49	4.73	4.78	4.72	4.73
ME-V	HS-R	5.52	5.84	6.30	4.83	5.72	5.72	4.81	4.96	4.77	4.82
MT-C	HS-N	32.22	41.88	37.62	30.72	31.92	32.65	24.51	24.70	24.08	24.53
MT-V	HS-N	41.79	53.48	49.56	40.39	41.43	42.53	36.39	35.96	35.48	36.57
NH-C	HS-R	28.02	34.28	35.34	28.45	28.00	28.01	24.34	24.36	24.31	24.47
NH-V	HS-R	26.64	29.86	30.44	25.57	26.66	26.64	23.25	23.23	23.23	23.43
NY-C	HS-R	60.28	86.81	101.19	62.09	60.28	60.28	52.39	52.76	52.39	52.69
NY-V	HS-N	57.85	76.27	92.01	53.19	61.42	61.42	57.48	58.32	57.54	56.35
WA-C	HS-R	28.66	48.26	33.86	30.08	28.66	28.66	22.67	22.73	22.66	22.77
WA-V	HS-N	24.73	50.56	31.85	26.78	25.53	25.53	23.14	23.40	23.17	23.38
YSE-C	HS-N	2.92	4.19	4.61	3.69	3.92	3.99	3.38	3.38	3.37	3.39
YSE-V	HY-N	4.00	4.49	5.48	3.61	4.08	3.84	3.75	3.75	3.74	3.72

rapidement identifiées comme des méthodes qui ne performant pas en fonction du critère de Nash et du RMSE. La méthode AVG est basée sur la moyenne des membres de l'ensemble. Puisque plusieurs membres de l'ensemble ne sont pas performants sur une base annuelle (tableau 6.3), c'est un résultat qui n'est guère surprenant. La méthode BGA optimise la pondération en fonction de la variance, dont la nature diffère des métriques d'évaluation Nash et RMSE. De plus, la technique repose sur l'hypothèse de base que les données n'ont pas de biais. La présence de biais chez les membres moins performants de l'ensemble est probablement ce qui a nui à cette méthode. AICA et BICA retournent une pondération qui favorise majoritairement un seul membre (Annexe II), et donc elles ne tirent aucunement avantage de l'information supplémentaire se trouvant dans les autres membres de l'ensemble. Il n'y a donc aucun avantage opérationnel à une prévision multi-modèle déterministe avec ces méthodes de pondération. Cinq méthodes de pondération se démarquent en fonction du critère de Nash-Sutcliffe : BMA, GRA, GRB, GRC et SCA. Le BMA est généralement moins bon sur la période de calage, par contre les performances en validation se comparent à celle des autres méthodes. En effet, comparativement aux autres méthodes de pondérations le BMA est meilleur ou égal sur 4 de 10 bassins. Les 4 dernières méthodes donnent toutes des résultats très similaires. Ceci n'est pas surprenant considérant que les trois méthodes de Granger-Ramanathan sont basées sur la réduction du RMSE, tandis que le SCA attribue la pondération en fonction du critère de Nash, deux fonctions objectif similaires.

En ce qui a trait au RMSE, BMA, GRA, GRB, GRC et SCA obtiennent les meilleurs résultats. L'inclusion d'un terme constant correcteur de biais pour le GRC permet d'obtenir un RMSE marginalement plus petit sur la plupart des bassins. Par contre, en prenant en considération l'ampleur de l'amélioration, les méthodes BMA, GRA, GRB, GRC et SCA sont les meilleures et performant mieux que le meilleur membre lors de la période de validation, sauf sur un bassin (Illinois) où la performance de la prévision était du même niveau que le meilleur membre en validation. Le BMA a aussi éprouvé des difficultés sur le bassin de l'Illinois et n'a pas convergé. La méthode est basée sur une répartition des fonctions de densité de probabilité et sur ce bassin, les membres de l'ensemble semblent être hydrologiquement moins compatibles entre eux ce qui crée des problèmes à la méthode. Tel

que suggéré par Neuman (2003), l'usage du BMA ne semble pas toujours pratique et devrait être restreint aux situations où les membres sont hydrologiquement similaires (Jefferys & Berger, 1992). Cette similarité se reflète dans les résultats du tableau 6.6 démontrant que les membres de l'ensemble du bassin de l'Illinois ont le plus grand écart type relatif (équation 6.1) pour le critère de Nash. À noter que le coefficient est calculé avec la valeur de un moins le critère de Nash.

$$\text{Écart type relatif (ETR)} = \frac{\text{écart type}}{\text{moyenne}} \quad (6.1)$$

Tableau 6.6 Écart type relatif du 1-Nash des membres des ensembles de chaque bassin

Bassin	CO	IL	KY	LSJ	ME	MT	NH	NY	WA	YSE
ETR	1.302	1.947	0.849	1.095	0.919	1.597	0.717	0.625	1.366	1.001

Compte tenu de ces résultats, la suite de l'étude ne conservera qu'une seule des trois variantes de la méthode de Granger-Ramanathan. L'approche GRC est conservée puisqu'elle produit une série sans biais, et ce sans perte de performance. De plus, pour simplifier la présentation et l'analyse des résultats des prochaines sections, seules les trois méthodes de pondération les plus performantes (BMA, GRC, SCA) sont retenues pour l'analyse selon les périodes de pondérations variables, soient selon les saisons ou en fonction des débits.

6.3 Méthodes utilisant une pondération variable temporellement

Les prévisions déterministes agrégées sur une base annuelle seront maintenant comparées à celle provenant d'une combinaison basée sur pondération variable temporellement. Ces nouvelles prévisions ne seront pas comparées au meilleur membre de l'ensemble, puisque ce dernier a déjà été surpassé par la méthode de pondération constante sur une base annuelle.

Suite à cette comparaison, des hydrogrammes seront présentés pour illustrer les avantages et désavantages de chacune de ces deux approches. Finalement, le critère de Nash d'été sera

évalué dans le but de déterminer l'applicabilité tant sur une base annuelle que lors des périodes estivales. Les résultats de la section précédente utilisant la pondération annuelle sont résumés à la section 6.3.1 pour avoir une base de comparaison pour les méthodes utilisant une pondération variable temporellement.

Les sections 6.3.2 à 6.3.4 présentent les trois différentes méthodes de pondération supplémentaires, à savoir :

- selon les saisons;
- selon le type de débit;
- selon la classe d'étiage.

Seuls les résultats pour la période de validation sont présentés, et ce pour tous les bassins. La période de calage est omise puisque l'augmentation du nombre de poids résultera automatiquement en une meilleure performance de la prévision déterministe combinée sur celle-ci. L'intérêt réside à savoir si ce gain de performance demeure sur la période de validation, donc lorsque les pondérations sont utilisées en mode prévision. Toutes les méthodes seront ensuite analysées à la section 6.3.5.

Lors de la présentation des résultats, une enveloppe sera utilisée sur les graphiques pour le débit observé entre le 25^e et le 75^e centile (figure 6.1) dans le but de représenter la répartition de l'hydrogramme annuel moyen, tout en négligeant l'effet des valeurs extrêmes. L'hydrogramme type du Colorado sera utilisé pour présenter les résultats tandis que les autres bassins se trouvent à l'Annexe III.

6.3.1 Pondération annuelle constante

Cette section présente un résumé des résultats de la pondération annuelle, tels que présentés à la section 6.2.1, de manière à faciliter la comparaison avec les méthodes utilisant une pondération variable temporellement.

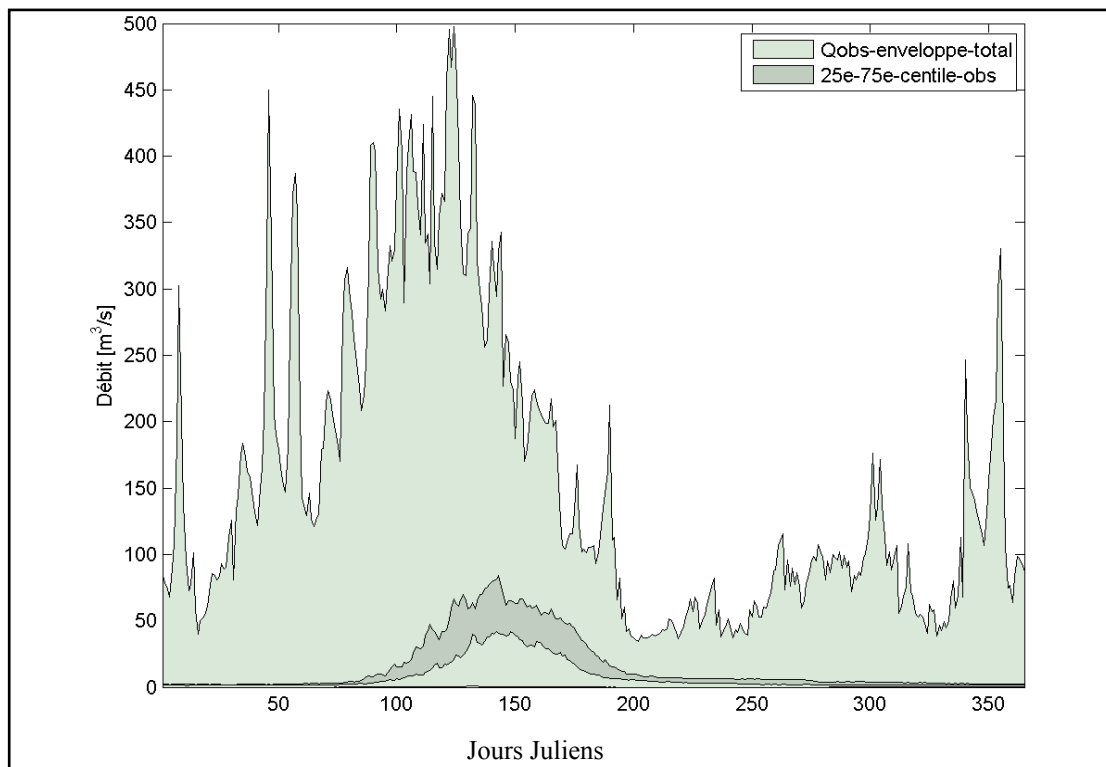


Figure 6.1 Comparaison de l'enveloppe totale et du 25^e au 75^e centile provenant du débit observé du bassin du Colorado

6.3.1.1 Résultats

Les tableaux 6.7 et 6.8 résument les résultats liés aux pondérations annuelles constantes pour le critère de Nash-Sutcliffe et pour le RMSE annuels. Dans l'ensemble, les prévisions sont de bonne qualité (Nash >0.7) et dépassent en tout temps celles du meilleur membre de l'ensemble (Tel que montré à la section 6.1.1).

La figure 6.2 illustre bien la performance à l'aide de l'hydrogramme annuel moyen des trois prévisions déterministes combinées provenant des pondérations BMA, GRC et SCA ainsi que du meilleur membre en validation (HS-R pour le critère de Nash et RMSE).

Tableau 6.7 Résumé des critères de Nash-Sutcliffe pour les périodes de calage (gauche) et de validation (droite)- pondération annuelle

	Critère de Nash-Sutcliffe calage			Critère de Nash-Sutcliffe validation		
Bassins	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.86	0.93	0.93	0.83	0.87	0.87
IL	N/A	0.88	0.88	N/A	0.81	0.82
KY	0.88	0.90	0.89	0.88	0.89	0.89
LSJ	0.89	0.94	0.94	0.90	0.89	0.89
ME	0.83	0.87	0.87	0.83	0.83	0.83
MT	0.91	0.95	0.95	0.89	0.92	0.91
NH	0.77	0.83	0.83	0.78	0.82	0.81
NY	0.81	0.87	0.87	0.85	0.83	0.83
WA	0.85	0.92	0.91	0.87	0.90	0.90
YSE	0.74	0.78	0.78	0.82	0.80	0.80

Tableau 6.8 Résumé des RMSE (m³/s) pour les périodes de calage (gauche) et de validation (droite)- pondération annuelle

	RMSE calage			RMSE validation		
Bassins	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	7.74	5.61	5.64	7.89	7.01	6.90
IL	N/A	13.93	14.05	N/A	19.21	19.03
KY	74.45	70.53	71.20	71.75	69.82	70.07
LSJ	268.42	198.41	199.78	263.91	280.27	277.28
ME	5.36	4.72	4.73	4.83	4.77	4.82
MT	30.72	24.08	24.53	40.39	35.48	36.57
NH	28.45	24.31	24.47	25.57	23.23	23.43
NY	62.09	52.39	52.69	53.19	57.54	56.35
WA	30.08	22.66	22.77	26.78	23.17	23.38
YSE	3.69	3.37	3.39	3.61	3.74	3.72

Cet hydrogramme contient aussi le débit observé annuel moyen, ainsi que l'enveloppe du débit observé liée aux 25^e et 75^e rang centile. Le débit annuel moyen généré par le SCA et le GRC semble converger vers les observations. Par contre, le BMA semble sous-estimer légèrement la période de crue et surestimer la période estivale. Le SCA et GRC partagent

beaucoup de similarité, ce qui est normal puisque les deux méthodes visent la combinaison de l'ensemble avec un critère très similaire.

À noter que le seul moment où une prévision provenant d'une des méthodes de pondération sort de l'enveloppe créée par le 25^e et le 75^e rangs centiles de la distribution du débit annuel moyen observé est en présence de faible débit.

Les critères de Nash (pondération annuelle constante) sont évalués sur une base annuelle et pour la saison d'été, et les résultats sont présentés au tableau 6.9. Malgré la présence de débits quelques fois erratiques associés aux faibles débits d'été (figure 6.3), les critères de Nash utilisant le débit d'été demeurent semblables aux valeurs sur une base annuelle. La majorité des bassins conservent le même ordre de grandeur, certains ont une légère baisse et certains ont une légère augmentation.

Tableau 6.9 Comparaison du critère de Nash annuelle et du critère de Nash d'été pour les prévisions combinées BMA, GRC et SCA avec une pondération annuelle constante

Bassins	Critère de Nash-Sutcliffe annuel pondération annuelle constante - validation			Critère de Nash-Sutcliffe d'été Pondération annuelle constante- validation		
	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.83	0.87	0.87	0.82	0.82	0.83
IL	N/A	0.81	0.82	N/A	0.82	0.82
KY	0.88	0.89	0.89	0.62	0.63	0.63
LSJ	0.90	0.89	0.89	0.76	0.75	0.77
ME	0.83	0.83	0.83	0.66	0.72	0.71
MT	0.89	0.92	0.91	0.84	0.87	0.87
NH	0.78	0.82	0.81	0.79	0.86	0.86
NY	0.85	0.83	0.83	0.94	0.93	0.93
WA	0.87	0.90	0.90	0.86	0.90	0.90
YSE	0.82	0.80	0.80	0.82	0.83	0.83

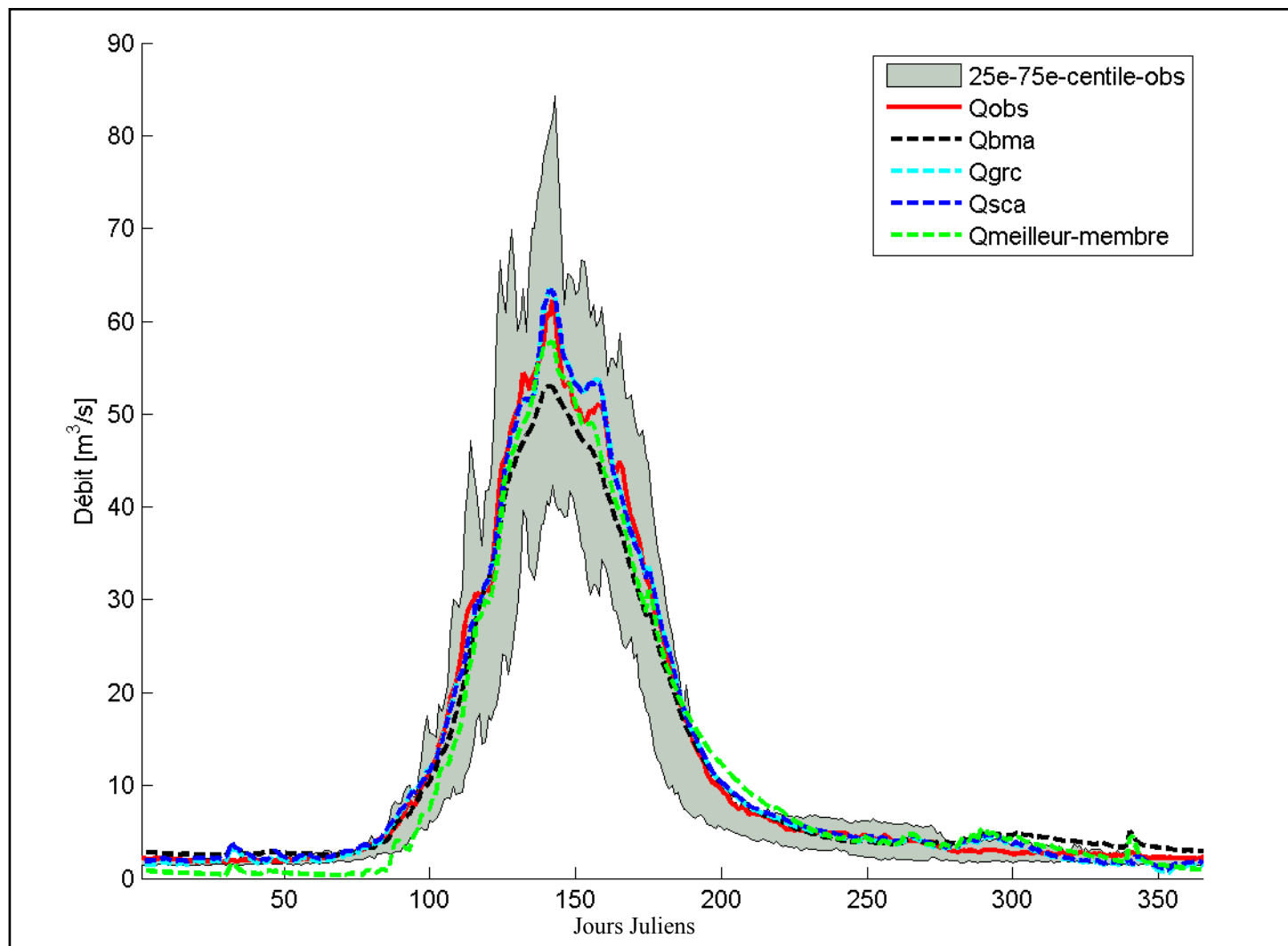


Figure 6.2 Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations annuelles BMA, GRC et SCA au débit observé moyen

Les méthodes BMA, GRC et SCA semblent toutes performer également l'été sur tous les bassins sauf sur le bassin du Kentucky où on observe une plus grande baisse de performance. Sur ce bassin, un fort décrochage associé aux faibles débits d'été y a été observé, tout comme à la figure 6.3.

Il est important de rappeler que la méthode de pondération GRC n'applique aucune contrainte sur les poids appliqués aux différents membres de l'ensemble. Les poids peuvent donc être positifs ou négatifs, créant ainsi la possibilité d'un débit négatif. Cet effet n'est pas présent sur tous les bassins, mais est tout de même une erreur potentielle de modélisation notable. Les débits négatifs sont observés typiquement lors des périodes d'étiage et sont identifiés sur la figure 6.3 par les zones surlignées en jaune. Ils sont attribués dans ce cas au fait que deux membres de l'ensemble du bassin du Colorado présentaient des erreurs complémentaires et se sont donc vus attribuer de fortes pondérations positives et négatives (-3.356 et 3.074) respectivement (tableau 6.10, zone grisée).

La présence de ces erreurs ponctuelles n'a pas beaucoup d'incidence sur l'évaluation du critère de Nash annuel, puisque ce dernier attribue, de par sa nature, une grande importance aux débits de pointes. Ces débits négatifs sont tout de même une conséquence indésirable de la méthode.

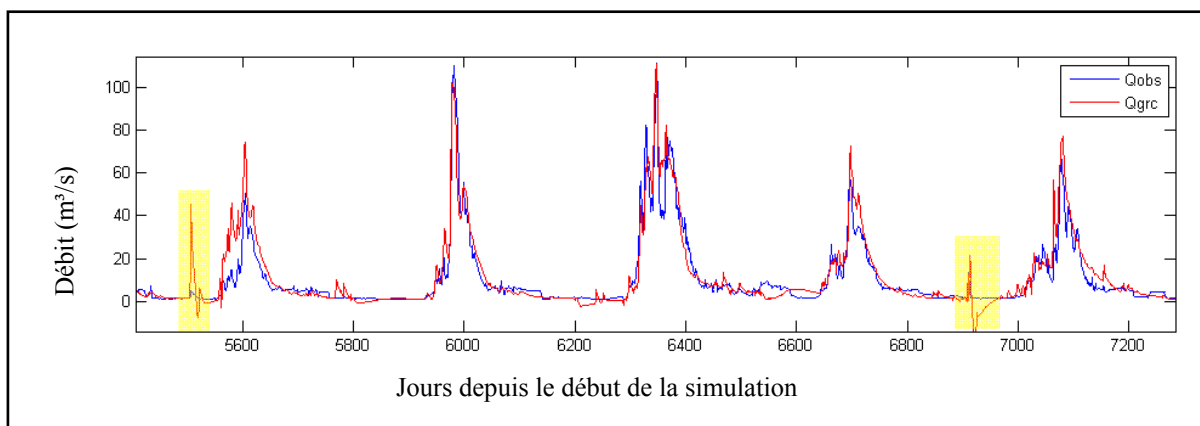


Figure 6.3 Exemple d'hydrogramme présentant des débits négatifs pour la prévision combinée découlant de la pondération GRC pour le bassin du Colorado – pondération annuelle

Tableau 6.10 Pondération des membres de l'ensemble pour le bassin du Colorado - pondération annuelle (membres dont la pondération est complémentaire en - grisé)

Membre	Pondération des membres de l'ensemble		
	BMA	GRC	SCA
HM-B	0.003	0.277	0.218
HM-BE	0.000	-0.073	-0.049
HM-LR	0.185	0.439	0.523
HM-LRE	0.089	0.067	0.095
HM-N	0.000	-3.356	-0.161
HM-NE	0.055	0.208	0.229
HM-NLF	0.000	0.017	0.017
HM-R	0.113	3.074	-0.208
HM-RE	0.000	0.171	0.158
HS-B	0.000	0.054	0.058
HS-BE	0.000	-0.018	-0.020
HS-LR	0.042	-0.201	-0.228
HS-LRE	0.000	-0.188	-0.179
HS-N	0.178	0.379	0.423
HS-NE	0.078	0.615	0.633
HS-NLF	0.000	-0.027	-0.027
HS-R	0.013	0.003	-0.033
HS-RE	0.001	-0.104	-0.117
MO-B	0.000	0.031	0.038
MO -BE	0.000	0.004	-0.005
MO -LR	0.121	0.231	0.219
MO -LRE	0.005	-0.115	-0.131
MO -N	0.000	0.007	0.067
MO -NE	0.000	0.078	0.051
MO -NLF	0.009	-0.147	-0.150
MO -R	0.066	0.305	0.265
MO -RE	0.042	-0.593	-0.589

6.3.2 Pondération variable sur une base saisonnières

Dans cette section, les pondérations sont attribuées selon les saisons à des dates stables annuellement tel que décrit à la section 5.2.2. Les saisons employées sont l'hiver, la période de fonte et l'été. Il est important de noter qu'à partir de cette section les résultats pour la période de calage ne seront pas présentés. Les résultats ne compareront donc que les

périodes de validation pour les poids constants annuellement et ceux variant de manière saisonnière.

6.3.2.1 Résultats

Les tableaux 6.11 et 6.12 présentent les résultats comparant le critère de Nash annuel et le RMSE annuel pour les approches de pondération annuelle et saisonnière.

Les résultats indiquent que la pondération saisonnière a au mieux égalé les résultats sur l'ensemble des bassins comparativement à la pondération annuelle. De plus, le BMA est maintenant non fonctionnel sur tous les bassins, indiquant encore une fois une disparité trop grande entre les membres.

Le GRC et SCA obtiennent des valeurs similaires à la pondération annuelle en validation pour le critère de Nash-Sutcliffe et le RMSE sur tous les bassins sauf un, celui du Lac-Saint-Jean. Les débits négatifs associés à la pondération non restreinte du GRC sont encore présents, mais tel que mis en évidence par la figure 6.4, ils sont plus prononcés.

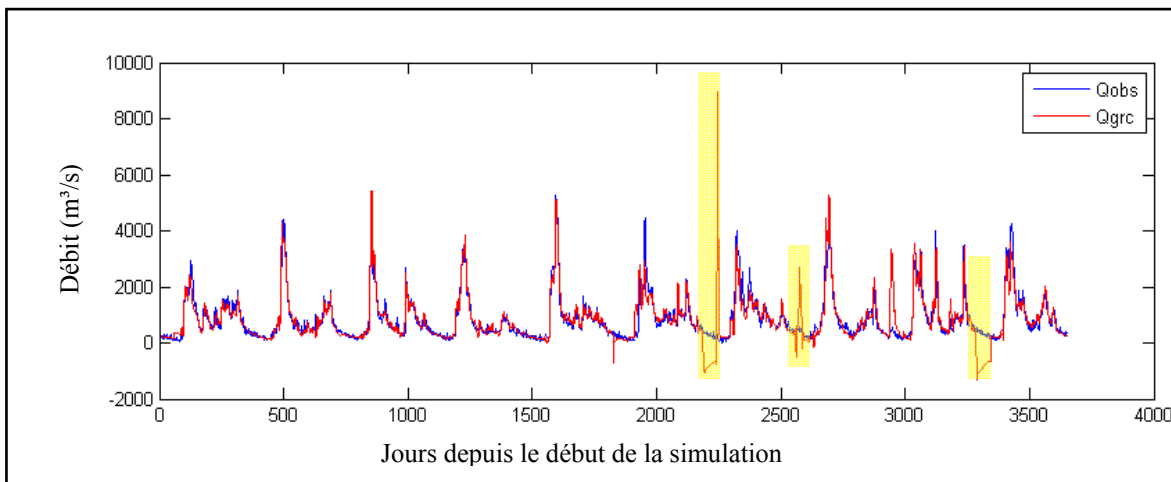


Figure 6.4 Hydrogramme du Lac Saint-Jean avec pondération saisonnière démontrant les débits erratiques

Au lieu d’avoir quelques pointes négatives ponctuelles, cette fois-ci il y a aussi des plateaux négatifs et des pointes positives identifiés avec les zones ombragées. Ces erreurs sont une fois de plus associées aux faibles débits.

Tableau 6.11 Résumé du critère de Nash-Sutcliffe annuel pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle (gauche) et de la pondération saisonnière (droite)

	Critère de Nash-pondération annuelle			Critère de Nash - pondération saisonnière		
Bassins	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.83	0.87	0.87	N/A	0.87	0.87
IL	N/A	0.81	0.82	N/A	0.80	0.80
KY	0.88	0.89	0.89	N/A	0.88	0.88
LSJ	0.90	0.89	0.89	N/A	0.46	0.87
ME	0.83	0.83	0.83	N/A	0.83	0.83
MT	0.89	0.92	0.91	N/A	0.92	0.92
NH	0.78	0.82	0.81	N/A	0.80	0.80
NY	0.85	0.83	0.83	N/A	0.80	0.82
WA	0.87	0.90	0.90	N/A	0.90	0.90
YSE	0.82	0.80	0.80	N/A	0.79	0.79

Tableau 6.12 Résumé du RMSE annuel (m^3/s) pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle (gauche) et de la pondération saisonnière (droite)

	RMSE – pondération annuelle			RMSE – pondération saisonnière		
Bassins	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	7.89	7.01	6.90	N/A	6.91	6.84
IL	N/A	19.21	19.03	N/A	19.85	19.68
KY	71.75	69.82	70.07	N/A	71.39	71.46
LSJ	263.91	280.27	277.28	N/A	608.99	300.47
ME	4.83	4.77	4.82	N/A	4.82	4.87
MT	40.39	35.48	36.57	N/A	34.38	35.33
NH	25.57	23.23	23.43	N/A	24.47	24.38
NY	53.19	57.54	56.35	N/A	60.99	58.40
WA	26.78	23.17	23.38	N/A	23.21	22.78
YSE	3.61	3.74	3.72	N/A	3.88	3.87

Tel que démontré par la pondération du bassin du Lac Saint-Jean (tableau 6.13), la pondération démontre encore une fois une tendance à contre balancer deux membres de

l'ensemble mutuellement complémentaire. L'effet n'est pas présent pour chaque saison mais l'est habituellement en présence de faibles débits

Tableau 6.13 Pondération des membres de l'ensemble pour le bassin du Lac Saint Jean - Pondération saisonnière (membres dont la pondération est complémentaire en - grisé)

Membre	Pondération saisonnière GRC des membres de l'ensemble		
	Hiver	Fonte	été
HM-B	7.786	0.024	0.420
HM-BE	-7.352	0.117	0.051
HM-LR	0.439	0.289	0.043
HM-LRE	1.205	0.634	-0.522
HM-N	-0.604	0.815	0.551
HM-NE	-3.784	0.135	0.611
HM-NLF	-4.158	0.084	0.058
HM-R	1.506	-0.721	0.133
HM-RE	0.631	-0.646	-0.660
HS-B	-5.526	0.062	-0.067
HS-BE	-0.018	-0.124	0.037
HS-LR	1.823	-0.793	0.075
HS-LRE	17.628	0.155	0.473
HS-N	3.110	0.803	-2.034
HS-NE	2.253	-0.158	0.259
HS-NLF	-16.480	0.062	-0.175
HS-R	2.046	0.354	2.357
HS-RE	4.030	0.394	-0.105
MO-B	1.561	-0.043	0.129
MO -BE	-1.746	0.055	-0.110
MO -LR	-8.696	-0.374	0.013
MO -LRE	0.390	0.532	0.491
MO -N	8.405	-0.513	-0.114
MO -NE	0.557	5.103	5.189
MO -NLF	2.073	-0.029	0.048
MO -R	-5.511	-0.954	-1.477
MO -RE	-3.106	-4.365	-4.435

Les prévisions produites par les pondérations saisonnières du GRC et du SCA démontrent des performances relativement similaires à la pondération annuelle, sans améliorer la performance du modèle hydrologique. En observant la figure 6.5 qui contient encore une fois les débits annuelles moyens observé et son enveloppes du 25^e au 75^e centile, du GRC et

du SCA, certaines sections de l'hydrogramme annuel moyen du bassin du Colorado semblent plus adéquates (période d'hiver avant la crue), d'autres sections de l'hydrogramme le sont moins (changement de pondération après la crue qui cause une surévaluation suivie d'une sous-évaluation du débit). Le tableau 6.14 indique que les résultats sur la période d'été sont similaires à l'évaluation annuelle. Pour les méthodes GRC et SCA, la moitié des bassins démontrent une baisse de la performance de prévision alors que l'autre moitié s'améliore légèrement. À noter que les performances faibles du bassin du Kentucky lors de l'été se sont rétablies avec la pondération saisonnière (Critère de Nash pour l'été qui est passé d'environ 0.6 pour une pondération annuelle à 0.87 pour une pondération saisonnière).

Tableau 6.14 Comparaison des critères de Nash utilisant les débits d'été de la pondération annuelle constante (gauche) et la pondération variable selon les saisons (droite) pour les prévisions combinées du BMA, GRC et SCA - validation

Bassins	Critère de Nash-Sutcliffe d'été Période de validation pondération annuelle			Critère de Nash-Sutcliffe d'été Période de validation pondération saisonnières		
	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.82	0.82	0.83	N/A	0.80	0.81
IL	N/A	0.82	0.82	N/A	0.88	0.88
KY	0.62	0.63	0.63	N/A	0.87	0.87
LSJ	0.76	0.75	0.77	N/A	0.83	0.83
ME	0.66	0.72	0.71	N/A	0.79	0.79
MT	0.84	0.87	0.87	N/A	0.85	0.84
NH	0.79	0.86	0.86	N/A	0.89	0.89
NY	0.94	0.93	0.93	N/A	0.90	0.91
WA	0.86	0.90	0.90	N/A	0.88	0.86
YSE	0.82	0.83	0.83	N/A	0.84	0.84

6.3.3 Pondération variable selon les types de débit

Cette approche sépare la pondération selon le type de débit telle que décrit à la section 5.2.3. Les types de débit sont soit ascendants, descendants ou neutres. Les seuils sont établis pour chaque bassin individuellement à l'aide de l'hydrogramme annuel moyen.

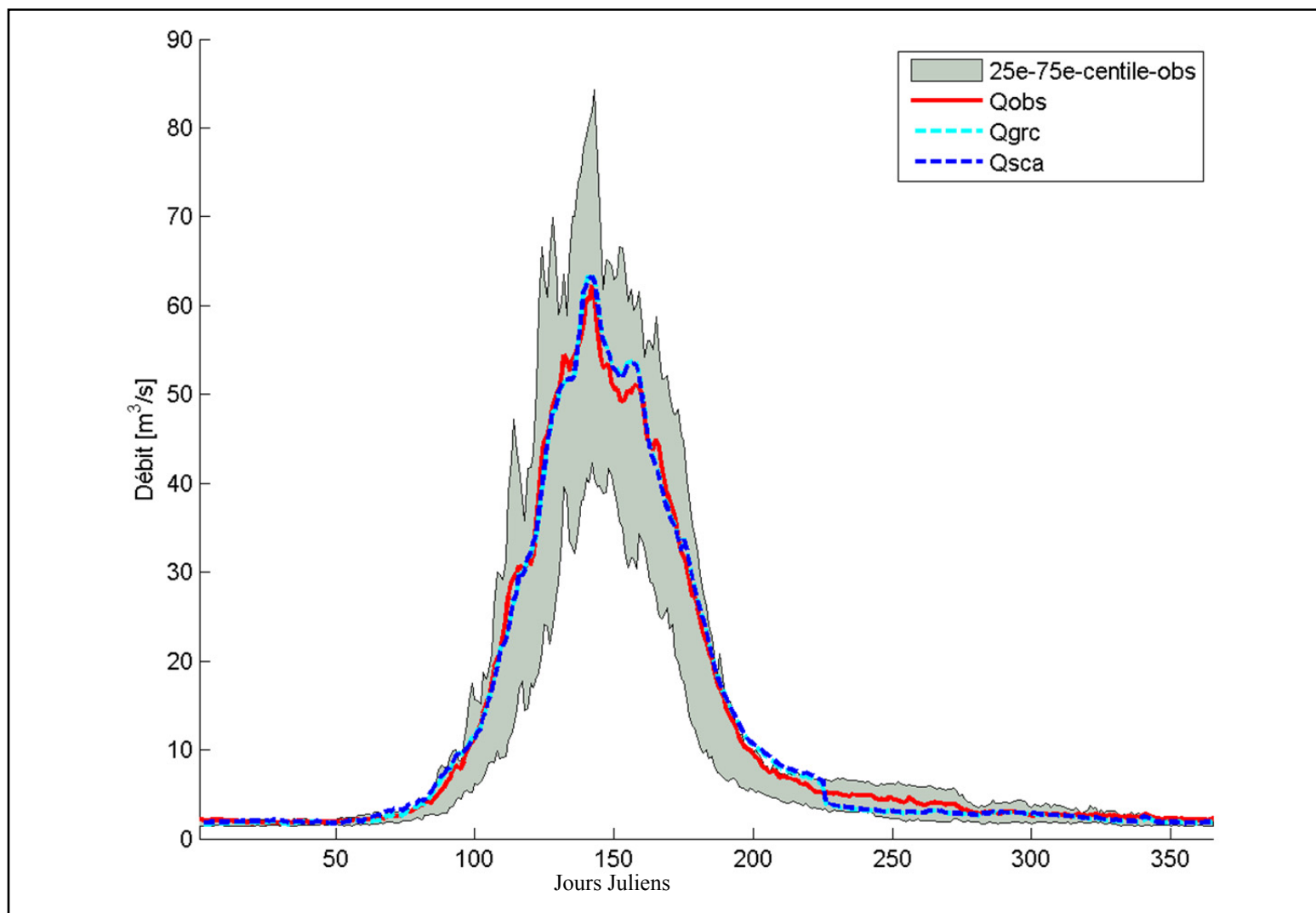


Figure 6.5 Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations saisonnières GRC et SCA au débit moyen

6.3.3.1 Résultats

Les tableaux 6.15 et 6.16 présentent les résultats comparant le critère de Nash annuel et le RMSE annuel pour la pondération annuelle aux résultats de la pondération établie selon le type de débit en période de validation.

Encore une fois, le BMA ne converge pas sur tous les bassins sauf deux et il est donc impossible de produire une prévision combinée à partir de cette pondération. Pour cette raison, le BMA sera négligé des graphiques à venir. Pour les autres méthodes de pondération, encore une fois il n'y a pas d'amélioration claire, et même parfois une dégradation de la performance dans l'ensemble. Comme il est visible à la figure 6.6, l'erreur de pondération causant des débits négatifs se produit encore. La similarité des membres lors du calage expliquerait les poids d'environ 3.75 (MOHYSE NASH été) et -3.29 (MOHYSE RMSE été) comparativement à une pondération moyenne absolue de 0.62 pour le GRC sur les données de débit ascendant. Il suffit que ces membres agissent de manière moindrement différente dans la période de validation comparativement à la période de calage pour obtenir ce phénomène.

Tableau 6.15 Résumé du critère de Nash-Sutcliffe annuel pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon le type de débit

	Critère de Nash-Pondération annuelle			Critère de Nash-Pondération selon le type de débit		
Bassins	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.83	0.87	0.87	0.74	0.81	0.82
IL	N/A	0.81	0.82	N/A	0.81	0.82
KY	0.88	0.89	0.89	N/A	0.88	0.88
LSJ	0.90	0.89	0.89	N/A	0.69	0.79
ME	0.83	0.83	0.83	0.75	0.80	0.80
MT	0.89	0.92	0.91	N/A	0.91	0.91
NH	0.78	0.82	0.81	N/A	0.77	0.78
NY	0.85	0.83	0.83	N/A	0.81	0.83
WA	0.87	0.90	0.90	N/A	0.61	0.81
YSE	0.82	0.80	0.80	N/A	0.68	0.73

Tableau 6.16 Résumé du RMSE annuel (m^3/s) pour la période de validation –
Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon le type de débit

Bassins	RMSE – Pondération annuelle			RMSE – Pondération selon le type de débit		
	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	7.89	7.01	6.90	9.60	8.27	8.03
IL	N/A	19.21	19.03	N/A	18.91	18.32
KY	71.75	69.82	70.07	N/A	71.07	69.69
LSJ	263.91	280.27	277.28	N/A	449.24	369.48
ME	4.83	4.77	4.82	5.94	5.31	5.35
MT	40.39	35.48	36.57	N/A	36.00	36.35
NH	25.57	23.23	23.43	N/A	26.27	26.10
NY	53.19	57.54	56.35	N/A	58.21	55.19
WA	26.78	23.17	23.38	N/A	45.64	31.78
YSE	3.61	3.74	3.72	N/A	5.05	4.60

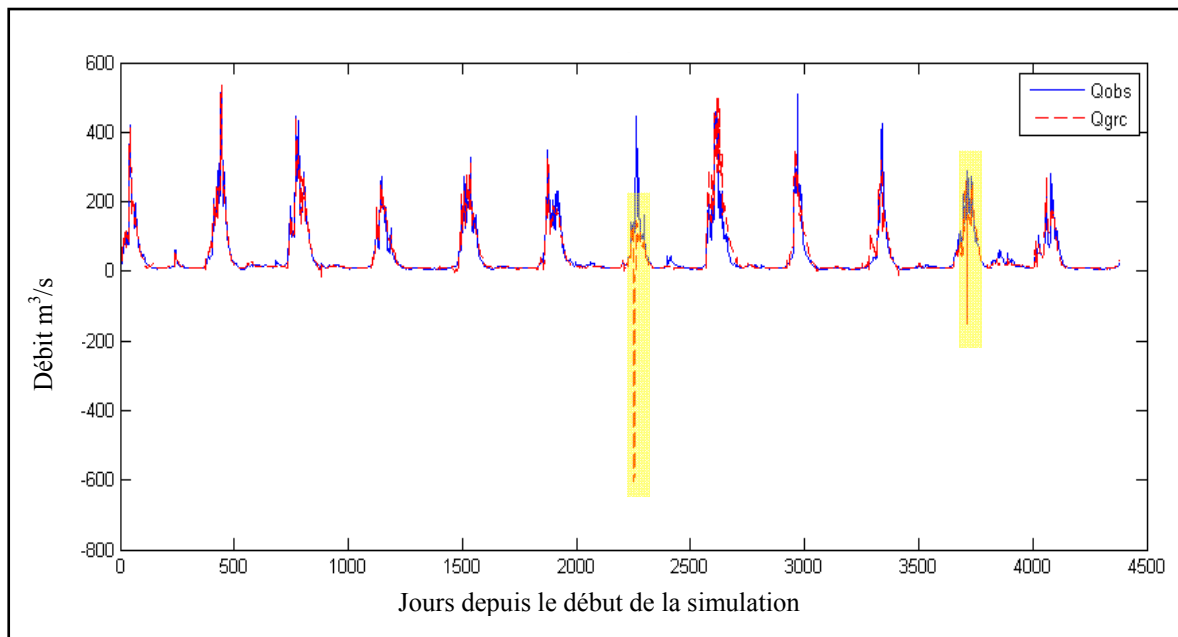


Figure 6.6 Exemple d'erreur type sur l'hydrogramme pour LSJ avec la pondération GRC selon les types de débit

La figure 6.7 présente l'hydrogramme annuel moyen du débit observé ainsi que les prévisions déterministes du GRC et du SCA et semble indiquer encore une fois une forte similitude.

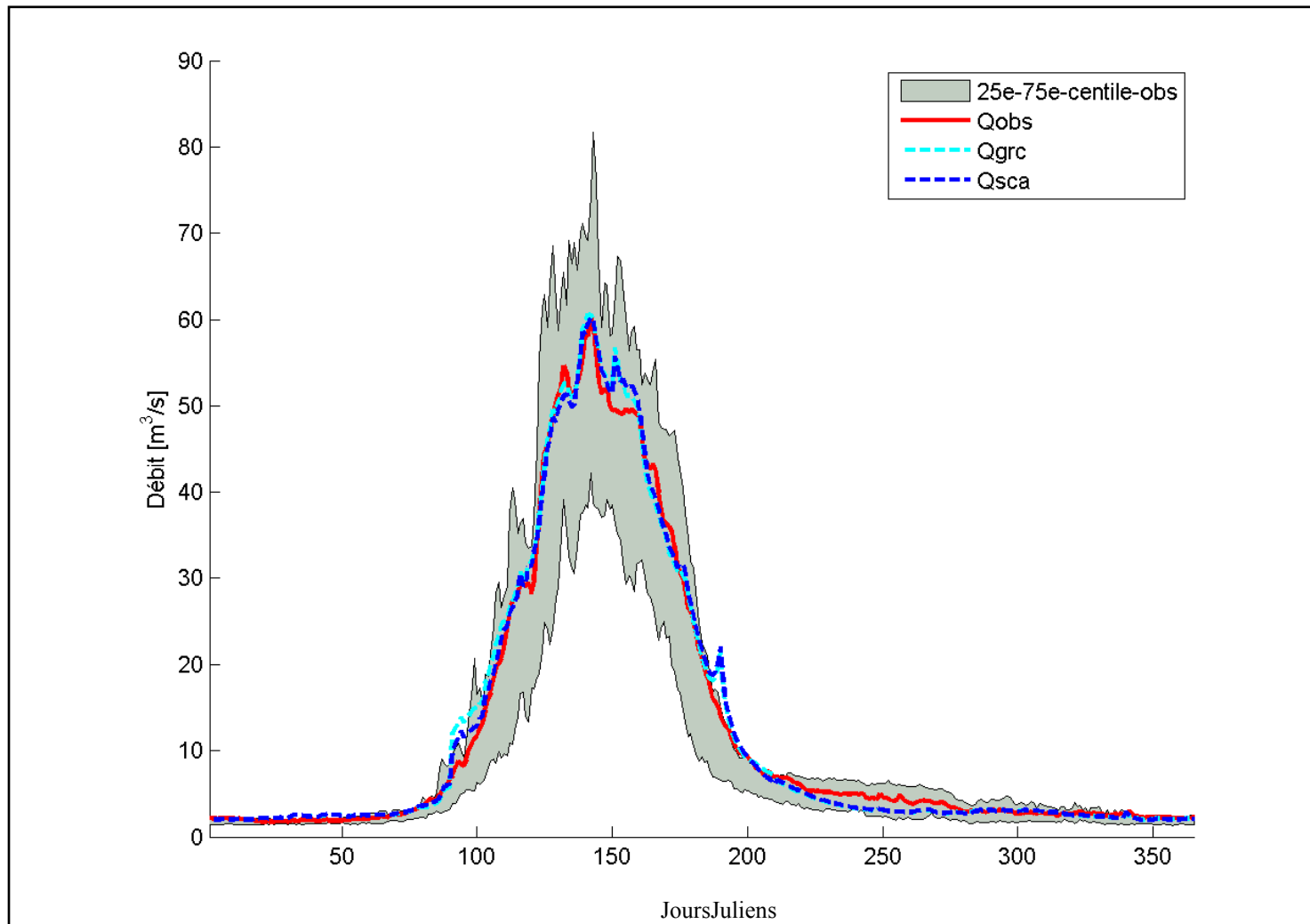


Figure 6.7 Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations selon les types de débit GRC et SCA au débit observé moyen

entre les valeurs simulées et observées. La prévision de la crue semble par contre précoce. Les évaluations du critère de Nash pour l'été ne démontrent encore une fois aucune amélioration constante (tableau 6.17) comparativement aux résultats de la période de pondération annuelle

Tableau 6.17 Comparaison des critères de Nash d'été en validation pour la pondération annuelle (gauche) et pour la pondération selon le type de débit (droite) pour le BMA, GRC et SCA

Bassins	Critère de Nash-Sutcliffe d'été Période de validation pondération annuelle			Critère de Nash-Sutcliffe d'été Période de validation pondération selon le type de débit		
	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.82	0.82	0.83	0.74	-0.01	0.82
IL	N/A	0.82	0.82	N/A	0.82	0.82
KY	0.62	0.63	0.63	N/A	0.84	0.88
LSJ	0.76	0.75	0.77	N/A	0.81	0.78
ME	0.66	0.72	0.71	0.81	0.89	0.80
MT	0.84	0.87	0.87	N/A	0.65	0.91
NH	0.79	0.86	0.86	N/A	0.49	0.78
NY	0.94	0.93	0.93	N/A	0.60	0.83
WA	0.86	0.90	0.90	N/A	0.38	0.81
YSE	0.82	0.83	0.83	N/A	0.78	0.73

Le bassin du Kentucky démontre encore une fois une amélioration sur la période d'été, mais de nouvelles erreurs surviennent sur plusieurs bassins et la performance de la prévision pour l'été diminue. Entre autre, il y a un décrochage ponctuel de la prévision GRC sur le bassin du Colorado au courant de la période d'été entraînant un critère de Nash sous 0.

6.3.4 Pondération selon les classes d'étiages

Dans cette section, les périodes de pondération sont séparées par des seuils liés au débit annuel moyen (DAM) tel que décrit dans la section 5.2.4. Les trois classes sont 0-10% du DAM, 10-25% du DAM et 25% et plus. Ces seuils sont établis individuellement pour chaque bassin tel qu'illustré au chapitre 5 (figure 5.2).

6.3.4.1 Résultats

Il est important de noter ici que les périodes de calage et de validation pour la pondération selon les classes d'étiages ne coïncident pas nécessairement avec celles des pondérations annuelles (figure 6.8). Puisque la séparation des débits n'est pas basée sur une date constante annuelle, il est possible par exemple que la première moitié des débits 0-10% du DAM ne se retrouve pas entièrement dans la 1^{ère} moitié des données. L'évaluation du critère de Nash annuel sur la période de calage peut donc inclure des valeurs qui proviennent de la période de validation pour une ou plusieurs des classes d'étiages et vice-versa (tableaux 6.18 et 6.19). Pour maintenir une constance dans les données comparées, la période de validation de la pondération annuelle sera utilisée (2^e moitié des données).

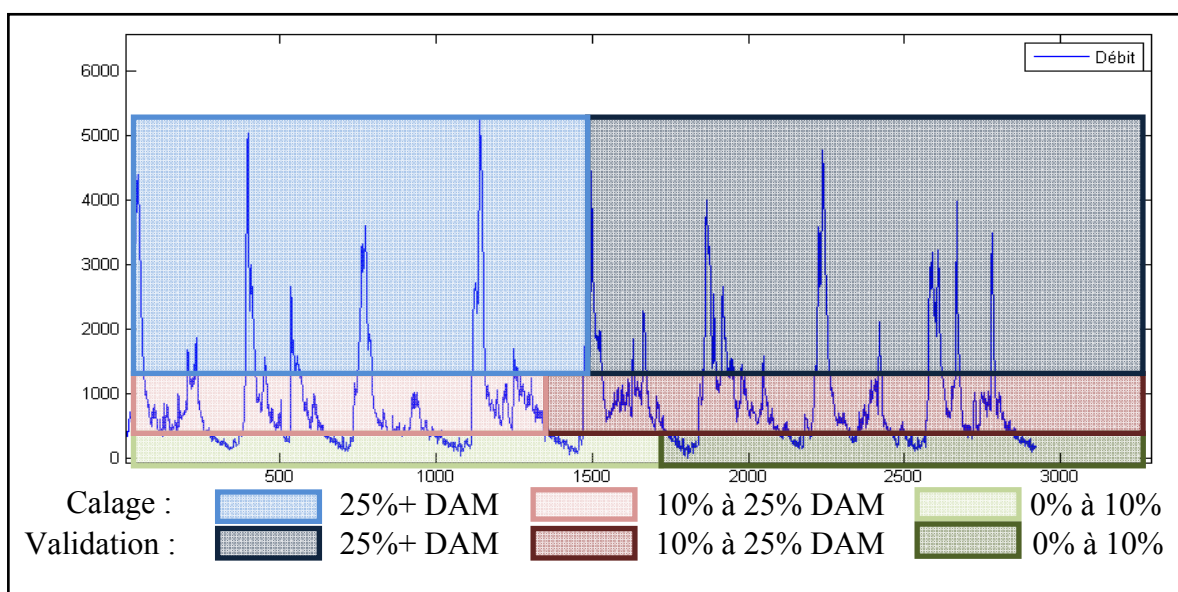


Figure 6.8 Exemple de période de calage et de validation variable selon la séparation de la pondération selon les classes d'étiages

La figure 6.9 présente l'hydrogramme annuel moyen du bassin du Colorado et indique une fois de plus que le BMA résulte en des problèmes de convergence sur tous les bassins sauf deux. Le GRC et SCA utilisant une pondération selon les classes d'étiages ont des performances relativement similaires à la pondération annuelle sans amélioration notable

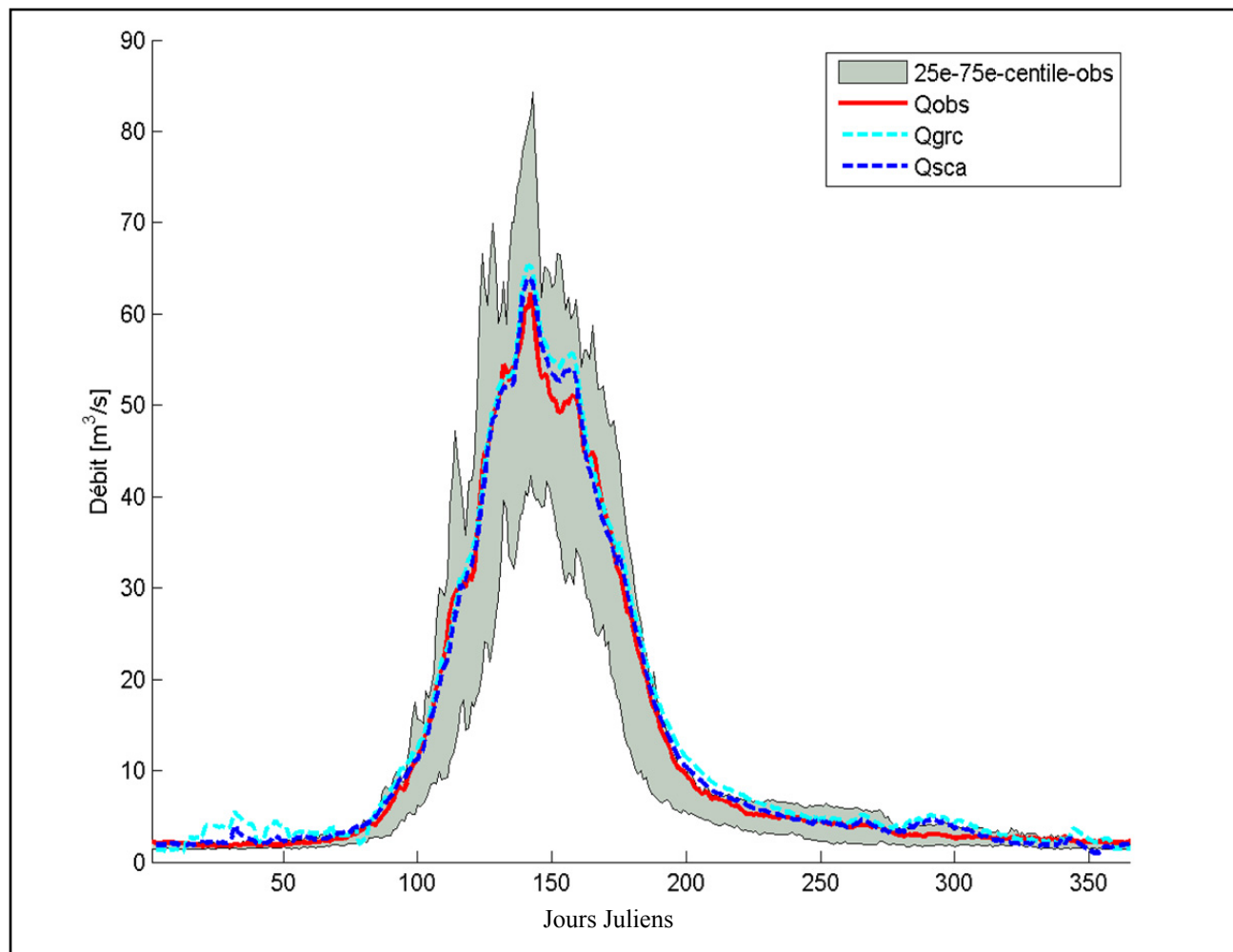


Figure 6.9 Hydrogramme annuel moyen pour le bassin du Colorado comparant les prévisions combinées provenant des pondérations selon les types de débit GRC et SCA au débit observé moyen

pour le GRC. Une légère amélioration est notée pour le SCA dans le cas du RMSE sur certains bassins. Les prévisions sur la période d'été s'améliorent et reste égale pour l'ensemble des bassins, mais seulement pour le SCA.

Pour ce qui est des débits négatif issus du GRC, ils peuvent encore être attribués aux poids non contraints. La combinaison de poids positifs et négatifs peut résulter en des valeurs négatives de débit lorsque le comportement des membres de l'ensemble change (figure 6.10). Les zones ombragées identifient les dates associées à de faibles débits (0-10% du DAM) démontrant ce comportement erratique pour le bassin de Washington, mais ce type de comportement a aussi été noté pour les bassins du Maine et du New-Hampshire.

Tableau 6.18 Résumé du critère de Nash-Sutcliffe annuel pour la période de validation – Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon les classes d'étiages

Bassins	Critère de Nash- pondération annuelle			Critère de Nash- pondération selon les classes d'étiages		
	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.83	0.87	0.87	N/A	0.79	0.87
IL	N/A	0.81	0.82	N/A	0.83	0.83
KY	0.88	0.89	0.89	N/A	0.87	0.89
LSJ	0.90	0.89	0.89	N/A	0.86	0.89
ME	0.83	0.83	0.83	0.83	-22.02	0.83
MT	0.89	0.92	0.91	N/A	0.87	0.91
NH	0.78	0.82	0.81	N/A	-179.31	0.81
NY	0.85	0.83	0.83	N/A	0.83	0.83
WA	0.87	0.90	0.90	N/A	-0.24	0.90
YSE	0.82	0.80	0.80	0.81	0.81	0.82

Tableau 6.19 Résumé du RMSE annuel (m^3/s) pour la période de validation –
Comparaison de la pondération annuelle et de la pondération selon les classes d'étiages

	RMSE – pondération annuelle			RMSE – pondération selon les classes d'étiages		
Bassins	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	7.89	7.01	6.90	N/A	8.78	6.95
IL	N/A	19.21	19.03	N/A	18.50	18.47
KY	71.75	69.82	70.07	N/A	74.33	62.95
LSJ	263.91	280.27	277.28	N/A	312.37	277.21
ME	4.83	4.77	4.82	4.83	56.06	4.80
MT	40.39	35.48	36.57	N/A	44.84	36.69
NH	25.57	23.23	23.43	N/A	730.65	23.44
NY	53.19	57.54	56.35	N/A	57.37	56.54
WA	26.78	23.17	23.38	N/A	81.90	23.45
YSE	3.61	3.74	3.72	3.61	3.65	3.61

Tableau 6.20 Comparaison des critères de Nash d'été en validation pour la pondération annuelle constante (gauche) et la pondération selon les classes d'étiages (droite) pour la prévision combiné du BMA, GRC et SCA

	Critère de Nash-Sutcliffe d'été Période de validation pondération annuelle			Critère de Nash-Sutcliffe d'été Période de validation pondération selon les classes d'étiages		
Bassins	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
CO	0.82	0.82	0.83	N/A	0.80	0.81
IL	N/A	0.82	0.82	N/A	0.87	0.87
KY	0.62	0.63	0.63	N/A	0.83	0.85
LSJ	0.76	0.75	0.77	N/A	0.82	0.85
ME	0.66	0.72	0.71	0.76	-2.94	0.78
MT	0.84	0.87	0.87	N/A	0.84	0.85
NH	0.79	0.86	0.86	N/A	0.89	0.89
NY	0.94	0.93	0.93	N/A	0.93	0.93
WA	0.86	0.90	0.90	N/A	0.03	0.85
YSE	0.82	0.83	0.83	0.80	0.83	0.84

6.3.5 Analyse

L'attribution de la pondération par saisons, types de débit, ou par classes d'étiage démontre nécessairement une amélioration sur la période de calage par rapport à la pondération annuelle, puisque des poids supplémentaires sont ajoutés. En effet, chaque bassin performe aussi bien ou mieux qu'avant lors des calages (résultats non montrés). Ce résultat est celui qui était prévu, car l'augmentation du nombre de paramètres doit améliorer les performances en calage. Il reste à vérifier si cet avantage se transfère à la période de validation.

Lors de la période de calage, le BMA n'a su converger sur au moins une des périodes de pondération pour la majorité des bassins, peu importe la méthode de séparation des pondérations. Ces erreurs de convergence ont vraisemblablement les mêmes origines qu'énoncées à la section 6.2.2 et rendent l'utilisation de cette méthode beaucoup moins robuste que pour les autres.

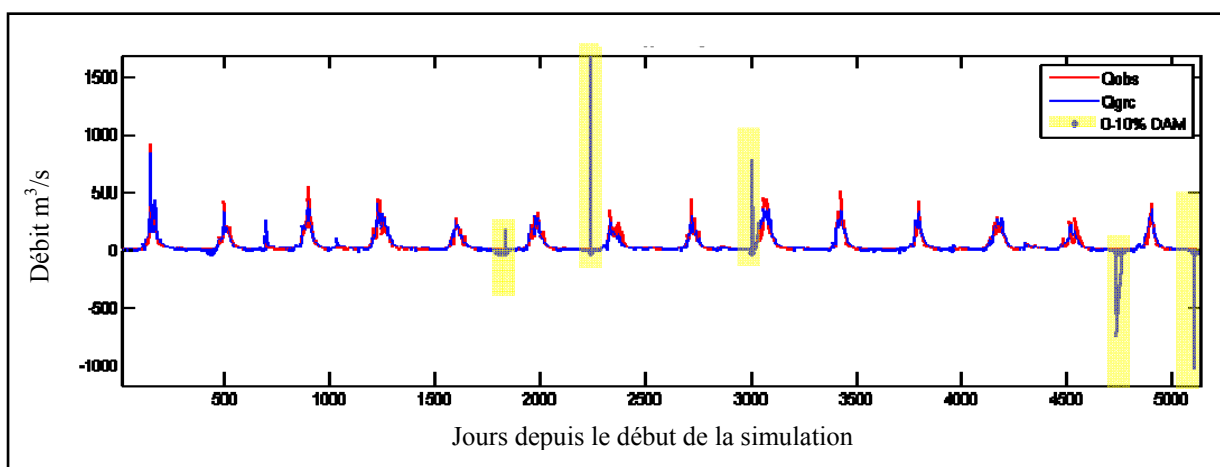


Figure 6.10 Exemple typique d'anomalies associées aux faibles débits - bassin de Washington

Le SCA et le GRC ont tous deux engendré des débits négatifs lors de la période de validation, et ce pour chaque méthode de séparation de la pondération. Ces erreurs se trouvaient majoritairement en présence de faibles débits. De par la nature de la séparation des périodes de pondération, les débits faibles se trouvent isolés (pondération pour débits

d'été, neutre et pour la classe d'étiage 0-10% du DAM). En présence de faible débit, la différence relative entre les membres des ensembles est beaucoup plus grande et leurs pondérations peuvent donc se trouver à être complémentaire. Par exemple, deux débits faibles de 5 et 10 m³/s n'ont que 5 m³/s de différence mais ils ont une différence relative de 100%. Comparativement, deux débits de 95 et 100 m³/s on encore une différence de 5 m³/s mais n'ont une différence relative de que 5.26%. Si le comportement des membres se modifie après la période de validation, des débits erratiques comme à la figure 6.10 peuvent en résulter.

Malgré le fait que la pondération la plus stable est le SCA pour chaque méthode de séparation des pondérations, elle ne démontre jamais d'amélioration constante sur tous les bassins, tant annuellement que sur l'été. Il est intéressant de noter que la séparation de la pondération peut tout de même corriger certaines erreurs de modélisation, c'est le cas pour le bassin du Kentucky dont les prévisions pour l'été s'améliorent lors de l'application des pondérations avec une pondération variable temporellement.

Il n'y a par contre aucune amélioration constante sur la période de validation comparativement à la pondération constante annuelle, peu importe la méthode de séparation de la pondération employé. Il n'y a donc présentement pas d'avantage général à l'utilisation d'une pondération variable temporellement comparativement à une pondération constante annuellement.

6.3.6 Choix de la méthode de séparation de la pondération

Suite à l'analyse de chacune des méthodes précédentes, l'auteur a choisi de retenir une pondération annuelle constante pour la prévision multi-modèle déterministe. Premièrement, les performances en prévision s'améliorent sur l'ensemble des bassins par rapport au meilleur membre de l'ensemble individuel. En plus d'être plus complexes à implémenter, aucune des méthodes de séparations des périodes de pondération n'a su démontrer d'améliorations constantes sur l'ensemble des bassins. Cette simplicité de l'implémentation par rapport aux

méthodes ségréguées se trouve à être un avantage majeur pour une application opérationnelle. Le choix s'arrête donc sur la pondération sur une base annuelle constante.

6.4 Détermination du nombre optimal de membres au sein de l'ensemble

Cette section étudie la possibilité de réduire la taille de l'ensemble pour possiblement augmenter la performance en prévision tout en réduisant le coût total en temps du système. La section 6.4.1 évalue l'avantage de réduire le nombre de membres de l'ensemble selon une méthode simple pour le bassin de la Yamaska Sud-Est. Ce bassin est retenu puisque son ensemble comprend non seulement les multiples calages des modèles globaux, mais aussi ceux d'Hydrotel, le modèle hydrologique distribué. Ensuite, une analyse multi objectif sera présentée en détails pour les bassins du Colorado (un bassin type) et de la Yamaska Sud-Est

6.4.1 Réduction de l'ensemble à l'aide d'un seuil de performance

Pour commencer, seuls les meilleurs membres de l'ensemble (selon le critère de Nash) ont été sélectionnés. Une valeur minimum de 0.55 a été retenue. Ceci résulte en un ensemble à 12 membres (tableau 6.21). Ce nouvel ensemble a ensuite été resoumis aux méthodes de pondération sur une base annuelle constante, puis évalué sur une base annuelle dans le but de confirmer l'avantage d'un ensemble avec un nombre de membres restreint.

6.4.1.1 Résultats

En observant les résultats (tableau 6.22) pour la période de calage, il est possible de noter une légère chute des résultats pour le critère de Nash-Sutcliffe pour l'ensemble restreint à 12 membres. Le nouvel ensemble performe aussi bien ou moins bien, mais n'excède jamais l'ensemble original. Ce résultat était attendu, puisque le nouvel ensemble contient moins de membres, donc moins d'éléments pondérables. En ce qui concerne la période de validation, les résultats diffèrent. Les performances atteignent et excèdent les résultats de l'ensemble à

Tableau 6.21 Membres retenus pour l'ensemble utilisant un seuil de performance de 0.55 pour le critère de Nash sur le bassin de la Yamaska Sud Est

Membres retenus – grisé			
HMETS-BIAIS	HSAMI BIAIS	MOHYSE BIAIS	HYDROTEL NASH
HMETS BIAIS D'ÉTÉ	HSAMI BIAIS D'ÉTÉ	MOHYSE BIAIS D'ÉTÉ	HYDROTEL LN RMSE
HMETS LN RMSE	HSAMI LN RMSE	MOHYSE LN RMSE	HYDROTEL BIAIS
HMETS LN RMSE ÉTÉ	HSAMI LN RMSE ÉTÉ	MOHYSE LN RMSE ÉTÉ	HYDROTEL BIAIS+RSR
HMETS NASH	HSAMI NASH	MOHYSE NASH	HYDROTEL NASH+RMSE+RSR
HMETS NASH D'ÉTÉ	HSAMI NASH D'ÉTÉ	MOHYSE NASH D'ÉTÉ	
HMETS NASH LF30	HSAMI NASH LF30	MOHYSE NASH LF30	
HMETS RMSE	HSAMI RMSE D'ÉTÉ	MOHYSE RMSE	
HMETS RMSE D'ÉTÉ	HSAMI RMSE D'ÉTÉ	MOHYSE RMSE D'ÉTÉ	

32 membres, prouvant ainsi la possibilité d'accroître la performance de prévision tout en réduisant l'ensemble.

Tableau 6.22 Résultats critère de Nash-Sutcliffe – L'ensemble complet de la Yamaska Sud-Est (YSE) et les 12 meilleurs membres (YSE-12) selon le critère de Nash Sutcliffe combiné à l'aide d'une pondération annuelle constante

Bassins	Critère de Nash-Sutcliffe pour la période de calage			Critère de Nash-Sutcliffe pour la période de validation		
	BMA	GRC	SCA	BMA	GRC	SCA
YSE	0.74	0.78	0.78	0.82	0.80	0.80
YSE-12	0.74	0.75	0.75	0.82	0.82	0.82

6.4.1.2 Analyse

Les résultats du calage sont logiques, dans le sens qu'en fournissant plus de membres à l'optimisateur, il en tire nécessairement un meilleur résultat. Par contre, la surabondance de paramètres, ou de membres dans l'ensemble dans ce cas, peut être nuisible en validation. Comme le tableau 6.22 l'indique, un ensemble plus restreint, mais contenant de l'information de plus grande qualité, atteint des performances supérieures en validation.

L'ensemble le plus grand souffre donc d'une surparamétrisation. Il est convenu qu'il est possible d'améliorer la qualité de la prévision en sélectionnant une quantité limitée de membres.

6.4.2 Analyse multi objectif pour réduire l'ensemble

Dans cette section, l'ensemble complet sera assujéti à une analyse multi objectif tel que décrite dans les sections 1.4 et 5.3.2 dans le but de déterminer l'effet d'une quantité variable de membres pour la prévision. À noter que chaque ensemble présenté sur les fronts de Pareto est considéré « optimal ». Initialement, les résultats seront axés autour de l'ensemble « optimal pour maximiser le critère de Nash ». La possibilité de choisir subjectivement un ensemble contenant moins de membres sera explorée dans l'analyse et au chapitre 7. Les résultats des bassins du Colorado ainsi que de la Yamaska Sud-Est sont présenté ci-dessous et démontrent deux situations types pour les fronts de Pareto. Pour le bassin du Colorado, il sera possible d'observer un front de calage plus performant que le front de validation, tandis que sur le bassin de la Yamaska Sud-Est, le front de validation démontre une amélioration vis-à-vis du front de calage. Les résultats pour tous les bassins se retrouvent à l'Annexe IV.

6.4.2.1 Résultats pour le bassin du Colorado

Chaque combinaison de membres optimal sur le front de Pareto sera évaluée sur la période de validation pour évaluer la performance de la prévision des ensembles créés.

Le tableau 6.23 présente les membres retenus dans l'ensemble maximisant le critère de Nash. Cet ensemble ne semble pas présenter de lien entre les métriques retenues pour chacun des modèles hydrologiques.

Tableau 6.23 Membre optimaux pour maximiser le critère de Nash-Sutcliffe lors du calage pour le bassin du Colorado

Bassins retenus – grisé		
HMETS BIAIS	HSAMI BIAIS	MOHYSE BIAIS
HMETS BIAIS D'ÉTÉ	HSAMI BIAIS D'ÉTÉ	MOHYSE BIAIS D'ÉTÉ
HMETS LN RMSE	HSAMI LN RMSE	MOHYSE LN RMSE
HMETS LN RMSE ÉTÉ	HSAMI LN RMSE ÉTÉ	MOHYSE LN RMSE ÉTÉ
HMETS NASH	HSAMI NASH	MOHYSE NASH
HMETS NASH D'ÉTÉ	HSAMI NASH D'ÉTÉ	MOHYSE NASH D'ÉTÉ
HMETS NASH LF30	HSAMI NASH LF30	MOHYSE NASH LF30
HMETS RMSE	HSAMI RMSE	MOHYSE RMSE
HMETS RMSE D'ÉTÉ	HSAMI RMSE D'ÉTÉ	MOHYSE RMSE D'ÉTÉ

La figure 6.11 présente les deux fronts créés (validation et calibration) sur un seul graphique. Elle démontre qu'il est possible d'améliorer la valeur du critère de Nash-Sutcliffe en augmentant la quantité de membres jusqu'à un maximum de 20 lorsqu'évalué lors du calage.

Par contre, lorsque ces ensembles optimaux sont évalués sur la période de validation, le front parabolique change et démontre une amélioration beaucoup plus faible liée à l'augmentation du nombre de membres. En effet, le tableau 6.24 dénote une amélioration en validation qui est relativement minime en passant de 3 à 23 membres (Coefficient de Nash de 0.86 à 0.89). Il n'y a plus d'amélioration de la prévision au-delà de 23 membres.

Tableau 6.24 Résultats pour le critère de Nash pour les ensembles avec différentes quantités de membres pour la période de calage et en validation pour le bassin du Colorado

Front de calage		Front de validation	
Quantité de membre	Critère de Nash	Quantité de membre	Critère de Nash
1	0.84	1	0.79
2	0.87	2	0.85
3	0.88	3	0.86
4	0.89	4	0.86
5	0.90	5	0.86
6	0.90	6	0.87
--	--	--	--
20	0.92	23	0.89

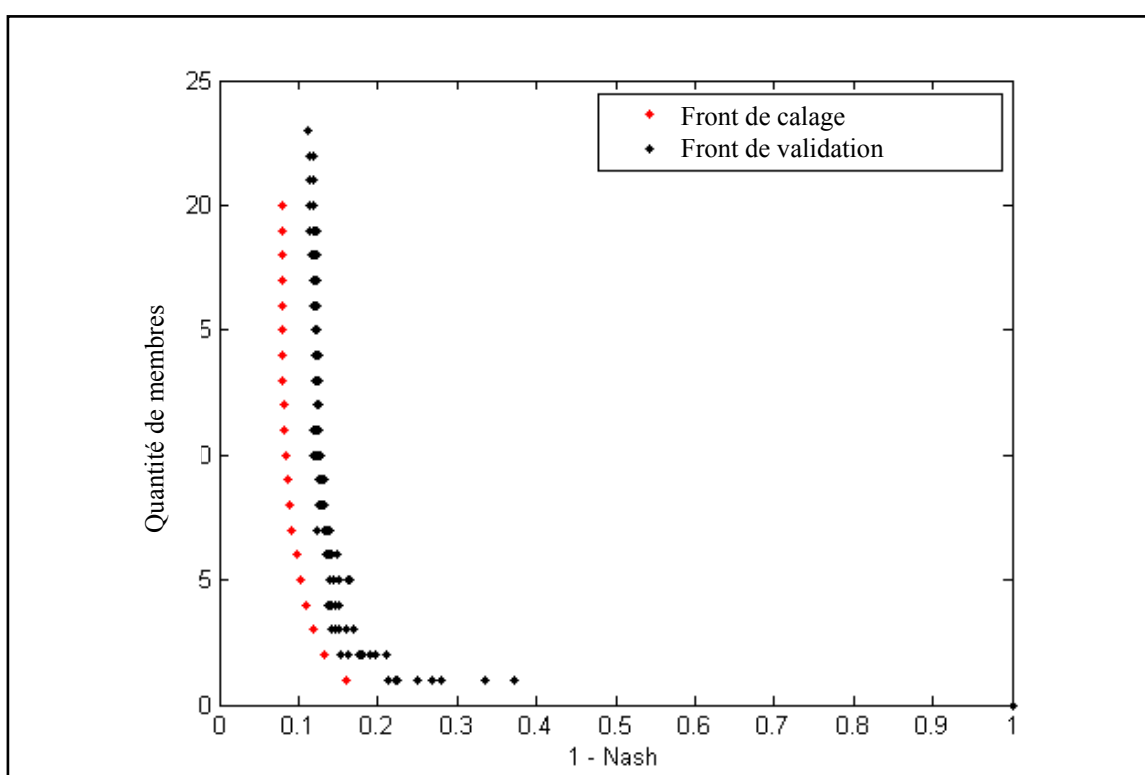


Figure 6.11 Fronts de Pareto de la période de calage et de validation pour le bassin du Colorado

6.4.2.2 Résultats pour le bassin de la Yamaska Sud-Est

Sur le bassin de la Yamaska Sud-Est, les résultats sont initialement inversés par rapport au bassin du Colorado. Tel que mentionné à la section 6.2.2, les valeurs du critère de Nash-Sutcliffe en validation pour ce bassin démontraient une amélioration par rapport aux données pour la période de calage. Les fronts de Pareto sont donc aussi inversés (figure 6.12).

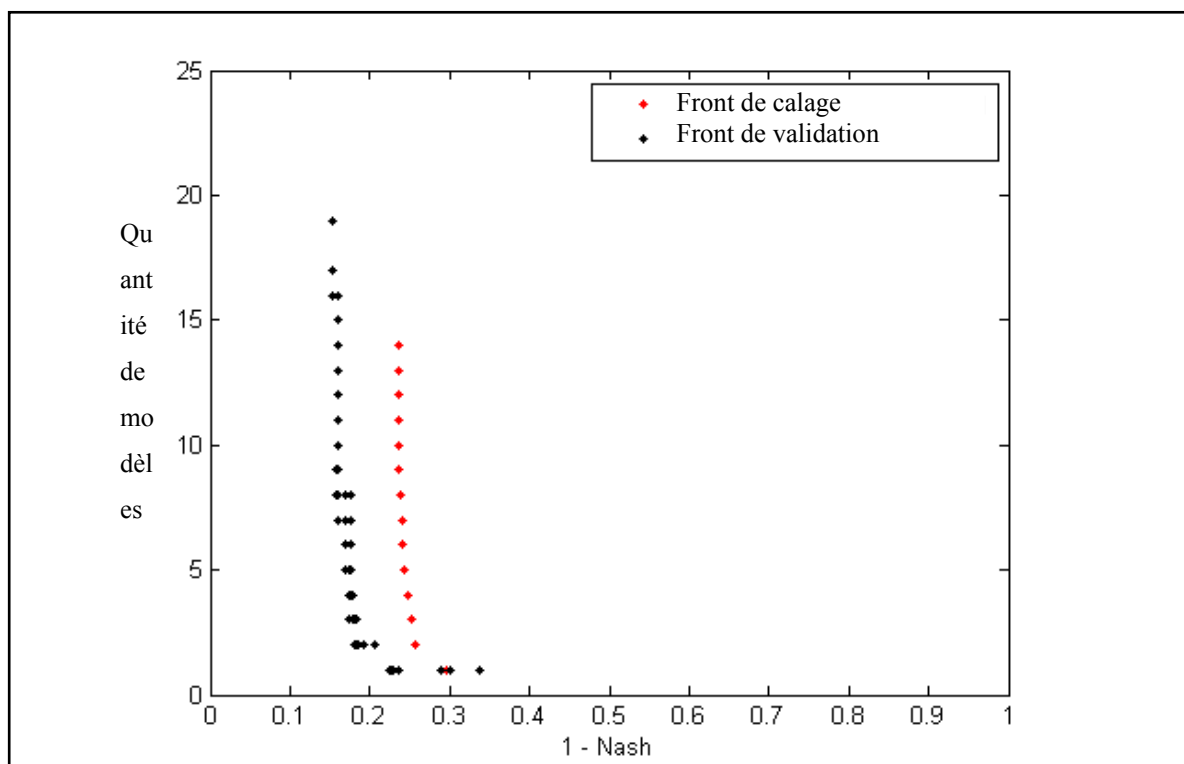


Figure 6.12 Fronts de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin de la Yamaska Sud-Est

L'ensemble optimal pour maximiser le critère de Nash contient 23 membres (tableau 6.25). Il ne semble toujours pas y avoir de corrélation entre la sélection des membres maximisant le critère de Nash et les métriques utilisées pour créer les membres. L'ensemble des solutions optimales évaluées sur la période de validation (front de Pareto de validation) démontre le même effet que sur le bassin du Colorado (figure 6.12). En effet, une faible amélioration pour le critère de Nash en validation est notée lorsque plus de deux membres sont utilisés.

En validation, les critères de Nash-Sutcliffe pour 2 et 19 membres sont de 0.82 et 0.85 respectivement (tableau 6.26). Ainsi, sur ce bassin, aussi peu que deux membres suffisent pour surpasser la prévision provenant de la combinaison de l'ensemble complet par la pondération GRC (Nash = 0.80). Ces deux membres seraient suffisants pour obtenir la plus grande partie de l'amélioration maximale potentielle pour la prévision (figure 6.12).

Tableau 6.25 Bassins optimaux pour maximiser le critère de Nash-Sutcliffe pour la période de validation pour le bassin de Yamaska Sud-Est

Bassins retenus – grisé			
HMETS BIAIS	HSAMI BIAIS	MOHYSE BIAIS	HYDROTEL NASH
HMETS BIAIS D'ÉTÉ	HSAMI BIAIS D'ÉTÉ	MOHYSE BIAIS D'ÉTÉ	HYDROTEL LN RMSE
HMETS LN RMSE	HSAMI LN RMSE	MOHYSE LN RMSE	HYDROTEL BIAIS
HMETS LN RMSE ÉTÉ	HSAMI LN RMSE ÉTÉ	MOHYSE LN RMSE ÉTÉ	HYDROTEL BIAIS+RSR
HMETS NASH	HSAMI NASH	MOHYSE NASH	HYDROTEL NASH+RMSE+RSR
HMETS NASH D'ÉTÉ	HSAMI NASH D'ÉTÉ	MOHYSE NASH D'ÉTÉ	
HMETS NASH LF30	HSAMI NASH LF30	MOHYSE NASH LF30	
HMETS RMSE	HSAMI RMSE D'ÉTÉ	MOHYSE RMSE	
HMETS RMSE D'ÉTÉ	HSAMI RMSE D'ÉTÉ	MOHYSE RMSE D'ÉTÉ	

Tableau 6.26 Résultat pour le critère de Nash pour les ensembles avec différentes quantités de membres en calage et en validation pour le bassin de la Yamaska Sud-Est

Front de calage		Front de validation	
Quantité de membre	Critère de Nash	Quantité de membre	Critère de Nash
1	0.70	1	0.78
2	0.74	2	0.82
--	--	--	--
14	0.76	19	0.85

6.4.2.3 Résultats pour tous les bassins

Le tableau 6.27 présente un résumé des résultats de l'analyse multi objectif pour tous les bassins. Ces résultats démontrent une amélioration constante entre la combinaison de l'ensemble complet et la combinaison de l'ensemble optimal pour maximiser le critère de Nash. On voit que l'ensemble optimal améliore la prévision et qu'il serait donc possible de réduire l'ensemble tout en conservant la même qualité de la prévision. Le tableau 6.28 présente la quantité de fois qu'un membre a été retenu dans l'ensemble maximisant le critère de Nash, avec une valeur maximale de 10 correspondant au nombre de bassins à l'étude. En étudiant ce tableau, la pondération réduite de certains membres lors de l'utilisation de la pondération annuelle constante n'est pas reflétée lors de la sélection de l'ensemble optimal pour maximiser le critère de Nash. En effet, tous les membres sont retenus cinq à dix fois à l'exception du biais d'été pour Mohyse (MO-BE) qui est tout de même retenu deux fois malgré ses piètres performances. Le modèle Hydrotel est négligé de ce tableau puisqu'il n'est pas adéquatement représenté (présent sur un seul des dix bassins)

Tableau 6.27 Résumé du critère de Nash-Sutcliffe en validation pour les prévisions à partir des ensembles optimaux pour maximiser le critère de Nash établi par l'étude multi objectif pour tous les bassins selon GRC

Bassin	Critère de Nash - Validation		Quantité de membres utilisés
	Combinaison de l'ensemble total	Combinaison de l'ensemble optimal maximisant Nash	
CO	0.87	0.89	23
IL	0.81	0.86	16
KY	0.89	0.90	22
LSJ	0.89	0.92	20
ME	0.83	0.85	18
MT	0.92	0.93	23
NH	0.82	0.83	22
NY	0.83	0.87	18
WA	0.90	0.92	21
YSE	0.80	0.84	23

Tableau 6.28 Quantité de bassin(sur un maximum de 10) sur lequel chaque membre a été retenu dans l'ensemble optimal pour maximiser le critère de Nash par l'analyse multi objectif

Retenus	Membre	Retenus	Membre	Retenus	Membre
6	HM-B	6	HS-B	5	MO-B
9	HM-BE	6	HS-BE	2	MO-BE
5	HM-LR	7	HS-LR	8	MO-LR
8	HM-LRE	8	HS-LRE	9	MO-LRE
7	HM-N	7	HS-N	8	MO-N
6	HM-NE	7	HS-NE	8	MO-NE
7	HM-NLF	8	HS-NLF	8	MO-NLF
6	HM-R	8	HS-R	10	MO-R
7	HM-RE	7	HS-RE	8	MO-RE

Le tableau 6.29 présente la quantité de fois où chaque membre a été retenu pour des ensembles ne contenant que 3, 4 ou 5 membres, donc jusqu'à une possibilité de 30 (3 x 10 bassins) et il peint un portrait différent.

Tableau 6.29 Quantité de bassins(sur un maximum de 10) sur lequel chaque membre a été retenu dans les ensembles optimaux ne contenant que 3, 4 ou 5 par l'analyse multi objectif

Retenus	Membre	Retenus	Membre	Retenus	Membre
8	HM-B	2	HS-B	0	MO-B
1	HM-BE	0	HS-BE	0	MO-BE
6	HM-LR	3	HS-LR	3	MO-LR
7	HM-LRE	0	HS-LRE	9	MO-LRE
7	HM-N	9	HS-N	3	MO-N
4	HM-NE	6	HS-NE	5	MO-NE
4	HM-NLF	2	HS-NLF	0	MO-NLF
3	HM-R	14	HS-R	3	MO-R
10	HM-RE	5	HM-RE	1	MO-RE

En ne conservant que les ensembles les plus performants à 3, 4 et 5 membres, certains membres ont tendance à ne plus contribuer. Les membres provenant de calages issus du critère de Nash et du RMSE sont clairement favorisés dans ce cas. À noter que le total devrait être de 120 sélections ($10 \text{ bassins} \times (3 + 4 + 5) = 120 \text{ sélections}$) mais qu'Hydrotel a encore une fois été négligé, puisque le modèle hydrologique n'est présent que sur un bassin.

6.4.2.4 Analyse

En observant le tableau 6.27, il est évident que la combinaison des ensembles en sélectionnant une quantité restreinte de membre suite à l'optimisation multi objectif améliore toujours le critère Nash sur la période de validation, par rapport à la prévision déterministe provenant de la pondération annuelle de tous les membres de l'ensemble selon l'approche GRC. En utilisant les membres sélectionnés sur la période de validation, il est possible d'obtenir des gains rapides de performance avec une quantité restreinte de membres. Même si ces gains ne dépassent pas nécessairement ceux de l'ensemble complet, l'utilisation d'une quantité restreinte de membres peut présenter un avantage opérationnel majeur en prévision hydrologique.

Par contre, il ne semble y avoir aucune corrélation entre les membres retenus sur chaque bassin. La sélection des ensembles optimaux pour maximiser le critère de Nash pour une prévision déterministe avec une quantité de membres réduite devient donc une tâche supplémentaire pour chaque bassin étudié. Puisque l'amélioration de la prévision a une moins grande amplitude que celle entre la combinaison de l'ensemble complet vis-à-vis le meilleur membre, l'investissement supplémentaire est de moins en moins rentable. Cette amélioration n'excède jamais 0.05 et est en moyenne de 0.02 pour le critère de Nash pour l'ensemble restreint par rapport à l'ensemble complet, qui lui a une amélioration maximale de 0.09 et moyenne de 0.03 vis-à-vis le meilleur membre en validation. Tous dépendant de l'application, la réduction de l'ensemble dans le but de maximiser le critère de Nash pourrait apporter une amélioration à la prévision si le coût en temps (environ 30 minute) n'est pas un facteur décisif.

L'avantage principal de l'étude multi objectif ne repose par contre pas dans la poursuite de la maximisation d'un seul critère. Chaque ensemble le long du front de Pareto représente une combinaison optimale pour une certaine quantité de membre. La sélection de l'ensemble optimal à utiliser dans une situation opérationnelle recèle donc une part de subjectivité. Employer une quantité réduite de membres présente un avantage majeur et donc l'identification de l'ensemble optimal s'éloignera de la maximisation du critère de Nash. Il en vient donc à l'hydrologue de choisir un ensemble en se basant sur l'observation de ces fronts de Pareto. L'objectif est d'identifier le centre de courbure approximatif du front et de déterminer une quantité de membres obtenant la majorité de l'amélioration de la prévision. Par exemple, en observant le front créé sur le bassin du Colorado (figure 6.11) et le tableau 6.24, il serait possible d'identifier un ensemble à 6 membres en tant qu'« optimal », obtenant un critère de Nash de 0.87 comparativement à une performance identique pour l'ensemble complet (27 membres) et 0.89 par l'ensemble maximisant le critère de Nash (23 membres).

CHAPITRE 7

DISCUSSION

Les points saillants de l'analyse seront discutés dans les sections qui suivent. Premièrement, les erreurs résultant de l'utilisation des méthodes de pondérations seront explorées dans la section 7.1. Ensuite, la section 7.2 discutera de la pondération variable temporellement. La section 7.3 examinera l'intérêt d'utiliser tous les membres de l'ensemble, tandis que la section 7.4 évaluera l'avantage potentiel de l'analyse multi objectif.

7.1 Erreurs liées aux méthodes de pondération les plus performantes

Malgré le fait que les méthodes de pondération retenues, BMA, GRC et SCA, soient plus performantes en validation que le meilleur membre de l'ensemble, il reste que ce sont des approches imparfaites. En effet, plusieurs erreurs associées à ce type de prévision déterministe ont été remarquées.

Il est intéressant de noter que deux de ces méthodes, le GRC et SCA, ne contraignent pas les poids à la somme de 1 ou même à être positifs. Ceci a créé des anomalies lors de la combinaison des membres de l'ensemble pour la période de validation telles qu'observées aux figures 6.3, 6.4, 6.7 et 6.10. Ces erreurs étaient présentes lors de l'utilisation de la pondération annuelle, mais leur effet fut amplifié en utilisant les pondérations variables temporellement.

Pour ce qui a trait aux erreurs liées au BMA; la présence de membres trop dissimilaires dans l'ensemble cause une erreur lors de l'attribution de la pondération tel qu'expliqué à la section 6.2.2. L'approche utilisée présume une distribution normale des fonctions de densité de probabilité de chacun des membres. Ces résultats sont en accord avec Jefferys et Berger (1992) qui indiquent que le BMA est plus avantageux lorsqu'utilisé avec un ensemble ayant des membres qui obtiennent de bonnes évaluations selon le critère de Nash et le RMSE. En regardant les résultats de la pondération annuelle constante, le bassin de l'Illinois a rencontré

cette erreur. Le bassin contient d'ailleurs le plus grand écart type relatif du critère de Nash (1.947) entre les membres de l'ensemble.

Dans le cadre de cette recherche, ces anomalies n'ont pas été corrigées, mais bien considérées comme des erreurs de modélisation. L'implémentation d'un filtre pour atténuer ces anomalies serait envisageable comme traitement postérieur pour améliorer la qualité des prévisions. D'autre part, l'erreur pourrait être corrigée à l'intérieur de la méthode de pondération elle-même, par exemple en limitant les poids de la méthode SCA.

Ces erreurs font par contre ressortir une des caractéristiques moins intéressantes des prévisions déterministes provenant de la combinaison d'ensemble : l'absence d'un sens physique des prévisions. Malgré que chacun des modèles hydrologiques qui composent l'ensemble en ait un, les pondérations sont toutes basées sur des lois statistiques qui n'incluent pas de forçage pour respecter certaines lois physique (aucun débit négatif). Les membres de l'ensemble ne deviennent que des paramètres dans des équations dans le but de se rapprocher d'une observation.

7.2 Pondération annuelle constante et variable temporellement

Tel que mentionné dans la section 7.1, les erreurs ponctuelles ont une présence accrue lorsque les pondérations sont variables comparativement à la pondération annuelle constante. En ce qui concerne la performance de la prévision, les résultats démontrent une amélioration constante en calage lors de l'utilisation de la pondération variable temporellement, attribuée à l'augmentation du nombre de poids. La robustesse des prévisions est par contre affectée par une surparamétrisation causant des erreurs ponctuelles (pointes de débits négatifs discutées au chapitre 6) et ceci se reflète dans la stagnation et parfois la détérioration des résultats en validation.

L'évaluation de la performance des prévisions à l'aide des seuls débits d'été a retourné des résultats relativement similaires à ceux provenant de l'évaluation sur une base annuelle.

L'utilisation de fonctions objectif sur une base annuelle et pour les débits d'été n'est donc pas nécessaire mais est tout de même suggérée pour augmenter la taille initiale de l'ensemble. Par contre si les membres découlant de ces calages sont de mauvaise qualité sur une base annuelle, ils ne devraient pas être inclus dans l'ensemble.

7.3 Réduction de l'ensemble

Un ensemble optimal pour maximiser le critère de Nash a été identifié pour chaque bassin grâce à une étude multi objectif. Ces ensembles comportent des membres qui varient d'un bassin à l'autre. Il y aurait donc une nécessité de répéter cette étude à chaque nouveau bassin pour l'implémentation d'un ensemble idéal pour un gain minimal en performance. De plus, l'identification de cet ensemble serait à refaire régulièrement avec l'ajout des données historiques mises-à-jour puisque la période de calage change. Si utilisée pour maximiser le critère de Nash, l'analyse multi objectif dénote donc une amélioration par rapport à l'ensemble complet, mais moins marquée comparativement à l'amélioration entre l'ensemble total et le meilleur membre, avec un coût en temps de calcul beaucoup plus élevé.

Par contre, dans un contexte opérationnel où l'usage d'une quantité réduite de membres devient plus intéressant, l'analyse des fronts de Pareto devient un atout. Il est en effet possible d'identifier un ensemble subjectivement à partir du front de validation contenant une quantité réduite de membres (aussi peu que 2 et jusqu'à environ 7 selon le bassin) avec une baisse de performance minimale par rapport à l'ensemble maximisant le critère de Nash. Cette sélection est entièrement subjective et l'hydrologue prenant la décision devra identifier un ensemble dont il jugera la performance satisfaisante.

Si la production des fronts de Pareto n'est pas une option envisageable, une alternative intéressante serait simplement la réduction de l'ensemble par un seuil de performance minimal. Même si la prévision obtenue n'est pas nécessairement optimale, cette approche est rapide et efficace pour réduire l'ensemble et améliorer la prévision.

7.4 Recommandations

Suite à l'analyse et à la discussion des résultats, voici les recommandations émises par l'auteur.

Advenant le cas que le coût du temps machine ne soit pas un facteur décisif, le choix de méthodes de combinaison devrait être fait sur chaque bassin indépendamment entre le BMA, GRC et SCA selon celui qui est le plus performant en prévision. Lors de l'application d'une des méthodes de pondération avec des poids non restreints causant des débits erratiques, deux options se dressent pour remédier à la situation. La première s'applique au GRC et au SCA et implique l'implémentation d'un filtre postérieur pour éliminer les pointes de débits erronées. La deuxième serait des études plus poussées sur les méthodes de pondérations. Par exemple, en faisant varier le domaine de la pondération du SCA ou en changeant la fonction objectif du système, etc.

L'implémentation de ces améliorations est fortement suggérée puisque l'étude visait l'amélioration des prévisions et que les erreurs se retrouvent plus souvent qu'autrement en présence de faibles débits, donc en période critique pour la prévision des étiages. Si le coût du temps machine est décisif par contre, le GRC doit primer pour sa simplicité d'implémentation et sa rapidité d'exécution.

Ces méthodes de pondérations devraient être utilisées sur une base annuelle constante. La pondération variable temporellement augmente la fréquence des erreurs et n'améliore pas les prévisions de manière constante et entraîne même parfois une baisse de la performance de ceux-ci. Cette perte en performance est attribuée à une surparamétrisation des ensembles (pondération très élevée de deux membres fortement corrélé pouvant entraîner des erreurs ponctuelles). L'évaluation des périodes d'étiages tout au long de la recherche démontre que lorsque la prévision est robuste sur une base annuelle, elle l'est aussi lors des périodes d'étiages.

Finalement, la réduction de l'ensemble par une étude multi objectif s'avère être une étape très coûteuse en temps. Trois recommandations émanent donc de cette situation. Si le coût en temps est un facteur décisif, il est suggéré de conserver l'ensemble entier. S'il n'est pas possible de conserver l'ensemble entier, la réduction de l'ensemble peut se faire par un simple seuil de performance sur la période de calage tel qu'illustré à la section 6.4.1. Cette réduction est rapide et la qualité de la prévision peut potentiellement s'améliorer même si l'ensemble n'est pas jugé optimal. Dans le cas opposé, si le temps n'est pas un facteur limitant, il serait possible de réduire l'ensemble à l'aide d'une étude multi objectif dans le but d'identifier un ensemble optimal à partir de l'observation du front de Pareto en validation.

CONCLUSION

Face à la réalité des changements climatiques, les gouvernements doivent trouver des moyens d'adaptations variés. La mise en place d'un système de prévision plus robuste est un moyen d'adaptation possible. Dans le but d'améliorer la qualité des prévisions, cette étude propose un système multi modèle et multi calibration pour améliorer la prévision déterministe provenant d'un ensemble de prévisions.

Trois modèles globaux (HMETS, HSAMI et MOHYSE) et un modèle distribué (HYDROTEL) ont été utilisés avec multiple calages pour créer des ensembles de prévision de débits sur dix bassins Nord-Américains.

Sur les 9 méthodes de pondération étudiées avec une base de pondération annuelle, trois ont continuellement amélioré la performance en validation par rapport aux meilleurs membres des ensembles. Ces trois méthodes sont la moyenne bayésienne (BMA), l'approche de Granger-Ramanathan (GRC) et l'optimisation des poids par la méthode SCA.

Ces trois méthodes ont ensuite été appliquées avec des poids variables temporellement. Les séparations par saison, type de débit et classe d'étiage ont toutes résulté en une amélioration de la performance sur la période de calage. Par contre, aucune des approches n'a su améliorer la performance en validation de manière constante. De surcroît, des erreurs ponctuelles de modélisation étaient plus fréquentes lors de l'application de ces pondérations temporellement variables.

Finalement, une étude multi objectif pour identifier l'ensemble optimal pour chaque bassin avec la méthode de pondération GRC a démontré une absence de corrélation du choix des membres de l'ensemble optimal entre les bassins. En effet, aucune combinaison précise de membres de l'ensemble n'est ressortie. Même si l'analyse de chaque bassin a permis d'identifier des ensembles plus performants, aucun membre précis ne ressortait. Cette approche porte tout de même fruit lors de la sélection d'un ensemble restreint pour une

application dans un contexte opérationnel. Ce choix sera fait par un hydrologue en se basant sur l'observation du front de Pareto produit pour chaque bassin dans le but de choisir une quantité minimale de membres tout en obtenant une modélisation plus performante.

Pour un système de prévision, il est donc recommandé qu'un système multi modèle multi calibration soit implémenté. Ce système utilisera une pondération sur une base annuelle constante. Basé sur les résultats de cette étude, un ensemble de 27 membres composés des modèles globaux HMETS, HSAMI et MOHYSE avec neuf fonctions objectif différents chacun est suggéré pour améliorer la prévision déterministe. Ces modèles hydrologiques sont relativement rapides d'exécution, permettant aussi d'augmenter la taille initiale de l'ensemble. Par contre, l'inclusion des calages ayant de moins bonne performances n'est pas suggérée. Tel que démontré à la section 6.4.1, restreindre l'ensemble aux membres ayant une performance au-delà d'un seuil de performance peut potentiellement améliorer la prévision si une étude multi objectif n'est pas envisageable. Ce seuil limiterait donc la participation à l'ensemble des prévisions.

Considérant la nature coûteuse d'une analyse multi objectif, elle n'est suggérée que dans un cadre où le coût en temps de l'utilisation d'un si grand ensemble n'est pas problématique.

Puisque la méthode suggérée engendre des erreurs ponctuelles souvent associé à une surparamétrisation des membres, un post traitement de la prévision hydrologique est fortement recommandé pour identifier les débits négatifs et les comportements erratiques dans le but de les éliminer.

Vu les performances similaires en prévision de l'algorithme du SCA, il est suggéré d'approfondir l'approche en étudiant l'impact des bornes d'optimisation et du choix de la fonction objectif sur les résultats de la prévision.

ANNEXE I

RÉSULTATS DES CALAGES

Les tableaux suivant présentent les performances de chaque membre pour la période de calage et de validation pour tous les bassins selon les critères de Nash et le RMSE. Les tableaux-A I-1 à A I-4 présentent les résultats pour les 9 premiers bassins, qui ont des ensembles à 27 membres. Les résultats du bassin de la Yamaska Sud-Est (dont l'ensemble contient 32 membres) sont présentés aux tableaux-A I-5 à A I-8.

Tableau-A I-1 Performance de chaque membre des ensembles pour les 9 premiers bassins
selon le critère de Nash pour la période de calage

	Bassins								
Membre	CO	IL	KY	LSJ	ME	MT	NH	NY	WA
HM-B	0.04	0.33	0.29	-0.30	0.26	-1.14	0.27	-1.11	-1.15
HM-BE	-1.56	0.34	0.39	-0.06	0.30	-0.62	0.28	0.20	-1.24
HM-LR	0.74	0.67	0.48	0.80	0.62	0.82	0.38	0.29	0.64
HM-LRE	0.65	0.13	0.39	0.38	0.35	0.84	0.23	0.33	0.55
HM-N	0.81	0.80	0.83	0.85	0.71	0.87	0.54	0.70	0.67
HM-NE	0.76	0.59	0.79	0.57	0.30	0.57	-0.70	0.42	0.47
HM-NLF	-2.75	0.37	0.70	-0.72	0.27	-1.03	-0.01	0.30	-7.38
HM-R	0.81	0.80	0.83	0.85	0.68	0.88	0.54	0.70	0.71
HM-RE	0.66	0.60	0.79	0.32	-0.20	0.62	-1.02	0.45	0.50
HS-B	-0.29	0.12	0.40	0.50	0.51	-1.39	0.29	0.28	-0.07
HS-BE	0.21	0.26	0.35	-0.49	0.48	0.35	0.45	0.31	-0.04
HS-LR	0.72	0.74	0.53	0.83	0.80	0.80	0.72	0.48	0.71
HS-LRE	0.69	0.72	0.64	0.82	0.80	0.77	0.71	0.51	0.73
HS-N	0.84	0.78	0.87	0.86	0.82	0.91	0.77	0.82	0.86
HS-NE	0.77	0.58	0.82	-0.17	0.77	0.90	0.39	0.52	0.78
HS-NLF	-0.79	-1.17	0.42	0.34	0.39	-0.49	0.06	-0.25	-2.71
HS-R	0.82	0.78	0.87	0.88	0.82	0.91	0.77	0.82	0.87
HS-RE	0.72	0.59	0.63	0.47	0.75	0.89	0.63	0.47	0.75
HS-B	-3.44	-8.40	-0.47	-1.74	-0.74	-6.20	-0.62	-0.56	-4.20
MO-BE	-2.42	-6.96	-0.42	-2.55	-0.67	-1.62	-0.51	-0.48	-3.69
MO-LR	0.71	0.70	0.34	0.33	0.73	0.71	0.58	0.35	0.06
MO-LRE	0.24	0.70	0.33	0.78	0.71	0.81	0.54	0.29	-0.27
MO-N	0.82	0.73	0.71	0.85	0.72	0.90	0.70	0.68	0.77
MO-NE	0.69	0.68	0.69	0.81	0.66	0.89	0.49	0.45	0.74
MO-NLF	0.44	-0.20	-1.18	-0.27	-1.51	-0.51	-1.07	-0.08	-3.51
MO-R	0.82	0.73	0.71	0.85	0.72	0.90	0.70	0.68	0.77
MO-RE	0.68	0.70	0.66	0.81	0.70	0.79	0.59	0.48	0.74

Tableau-A I-2 Performance de chaque membre des ensembles pour les 9 premiers bassins selon le critère de Nash pour la période de validation

	Bassins								
Membre	CO	IL	KY	LSJ	ME	MT	NH	NY	WA
HM-B	-0.08	0.42	0.28	-0.09	0.28	-0.94	0.32	-1.11	-1.20
HM-BE	-2.13	0.25	0.38	0.07	0.29	-0.19	0.26	0.13	-1.62
HM-LR	0.76	0.63	0.48	0.84	0.57	0.84	0.48	0.24	0.76
HM-LRE	0.57	0.23	0.39	0.51	0.38	0.82	0.20	0.19	0.59
HM-N	0.78	0.81	0.82	0.87	0.70	0.87	0.59	0.76	0.78
HM-NE	0.74	0.64	0.79	0.55	-0.20	0.84	-1.70	0.29	0.30
HM-NLF	-3.52	0.36	0.68	-1.13	0.09	-1.03	-0.24	0.28	-9.54
HM-R	0.78	0.82	0.82	0.88	0.69	0.88	0.60	0.76	0.80
HM-RE	0.60	0.57	0.77	0.27	-0.97	0.87	-2.30	0.49	0.30
HS-B	-0.21	0.31	0.42	0.53	0.49	-1.13	0.24	0.34	-0.09
HS-BE	0.33	0.42	0.38	-0.16	0.51	0.50	0.35	0.31	-0.01
HS-LR	0.62	0.73	0.53	0.86	0.77	0.81	0.74	0.60	0.79
HS-LRE	0.66	0.71	0.63	0.85	0.77	0.80	0.71	0.60	0.78
HS-N	0.78	0.79	0.87	0.83	0.76	0.88	0.75	0.82	0.89
HS-NE	0.68	0.59	0.84	0.44	0.69	0.88	0.17	0.53	0.82
HS-NLF	-1.44	-1.52	0.42	0.62	0.35	-0.64	0.17	-0.26	-4.28
HS-R	0.78	0.78	0.86	0.84	0.78	0.88	0.76	0.80	0.88
HS-RE	0.58	0.67	0.56	0.65	0.65	0.87	0.58	0.46	0.76
HS-B	-5.10	-7.41	-0.69	-3.02	-1.25	-5.57	-0.96	-0.78	-5.65
MO-BE	-2.90	-5.88	-0.67	-3.03	-1.20	-0.82	-0.75	-0.71	-5.59
MO-LR	0.58	0.63	0.34	0.33	0.73	0.64	0.60	0.40	0.14
MO-LRE	0.14	0.63	0.33	0.83	0.72	0.79	0.48	0.28	-0.63
MO-N	0.72	0.65	0.71	0.88	0.71	0.88	0.67	0.65	0.85
MO-NE	0.50	0.71	0.69	0.85	0.64	0.86	0.44	0.52	0.82
MO-NLF	0.34	0.10	-1.49	-0.28	-2.69	-0.40	-1.39	-0.13	-4.96
MO-R	0.73	0.65	0.70	0.88	0.71	0.88	0.68	0.65	0.85
MO-RE	0.53	0.68	0.66	0.85	0.72	0.76	0.61	0.54	0.83

Tableau-A I-3 Performance de chaque membre des ensembles pour les 9 premiers bassins
selon le RMSE pour la période de calage

	Bassins								
Membre	CO	IL	KY	LSJ	ME	MT	NH	NY	WA
HM-B	20.3	33.3	184.6	903.9	11.2	153.5	50.2	209.2	114.3
HM-BE	33.1	33.1	171.1	818.2	10.8	133.6	50.1	128.5	116.6
HM-LR	10.5	23.5	157.7	355.9	8.0	44.4	46.4	120.8	46.6
HM-LRE	12.3	38.0	172.1	624.6	10.5	42.6	51.7	117.9	52.4
HM-N	9.1	18.4	91.1	312.5	6.9	38.3	40.0	79.0	45.0
HM-NE	10.2	26.0	99.4	521.7	10.8	68.7	76.8	109.9	57.0
HM-NLF	40.1	32.3	121.1	1040.4	11.0	149.5	59.3	120.4	225.8
HM-R	9.1	18.4	90.7	304.8	7.3	36.2	40.1	78.8	41.7
HM-RE	12.0	25.7	100.3	652.8	14.2	65.0	83.8	106.8	55.4
HS-B	23.5	38.2	169.6	563.0	9.1	162.3	49.5	122.4	80.6
HS-BE	18.4	34.9	176.7	968.6	9.3	84.6	43.6	119.3	79.7
HS-LR	10.9	20.9	151.2	329.7	5.8	47.1	30.9	103.4	41.9
HS-LRE	11.4	21.4	131.7	335.0	5.8	50.1	31.7	100.8	40.5
HS-N	8.3	19.0	79.7	295.7	5.5	32.2	28.1	61.2	28.9
HS-NE	9.9	26.3	92.5	857.9	6.3	33.8	46.2	100.2	36.4
HS-NLF	27.7	60.0	167.9	643.2	10.1	128.3	57.1	160.9	150.3
HS-R	8.7	18.9	79.8	275.4	5.5	32.2	28.0	60.3	28.7
HS-RE	10.9	26.0	134.0	575.4	6.5	34.8	35.9	105.0	38.8
HS-B	43.6	124.8	265.7	1313.7	17.1	281.6	75.1	179.5	178.0
MO-BE	38.2	114.8	261.9	1496.6	16.7	170.0	72.4	175.0	169.0
MO-LR	11.2	22.2	178.6	650.7	6.7	56.9	38.3	115.6	75.4
MO-LRE	18.0	22.1	179.2	369.9	7.0	45.3	40.1	121.7	87.9
MO-N	8.8	21.3	118.3	311.7	6.8	32.7	32.4	81.6	37.2
MO-NE	11.5	23.1	121.5	343.0	7.5	34.7	41.9	106.3	40.1
MO-NLF	15.5	44.6	323.8	894.6	20.5	128.8	84.7	149.6	165.7
MO-R	8.8	21.3	118.1	311.6	6.8	32.7	32.4	81.2	37.2
MO-RE	11.7	22.3	128.6	344.0	7.1	47.8	37.8	104.0	39.7

Tableau-A I-4 Performance de chaque membre des ensembles pour les 9 premiers bassins selon le RMSE pour la période de validation

	Bassins								
Membre	CO	IL	KY	LSJ	ME	MT	NH	NY	WA
HM-B	19.8	33.8	177.7	866.4	9.9	170.3	44.9	200.2	108.8
HM-BE	33.8	38.4	165.6	802.5	9.9	133.6	46.8	128.4	118.9
HM-LR	9.3	26.9	151.6	333.3	7.7	49.3	39.2	119.9	35.9
HM-LRE	12.4	38.8	163.8	582.1	9.2	51.6	48.7	123.8	47.2
HM-N	9.0	19.4	88.4	296.6	6.4	44.4	34.7	67.1	34.8
HM-NE	9.7	26.5	95.1	556.2	12.8	48.4	89.4	115.6	61.6
HM-NLF	40.6	35.5	118.1	1212.4	11.2	174.1	60.7	117.0	238.4
HM-R	9.0	19.0	88.2	293.2	6.5	42.6	34.5	67.8	33.2
HM-RE	12.0	29.0	99.6	711.5	16.4	44.7	98.8	98.6	61.4
HS-B	21.0	36.8	159.0	568.9	8.3	178.2	47.4	112.1	76.7
HS-BE	15.6	33.6	165.5	896.5	8.2	86.4	44.0	114.7	73.9
HS-LR	11.7	23.1	143.7	308.1	5.5	53.7	28.0	86.6	33.6
HS-LRE	11.1	23.8	127.0	322.3	5.6	55.0	29.3	86.9	34.7
HS-N	9.0	20.4	76.9	338.3	5.7	41.8	27.0	57.9	24.7
HS-NE	10.8	28.4	83.7	620.6	6.6	42.5	49.7	94.1	31.5
HS-NLF	29.8	70.3	159.1	512.0	9.4	156.6	49.4	154.5	168.8
HS-R	9.0	20.7	78.0	336.4	5.5	41.9	26.6	61.4	25.5
HS-RE	12.4	25.5	138.8	495.4	6.9	43.3	35.1	101.0	35.6
HS-B	47.1	128.3	272.5	1667.6	17.5	313.3	76.2	183.6	189.4
MO-BE	37.7	116.1	270.6	1669.9	17.3	165.0	72.0	179.9	188.6
MO-LR	12.3	26.9	170.8	679.5	6.0	73.4	34.3	106.8	68.2
MO-LRE	17.7	26.8	172.1	342.2	6.2	56.5	39.1	116.4	93.7
MO-N	10.1	26.3	113.9	291.5	6.3	42.5	31.0	80.9	28.2
MO-NE	13.4	23.8	117.6	325.7	7.0	46.5	40.7	95.3	30.9
MO-NLF	15.6	41.9	331.0	940.1	22.4	144.4	84.0	146.4	179.3
MO-R	9.8	26.3	114.0	290.9	6.3	42.5	30.9	80.9	28.2
MO-RE	13.1	25.0	122.6	326.4	6.2	60.4	33.9	93.0	30.6

Tableau-A I-5 Performance de chaque membre de l'ensemble le bassin de la Yamaska Sud-

Membre	Nash	Membre	Nash	Membre	Nash	Membre	Nash
HM-B	0.22	HS-B	0.42	MO-B	-0.11	HY-N	0.67
HM-BE	0.24	HS-BE	0.30	MO-BE	-0.29	HY-LRE	0.62
HM-LR	0.06	HS-LR	0.54	MO-LR	0.43	HY-B	0.67
HM-LRE	0.18	HS-LRE	0.60	MO-LRE	0.45	HY-BR	0.22
HM-N	0.53	HS-N	0.70	MO-N	0.57	HY-NRR	0.67
HM-NE	-1.66	HS-NE	0.66	MO-NE	0.49		
HM-NLF	-0.25	HS-NLF	-0.08	MO-NLF	-0.23		
HM-R	0.55	HS-R	0.69	MO-R	0.58		
HM-RE	-3.54	HS-RE	0.65	MO-RE	0.47		

Est selon le critère de Nash pour la période de calage

Tableau-A I-6 Performance de chaque membre de l'ensemble le bassin de la Yamaska Sud-
Est selon le critère de Nash pour la période de validation

Membre	Nash	Membre	Nash	Membre	Nash	Membre	Nash
HM-B	0.16	HS-B	0.29	MO-B	-0.27	HY-N	0.77
HM-BE	0.11	HS-BE	0.15	MO-BE	-0.36	HY-LRE	0.77
HM-LR	0.27	HS-LR	0.52	MO-LR	0.51	HY-B	0.77
HM-LRE	0.09	HS-LRE	0.65	MO-LRE	0.51	HY-BR	0.39
HM-N	0.59	HS-N	0.76	MO-N	0.65	HY-NRR	0.77
HM-NE	-0.79	HS-NE	0.71	MO-NE	0.56		
HM-NLF	0.16	HS-NLF	-0.08	MO-NLF	-0.37		
HM-R	0.60	HS-R	0.76	MO-R	0.65		
HM-RE	-1.00	HS-RE	0.69	MO-RE	0.55		

Tableau-A I-7 Performance de chaque membre de l'ensemble le bassin de la Yamaska Sud-Est selon le RMSE pour la période de calage

Membre	RMSE	Membre	RMSE	Membre	RMSE	Membre	RMSE
HM-B	6.4	HS-B	5.5	MO-B	7.6	HY-N	4.1
HM-BE	6.3	HS-BE	6.0	MO-BE	8.2	HY-LRE	4.4
HM-LR	7.0	HS-LR	4.9	MO-LR	5.4	HY-B	4.2
HM-LRE	6.5	HS-LRE	4.5	MO-LRE	5.3	HY-BR	6.4
HM-N	5.0	HS-N	3.9	MO-N	4.7	HY-NRR	4.2
HM-NE	11.8	HS-NE	4.2	MO-NE	5.2		
HM-NLF	8.1	HS-NLF	7.5	MO-NLF	8.0		
HM-R	4.8	HS-R	4.0	MO-R	4.7		
HM-RE	15.4	HS-RE	4.2	MO-RE	5.3		

Tableau-A I-8 Performance de chaque membre de l'ensemble le bassin de la Yamaska Sud-Est selon le RMSE pour la période de validation

Membre	RMSE	Membre	RMSE	Membre	RMSE	Membre	RMSE
HM-B	7.7	HS-B	7.1	MO-B	9.5	HY-N	4.0
HM-BE	7.9	HS-BE	7.7	MO-BE	9.8	HY-LRE	4.0
HM-LR	7.2	HS-LR	5.8	MO-LR	5.9	HY-B	4.0
HM-LRE	8.0	HS-LRE	5.0	MO-LRE	5.9	HY-BR	6.6
HM-N	5.4	HS-N	4.1	MO-N	5.0	HY-NRR	4.0
HM-NE	11.2	HS-NE	4.5	MO-NE	5.6		
HM-NLF	7.7	HS-NLF	8.7	MO-NLF	9.8		
HM-R	5.3	HS-R	4.1	MO-R	5.0		
HM-RE	11.9	HS-RE	4.6	MO-RE	5.7		

ANNEXE II

PONDÉRATION DES ENSEMBLES

Les tableaux suivant présentent les poids attribués par les méthodes de pondérations sur chaque bassin pour une période de pondération constante annuellement.

Tableau-A II-1 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin du Colorado (poids X 10⁻³)

	Méthode de pondération								
Membre	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	93	3	0	0	240	276	277	218
HM-BE	37	17	0	0	0	-64	-85	-73	-49
HM-LR	37	57	185	0	0	475	583	439	523
HM-LRE	37	28	89	0	0	45	8	67	95
HM-N	37	43	0	0	0	-3280	-3731	-3356	-161
HM-NE	37	36	55	0	0	216	224	208	229
HM-NLF	37	11	0	0	0	19	22	17	17
HM-R	37	44	113	0	0	2962	3346	3074	-208
HM-RE	37	27	0	0	0	195	158	171	158
HS-B	37	28	0	0	0	63	68	54	58
HS-BE	37	24	0	0	0	-20	-25	-18	-20
HS-LR	37	57	42	0	0	-214	-183	-201	-228
HS-LRE	37	48	0	0	0	-183	-137	-188	-179
HS-N	37	41	178	1000	1000	403	371	379	423
HS-NE	37	36	78	0	0	615	650	615	633
HS-NLF	37	9	0	0	0	-27	-36	-27	-27
HS-R	37	44	13	0	0	-13	-26	3	-33
HS-RE	37	33	1	0	0	-94	-120	-104	-117
HS-B	37	8	0	0	0	35	32	31	38
MO-BE	37	10	0	0	0	0	-6	4	-5
MO-LR	37	48	121	0	0	229	229	231	219
MO-LRE	37	48	5	0	0	-128	-96	-115	-131
MO-N	37	42	0	0	0	-58	-137	7	67
MO-NE	37	38	0	0	0	76	18	78	51
MO-NLF	37	34	9	0	0	-150	-112	-147	-150
MO-R	37	41	66	0	0	367	428	305	265
MO-RE	37	55	42	0	0	-604	-504	-593	-589

Tableau-A II-2 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin de l'Illinois (poids X 10⁻³)

	Méthode de pondération								
Membre	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	76	NaN	0	0	237	251	262	244
HM-BE	37	41	NaN	0	0	-129	-148	-126	-135
HM-LR	37	28	NaN	0	0	-109	-119	-99	-66
HM-LRE	37	14	NaN	0	0	289	300	285	273
HM-N	37	38	NaN	104	13	113	160	129	373
HM-NE	37	48	NaN	0	0	-80	-132	-91	-88
HM-NLF	37	42	NaN	0	0	250	261	256	253
HM-R	37	38	NaN	896	987	168	141	148	-122
HM-RE	37	36	NaN	0	0	-57	-46	-69	-36
HS-B	37	21	NaN	0	0	-139	-104	-135	-117
HS-BE	37	25	NaN	0	0	90	41	85	81
HS-LR	37	57	NaN	0	0	-355	-272	-251	-321
HS-LRE	37	37	NaN	0	0	134	138	149	127
HS-N	37	39	NaN	0	0	961	831	832	607
HS-NE	37	33	NaN	0	0	13	7	11	30
HS-NLF	37	13	NaN	0	0	28	30	30	27
HS-R	37	39	NaN	0	0	-604	-525	-577	-235
HS-RE	37	36	NaN	0	0	28	54	25	-21
HS-B	37	3	NaN	0	0	-1	-6	-2	-1
MO-BE	37	4	NaN	0	0	7	14	9	7
MO-LR	37	61	NaN	0	0	-790	-593	-896	-30
MO-LRE	37	62	NaN	0	0	781	306	871	-212
MO-N	37	55	NaN	0	0	-24447	-21723	-22788	229
MO-NE	37	37	NaN	0	0	-474	-428	-472	-339
MO-NLF	37	22	NaN	0	0	2	-7	2	4
MO-R	37	55	NaN	0	0	24646	21934	23003	15
MO-RE	37	38	NaN	0	0	388	531	402	392

Tableau-A II-3 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin du Kentucky (poids X 10⁻³)

	Méthode de pondération								
Membre	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	171	1	0	0	42	57	206	22
HM-BE	37	31	1	0	0	74	65	37	92
HM-LR	37	22	5	0	0	97	100	80	87
HM-LRE	37	20	0	0	0	-128	-128	-116	-129
HM-N	37	15	0	0	0	-238	-239	-12	-50
HM-NE	37	12	116	0	0	83	82	86	111
HM-NLF	37	11	0	0	0	-121	-126	-134	-108
HM-R	37	15	164	0	0	489	490	253	293
HM-RE	37	11	0	0	0	236	237	245	207
HS-B	37	68	0	0	0	-298	-348	-198	-314
HS-BE	37	86	4	0	0	468	527	380	511
HS-LR	37	52	20	0	0	592	586	578	588
HS-LRE	37	40	16	0	0	-110	-111	-129	-173
HS-N	37	17	542	771	919	447	447	677	235
HS-NE	37	17	80	0	0	31	29	39	13
HS-NLF	37	48	0	0	0	-427	-424	-426	-398
HS-R	37	17	24	229	81	38	43	-214	283
HS-RE	37	12	12	0	0	50	50	50	49
HS-B	37	15	0	0	0	13	9	1	4
MO-BE	37	15	0	0	0	-33	-31	-9	-25
MO-LR	37	114	7	0	0	-51	-41	38	-62
MO-LRE	37	114	0	0	0	-162	-150	-180	-144
MO-N	37	18	0	0	0	409	398	437	84
MO-NE	37	17	9	0	0	-13	-7	-46	55
MO-NLF	37	8	0	0	0	2	2	2	3
MO-R	37	18	0	0	0	-482	-480	-470	-195
MO-RE	37	15	0	0	0	23	20	19	-2

Tableau-A II-4 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin du Lac-Saint-Jean (poids X 10⁻³)

	Méthode de pondération								
Membre	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	39	0	0	0	42	107	2	45
HM-BE	37	90	0	0	0	62	-13	142	61
HM-LR	37	26	0	0	0	255	253	261	253
HM-LRE	37	32	0	0	0	337	327	365	348
HM-N	37	28	218	0	0	729	983	709	734
HM-NE	37	37	0	0	0	77	16	94	57
HM-NLF	37	19	0	0	0	82	96	85	83
HM-R	37	30	0	0	0	-408	-415	-382	-412
HM-RE	37	28	0	0	0	-376	-413	-410	-389
HS-B	37	46	2	0	0	10	73	17	11
HS-BE	37	33	0	0	0	-72	-86	-67	-68
HS-LR	37	37	140	0	0	-162	-199	-132	-150
HS-LRE	37	35	0	0	0	-154	-73	-186	-134
HS-N	37	32	132	0	0	179	253	165	179
HS-NE	37	10	0	0	0	-59	-56	-50	-55
HS-NLF	37	21	0	0	0	62	62	67	63
HS-R	37	32	127	1000	1000	763	681	813	765
HS-RE	37	15	13	0	0	192	143	202	171
HS-B	37	9	0	0	0	-12	19	-35	-15
MO-BE	37	8	0	0	0	48	39	62	50
MO-LR	37	141	2	0	0	-366	-512	-290	-384
MO-LRE	37	47	222	0	0	518	518	525	485
MO-N	37	31	0	0	0	-422	92	-313	-541
MO-NE	37	32	144	0	0	3627	3057	3577	267
MO-NLF	37	82	0	0	0	-66	-108	-55	-64
MO-R	37	31	0	0	0	-995	-1720	-1237	-820
MO-RE	37	31	0	0	0	-3017	-2380	-2948	323

Tableau-A II-5 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin du Maine (poids X 10⁻³)

	Méthode de pondération								
Membre	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	192	3	0	0	-85	-44	5	-86
HM-BE	37	52	6	0	0	112	88	99	113
HM-LR	37	19	0	0	0	82	72	79	83
HM-LRE	37	32	16	0	0	-46	-82	-53	-51
HM-N	37	31	20	0	0	16	-22	24	-4
HM-NE	37	21	20	0	0	44	44	49	43
HM-NLF	37	42	9	0	0	118	120	110	116
HM-R	37	34	12	0	0	-67	-95	-73	-39
HM-RE	37	14	0	0	0	40	37	36	41
HS-B	37	46	0	0	0	-6	-67	9	-8
HS-BE	37	81	0	0	0	-105	25	-116	-102
HS-LR	37	19	142	0	0	248	227	252	243
HS-LRE	37	22	121	0	0	-54	-110	-65	-40
HS-N	37	23	41	1000	1000	137	38	126	147
HS-NE	37	23	105	0	0	225	328	201	243
HS-NLF	37	34	8	0	0	-40	5	-40	-39
HS-R	37	23	86	0	0	-13	64	9	-45
HS-RE	37	21	0	0	0	39	-45	45	35
HS-B	37	18	0	0	0	-51	-41	-49	-49
MO-BE	37	18	0	0	0	30	17	33	28
MO-LR	37	42	169	0	0	-220	-147	-247	-191
MO-LRE	37	48	170	0	0	685	755	721	672
MO-N	37	31	0	0	0	-368	-690	-412	-296
MO-NE	37	33	69	0	0	277	387	280	285
MO-NLF	37	10	0	0	0	8	5	9	8
MO-R	37	31	0	0	0	387	568	410	311
MO-RE	37	39	5	0	0	-265	-181	-240	-290

Tableau-A II-6 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin du Montana (poids X 10⁻³)

Membre	Méthode de pondération								
	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	27	0	0	0	-23	-25	-24	-21
HM-BE	37	22	0	0	0	96	83	75	91
HM-LR	37	47	0	0	0	-429	-376	-384	-442
HM-LRE	37	46	0	0	0	125	167	72	115
HM-N	37	39	160	0	0	302	265	359	317
HM-NE	37	32	0	0	0	237	230	-44	249
HM-NLF	37	29	0	0	0	0	0	1	-1
HM-R	37	38	11	0	0	164	135	41	149
HM-RE	37	31	0	0	0	-245	-235	61	-248
HS-B	37	17	0	0	0	19	21	24	21
HS-BE	37	20	5	0	0	65	54	104	64
HS-LR	37	46	24	0	0	56	37	66	77
HS-LRE	37	49	10	0	0	-190	-188	-181	-207
HS-N	37	41	0	615	0	-60	-122	-233	-55
HS-NE	37	38	232	0	0	248	323	334	228
HS-NLF	37	44	0	0	0	45	49	38	42
HS-R	37	40	53	371	0	164	200	209	168
HS-RE	37	38	28	0	0	203	142	234	210
HS-B	37	6	0	0	0	4	4	3	3
MO-BE	37	9	0	0	0	-7	-11	0	-9
MO-LR	37	66	21	0	0	99	139	85	92
MO-LRE	37	46	3	0	0	-128	-90	-124	-117
MO-N	37	40	0	2	39	-103	-850	517	-399
MO-NE	37	44	423	0	0	998	1316	1129	922
MO-NLF	37	49	0	0	0	36	40	16	37
MO-R	37	40	0	11	961	-554	-270	-1352	-145
MO-RE	37	58	30	0	0	-37	129	2	-69

Tableau-A II-7 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin du New-Hampshire (poids $\times 10^{-3}$)

	Méthode de pondération								
Membre	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	86	0	0	0	-172	-170	-231	-138
HM-BE	37	44	0	0	0	216	218	217	216
HM-LR	37	59	9	0	0	-187	-192	-202	-160
HM-LRE	37	40	0	0	0	98	94	129	75
HM-N	37	43	57	0	0	1861	1865	1614	871
HM-NE	37	14	0	0	0	25	26	23	26
HM-NLF	37	44	0	0	0	49	46	41	50
HM-R	37	43	0	0	0	-1796	-1796	-1545	-827
HM-RE	37	9	0	0	0	29	28	31	30
HS-B	37	37	3	0	0	-130	-140	-146	-140
HS-BE	37	38	2	0	0	-19	-10	-5	-19
HS-LR	37	34	196	0	0	-245	-271	-241	-361
HS-LRE	37	36	31	0	0	175	183	159	259
HS-N	37	28	81	167	39	-621	-610	-568	-486
HS-NE	37	18	11	0	0	121	108	133	99
HS-NLF	37	24	1	0	0	78	81	94	98
HS-R	37	29	246	833	961	1090	1077	1049	998
HS-RE	37	22	37	0	0	120	136	106	113
HS-B	37	21	0	0	0	-13	-12	-18	8
MO-BE	37	26	0	0	0	1	2	0	-19
MO-LR	37	75	39	0	0	-171	-79	-214	-278
MO-LRE	37	54	194	0	0	312	315	315	323
MO-N	37	35	78	0	0	921	873	924	758
MO-NE	37	42	3	0	0	102	103	95	116
MO-NLF	37	13	0	0	0	-5	-5	-5	-5
MO-R	37	35	8	0	0	-459	-478	-443	-215
MO-RE	37	52	3	0	0	-343	-320	-335	-363

Tableau-A II-8 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin de New-York (poids $\times 10^{-3}$)

Membre	Méthode de pondération								
	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	8	0	0	0	-8	-20	-10	-8
HM-BE	37	60	0	0	0	150	158	149	165
HM-LR	37	53	12	0	0	-152	-257	-152	-117
HM-LRE	37	29	32	0	0	140	128	144	120
HM-N	37	17	0	0	0	-1219	-1219	-1224	-301
HM-NE	37	12	1	0	0	-65	-69	-65	-71
HM-NLF	37	35	5	0	0	-71	-53	-71	-84
HM-R	37	17	126	0	0	1305	1278	1309	372
HM-RE	37	9	9	0	0	124	126	124	127
HS-B	37	63	1	0	0	-346	-411	-355	-358
HS-BE	37	72	0	0	0	142	281	149	176
HS-LR	37	61	41	0	0	627	666	624	469
HS-LRE	37	50	5	0	0	-520	-599	-521	-434
HS-N	37	17	133	0	0	182	220	181	297
HS-NE	37	18	42	0	0	49	33	49	42
HS-NLF	37	18	0	0	0	112	108	113	109
HS-R	37	17	444	1000	1000	509	494	512	412
HS-RE	37	19	14	0	0	63	47	62	72
HS-B	37	14	0	0	0	69	35	66	58
MO-BE	37	16	0	0	0	-81	-50	-78	-68
MO-LR	37	110	26	0	0	-376	-180	-377	-350
MO-LRE	37	139	15	0	0	483	694	478	473
MO-N	37	21	35	0	0	-815	-927	-821	-831
MO-NE	37	27	22	0	0	-74	-98	-73	-100
MO-NLF	37	51	0	0	0	-39	-21	-39	-37
MO-R	37	21	29	0	0	979	1043	985	995
MO-RE	37	23	8	0	0	73	76	72	113

Tableau-A II-9 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin de Washington (poids X 10⁻³)

	Méthode de pondération								
Membre	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	37	28	0	0	0	49	25	50	41
HM-BE	37	34	0	0	0	-3	0	-6	-4
HM-LR	37	50	46	0	0	58	54	75	26
HM-LRE	37	38	45	0	0	-31	-27	-39	-4
HM-N	37	55	0	0	0	-282	-283	-292	-288
HM-NE	37	37	21	0	0	148	160	142	69
HM-NLF	37	6	0	0	0	-12	-8	-11	-11
HM-R	37	58	36	0	0	-32	-61	-37	-29
HM-RE	37	37	17	0	0	145	166	149	206
HS-B	37	34	0	0	0	-158	-187	-160	-155
HS-BE	37	22	0	0	0	9	35	7	14
HS-LR	37	47	66	0	0	36	5	34	-15
HS-LRE	37	40	313	0	0	-63	-33	-60	16
HS-N	37	46	0	2	0	-270	-254	-260	-214
HS-NE	37	46	35	0	0	-131	-136	-130	-199
HS-NLF	37	13	0	0	0	36	42	37	36
HS-R	37	45	246	998	1000	1022	1016	1017	945
HS-RE	37	50	105	0	0	229	217	227	318
HS-B	37	11	0	0	0	2	0	2	5
MO-BE	37	12	0	0	0	15	20	11	20
MO-LR	37	27	20	0	0	100	94	101	95
MO-LRE	37	30	0	0	0	37	14	38	54
MO-N	37	57	50	0	0	-2567	-3065	-3115	141
MO-NE	37	56	0	0	0	-1167	-1201	-1159	-996
MO-NLF	37	10	0	0	0	-46	-38	-45	-55
MO-R	37	56	0	0	0	2883	3370	3433	192
MO-RE	37	55	0	0	0	947	984	937	744

Tableau-A II-10 Poids attribués par chaque méthode de pondération pour tous les membres sur le bassin de la Yamaska Sud-Est (poids $\times 10^{-3}$)

Membre	Méthode de pondération								
	AVG	BGA	BMA	AICA	BICA	GRA	GRB	GRC	SCA
HM-B	31	235	0	0	0	-40	-32	83	-37
HM-BE	31	35	0	0	0	127	124	120	103
HM-LR	31	16	0	0	0	38	32	42	58
HM-LRE	31	26	0	0	0	-242	-244	-254	-224
HM-N	31	30	57	0	0	-529	-539	-448	-402
HM-NE	31	5	0	0	0	-107	-106	-109	-109
HM-NLF	31	10	0	0	0	147	141	143	150
HM-R	31	30	0	0	0	434	453	344	296
HM-RE	31	3	0	0	0	-6	-6	-7	-3
HS-B	31	56	8	0	0	-23	-21	-10	-35
HS-BE	31	37	3	0	0	156	160	138	152
HS-LR	31	17	15	0	0	258	255	247	246
HS-LRE	31	24	0	0	0	-32	-27	-34	-87
HS-N	31	25	235	1000	105	350	350	327	316
HS-NE	31	22	0	0	0	213	207	215	353
HS-NLF	31	19	0	0	0	26	27	26	23
HS-R	31	24	0	0	0	-74	-80	-36	1
HS-RE	31	24	107	0	0	35	42	34	-78
HS-B	31	34	0	0	0	-38	-39	-38	-55
MO-BE	31	24	0	0	0	7	8	15	20
MO-LR	31	23	0	0	0	-316	-327	-319	-263
MO-LRE	31	32	27	0	0	-44	-29	-47	-65
MO-N	31	25	0	0	0	-382	-407	-327	-61
MO-NE	31	37	0	0	0	-175	-167	-187	-145
MO-NLF	31	33	0	0	0	19	19	20	15
MO-R	31	25	0	0	0	823	843	792	461
MO-RE	31	24	0	0	0	-47	-46	-50	-71
HY-	31	23	348	0	895	6	6	-4	20
HY-	31	21	0	0	0	-34	-32	-28	-25
HY-	31	24	100	0	0	6385	6563	7003	32
HY-	31	16	50	0	0	125	124	123	127
HY-	31	24	50	0	0	-6046	-6226	-6663	274

ANNEXE III

HYDROGRAMMES

Les figures suivantes présentent les hydrogrammes annuels moyens pour chaque bassin utilisant une pondération annuelle constante. Ces hydrogrammes contiennent les débits annuels moyens observé, du meilleur membre de l'ensemble, des prévisions provenant du GRC, du SCA et du BMA lorsque disponible. Le tout est présenté avec l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile pour les débits observés.

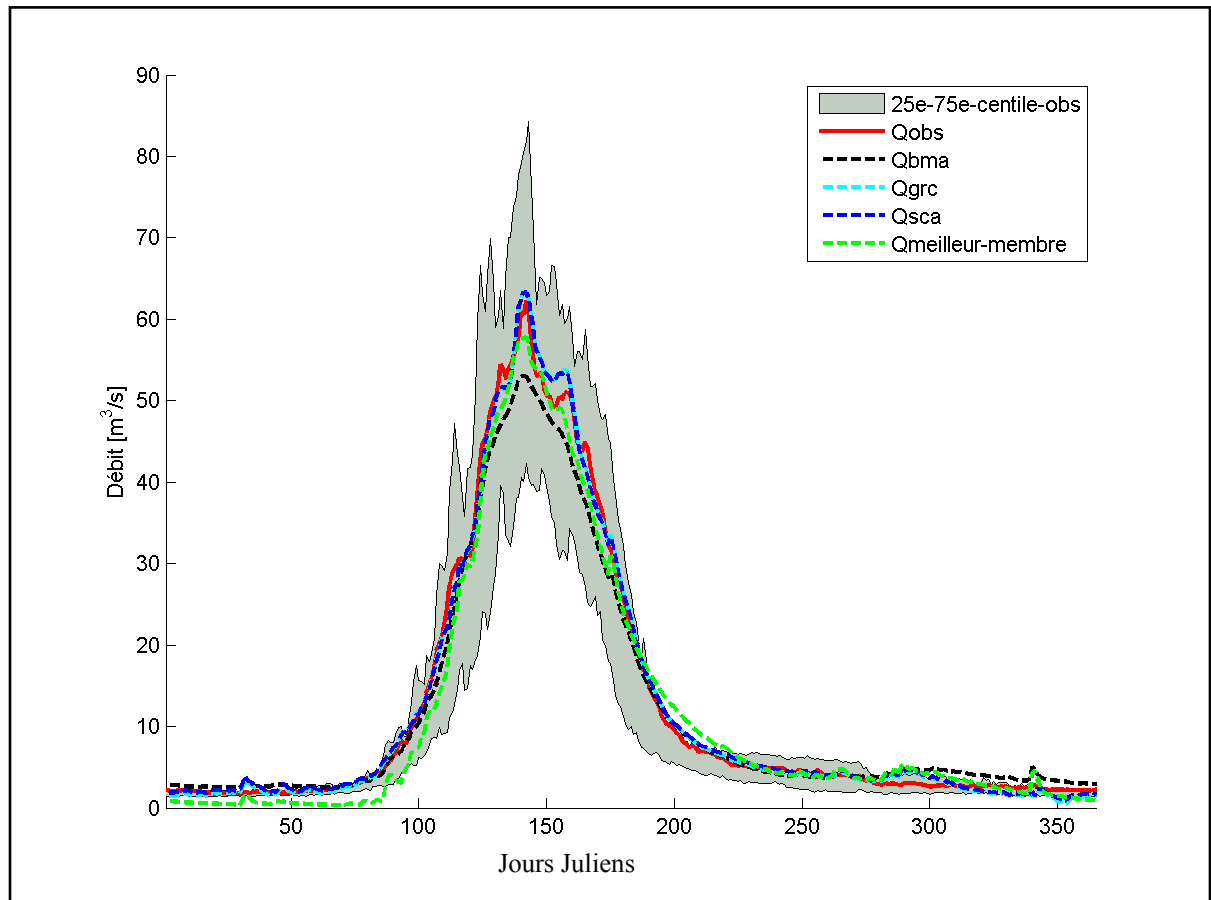


Figure-A III-1 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin du Colorado

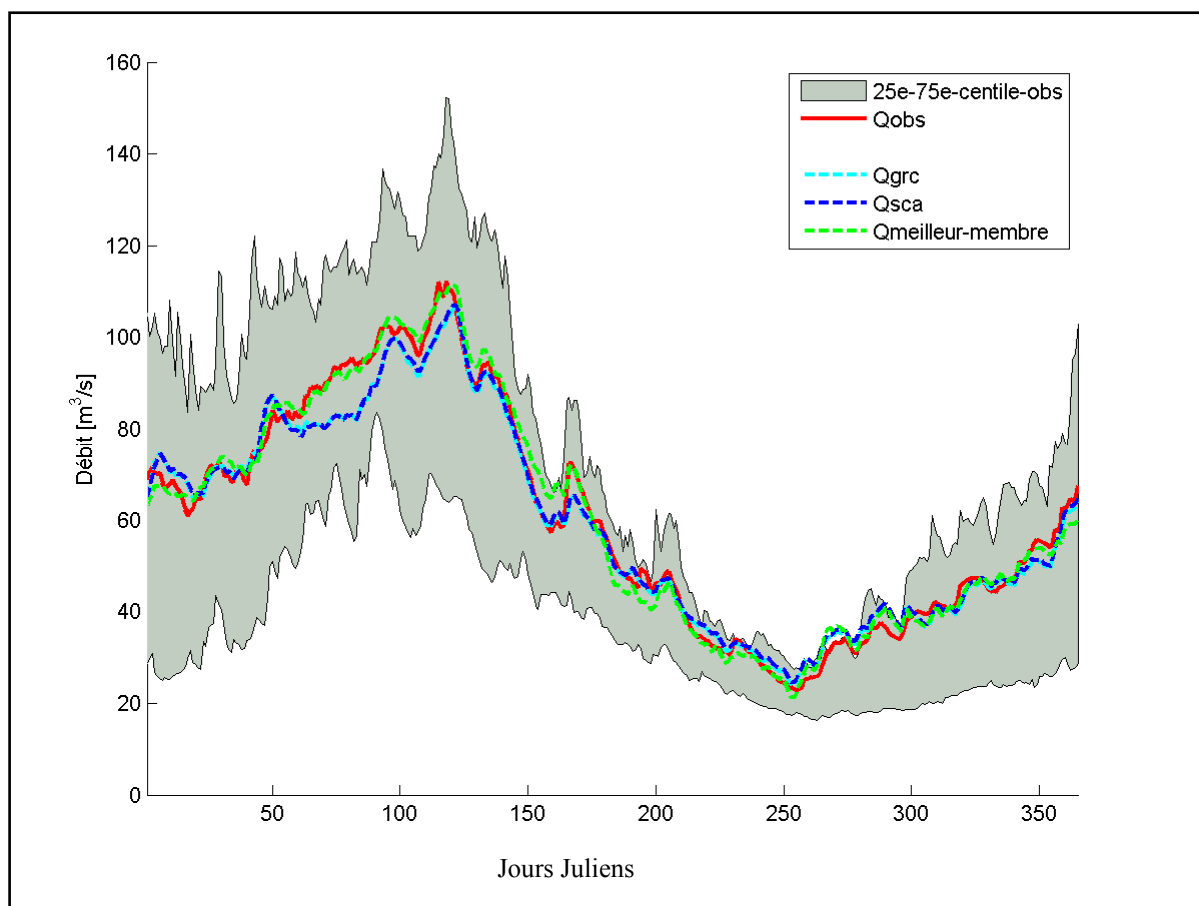


Figure-A III-2 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération GRC et SCA pour le bassin de l'Illinois

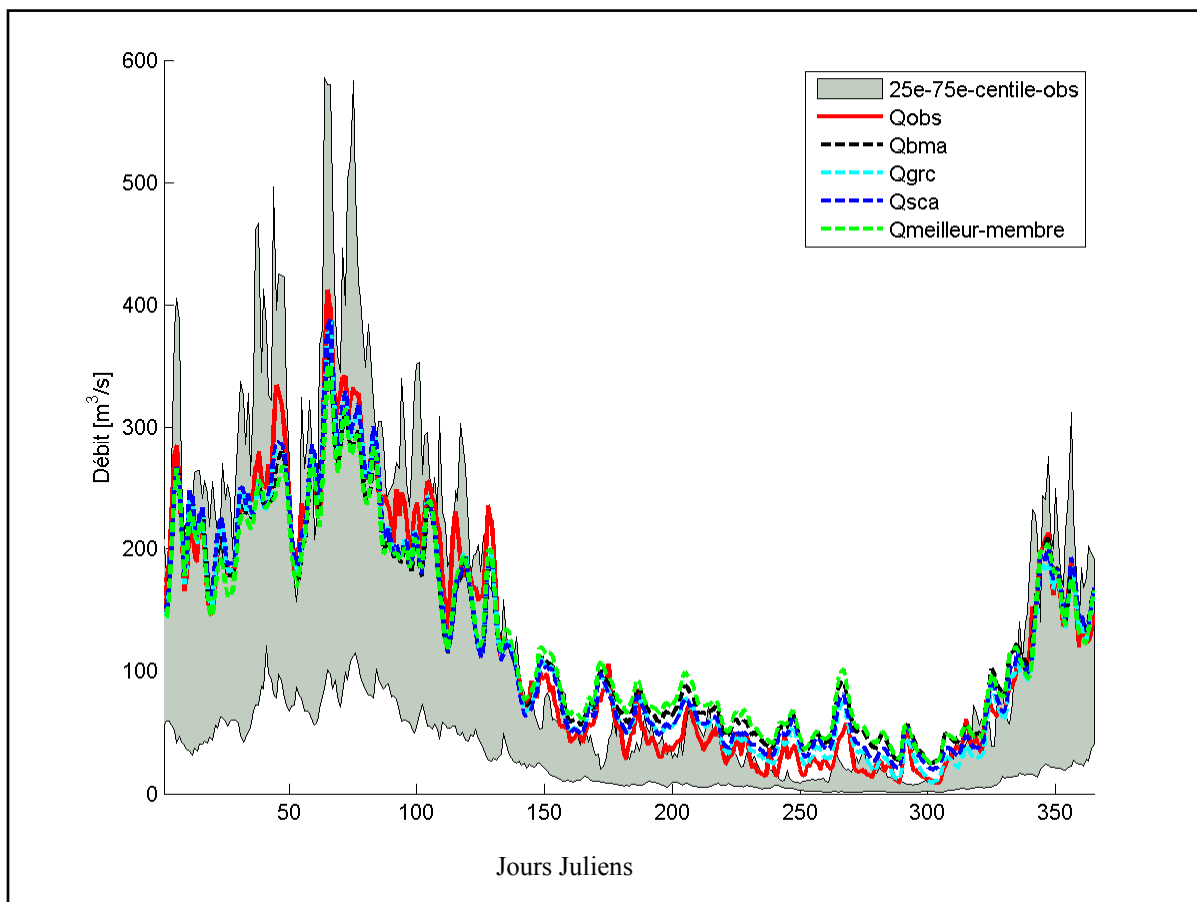


Figure-A III-3 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin du Kentucky

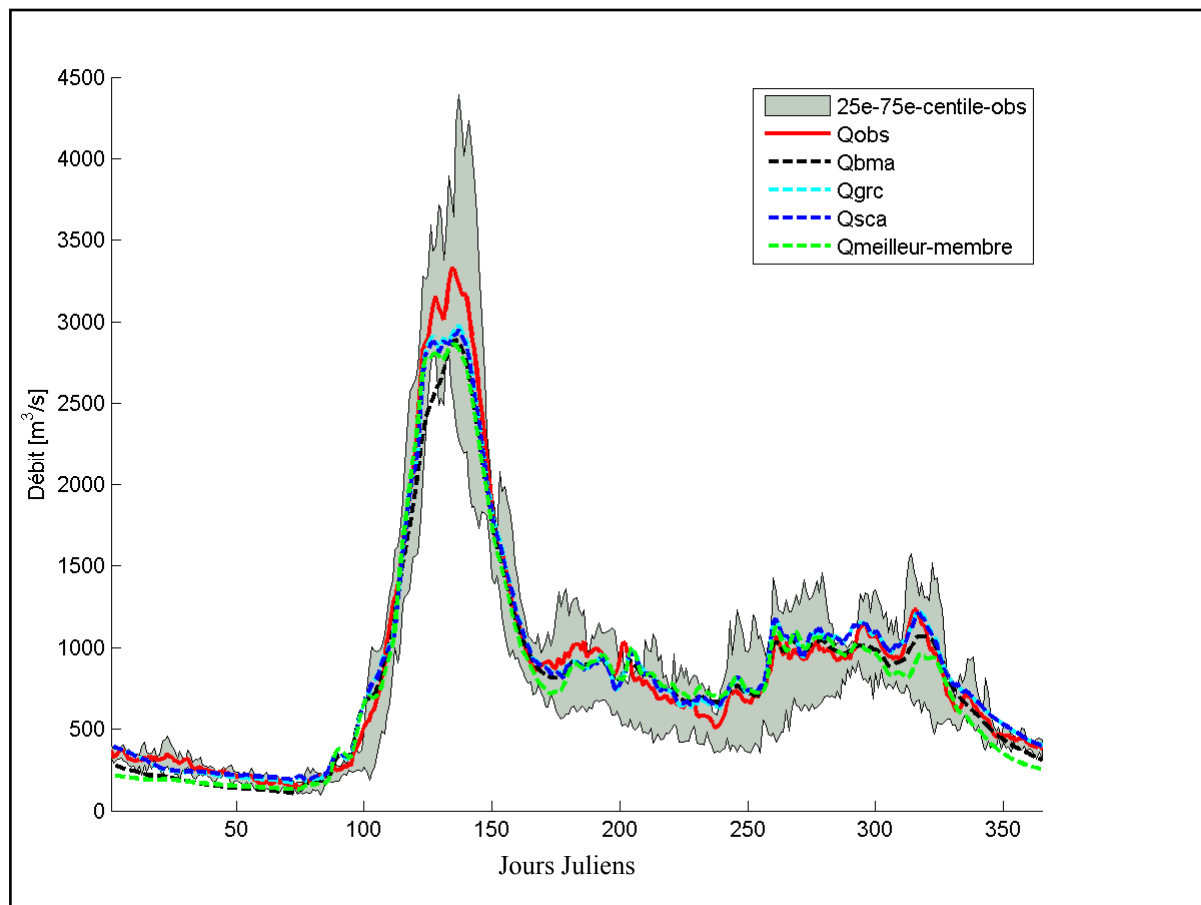


Figure-A III-4 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin du Lac-Saint-Jean

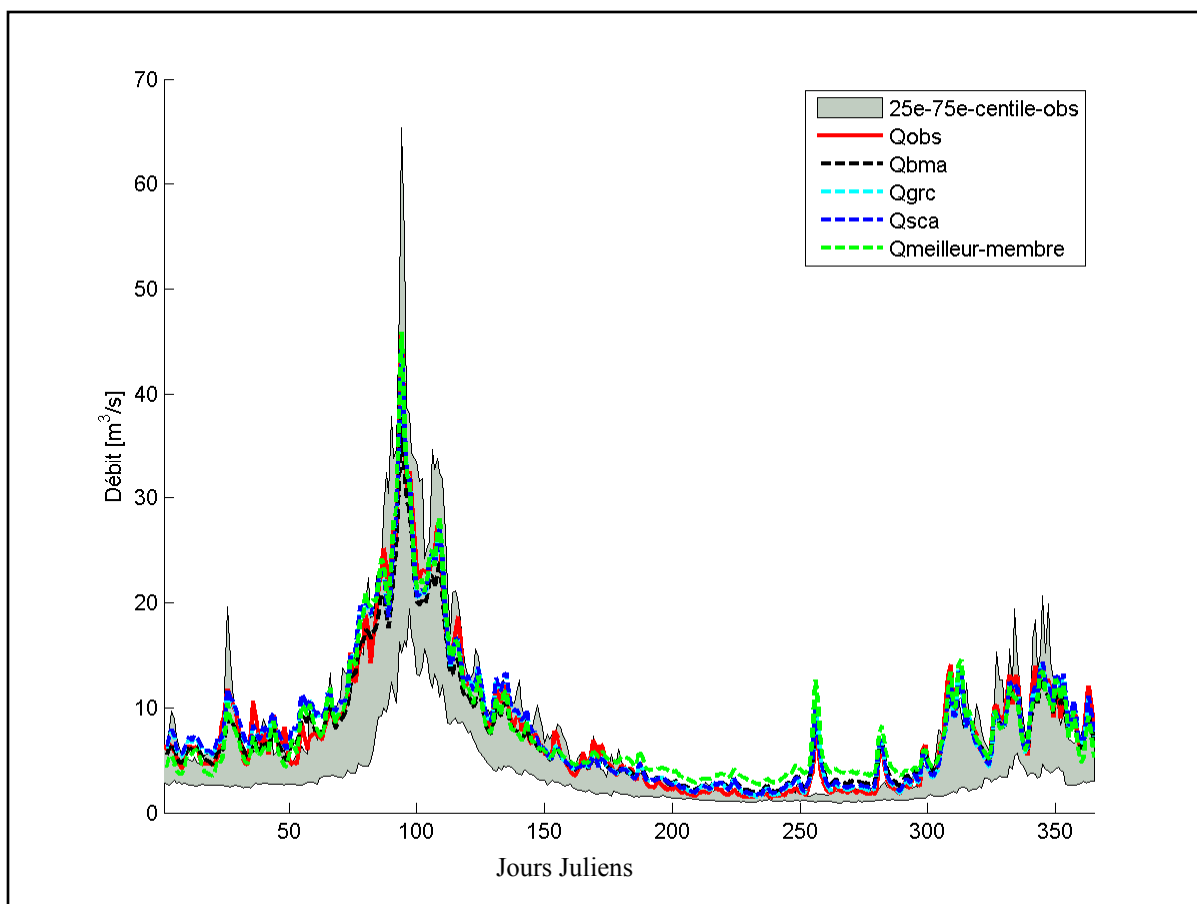


Figure-A III-5 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin du Maine

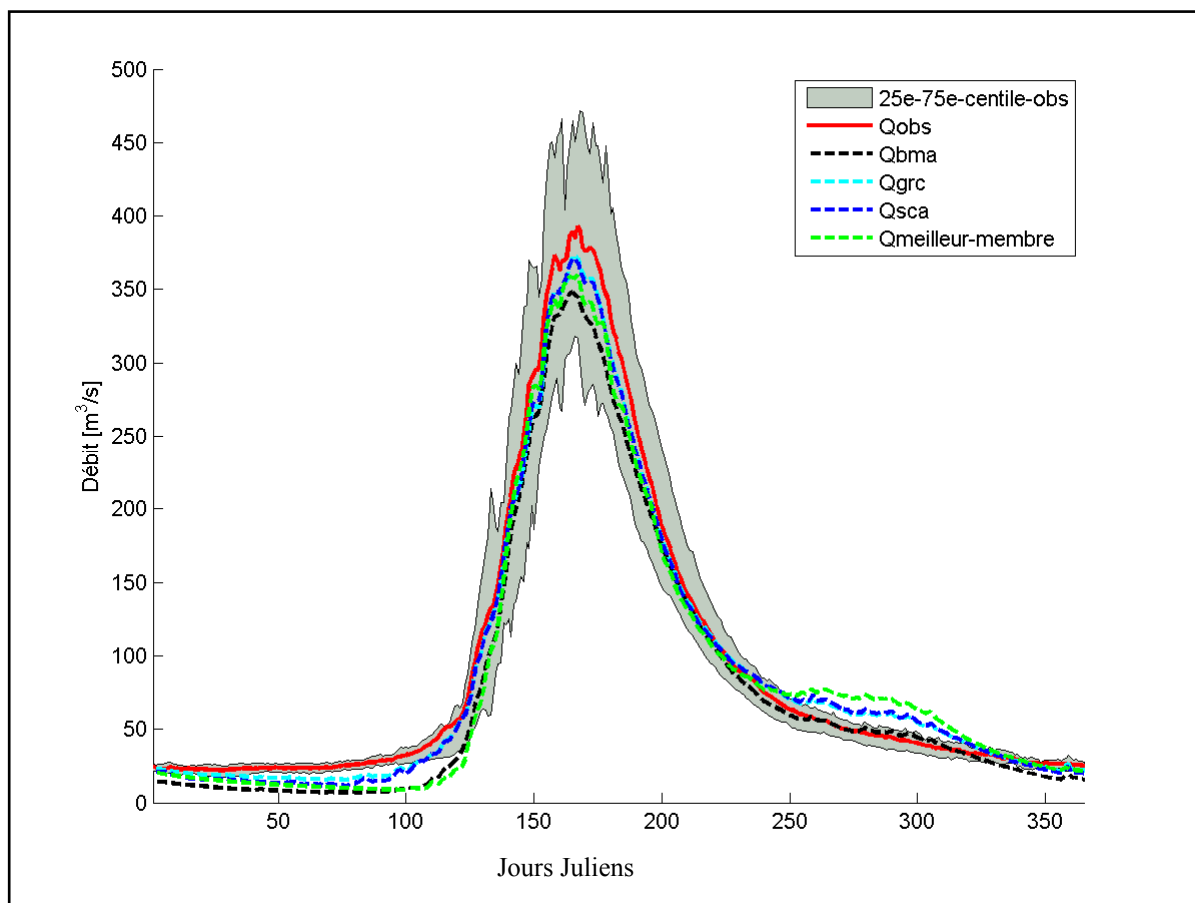


Figure-A III-6 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin du Montana

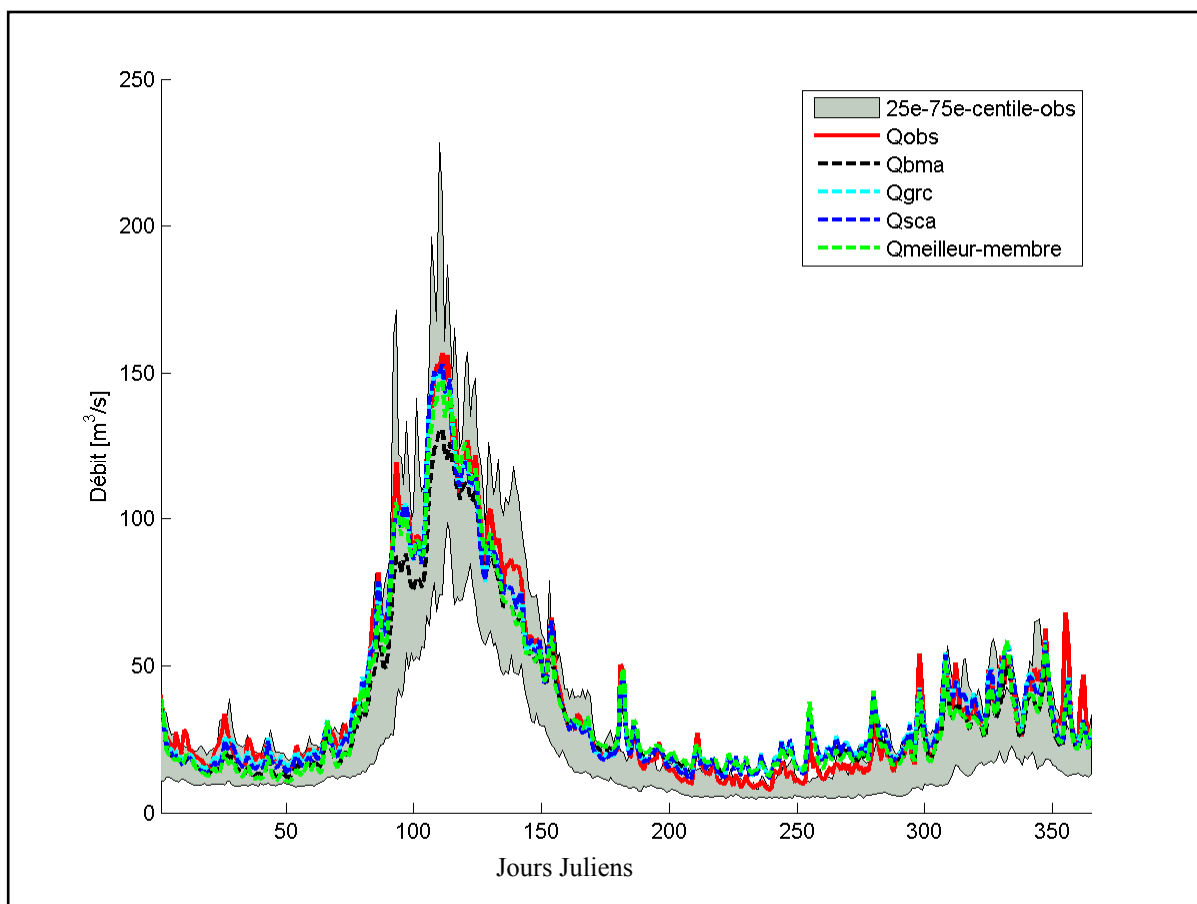


Figure-A III-7 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin du New-Hamshire

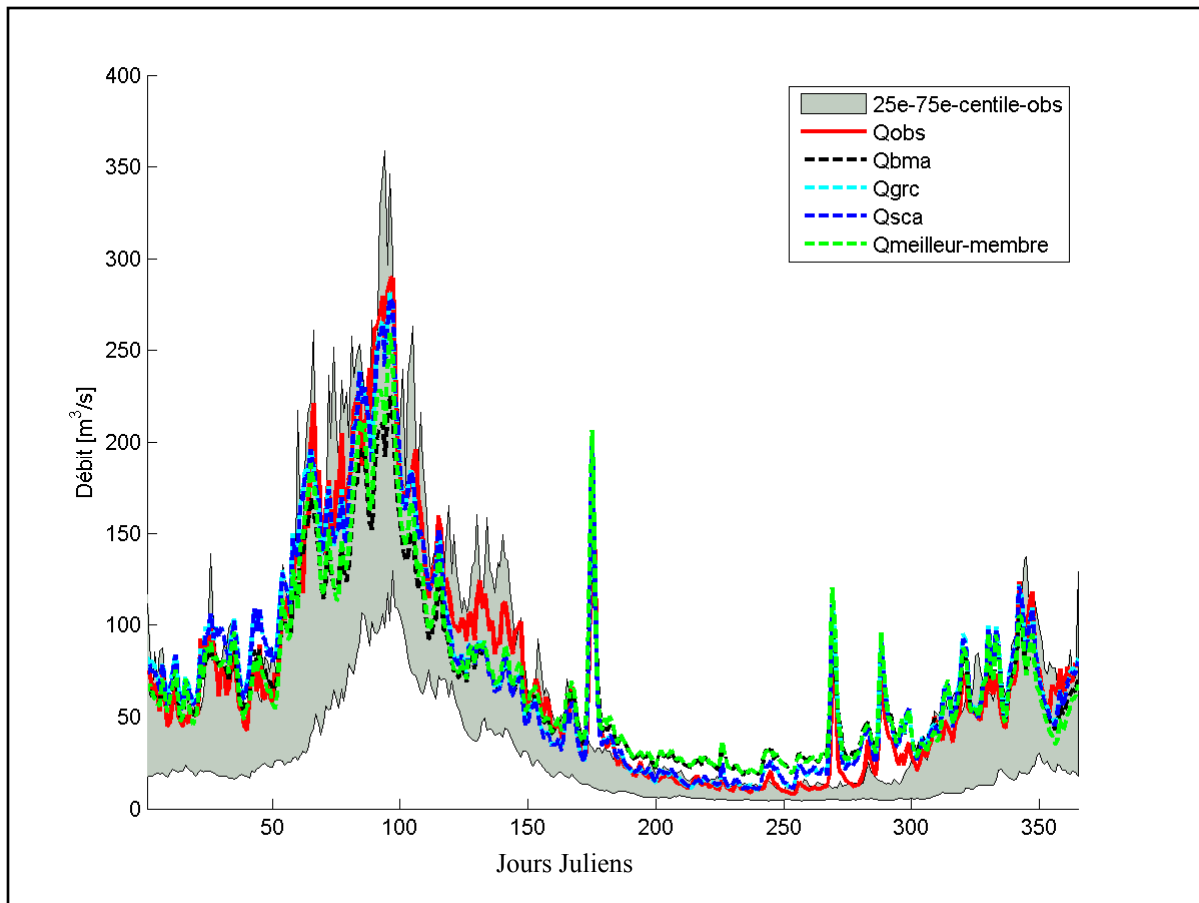


Figure-A III-8 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin du New-York

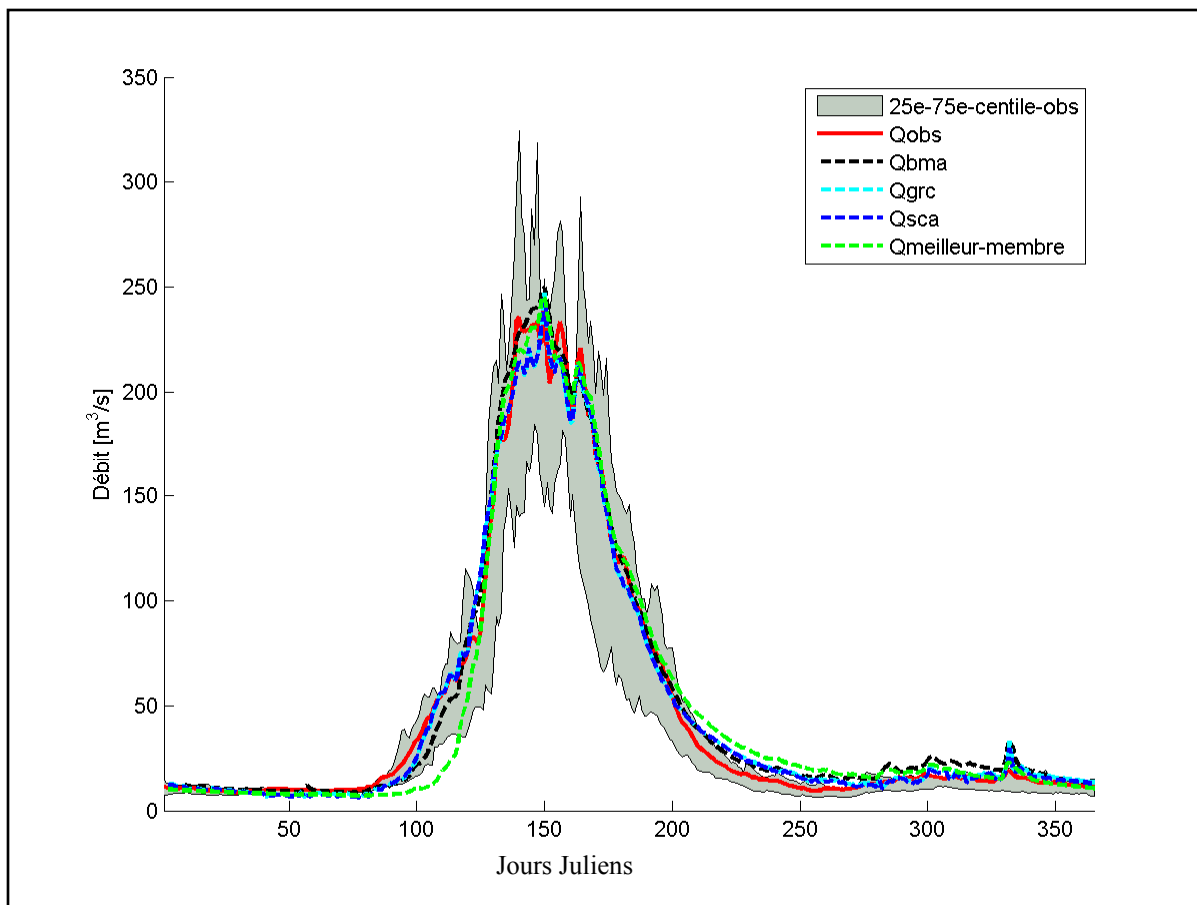


Figure-A III-9 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin de Washington

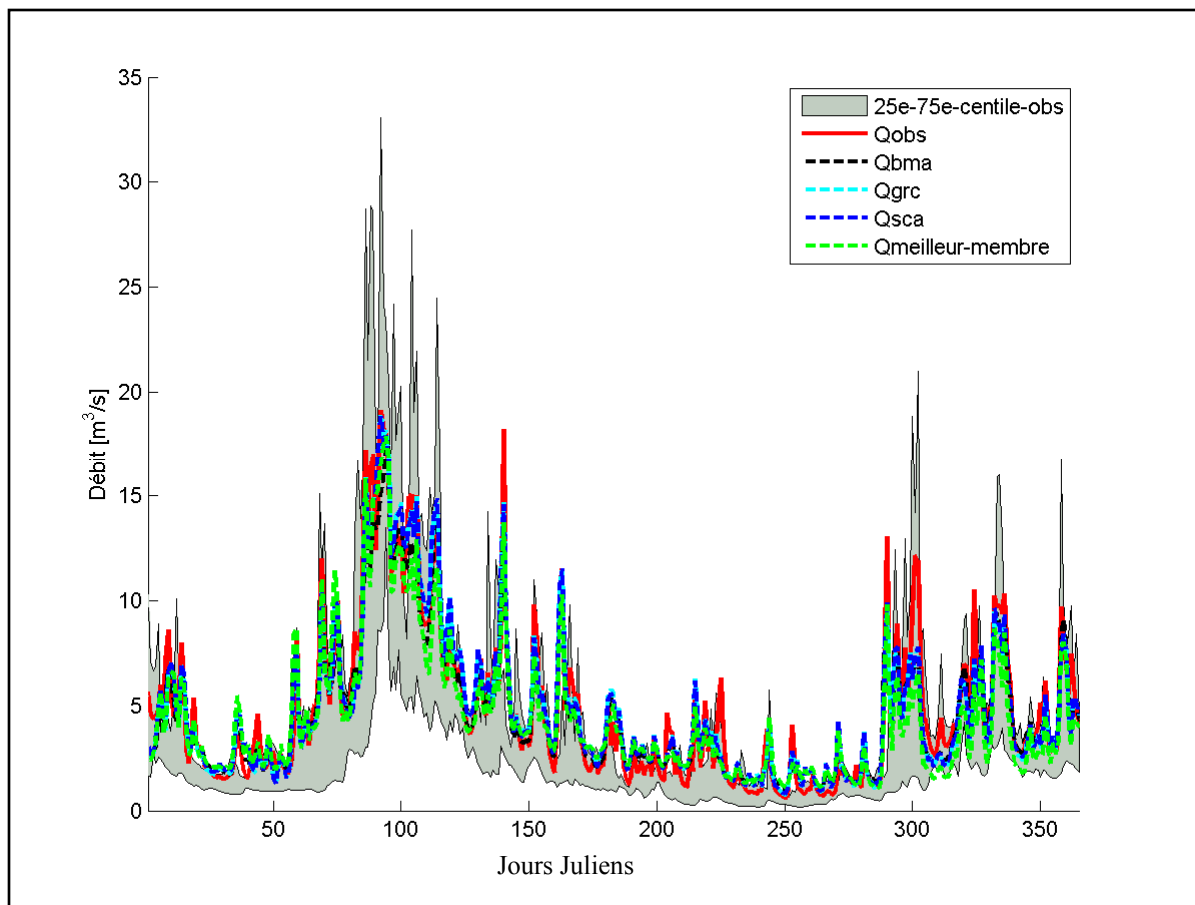


Figure-A III-10 Hydrogramme annuel moyen contenant l'enveloppe du 25^e et du 75^e centile du débit observé, le débit observé et le meilleur membre de l'ensemble, ainsi que les débits provenant de la pondération BMA, GRC et SCA pour le bassin de la Yamaska Sud-Est

ANNEXE IV

ANALYSE MULTI OBJECTIF

Les figures suivantes présentent les fronts de Pareto générés par une étude multi objectif opposant la quantité de membre d'un ensemble au critère de Nash pour tous les bassins.

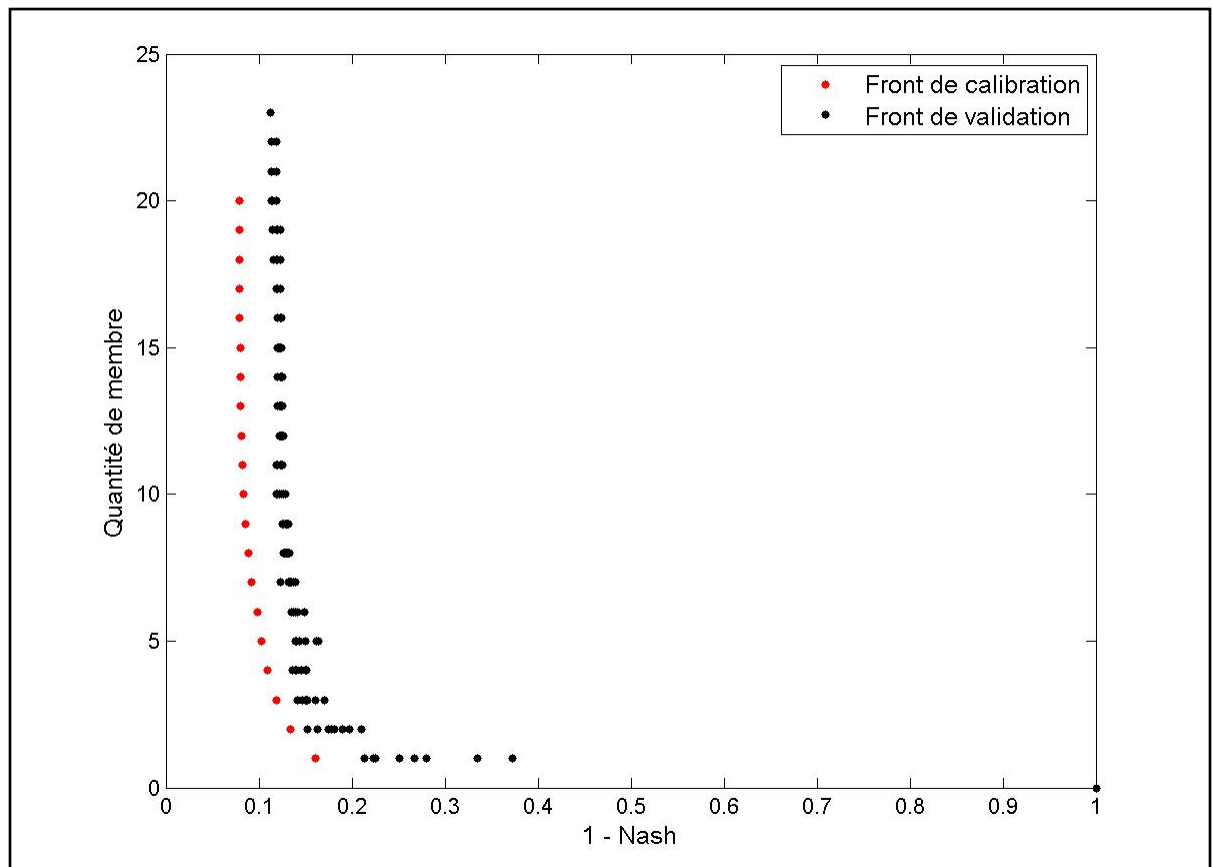


Figure-A IV-1 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin du Colorado

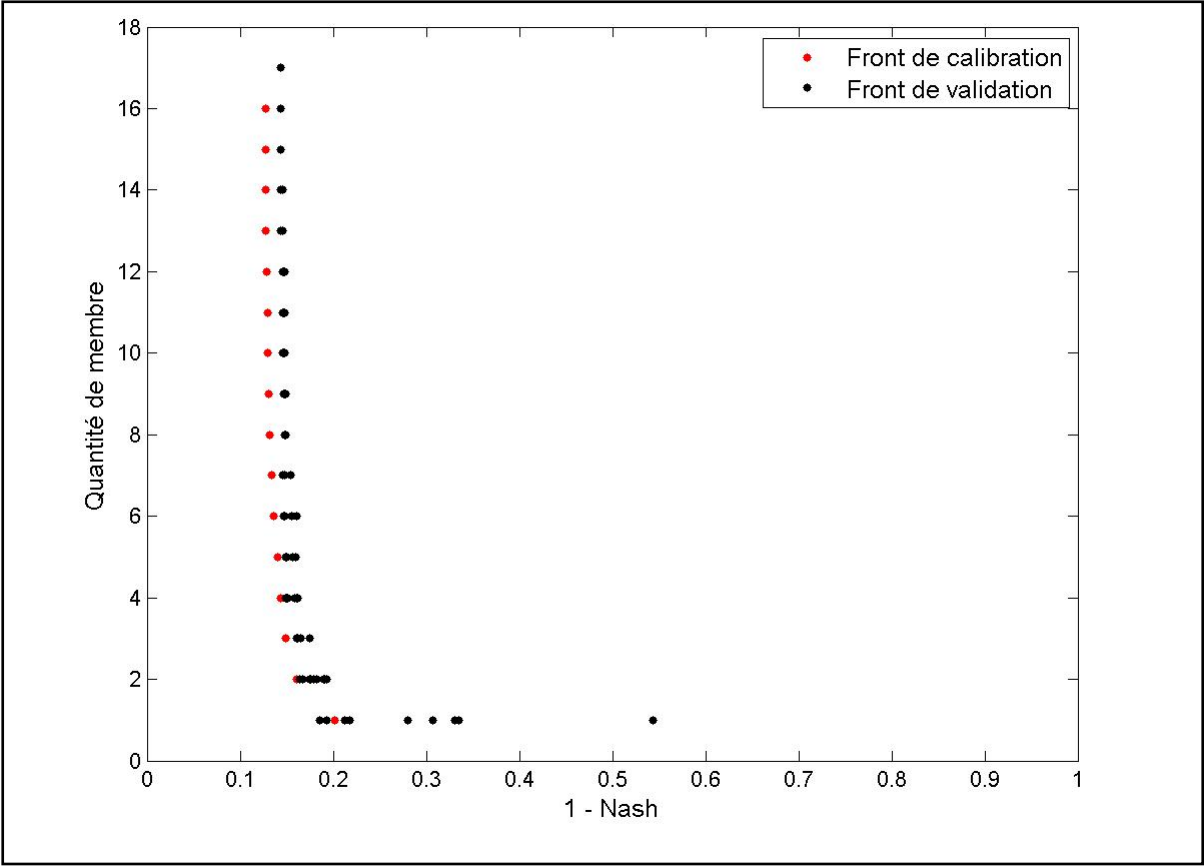


Figure-A IV-2 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin de l'Illinois

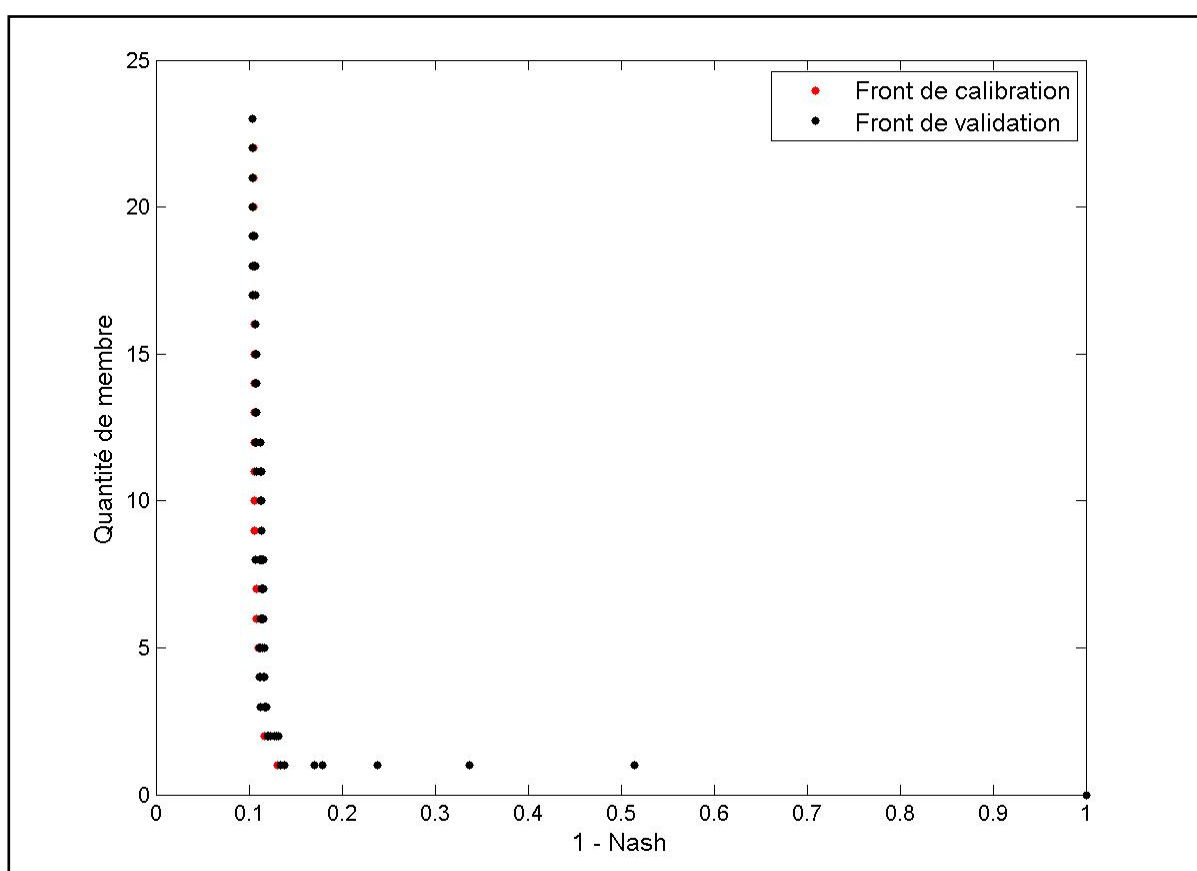


Figure-A IV-3 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin du Kentucky

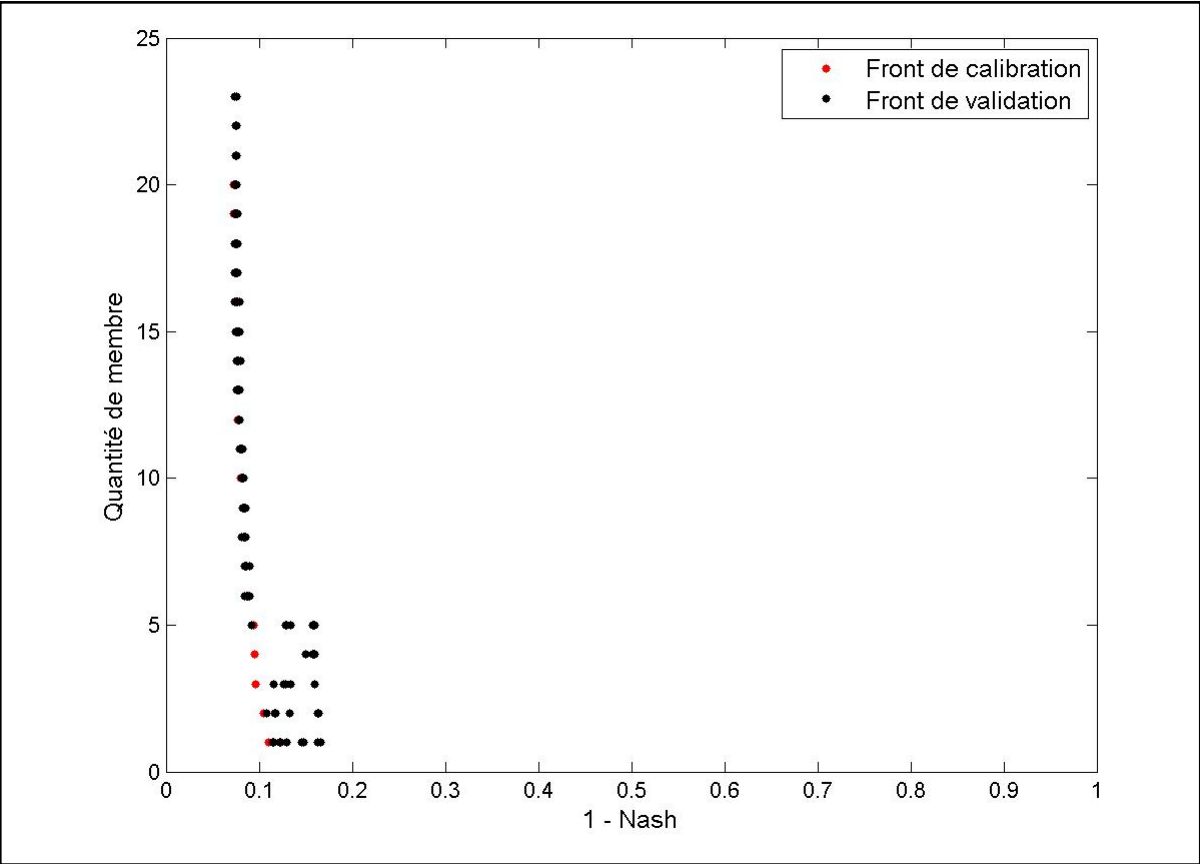


Figure-A IV-4 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin du Lac-Saint-Jean

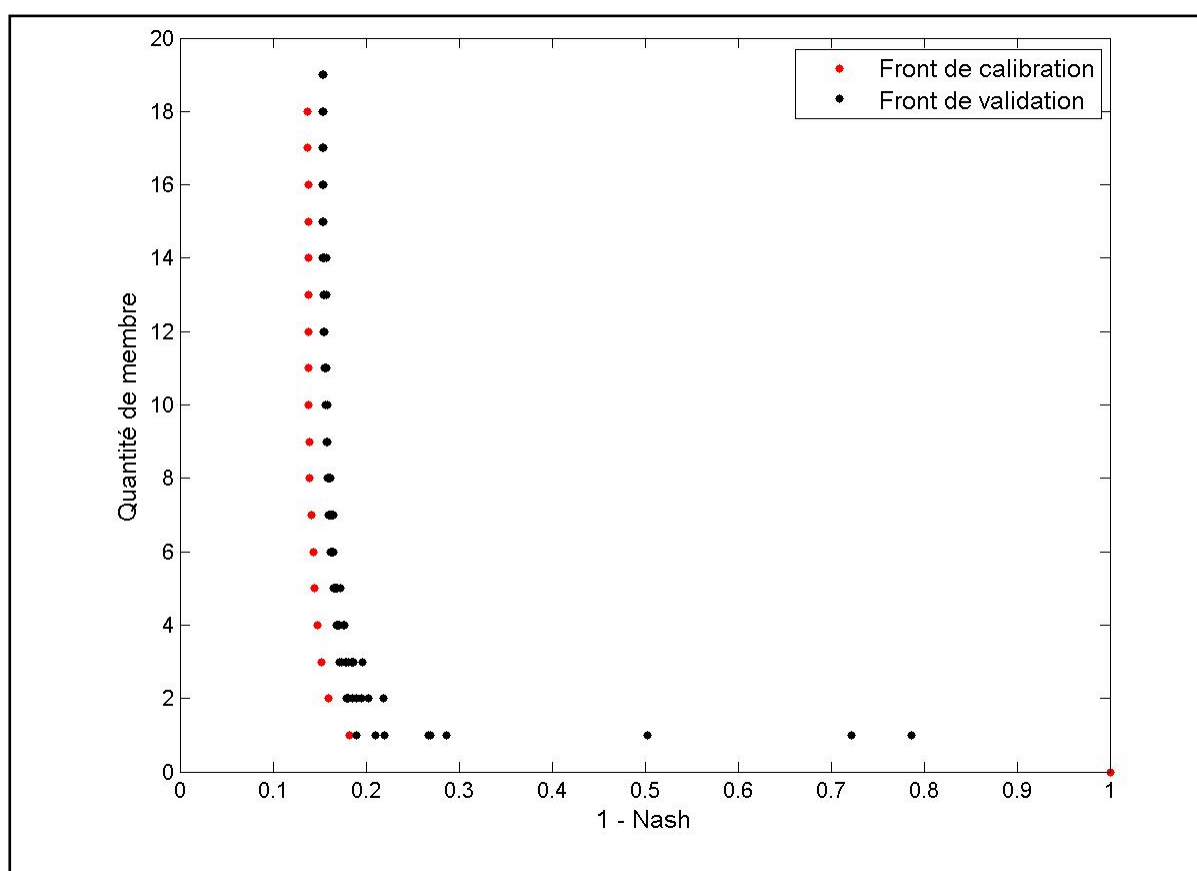


Figure-A IV-5 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin du Maine

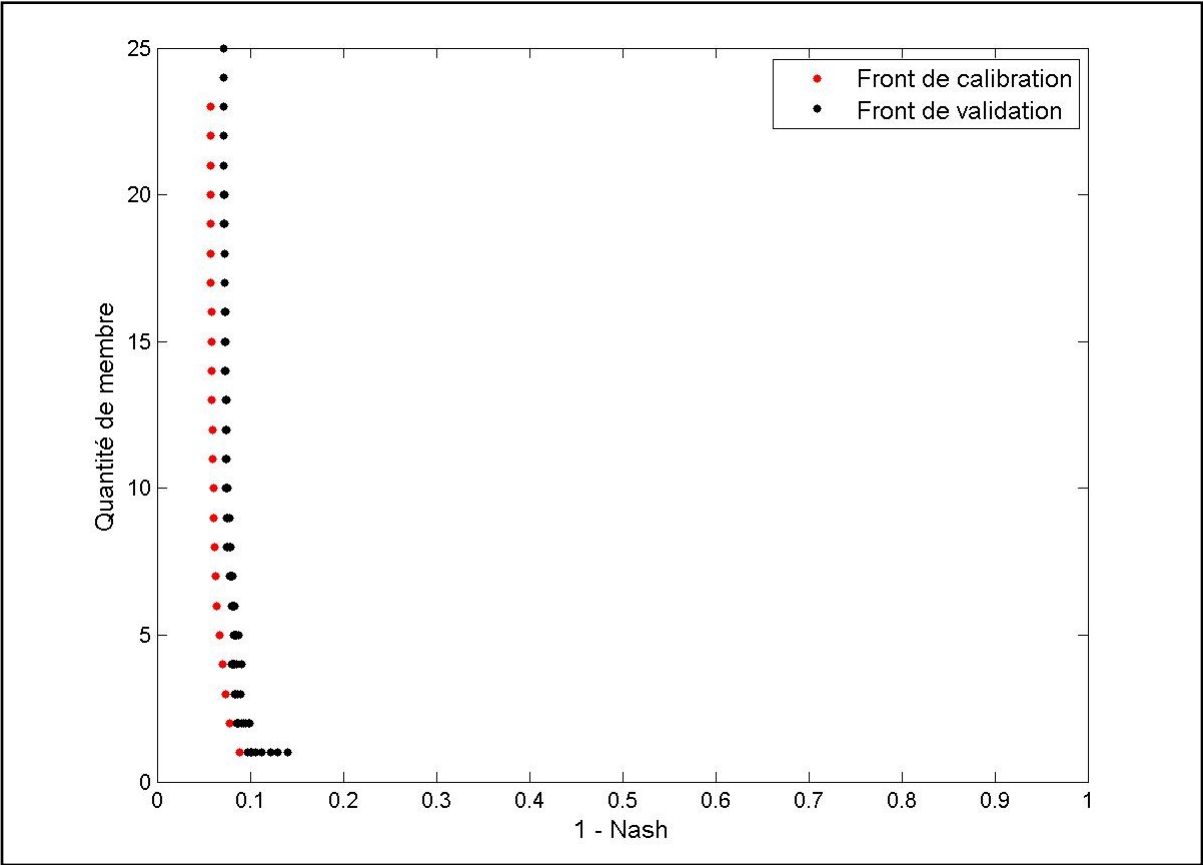


Figure-A IV-6 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin du Montana

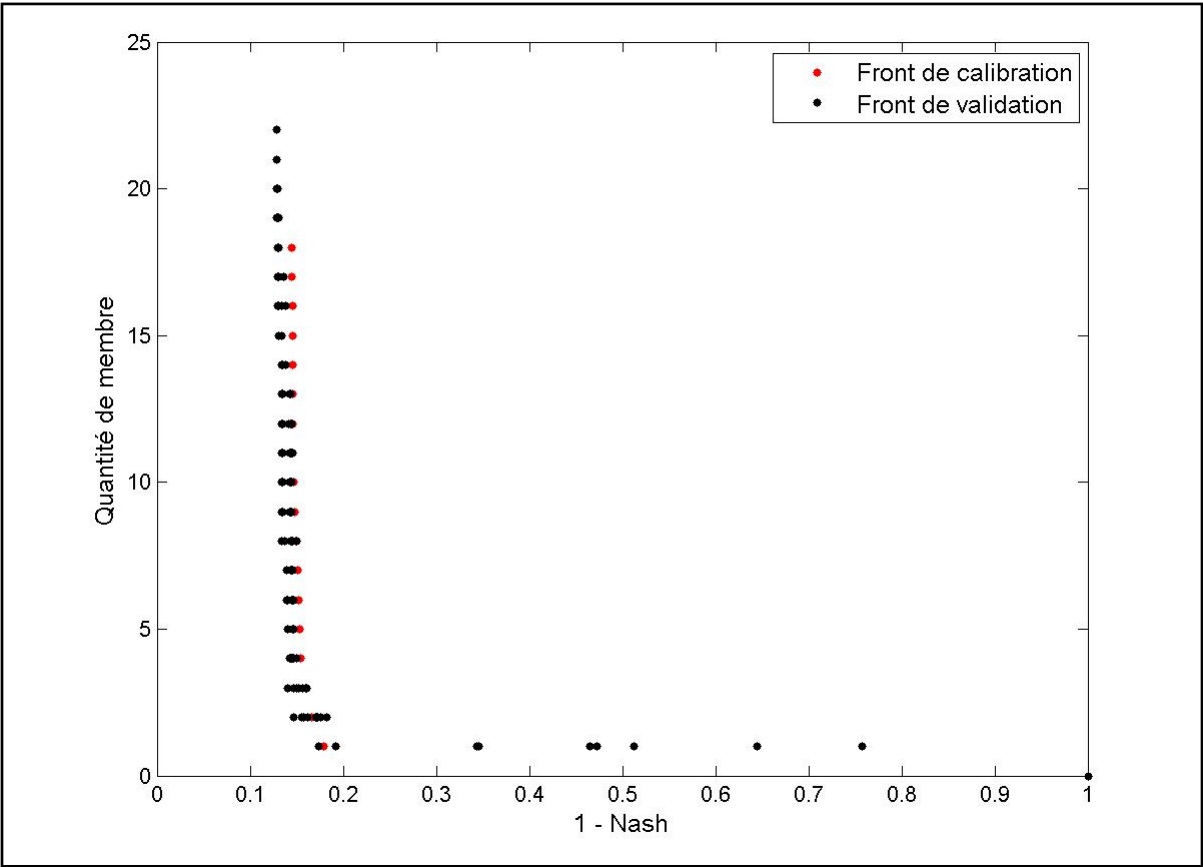


Figure-A IV-8 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin du New-York

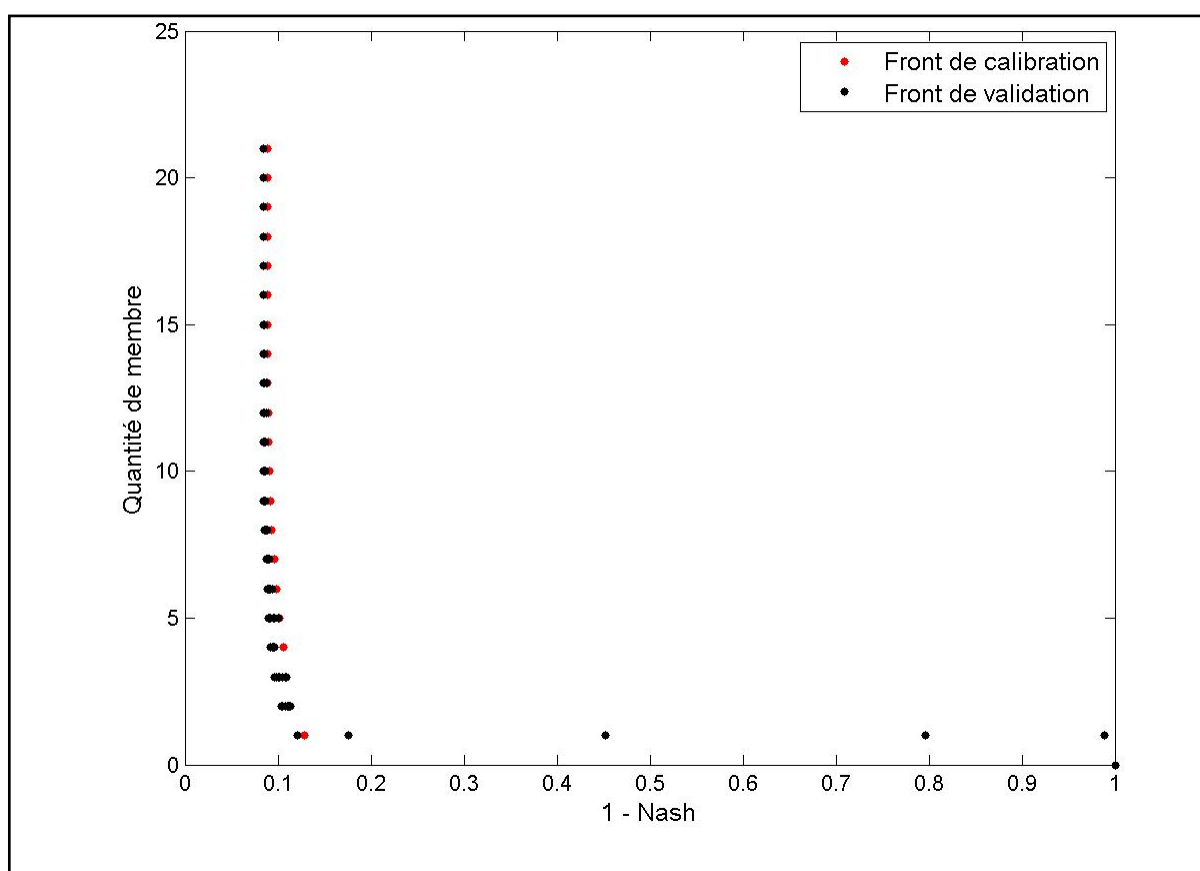


Figure-A IV-9 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin de Washington

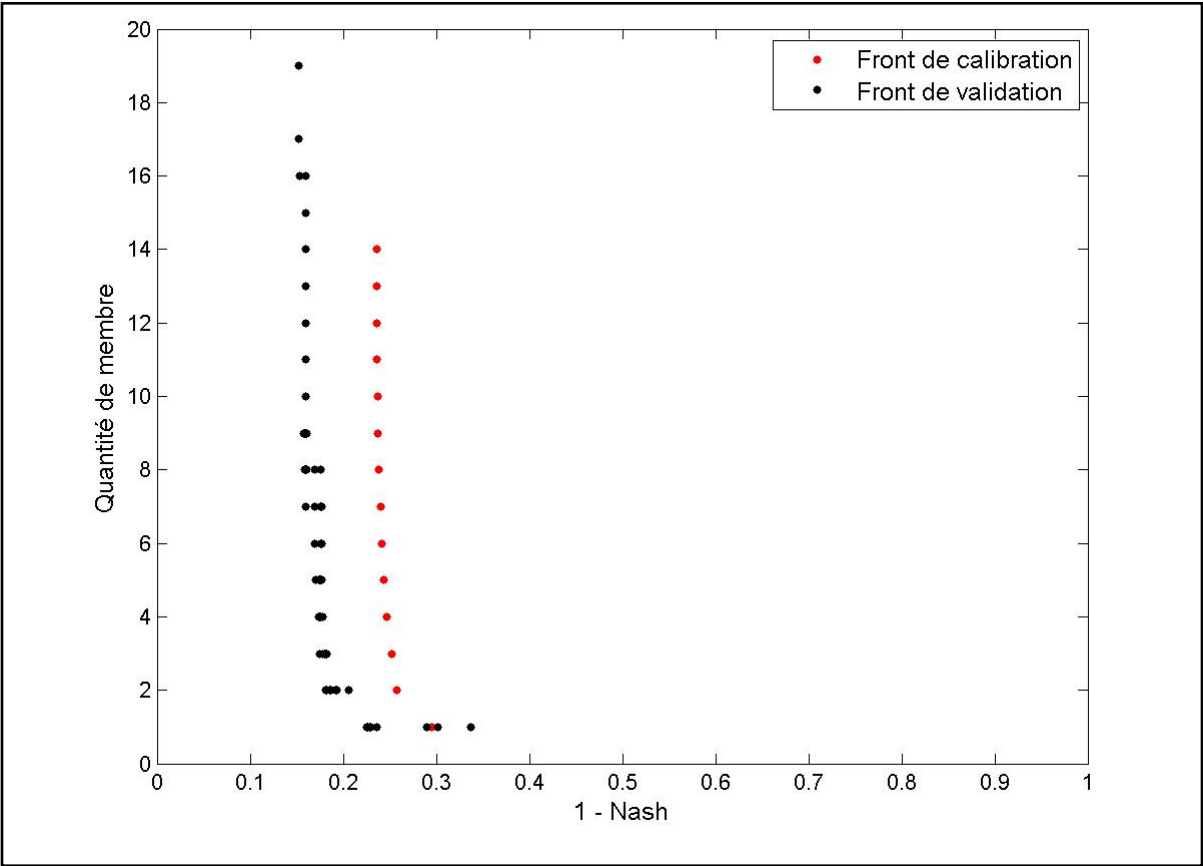


Figure-A IV-10 Front de Pareto pour les périodes de calage et de validation pour le bassin de la Yamaska Sud-Est

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Akaike, Hirotugu. 1974. «A new look at the statistical model identification». *Automatic Control*, vol.19, n°6, p. 716-723.
- Arsenault, R., A. Poulin, P. Côté et F. Brissette. 2013 «A comparison of stochastic optimization algorithms in hydrological model calibration». *Journal of Hydrologic Engineering*. 58 p., Soumis le 14 novembre 2012 (HYDROL14243)
- Bates, J.M. et C.W.J. Granger, 1969. «The Combination of Forecasts». *Operational Research Quarterly*, vol.20, n°4, p. 451-468.
- Belzile, L., P. Bérubé et V.D. Hoang. 1997. *Méthode écohydrologique de détermination des débits réservés pour la protection des habitats du poisson dans les rivières du Québec*. «Rapport préliminaire présenté par l'INRS-eau et le Groupe-conseil Génivar inc. Au ministère de l'Environnement et de la faune et au ministère des Pêches et des Océans Canada». 89 p.
- Buckland, S.T., K.P. Burnham et N.H. Augustin. 1997. «Model Selection: An Integral Part of Inference». *International Biometric Society*, vol.53, n°2, p. 603-618.
- Burnham, P. Kenneth et David R. Anderson. 2002. *Model Selection and Multi Model Inference: A Practical Information-Theoretic Approach*, Second Edition. États-Unis : Springer-Verlag, 487 p.
- Cavadias, G. et G. Morin. 1986. «The Combination of Simulated Discharges of Hydrological Models». *Nordic Hydrology*, vol.17, n°1, p. 21-32.
- Chen, Jie, François P. Brissette, Annie Poulin et Robert Leconte, 2011. «Uncertainty of downscaling method in quantifying the impact of climate change on hydrology». *Journal of Hydrology*, vol.401, n°3-4, p. 190-202.
- Crawford, N.H. et R.K. Linsley, 1966. *Digital Simulation in Hydrology's Stanford Watershed Model 4*. «Tech Rept», NO 39 00204152. Stanford, CA: Stanford University, 210 p.
- Deb, K. 2001. *Multi-Objective Optimization using Evolutionary Algorithms*, 1ère édition. Coll. «Wiley-Interscience series in systems and optimization ». Chichester, Angleterre : John Wiley & Sons, Ltd, 497 p.
- Diks, Cees G.H. et Jasper A. Vrugt. 2010. «Comparison of point forecast accuracy of model averaging methods in hydrologic applications». *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, vol.24, n°6, p.809-820.

- Duan, Q., Sorooshian, S. et Gupta, V. 1992. «Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall runoff models». *Water Resources Research*, vol.24, no°7, p. 1163-1173.
- Duan, Q., Sorooshian, S. et Gupta, V. 2010. «Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models». *Water Resources Research*, vol.28, n°4, p. 1015-1031.
- Duan, Quingyun, J. Schaakeet V. Andréassian. 2006. «Model Parameter Estimation Experiment (MOPEX): An overview of science strategy and major results from the second and third workshops». *Journal of Hydrology*, vol.320, n°1-2, p. 3-17.
- Duan, Q., Newsha K. Ajamib, Xiaogang Gaobet, Soroosh Sorooshian. 2007. «Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging». *Advances in Water Resources*, vol.30, n°5, p. 1371-1386.
- Fortin, V. 2000 Le modèle météo-apport HSAMI: historique, théorie et application. Varennes : Institut de Recherche d'Hydro-Québec, 68 p.
- Fortin, J.-P., R. Turcotte, S. Massicotte, R. Moussa et J. Fitzback. 2001a. «Distributed watershed model compatible with remote sensing and GIS data: Description of the model». *J. Hydraul. Eng.*, vol.6, no°2, p.91-99.
- Fortin, J.-P., R. Turcotte, S. Massicotte, R. Moussa et J. Fitzback. 2001b. «Distributed watershed model compatible with remote sensing and GIS data: Application of the Chaudière watershed». *J. Hydraul. Eng.*, vol. 6, no°2, p. 100-108.
- Fortin, V. et R. Turcotte. 2007. *Le modèle hydrologique MOHYSE(bases théoriques et manuel de l'utilisateur)*. Note de cours pour SCA7420, Département des sciences de la terre et de l'atmosphère, Montréal : Université du Québec à Montréal, 17 p.
- Franchini, M., G. Galeati et S. Berra. 1998. «Global optimization techniques for the calibration of conceptual rainfall-runoff models». *Hydrology Science Journal*, vol.43, n°3, p. 443-459.
- Gneiting, Tillmann, Adrian E. Raftery et Anton H. Westveld. 2005. «Calibrated Probabilistic Forecasting Using Ensemble Model Output Statistic and Minimum CRPS Estimation». *Monthly Weather Review*, vol.133, p. 1098-1118.
- Granger, C.W. et Paul Newbold. 1977. *Forecasting economic time series*, First Edition. États-Unis : Academic Press, 333 p.
- Granger, C.W.J. et Ramu Ramanathan. 1984. «Improved methods of combining forecasts». *Journal of Forecasting*, vol.3, n°2, p. 197-204.

- Gupta, Vijai., Sorooshian S. et Yapo P.. 1998. «Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and non-commensurable measures of information». *Water Resources Research*, vol.34 n°4, p. 751-763.
- Gupta, Vijai, Sorooshian S. et Yapo P. 1999. «Status of Automatic Calibration for Hydrologic Models: comparison With Multilevel Expert Calibration». *Journal of Hydrologic Engineering*, vol.4, n°2, p. 135-143.
- Hansen B.E. 2008. «Least-squares forecast averaging». *Journal of Econometrics*, vol.146,n°2, p.342–350.
- Hansen B.E. 1996. «Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations». *Transactions of the ASABE*, vol.50,n°3, p.885-900.
- Hansen, N. 2006b. «The CMA evolution strategy: A comparing review», *Studies in Fuzziness and Soft Computing.*, Vol. 192
- Harlin, J. 1991. «Development of a process oriented calibration scheme for the HBV hydrological model». *Nordic hydrology*, vol.22,n°1, p.15-36.
- Hoeting, Jennifer A., David Madigan et Adrian E. Raftery. 1999. «Bayesian Model Averaging: A Tutorial». *Statistical Science*, vol.14, n°4, p.382-401.
- Jefferys, William H. et James O. Berger. 1992. «Ockham's Razor and Bayesian Analysis». *American Scientist*, vol.80, n°1, p. 64-72.
- Magilligan, Francis J. et Keith H. Nislow.2005. «Changes in hydrologic regime by dams». *Geomorphology*, vol.71, n°1-2, p. 61-78.
- Martel, Jean-Luc, Kenjy Demeester et François Brissette 2014 «HMETs – A simple and efficient model for flow forecasting, climate studies and teaching hydrological modelling». *Canadian Water Ressources Journal*. 24 p., Soumis octobre 2014 (HYDROL14243)
- McMahon, T.A. et B.L. Finlayson. 2003. «Droughts and anti-droughts: the low flow hydrology of Australian rivers». *Freshwater Biology*, vol.48, n°7, p.1147-1160.
- Meehl, Gerald A., Francis Zwiers et Jenni Evans. 2000 «Trends in extreme weather and climate events: Issues related to modeling extremes in projections of future climate change*». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol.81, n°3, p. 427-436.
- Minville, M, F. Brissettes et R. Leconte. 2006. « Impacts des changements climatiques sur le régime hydrologique et la gestion du système hydrique du bassin versant de la rivière Péribonka. ». Communication lors de la conférence : *Canadian Dam Association*

Annual Conference (CDA) = Association Canadienne des Barrages (ABC) (Québec, QC, Canada, 30 sept.-5 oct. 2006)

- Moriasi, D. N., J. G. Arnold et M. W. Van Liew. 2007. «Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations.» *American Society of Agricultural and Biological Engineers*, vol.50, n°3, p. 885-900.
- Mroczkowski, Marek, Paul G. et George Kuczera. 1997. «The quest for more powerful validation of conceptual catchment models». *Water Resources Research*, vol.33, n°10, p. 2325-2335.
- Neuman, S.P. 2003. «Maximum likelihood Bayesian averaging of uncertain model predictions». *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, vol.17, n°5, p.291-305.
- Perrin, Charles, Claude Michel et Vazken Andréassian. 2003. «Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation». *Journal of Hydrology*, vol.279, n°1-4, p. 275-289.
- Power, Mary E., William E. Dietrich et Jacques C. Finlay. 1996. «Dams and Downstream Aquatic Biodiversity: Potential Food Web Consequences of Hydrologic and Geomorphic Change». *Environmental Management*, vol.20, n°6, p. 887-895.
- Raftery, Adrian E. 1993. «Change point and change curve modeling in stochastic processes and spatial statistics». *Journal of Applied Statistical Science*, vol.1, no°4, p. 403-423.
- Raftery V. et Yingye Zheng. 2003. «Performance of Bayesian Model Averaging». *Journal of the American Statistical Association*, vol.98, n°464, p.931-938.
- Raftery V., Tilmann Gneiting et Fadoua Bakabdaoui. 2005. «Using Bayesian Model Averaging to Calibrate Forecast Ensembles». *Monthly Weather Review*, vol.133, n°5, p. 1155-1174.
- Refsgaard, Jens Christian. 1997. «Parameterisation, calibration and validation of distributed hydrological models». *Journal of Hydrology*, vol.198, n°1-4, p. 69-97.
- Riggs, Henry C. 1980. «Characteristics of low flows». *Journal of the Hydraulics Division*, vol.106, no°5, p. 717-731.
- Roy, Esther. 2000. «Méthode régionale d'estimation des débits d'étiage pour la province de Québec». Mémoire de maîtrise, Montréal, Université de Montréal, 133 p.
- Shamseldin, Asaad Y., Kieran M. O'Connor, G.C. Liang. 2007. «Methods for combining the outputs of different rainfall-runoff models». *Journal of Hydrology*, vol.197, n°1-4, p. 203-229.

- Singh, V. et D. Woolhiser. 2002. «Mathematical Modeling of Watershed hydrology». *Journal of Hydrologic Engineering*, vol.7, n°4, p. 270-292.
- Smakhtin, V.U. 2001. «Low flow hydrology: a review». *Journal of Hydrology*, vol.240, n°3-4, p. 147-186.
- Solomon, A., L. Goddard, A. Kumar, J. Carton, C.Deser, I.Fukumori & T.Stockdale. 2011. «Distinguishing the roles of natural and anthropogenically forced decadal climate variability: Implications for prediction». *Bulletin of the American Meteorological Society*, vol.92, n°2, p.141-156.
- Tennant, Donald Leroy. 1976. «Instream flow regimens for fish, wildlife, recreation and related environmental resources». *Fisheries*, vol.1, n°4, p. 6-10.
- Velázquez, J. A., T. Petit, A. Lavoie, M.-A. Boucher, R.Turcotte, V. Fortin et F.Anctil. 2009. «An evaluation of the canadian global meteorological ensemble prediction system for short-term hydrological forecasting». *Hydrology & Earth System Sciences Discussions*, vol.6, n°4
- Vrugt, Jasper A. et Bruce A. Robinson. 2007«Treatment of uncertainty using ensemble methods: Comparison of sequential data assimilation and Bayesian model averaging». *Water Resources Research*, vol.43, n°1.
- Vrugt, Jasper A. et H.V. Gupta.2003 «A Shuffled Complex Evolution Metropolis algorithm for optimization and uncertainty assessment of hydrologic model parameters». *Water Resources Research*, vol.39, n°8.
- Vrugt, Jasper A. et Cees G.H. Diks.2008 «Ensemble Bayesian model averaging using Markov Chain Monte Carlo sampling». *Environmental Fluid Mechanics*, vol.8, n°5-6, p.579-595.
- Yapo, Patrice Ougou, Vijai Gupta et Soroosh Sorooshian. 1998. «Multi-objective global optimization for hydrology models». *Journal of Hydrology*, vol.204, n°1-4, p. 83-97.
- Ye, Ming, Schlomo P.Neuman et Philip D. Meyer. 2004. «Maximum likelihood Bayesian averaging of spatial variability models in unsaturated fractured tuff». *Water Resources Research*, vol.40, n°5.
- Ye, Baisheng, Yang Daqing et Douglas L Kane. 2003. «Changes in Lena River streamflow hydrology: Human impacts versus natural variations». *Water Resources Research*, vol.39, n°7.
- National Climate Data Center<http://www.ncdc.noaa.gov/sotc/global/2012/13> consulté 18 février 2013