

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 REVUE DE LITTÉRATURE	3
1.1 Prévision hydrologique	3
1.1.1 Introduction à la prévision hydrologique déterministe	5
1.1.2 Introduction à la prévision hydrologique probabiliste	5
1.1.3 Sources de scénarios météorologiques.....	7
1.1.4 Assimilation de données	9
1.1.5 Dispersion des prévisions	12
1.2 Applications multi-modèles	13
1.3 Post-traitement en prévision	15
1.4 Tests statistiques	17
1.5 Objectifs de la recherche.....	18
CHAPITRE 2 SECTEUR À L'ÉTUDE	19
2.1 Bassin versant	19
2.2 Données hydrométéorologiques.....	20
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE.....	23
3.1 Description des modèles hydrologiques	23
3.1.1 GR4J	23
3.1.2 MOHYSE.....	24
3.1.3 HSAMI.....	25
3.2 Description des méthodes de calage	25
3.3 Assimilation des données.....	26
3.4 Prévisions d'ensemble	27
3.4.1 Période de prévision.....	27
3.5 Combinaison multi-modèle.....	28
3.5.1 Grand-ensemble et Super-ensemble	29
3.6 Tests statistiques	32
CHAPITRE 4 RÉSULTATS.....	33
4.1 Calage et validation.....	33
4.2 Pondération GRC	36
4.3 Assimilation des débits	37
4.4 Prévisions hydrologiques	37
4.4.1 Hydrogrammes prévisionnels	38
4.4.2 Prévisions à partir du 1 ^{er} janvier	40
4.4.3 Prévisions à partir du 1 ^{er} juillet.....	43
4.4.4 Test de Kolmogorov-Smirnov	48

CHAPITRE 5	DISCUSSION	51
5.1	Comparaison des performances des modèles individuels.....	51
5.2	Performance de la pondération des modèles selon la méthode GRC en prévision.....	54
5.3	Impact du grand-ensemble (versus les modèles individuels)	57
5.4	Impact du super-ensemble	58
5.5	Périodes.....	59
5.6	Durée.....	60
5.7	Importance de l'assimilation des données	61
5.8	Utilisation de débits synthétiques (assimilation parfaite)	62
5.9	Limitations	63
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS.....		65
ANNEXE I HYDROGRAMMES PRÉVISIONNELS		69
ANNEXE II DIAGRAMMES DE TALAGRAND		73
LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		79

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 3.1	Variables d'états des trois modèles hydrologiques qui ont été optimisées en assimilation27
Tableau 4.1	Qualification de la performance du critère NSE.....34
Tableau 4.2	Valeurs du critère NSE pour chaque modèle en calage et en validation ...35
Tableau 4.3	Pondérations obtenues par la méthode GRC pour chaque modèle et le biais associé à la pondération.....36
Tableau 4.4	Résultats du test Kolmogorov-Smirnov sur la distribution.....48
Tableau 5.1	Ensembles individuels ayant obtenu les meilleurs scores ABDU selon l'horizon de la prévision et le début de celle-ci54
Tableau 5.2	Rang de l'ensemble multi-modèle selon les scores ABDU des quatre ensembles individuels56
Tableau 5.3	Ensembles individuels et combinés ayant obtenu les meilleurs scores ABDU selon l'horizon de la prévision et le début de celle-ci59

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1	Schéma des étapes de production des prévisions hydrologiques.....4
Figure 1.2	Exemples de diagrammes de Talagrand7
Figure 1.3	Courbes des débits pour les 10 jours précédant la date de la prévision ($t=0$), soit pour le modèle GR4J au 1 ^{er} janvier 1968 dans le cas présent. La courbe en rouge représente le débit simulé avant l'assimilation, la courbe en noir représente le débit observé et la courbe en cyan représente le débit après l'assimilation des données.....9
Figure 2.1	Localisation du bassin versant de la rivière Ashuapmushuan20
Figure 3.1	Schéma des étapes de la méthodologie.....31
Figure 4.1	Courbes des débits simulés en validation pour la période de crue de 1996. Les jours représentent le nombre de jours depuis le début de la période de validation, soit le 19 février 1985.35
Figure 4.2	Hydrogrammes prévisionnels sur un horizon de 6 mois à partir du 1 ^{er} janvier 1985. La courbe en rouge représente le débit observé pour l'année 1985, tandis que les courbes en gris sont les débits historiques pour la même période.....39
Figure 4.3	Hydrogrammes prévisionnels sur un horizon de 6 mois à partir du 1 ^{er} juillet 1985. La courbe en rouge représente le débit observé pour l'année 1985, tandis que les courbes en gris sont les débits historiques pour la même période.....39
Figure 4.4	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 2 semaines à partir du 1 ^{er} janvier40
Figure 4.5	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 1 mois à partir du 1 ^{er} janvier41
Figure 4.6	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 3 mois à partir du 1 ^{er} janvier42
Figure 4.7	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 6 mois à partir du 1 ^{er} janvier43
Figure 4.8	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 2 semaines à partir du 1 ^{er} juillet44

Figure 4.9	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 1 mois à partir du 1 ^{er} juillet45
Figure 4.10	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 3 mois à partir du 1 ^{er} juillet46
Figure 4.11	Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 6 mois à partir du 1 ^{er} juillet47
Figure 5.1	Hydrogrammes prévisionnels sans assimilation des données sur 6 mois à partir du 1 ^{er} janvier 198562

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

CANOPEX	Canadian model parameter experiment database
CMA-ES	Covariance Matrix Adaptation – Evolution Strategy
ETP	Évapotranspiration potentielle
GR4J	Modèle hydrologique Génie rural à 4 paramètres – Journalier
GRC	Granger-Ramanathan type C
HSAMI	Modèle hydrologique utilisé par Hydro-Québec
MOHYSE	Modèle hydrologique simplifié à l'extrême
NSE	Nash-Sutcliffe Efficiency
SDP	Stochastic Dynamic Programming
SSDP	Sampling Stochastic Dynamic Programming

INTRODUCTION

L'hydrologie est la science qui étudie le cycle de l'eau dans son ensemble. Elle permet, entre autres, d'analyser les précipitations et leur distribution sur un bassin versant. Toutefois, la complexité de cette science et son étroite relation avec la météorologie fait en sorte qu'elle s'entrecoupe avec les autres sciences de la Terre. Il est donc d'autant plus important, mais complexe, de considérer tous les aspects découlant du cycle de l'eau. C'est pourquoi les hydrologues utilisent des modèles hydrologiques qui simplifient le processus physique du cycle de l'eau.

La modélisation hydrologique permet de faire la prévision des débits à l'exutoire d'un bassin versant. Par le biais de simulations, il est possible d'effectuer des prévisions des débits de ruissellement. Celles-ci sont utiles pour plusieurs raisons, dont la prévision des crues et des inondations, ou encore la gestion des eaux de réservoirs pour la production hydroélectrique, pour ne nommer que ces exemples. Il existe plusieurs types de modèles hydrologiques, soit des modèles simplistes, tels que les modèles globaux et conceptuels, ou plus complexes, tels que les modèles distribués et à base physiques. Dans un cas comme dans l'autre, le processus hydrologique est simplifié. De plus, chaque modèle est différent et pour une même situation météorologique et géographique, ceux-ci produiront des simulations différentes.

De surcroît, en prévision hydrologique, les intrants futurs sont de moins en moins connus et difficilement prévisibles (précipitations, température) ce qui complique davantage la tâche de l'hydrologue. Afin de prendre les meilleures décisions possibles quant à la gestion des ouvrages hydriques, des stratégies probabilistes ont été développées. En utilisant plusieurs scénarios de météo future dans la prévision hydrologique, il est possible de construire un ensemble qui représente idéalement les possibles débits à l'exutoire. Bien sûr, ce processus étant limité par le nombre de scénarios météo disponibles et par la nature simplificatrice du modèle hydrologique, il est attendu que l'ensemble ainsi généré ne représente pas la vraie étendue des scénarios hydrologiques possibles. La probabilité d'occurrence de chaque

membre, c'est-à-dire chaque année de prévision, est donc généralement biaisée et l'ensemble est normalement sous-dispersé.

Alors, comment est-il possible de faire une gestion ou une prise de décision éclairée si les prévisions varient d'un modèle à un autre et qu'elles ne représentent pas parfaitement les probabilités futures? Miser sur les différents points forts de chaque modèle est une piste de solution. En effet, la combinaison de modèles hydrologiques, soit le multi-modèle, permet d'utiliser le potentiel de chaque modèle pour créer un ensemble de simulations en prévision plus représentatif de la réelle probabilité d'occurrence. La qualité des prévisions d'ensemble peut être validée par différents tests statistiques dont il sera question dans cette étude.

Ultimement, l'objectif de ce projet est d'améliorer la qualité des prévisions, notamment au niveau de la dispersion des membres dans les prévisions d'ensemble. Ceci signifie que l'incertitude reliée aux prévisions hydrologiques doit être mieux représentée.

Cette étude est composée de 6 chapitres. Suite à cette introduction, le chapitre 1 est consacré à une revue de la littérature. Le chapitre 2 identifie le site à l'étude ainsi que les données utilisées. Le chapitre suivant étale la méthodologie développée et suivie dans le cadre de cette étude. Ensuite, le chapitre 4 montre les résultats obtenus et le chapitre 5 fait l'analyse des résultats et expose une discussion sur la signification des travaux. Finalement, une conclusion et les recommandations d'usage permettront aux lecteurs et utilisateurs de mieux cerner comment tirer profit des résultats de cette étude.

CHAPITRE 1

REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre a pour objectif de présenter comment la présente étude s'intègre dans la littérature existante en prévision hydrologique. Le processus de prévision hydrologique, incluant l'assimilation des données ainsi que les métriques d'évaluation de celui-ci, l'approche de combinaison multi-modèle, le post-traitement des données, ainsi que les méthodes d'évaluation des résultats seront abordés. Finalement, les principaux objectifs de l'étude seront énoncés.

1.1 Prévision hydrologique

La prévision hydrologique permet de faire une estimation des conditions hydrologiques futures afin de planifier la gestion des ressources en eaux. Généralement, l'objectif en prévision hydrologique est de prévoir les périodes d'étiages et de crues ainsi que leur amplitude. Ces informations permettent, entre autres, d'assurer une gestion efficace et sécuritaire de l'eau des réservoirs hydroélectriques et ainsi optimiser la production d'énergie en minimisant les pertes par évacuation des eaux (Arsenault, Latraverse, et al., 2016). Les prévisions hydrologiques sont réalisées en fournissant des séries d'informations météorologiques d'un bassin versant (précipitations, températures, etc.) à un modèle hydrologique. Les données fournies peuvent être historiques, prévisionnelles ou synthétisées par un générateur de climat par exemple. Avec ces informations, le modèle hydrologique simulera des débits à l'exutoire du bassin versant, ce qui permet de créer des hydrogrammes et de calculer le volume d'eau à prévoir. La Figure 1.1 ci-dessous illustre les étapes de la production des prévisions hydrologiques.

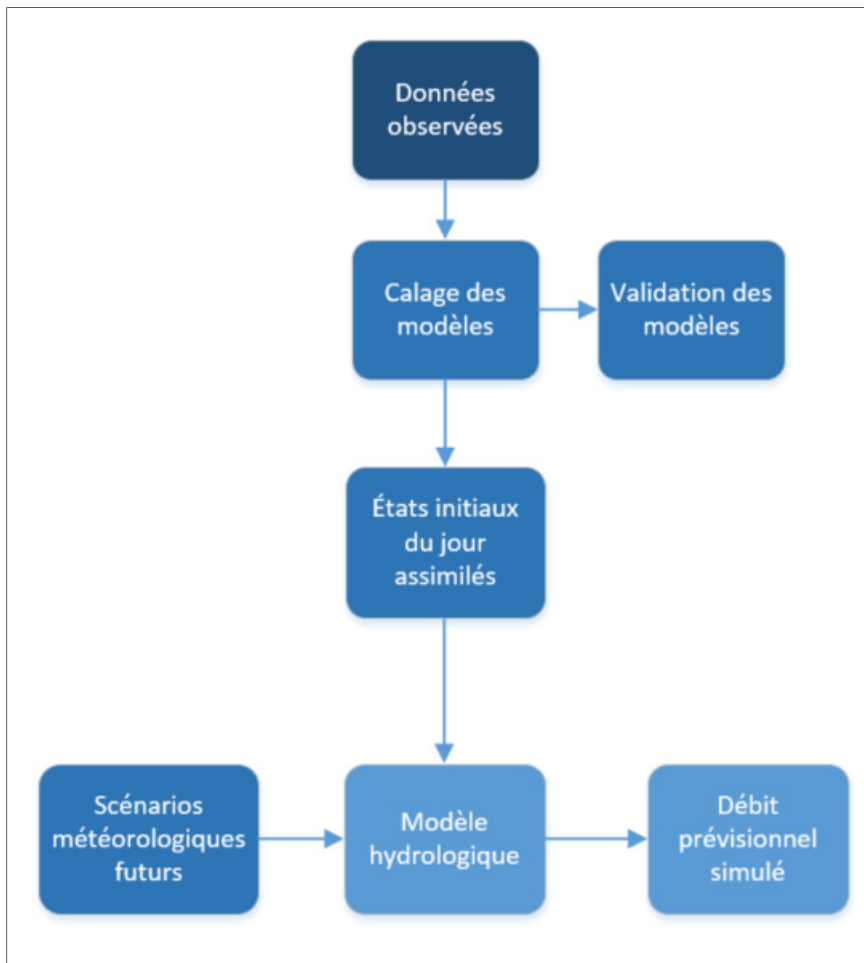


Figure 1.1 Schéma des étapes de production des prévisions hydrologiques

Dans un premier lieu, les modèles sont calés, c'est-à-dire que les paramètres optimaux des modèles sont déterminés afin de déterminer ceux permettant de reproduire au mieux les données observées. Ces paramètres sont ensuite vérifiés sur une autre portion des données observées afin de valider la performance des paramètres du calage. Ensuite, les états initiaux des modèles pour le jour à partir duquel la simulation débute sont assimilés de façon à ce que ces états concordent avec l'état réel observé du bassin versant. Plus de détails sur cette partie sont présentés à la section 1.1.4. Une fois que les paramètres et les états initiaux des modèles sont prêts, les données météorologiques requises pour produire les simulations sont fournies aux modèles. Il peut s'agir de données historiques, de données prévisionnelles, ou encore de données créées par des simulations météorologiques. Une fois les informations données aux

modèles, ceux-ci reproduisent les processus physiques du cycle de l'eau de manière simplifiée. Il en résulte alors des débits prévisionnels de pas de temps qui varie d'horaire à annuel selon le besoin et le modèle utilisé. Ces débits peuvent ensuite être analysés et contribuer à la prise de décisions dans un contexte de gestion des ressources hydriques.

1.1.1 Introduction à la prévision hydrologique déterministe

Les prévisions hydrologiques peuvent être déterministes ou probabilistes. Dans le cas des prévisions déterministes, celles-ci visent à estimer le débit, ou le volume d'eau comme dans le cas du présent projet, avec une seule simulation. Les prévisions déterministes sont souvent utilisées à court terme (24 à 48 heures) en raison de la forte confiance que les hydrologues ont par rapport à la qualité des prévisions météorologiques sur cet horizon. Cela cadre davantage dans la gestion en temps réel des ressources en eaux (Coulibaly et al., 2005). De plus, les prévisions de courte durée sont plus sensibles à la performance du calage des paramètres du ou des modèles utilisés. Cela est également vrai pour les états initiaux qui doivent concorder adéquatement avec les données météorologiques et hydrologiques de départ lors de l'émission d'une prévision. Cette sensibilité vient du fait que l'état initial du bassin versant a une grande importance sur les premiers jours ou premières semaines des prévisions puisque les modèles n'ont pas suffisamment de temps pour retrouver un état d'équilibre s'ils démarrent avec un biais. Dans le cas des plus longues périodes prévisionnelles, l'impact de l'état initial devient marginal par rapport à la simulation du processus hydrologique par le modèle imparfait. L'art de trouver des états initiaux des modèles qui reflètent le mieux possible les états hydrologiques s'appelle « l'assimilation des données ». La section 1.1.4 introduit le concept de l'assimilation de données.

1.1.2 Introduction à la prévision hydrologique probabiliste

Lorsque l'on s'intéresse aux prévisions hydrologiques à moyen terme ou long terme (de quelques jours à quelques mois), comme dans le présent projet, il est davantage question de prévisions probabilistes. Celles-ci définissent un ensemble de probabilités de scénarios hydrologiques. Le penchant vers ce type de prévisions s'explique par la confiance envers la

qualité des prévisions météorologiques qui diminue au-delà de quelques jours. Il est alors plus difficile de faire ressortir un seul scénario hydrologique de toute l'incertitude reliée, entre autres, aux données météorologiques. Par ailleurs, des prévisions hydrologiques à court terme peuvent aussi être probabilistes pour les mêmes raisons que pour celles à plus long terme.

Les prévisions d'ensemble permettent de représenter plusieurs scénarios hydrologiques plausibles, contrairement à une prévision unique. De cette façon, il est alors possible de représenter un panache d'incertitudes. Un ensemble de prévisions comporte alors un certain nombre de membres, soit un pour chaque prévision. Chaque prévision est produite par un modèle hydrologique en fournissant à celui-ci un scénario de météo future possible. Les données utilisées sont celles de la météo climatologique, puisque les prévisions sont générées sur le long terme et que les prévisions météorologiques ne sont pas précises sur cette durée.

Il faut cependant noter que l'éventail des probabilités des prévisions comporte plusieurs sources d'incertitudes (Pechlivanidis et al., 2011). Selon le modèle utilisé et la qualité des données météorologiques employées (section 1.1.3), cet ensemble de valeurs peut ne pas représenter adéquatement l'ensemble des probabilités d'occurrence de la future réalisation des apports. Ce phénomène est connu sous le nom de la « sous-dispersion » (Velázquez et al., 2011; Arsenault, Latraverse, et al., 2016). La sous-dispersion est une sous-représentation des probabilités des prévisions. L'éventail prévisionnel est alors trop faible et les événements extrêmes ne sont pas, ou sont insuffisamment, représentés. La Figure 1.2a présente un exemple de sous-dispersion. La forme caractéristique est un « U ». Les boîtes extrêmes sont alors plus fortement représentées car l'intervalle des probabilités est trop faible. Si la variabilité du panache est très faible, on s'attend à ce que tous les membres de l'ensemble, soit tous au-dessus ou soit tous en-dessous de l'observation. Cela engendre une surreprésentation des 0^e et 100^e centiles. À l'inverse, comme à la Figure 1.2b, l'observation se trouvera toujours dans le centre du panache et représentera plus souvent le 50^e centile. La correction de la sous-dispersion a déjà été abordée dans la littérature, en modifiant certains paramètres du modèle hydrologique utilisé (Liu & Gupta, 2007; Pagano et al., 2013) ou en

combinant plusieurs modèles hydrologiques, comme dans le cas du présent projet (Velázquez et al., 2011). La méthode de construction des diagrammes de Talagrand est présentée à la section 3.6.

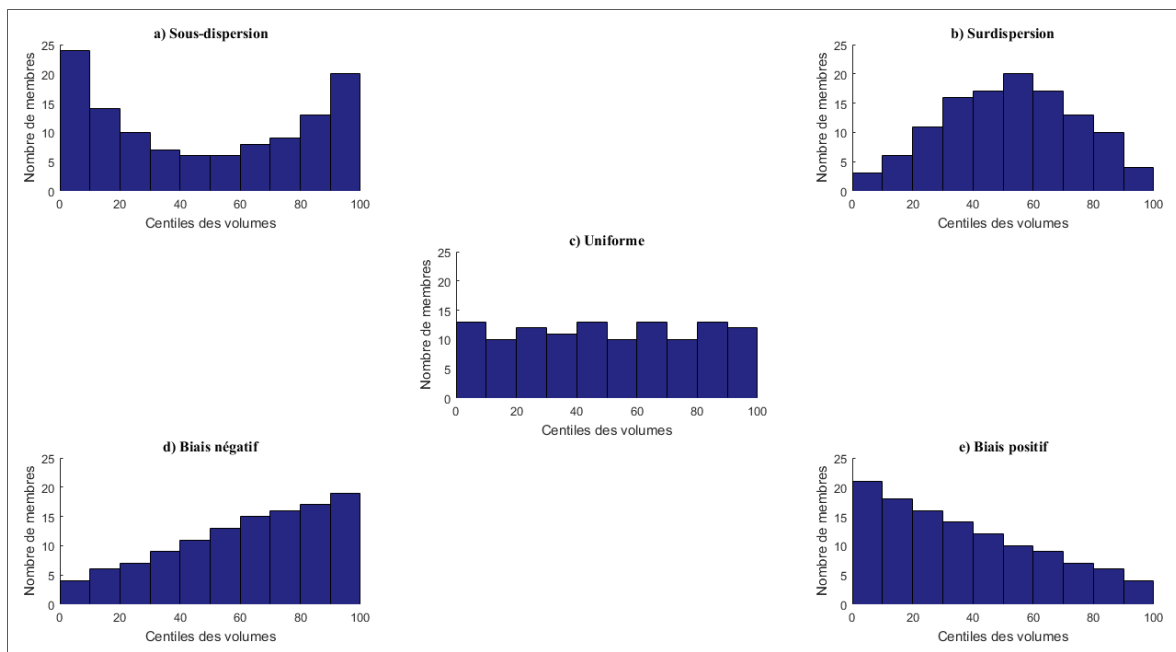


Figure 1.2 Exemples de diagrammes de Talagrand
Adaptée de Callado et al. (2013)

Avant d'aborder la correction de la sous-dispersion, il est important de comprendre d'où proviennent les données météorologiques utilisées. Selon la disponibilité de celles-ci et de leur qualité, l'incertitude qui y est reliée peut être plus ou moins grande. La section 1.1.3 qui suit traite de cet aspect.

1.1.3 Sources de scénarios météorologiques

Les données météorologiques utilisées dans les prévisions hydrologiques sont fondamentales. Elles constituent la base de la modélisation puisque ce sont les principales informations que les modèles hydrologiques utilisent pour produire les prévisions hydrologiques. Cependant, l'incertitude qui y est reliée est un élément important à considérer dans le choix de ces données. Elles peuvent provenir des observations météorologiques du passé, comme ce qui a

été utilisé pour cette étude, ou encore de scénarios météorologiques produits par des modèles de prévision numérique du temps. Le choix d'utiliser un type de données ou un autre implique la considération de plusieurs facteurs, tel que la disponibilité des données historiques ou futures, la qualité de celles-ci, la quantité de données disponible et les besoins pour atteindre les objectifs fixés. Dans tous les cas, il faut également évaluer l'incertitude reliée à ces données (DeChant & Moradkhani, 2014a).

Parmi les différentes sources de scénarios météorologiques, on peut noter la climatologie historique, les prévisions à court terme par modèle numérique, la prévision S2S (Saisonnière à sous-saisonnière, Seasonal-to-subseasonal) (Vitart et al., 2017) ou encore de générateurs de climat (Chen et al., 2016). Dans le cas des observations passées, si elles sont disponibles en qualité et quantité suffisante pour répondre aux objectifs, elles constituent une source relativement riche de données pour effectuer des prévisions hydrologiques. Toutefois, celles-ci pourraient ne pas représenter adéquatement les conditions météorologiques futures, entre autres en raison des changements climatiques. Pour des prévisions sur des horizons comme pour le présent projet, soit de 2 semaines à 6 mois, les prévisions météorologiques à court terme ne sont souvent utilisées que pour assimiler les états initiaux, puisque la précision de celles-ci s'atténue après quelques jours, alors que des prévisions S2S ou des prévisions générées par des générateurs de climat peuvent être utilisées sur des périodes allant de quelques semaines à plusieurs mois. À ce sujet, les prévisions S2S ont pour but de combler le manque entre les prévisions à court terme et les prévisions à plus long terme. Ce manque représente des sous-événements saisonniers qui sont parfois difficiles à faire ressortir des générateurs climatiques saisonniers. Ainsi, l'horizon visé par les prévisions S2S permet d'isoler des événements plus localisés dans le temps (Bazile et al., 2017; Vitart et al., 2017).

Par ailleurs, les données étaient disponibles en qualité et quantité suffisantes pour le bassin versant de la rivière Ashuapmushuan afin de combler les objectifs de cette étude. En effet, la base de données CANOPEX, qui sera détaillée au chapitre 2, permet d'utiliser les données hydrométéorologiques sans impliquer le temps de calcul supplémentaire des générateurs de climat.

1.1.4 Assimilation de données

En prévision hydrologique, il est important qu'il n'y ait pas, ou le moins possible, de décalage entre les états initiaux du modèle et des états hydrologiques observés du bassin versant. De cette façon, il est possible d'obtenir des prévisions d'ensemble de débits qui sont davantage semblables au processus hydrologique observé. Dans le cas contraire, un biais est immédiatement présent entre la prévision et l'observation ce qui a pour effet de réduire la qualité de la prévision émise, tel que montré à la Figure 1.3. En effet, au jour 11, soit le premier jour de la prévision, l'écart entre la courbe de débits observés en noir et la courbe de débits simulés sans assimilation en rouge est assez important. En retournant en arrière de quelques jours, les niveaux de certains des réservoirs des modèles peuvent être modifiés. De cette manière, les débits simulés après assimilation, en cyan, ont un écart réduit au minimum avec les débits observés au premier jour de la prévision.

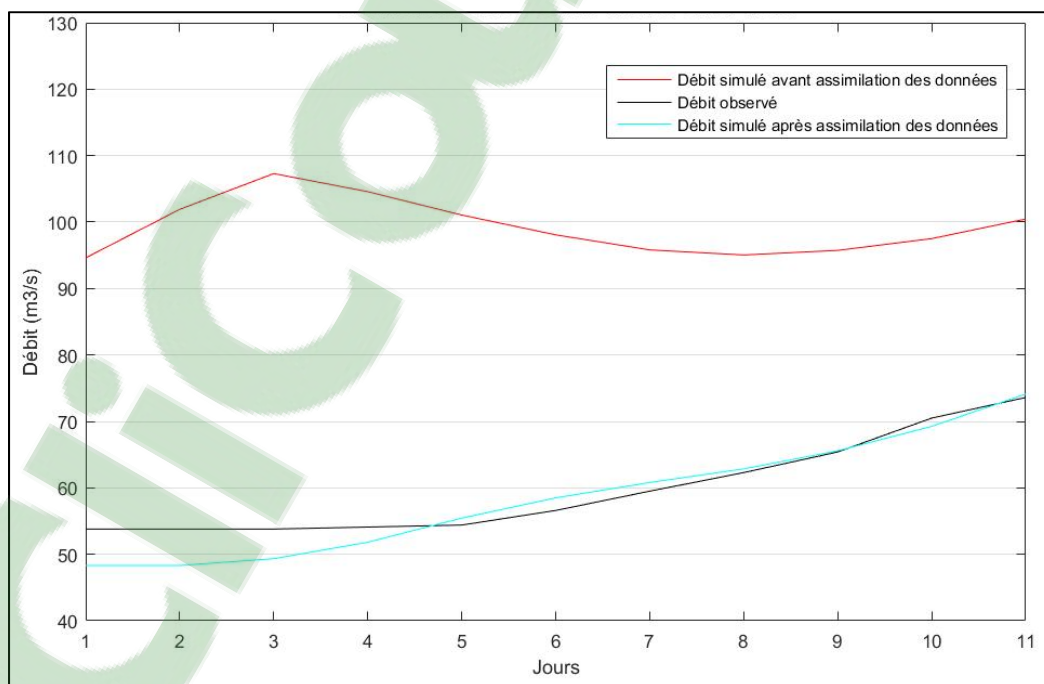


Figure 1.3 Courbes des débits pour les 10 jours précédant la date de la prévision ($t=0$), soit pour le modèle GR4J au 1^{er} janvier 1968 dans le cas présent. La courbe en rouge représente le débit simulé avant l'assimilation, la courbe en noir représente le débit observé et la courbe en cyan représente le débit après l'assimilation des données

Pour obtenir un point de départ se rapprochant des observations, les hydrologues utilisent généralement des techniques d'assimilation de données. Propre à chaque modèle hydrologique et à chaque période de prévision, l'assimilation est similaire au processus de calage. Ce processus vise à trouver les meilleurs états initiaux, soit les niveaux des réservoirs du modèle, à partir d'une fonction objectif, en forçant le modèle avec de l'information terrain, et ce sur une courte période précédant la date de début de la prévision hydrologique. Cela aura particulièrement un impact sur la qualité des prévisions à court ou moyen terme, car le modèle sera plus représentatif de l'état initial. À plus long terme, comme dans le cas du calage, le modèle finit par obtenir des états qui produisent des débits se rapprochant des valeurs observées (Thibault & Anctil, 2015).

Plusieurs méthodes d'assimilation de données ont été étudiées dans la littérature. La plus rudimentaire est l'assimilation manuelle, où l'hydrologue modifie manuellement les états du modèle hydrologique selon son jugement personnel et son expertise (Pagano et al., 2016). Cette méthode n'est pas pratique, car elle n'est pas reproductible et pour la présente étude, le nombre d'assimilations manuelles à effectuer étant trop grand pour que cette méthode soit considérée, puisque la seule information terrain disponible était celle du débit observé.

Il existe également plusieurs autres méthodes d'assimilation statistiques de données automatiques, qui servent également à trouver les états optimaux des modèles, telles que les Filtres de Kalman (KF) (Sun et al., 2016), les Filtres Particulaires (PF) (Moradkhani et al., 2005) et les méthodes basées sur la variation séquentielle dans le temps (4DVAR) (Zupanski, 1997). Li et al. (2016) et Robinson et Lermusiaux (2000) ont d'ailleurs démontré que l'assimilation de données permettait de réduire considérablement l'incertitude reliée aux états initiaux du modèle hydrologique. Largement utilisée dans les dernières décennies, la méthode des Filtres de Kalman a été démontrée comme étant relativement simple à mettre en application et offre de meilleurs résultats pour une durée de calculs inférieure à d'autres méthodes (Weerts & Serafy, 2006). Malgré ces performances, la recherche se poursuit afin de quantifier les incertitudes reliées aux modèles et aux observations qui sont atténués par l'assimilation. De plus, il faut noter une certaine différence avec le calage qui permet

d'obtenir des paramètres stables et l'assimilation des données qui modifie les états initiaux. Dans le cas de la méthode des Filtres Particulaires, dont les Filtres de Kalman d'ensembles se rapprochent, les avantages sont la facilité d'application sur des modèles complexes. De plus, les Filtres Particulaires ne requièrent pas d'émettre l'hypothèse que les valeurs des états soient issues d'une distribution normale (Moradkhani et al., 2005; Restrepo et al., 2012). Par contre, cette méthode est limitée dans le cas des modèles hydrologiques distribués dû au paramétrage des particules (Moradkhani et al., 2005) et nécessite beaucoup de temps de calcul en raison du nombre de particules à simuler.

Dans la plupart des cas, ce sont soit les paramètres ou les états des modèles qui doivent être estimés (Liu & Gupta, 2007; DeChant & Moradkhani, 2014b), soit par manque de données observées ou encore, parce que les modèles simplifient le processus hydrologique au point où les données ne sont pas assimilables directement. Il faut alors assimiler les états du modèle sans aucune autre source d'information que le débit ce qui fait que le modèle diverge des « vrais » états.

Malgré la bonne performance des méthodes énoncées précédemment, elles n'ont pas été utilisées dans cette étude, principalement parce que leur application est complexe et demande beaucoup de temps de calcul par rapport aux autres méthodes d'assimilation. De plus, l'objectif était d'éliminer l'erreur initiale même si celle-ci n'a plus vraiment d'effet à partir d'une dizaine de jours environ (Thibault & Anctil, 2015). C'est pourquoi la méthode d'assimilation employée est une méthode simple basée sur le calage des états visant à minimiser une fonction-objectif calculée sur l'erreur des 3 jours précédant le jour de l'assimilation, comme suit :

$$1 - NSE = 1 - \left[1 - \frac{\sum_{i=-1}^{-3} (Q_{o,i} - Q_{s,i})^2}{\sum_{i=-1}^{-3} (Q_{o,i} - \overline{Q_{o,i}})^2} \right] \quad (1.1)$$

Où NSE est le critère Nash-Sutcliffe, Q_o est le débit observé et Q_s est le débit simulé en prévision.

Le comptage débute au premier jour de la prévision. Par exemple, pour une prévision débutant au 1^{er} janvier 1967, l'assimilation se fera sur les trois jours précédant cette date, c'est-à-dire du 29 décembre 1966 au 31 décembre 1966.

L'assimilation des données permet donc de débiter la prévision hydrologique de manière plus représentative de l'état actuel du bassin versant, tel que montré à la Figure 1.3. La méthode utilisée ne requiert donc pas de faire des hypothèses sur la distribution des états, et étant donné les horizons de prévision relativement longs, une méthode légèrement imparfaite est tout à fait acceptable. Cependant, l'assimilation de données ne permet pas d'aborder le problème de sous-dispersion rencontré dans ces prévisions d'ensemble.

1.1.5 Dispersion des prévisions

En simulation hydrologique, le processus du cycle de l'eau est simplifié. Par cette simplification, mais considérant également l'incertitude liée aux données météorologiques, toute la gamme des cas possibles et probables d'hydrogrammes ne peut pas être représentée. Pour améliorer la prévision d'ensemble, il faut s'assurer que la variabilité soit la plus représentative de la réalité possible.

Le problème survient lorsque les prévisions d'ensemble présentent de la sous-dispersion. Dans ce cas, l'incertitude n'est pas entièrement représentée et la probabilité de chacun des membres de l'ensemble ne reflète pas l'occurrence réelle. Cela s'explique par l'absence de membres dits « extrêmes » qui ne sont pas couverts dans la simulation (Wilson et al., 2007). En choisissant un scénario météorologique, ou une certaine plage de données, seule une partie du spectre de l'incertitude est alors représentée. Même dans le cas où des centaines de scénarios seraient compilés, il reste toujours de l'incertitude qui peut être reliée au modèle qui traite toutes ces données météorologiques, par exemple. En effet, le modèle hydrologique simplifie les processus physiques et est difficilement en mesure de simuler des extrêmes hydrologiques fortement localisés car celui-ci lisse les intrants ce qui accentue le problème de dispersion (Weigel et al., 2008). La plupart du temps, en raison des simplifications

effectuées il s'agit d'augmenter la dispersion des résultats (variabilité), soit l'étendue des scénarios qui peuvent se produire et qui représentent l'incertitude de la prévision. Cette dispersion est importante afin d'évaluer la qualité de la prévision en représentant adéquatement l'incertitude qui y est reliée, et ainsi prendre les décisions appropriées en gestion des eaux (Arsenault, Latraverse, et al., 2016).

La littérature scientifique en prévision hydrologique regorge d'études et de méthodes s'intéressant à la quantification de l'incertitude. Certaines recherches ont porté sur le prétraitement des données afin de corriger le biais dans celles-ci avant même d'effectuer des simulations (Moradkhani & Sorooshian, 2009; Arsenault, Latraverse, et al., 2016). Le prétraitement des données est essentiellement une manipulation de celles-ci avant de les fournir comme intrant aux modèles hydrologiques, sans toucher aux débits simulés. Cela consiste, par exemple, à faire du bruitage météo, c'est-à-dire d'ajouter de l'incertitude aux données météo, ou encore à faire varier les états initiaux des modèles hydrologiques en vue de la prévision. À l'inverse, le post-traitement des données consiste en des manipulations des résultats de la modélisation, tel que les débits, pour leur affecter un facteur de correction par exemple. L'objectif en post-traitement est aussi de corriger le biais des prévisions (Pagano et al., 2013). Il existe aussi la combinaison multi-paramètres ou encore multi-modèles (Arsenault, Essou, et al., 2016) dont il sera question dans cette étude. En effet, en combinant les modèles hydrologiques, il est possible d'explorer un plus large panache prévisionnel (Velázquez et al., 2011). Chaque modèle simulant le processus hydrologique d'une certaine manière, la création de grands-ensembles permet d'obtenir une multiplication des valeurs possibles (Cloke & Pappenberger, 2009). La combinaison multi-modèle est traitée à la prochaine section.

1.2 Applications multi-modèles

L'approche multi-modèle en hydrologie a fait l'objet de plusieurs recherches depuis les dernières décennies (Day, 1985; Coulibaly et al., 2005; Ajami et al., 2006; Qingyun Duan et al., 2007; Arsenault et al., 2015; Arsenault, Essou, et al., 2016). Que ce soit avec des modèles

globaux ou distribués, de nombreuses études s'entendent pour dire qu'en combinant les modèles, il était possible d'accroître les performances des ensembles de simulation et ainsi des prévisions hydrologiques (Velázquez et al., 2011). Cela permet également d'obtenir de nouvelles séries de simulations en prévision pour une même période de temps et un même jeu de données hydrométéorologiques. De plus, les valeurs ainsi obtenues et ajoutées à l'ensemble de prévisions représentent un ajout intéressant en plus des simulations des modèles individuels, créant ainsi des grands-ensembles.

Il existe plusieurs méthodes pour combiner les modèles hydrologiques. Dans la forme la plus simple de la modélisation multi-modèle, les hydrogrammes des différents modèles peuvent être combinés par simple moyenne arithmétique, comme dans le cas de la méthode qui porte ce nom, SAM (Simple Arithmetic Mean). Par ailleurs, des méthodes plus complexes pondérant les hydrogrammes ont fait leurs preuves. La pondération est alors basée sur différents objectifs dans la détermination du poids attribué à chaque hydrogramme. Il peut s'agir de minimiser l'erreur quadratique moyenne comme dans le cas de BGA (Bates-Granger Averaging), ou encore de la méthode de pondération Granger-Ramanathan (Granger & Ramanathan, 1984). C'est la variante C de cette dernière qui a été choisie dans le cadre de cette étude pour sa simplicité, sa rapidité d'exécution et sa bonne précision qui ont été démontrées avec les modèles hydrologiques utilisés dans la présente recherche (Arsenault et al., 2015; Arsenault, Essou, et al., 2016). Elle contient un terme de correction de biais et les poids générés ne sont soumis à aucune contrainte. Les équations suivantes décrivent les différentes étapes de cette méthode.

$$W_{GRC} = (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T Q_{obs} - W_0 (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T l \quad (1.2)$$

$$W_0 = \frac{l^T * erreur_GRA}{n - \theta} \quad (1.3)$$

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

$$erreur_{GRA} = Q_{obs} - Q_{sim} * W_{GRA} \quad (1.4)$$

$$\theta = l^T Q_{sim} (Q_{sim}^T Q_{sim})^{-1} Q_{sim}^T l \quad (1.5)$$

$$Q_X = Q_{sim} * W_{GRC} * W_0 \quad (1.6)$$

Où Q_{sim} est l'ensemble de tous les membres de la prévision, Q_{obs} représente les débits observés, Q_X représente la prévision combinée, W_{GRC} représente les poids associés à chaque membre de l'ensemble, W_0 est un terme constant ajouté pour corriger le biais et l est un vecteur unitaire de dimension $[1, m]$.

L'application des approches multi-modèles en prévision hydrologique a également été étudiée selon plusieurs horizons de prévision, ainsi que divers types de climats. Effectivement, l'efficacité de la combinaison de modèles sur la qualité des prévisions a été démontrée sur le court terme (24 à 48 heures) (Coulibaly et al., 2005) et aussi sur des prévisions d'un peu plus d'une semaine (9 jours) (Velázquez et al., 2011). Certaines études se sont également penchées sur la prévision hydrologique saisonnière, donc sur une période de plusieurs semaines ou plusieurs mois (Luo & Wood, 2008; Bohn et al., 2010). Dans le cas des travaux de Bohn et al. (2010), la prévision saisonnière en multi-modèle n'a pas permis d'améliorer la qualité des prévisions comparativement aux modèles simples. Toutefois, dans le cas de la présente étude, c'est la combinaison d'ensembles multi-modèle et des modèles simples, qui sera étudiée, c'est-à-dire l'ajout de l'ensemble multi-modèle dans un grand-ensemble. Il est alors possible que dans ce cas, la qualité des prévisions s'en voit bonifiée. L'application de multi-modèles a également été étudiée sur des bassins versants québécois (Coulibaly et al., 2005), comme dans le cas du présent projet, et cette méthode performait alors très bien sur une courte période de prévision.

1.3 Post-traitement en prévision

Les méthodes de post-traitement sont aussi une approche qui est largement utilisée en prévision hydrologique. Il s'agit de corriger le biais et la sous-dispersion des prévisions d'ensemble en utilisant des méthodes statistiques, mais en améliorant la représentativité de l'incertitude. Plusieurs techniques de post-traitement ont démontré leur efficacité, notamment

en « habillant » les prévisions d'ensemble (« Ensemble Dressing »), ou encore par les méthodes plus statistiques (Roulston & Smith, 2003; Raftery et al., 2005; Wang & Bishop, 2005; Vincent Fortin et al., 2006; Pagano et al., 2013; Boucher et al., 2015). Plus précisément, par exemple pour les « Ensemble Dressing », cela consiste à faire la modification des débits simulés avec des lois statistiques calibrées sur une autre période.

Malgré le fait démontré que le post-traitement des prévisions améliore la qualité des prévisions d'ensemble en corrigeant, entre autres, la sous-dispersion, cela pose problème dans la politique optimale d'exploitation de certains réservoirs hydroélectriques. En effet, le post-traitement dénature les prévisions et le lien entre les états du modèle et des débits simulés est alors perdu. Ceci est une limitation fondamentale des méthodes de post-traitement qui font en sorte qu'elles deviennent inutilisables dans le cadre de gestion opérationnelle utilisant des algorithmes d'optimisation stochastiques avec variable prédictive (Quentin et al., 2014).

Par exemple, la gestion des ressources en eau des installations hydroélectriques de Rio Tinto Alcan, détentrice des droits d'eau de la rivière Ashuapmushuan au Québec, est sans contredit un défi d'optimisation, surtout lorsque plusieurs installations se succèdent en cascade dans un même bassin versant. Les gestionnaires utilisent donc des outils tels que des algorithmes de programmation dynamique stochastique (SDP - Stochastic Dynamic Programming) (Faber & Stedinger, 2001). Cet outil complexe a pour but d'optimiser de façon probabiliste la production d'énergie en fonction des prévisions hydrologiques et de la production déjà en cours sur le même système (Côté & Leconte, 2016). Dans le cas de grands complexes hydroélectriques, la méthode peut être modifiée en un algorithme de programmation dynamique stochastique par échantillonnage (SSDP – Sampling Stochastic Dynamic Programming) (Côté et al., 2011). Ces algorithmes éprouvés dans la gestion de l'eau en hydroélectricité ont cependant besoin de conserver le lien entre les états du modèle et les débits simulés (Arsenault, Latraverse, et al., 2016). Sans le lien état-débit, l'algorithme est alors incapable de faire le pont entre les états au temps zéro et la valeur de l'eau aux pas de temps futurs. C'est pour cette raison que le post-traitement n'est pas utilisé dans le cadre du présent projet.

1.4 Tests statistiques

Il existe différentes façons d'évaluer la qualité des résultats des prévisions hydrologiques. Afin de prendre des décisions éclairées et qui sont répétables, quantifiables et avant tout, objectifs, les tests statistiques sont tout indiqués. Évidemment, il convient de rester vigilant lors de l'analyse afin de détecter des incohérences ou encore, des données biaisées.

Dans le cas présent, l'objectif est de corriger la sous-dispersion des prévisions. Ainsi, les tests statistiques visent à quantifier l'incertitude reliée à la probabilité d'occurrence des membres des prévisions. Pour y parvenir, des histogrammes représentant les probabilités de chaque membre d'un ensemble de prévisions peuvent être utilisés (Hamill, 2001; Zalachori et al., 2012; Pagano et al., 2013; Boucher et al., 2015; Arsenault, Latraverse, et al., 2016). Le graphique est généré avec les centiles de chaque membre par rapport à l'ensemble. Ensuite, selon la forme que le graphique prendra, il est alors possible d'analyser la fiabilité des prévisions d'ensemble et si la dispersion de celles-ci est adéquate. La Figure 1.2 illustre des exemples des formes que peut prendre le diagramme de Talagrand. Dans le cas où le diagramme prend une forme en « U », cela indique que l'ensemble présente de la sous-dispersion. À l'inverse, il y a excès de variabilité lorsque le graphique prend la forme d'une cloche. Ainsi, une bonne représentation de la variabilité, telle que recherchée dans ce projet, sera représentée par un histogramme plat (Hamill, 2001). Ensuite, un test nommé ABDU (Average Bin Distance to Uniformity) permet, comme son nom l'indique, de déterminer la distance moyenne entre la valeur des fréquences observées par rapport à la fréquence uniforme et une certaine valeur prédéterminée. Ainsi, plus l'ABDU est grand, plus l'écart entre les données et le seuil d'uniformité est grand (Arsenault, Latraverse, et al., 2016). L'ABDU est calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$ABDU = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| s_k - \frac{M}{N} \right| \quad (1.7)$$

Où s_k représente le nombre d'occurrences dans la colonne k , M est le nombre de valeurs, dans le cas présent cela représente le nombre d'années et N est le nombre de colonnes de l'histogramme. Le terme M/N , soit la moyenne, est la valeur cible, c'est-à-dire lorsque l'ensemble est uniforme.

Parallèlement à la représentation de la variabilité par un histogramme, d'autres tests statistiques permettent de vérifier la distribution des centiles d'un ensemble, tel que le test de Kolmogorov-Smirnov. Ce test permet d'évaluer la distribution des membres de la prévision d'ensemble afin de déterminer si elle diffère de façon significative d'une distribution uniforme. (Yue & Rasmussen, 2002; Carpenter & Georgakakos, 2006; Arsenault, Latraverse, et al., 2016). Le rejet de l'hypothèse nulle par le test de Kolmogorov-Smirnov indique que la distribution n'est pas uniforme et qu'il y a donc matière à amélioration.

1.5 Objectifs de la recherche

L'objectif principal de cette étude est d'améliorer la représentation probabiliste des prévisions hydrologiques afin de retrouver une dispersion adéquate en utilisant des modèles hydrologiques simples et une combinaison de ceux-ci dans un contexte de modélisation multi-modèle, et ce, sans post-traitement des apports prévisionnels. Les objectifs secondaires sont de (1) déterminer si l'ajout des prévisions multi-modèle aux grands-ensembles classiques ajoute de la dispersion aux prévisions, (2) déterminer quels modèles simples sont les plus performants en prévision sur le bassin à l'étude, (3) vérifier la validité des conclusions sur plusieurs horizons temporels et (4) d'analyser la nécessité et l'impact de l'assimilation de données en prévision sur plusieurs horizons.

CHAPITRE 2

SECTEUR À L'ÉTUDE

Cette section présente le bassin versant sur lequel porte les travaux de la présente étude. Il sera alors question des propriétés du bassin, de sa localisation, ainsi que des données hydrométéorologiques utilisées.

2.1 Bassin versant

Le bassin versant choisi dans le cadre de cette étude est celui de la rivière Ashuapmushuan, faisant partie de la région hydrographique du Saguenay-Lac-Saint-Jean dans la province de Québec. Il s'agit d'un important affluent du lac Saint-Jean qui est en régime naturel, et donc non influencé par un barrage. Le bassin d'une superficie de 11 100 km² est très peu urbanisé et comprend une portion protégée, soit la Réserve faunique Ashuapmushuan.

Le choix du bassin repose sur deux critères principaux. Dans le cadre de ce projet en collaboration avec Rio Tinto, il allait de soi que le bassin versant à l'étude serait tiré de son parc de bassins versants où Rio Tinto détient les droits d'eau. De plus, comme la rivière Ashuapmushuan n'est pas harnachée, il est possible d'y observer un processus hydrologique plus naturel qu'un bassin exploité via un barrage. La Figure 2.1 montre la carte du bassin versant.

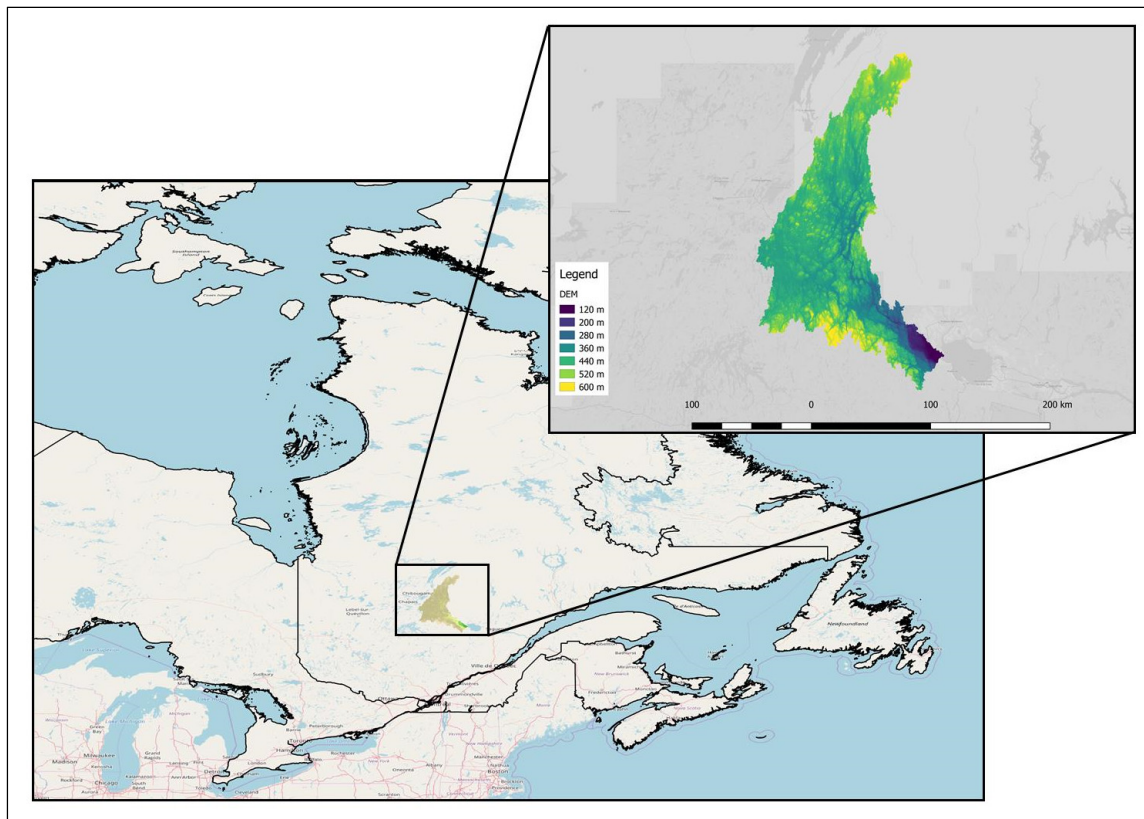


Figure 2.1 Localisation du bassin versant de la rivière Ashuapmushuan

2.2 Données hydrométéorologiques

Les données utilisées lors des différentes simulations proviennent de la base de données *Canadian model parameter experiment* (CANOPEX) (Arsenault, Bazile, et al., 2016). Adaptée de la base de données américaine US MOPEX (Q. Duan et al., 2006; Schaake et al., 2006), CANOPEX inclut des informations météorologiques, hydrologiques et les contours de 698 bassins versants au Canada. Les informations contenues dans cette base de données proviennent d'Environnement Canada et de Ressources naturelles Canada (RNCa). L'objectif du développement de cette base de données était de faciliter les études hydrologiques au Canada. Les données de RNCa présentent des certaines déficiences connues dans ce secteur, mais elles ont néanmoins été utilisées puisque celles-ci présentent des données complètes sur la météo. Ces déficiences portent généralement sur le fait que peu de stations de mesures sont présentes sur ce territoire.

Dans le cas du bassin versant de la rivière Ashuapmushuan, les données hydrométéorologiques disponibles s'étendent du 1^{er} août 1962 au 30 septembre 2007, au pas de temps journalier. Elles proviennent de la station « 061905 Ashuapmushuan (rivière) en aval de la rivière du Chef ». La superficie de l'aire drainée à cette station est de 11 100 km². La plage de données utilisées dans le cadre de ce projet est du 1^{er} janvier 1963 au 31 décembre 2001. Les six dernières années comportaient une grande quantité de données manquantes ce qui rendait les simulations incomplètes.

Les valeurs extraites de CANOPEX pour effectuer les simulations étaient les températures minimales, maximales et moyennes, les précipitations totales, le débit observé, les dates associées aux valeurs, la latitude ainsi que la superficie du bassin versant. Par la suite, ces valeurs ont été traitées afin de correspondre aux intrants requis pour chaque modèle utilisé.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE

L'objectif de ce chapitre est de détailler les étapes qui ont permis d'atteindre les objectifs, qui sont la raison d'être du projet. La prévision hydrologique, est une science complexe et chaque élément dans la simulation du processus doit être bien compris afin de bien en saisir les résultats et les limitations. En premier lieu, les modèles hydrologiques utilisés dans ces travaux seront abordés. Ensuite, il sera question des méthodes de calage, de l'assimilation des données et de la combinaison multi-modèle. Enfin, les prévisions d'ensemble ainsi que les tests statistiques utilisés seront décrits.

3.1 Description des modèles hydrologiques

Les modèles hydrologiques peuvent être divisés en plusieurs catégories, soit globaux ou distribués, ou encore conceptuels ou physiques (V. P. Singh & Woolhiser, 2002; Pechlivanidis et al., 2011). Les modèles globaux interprètent le bassin versant comme une seule tuile, de manière empirique, tandis que les modèles distribués sous-divisent le bassin versant afin de représenter ces fractions séparément avec des données hydrométéorologiques différentes. Dans le cadre de ce projet, les modèles sélectionnés représentent ce qui est actuellement utilisés opérationnellement dans l'industrie hydroélectrique. Les trois modèles globaux conceptuels qui ont été utilisés sont décrits dans les sections suivantes.

3.1.1 GR4J

GR4J (Génie rural à 4 paramètres - Journalier) est un modèle hydrologique conceptuel et global qui compte quatre paramètres (Perrin et al., 2003). Les intrants requis pour ce modèle sont les températures minimales et maximales, les précipitations liquides, l'évapotranspiration potentielle et l'aire du bassin versant. Puisque GR4J ne tient pas compte du processus hydrologique associé à la neige et à la fonte de celle-ci, le module supplémentaire CemaNeige a été utilisé (Valéry et al., 2014). Comportant 2 paramètres,

CemaNeige distingue les précipitations solides et liquides en fonction de la température. Il estime ensuite la fonte de la neige et ajoute cette lame d'eau aux précipitations liquides journalières. Il en résulte donc une nouvelle série de précipitations liquides qui peut être intégrée au processus hydrologique simulé par GR4J. Par ailleurs, l'évapotranspiration potentielle n'est pas une donnée qui est disponible dans la base de données utilisée. Elle a donc été calculée par la formule utilisée (3.1) qui est tirée des travaux de Oudin et al. (2005).

$$PE = \frac{R_e T_a + 5}{\lambda_p * 100} \text{ si } T_a + 5 > 0 \quad (3.1)$$

Où PE est l'évapotranspiration potentielle (mm/jour), R_e est la radiation solaire (MJ/m² par jour) qui dépend de la latitude et du jour Julien, λ_p est le flux de chaleur latente (MJ/kg) et T_a la température moyenne journalière (°C). Ainsi, une valeur d'évapotranspiration potentielle est calculée pour chaque jour créant alors un nouveau vecteur de données.

Une fois que tous les intrants ont été fournis au modèle, celui-ci peut alors démarrer la simulation. La structure de GR4J est basée sur deux réservoirs, soit un réservoir de production et un autre de routage. Le modèle évalue d'abord l'évapotranspiration potentielle et les précipitations afin de mettre à jour la quantité d'eau qui est ajoutée ou retirée du réservoir de production. Une partie de l'eau est également transmise dans le réservoir de routage, cela permet de représenter la percolation dans le sol. Les niveaux des réservoirs ainsi que les débits sont calculés à partir d'hydrogrammes unitaires qui permettent de simuler les processus physiques de ruissellement et d'infiltration de l'eau (Perrin et al., 2003; Le Lay, 2006).

3.1.2 MOHYSE

MOHYSE est un modèle hydrologique conceptuel et global qui compte une dizaine de paramètres à calibrer (V Fortin & Turcotte, 2006; Fortier-Fortin, 2011). Le modèle prend comme intrants la température moyenne, les précipitations solides et liquides, ainsi que la superficie et la latitude moyenne du bassin versant. Les précipitations solides s'ajoutent au

stock de neige et le reste est subdivisé dans des réservoirs simulant le processus hydrologique de ruissellement, d'évaporation et d'infiltration de l'eau. Développé d'abord dans un contexte académique à l'Université du Québec à Montréal, il est désormais également utilisé dans la littérature depuis plusieurs années (Arsenault et al., 2014; Ibarra Zavaleta et al., 2014). Ce modèle ayant besoin de peu d'éléments intrants, et spécifiquement pensé pour les climats nordiques, il était tout à fait adapté au projet. Son évapotranspiration potentielle (ÉTP) est calculée à l'interne suivant le bilan radiatif moyen de la Terre selon le jour de l'année et de la latitude du bassin versant.

3.1.3 HSAMI

HSAMI est également un modèle hydrologique conceptuel et global qui a été conçu au Québec par Hydro-Québec (Vincent Fortin, 2000). Il comporte 23 paramètres qui ont été calibrés. Les données nécessaires en intrant au modèle sont les températures minimales et maximales, les précipitations liquides et solides et la superficie. Le modèle tient compte des processus hydrologiques d'évapotranspiration, de l'accumulation et de la fonte de la neige, de l'infiltration et du ruissellement dans sa structure lors des simulations. Cela influence les deux hydrogrammes unitaires du modèle, soit un pour l'écoulement de surface et un second pour l'écoulement souterrain. À partir de ces hydrogrammes, le modèle génère des volumes d'eau dont le contenu évolue au pas de temps journalier.

3.2 Description des méthodes de calage

Afin de produire des simulations avec les différents modèles, les paramètres de ceux-ci nécessitent d'être calibrés. Le but de ce calage est d'ajuster les paramètres de ces modèles afin que leurs simulations représentent au mieux les conditions hydrologiques du bassin en se basant sur les données historiques de celui-ci. Il existe bien sûr des méthodes de calage manuel, soit par essai-erreur, mais l'utilisation d'un algorithme d'optimisation automatique est préférable. L'efficacité de ces algorithmes a d'ailleurs déjà été démontrée précédemment dans un contexte de modélisation hydrologique (Arsenault et al., 2014). Dans ce projet, c'est l'algorithme CMA-ES (Hansen & Ostermeier, 1996, 2001) qui a été utilisé. Sa rapidité

d'exécution et sa facilité d'utilisation en sont les principales raisons (Arsenault et al., 2014). Dans le cadre de cette étude, l'algorithme CMA-ES utilise la valeur du coefficient Nash-Sutcliffe (NSE, Nash et Sutcliffe, 1970) comme critère de performance lors du calage. La formule de NSE est décrite à l'équation suivante.

$$1 - NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - Q_{s,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{o,i} - \overline{Q_o})^2} \quad (3.2)$$

Où i est l'itérateur correspondant au nombre de valeurs de débits, Q_o le débit observé i , Q_s le débit simulé i et $\overline{Q_o}$ la moyenne des débits observés.

Les données utilisées en calage représentent la moitié de la plage disponible, soit de 1962 à 1985. L'autre moitié, soit les années 1986 à 2007, ont été utilisées en validation.

3.3 Assimilation des données

Avant même de débiter les simulations en prévision, certains états initiaux de chaque modèle utilisé ont été optimisés. De cette façon, le décalage initial entre l'hydrogramme observé et les simulations est réduit. Les états qui ont été optimisés représentent le niveau des différents réservoirs des modèles. Ces réservoirs sont des représentations de l'état d'humidité du sol et de l'écoulement en rivière. Le ruissellement, l'accumulation de neige, l'infiltration de l'eau dans le sol, l'eau stockée dans certaines zones du sol comme des aquifères par exemple. Ces représentations artificielles du système hydrologique sont donc ajustées avec l'optimisateur CMA-ES qui cherche à minimiser une fonction-objectif. Il s'agit ici du critère Nash-Sutcliffe (NSE) sur les 3 jours précédant la prévision (équation 1.1). L'assimilation de données a été effectuée pour chaque modèle de manière indépendante afin que les modèles démarrent tous aux mêmes états et aux mêmes débits. Un exemple d'assimilation des données est illustré à la Figure 1.3. Dans le processus d'assimilation, une fois que les variables d'états sont optimisées, une pondération est appliquée qui pénalise en fonction de la correction appliquée. Puisque leur influence sur la prévision est fonction du moment de l'année, certaines

corrections pourraient être inutilement élevées et contredire la physique du bassin versant. Par exemple, en avril, lors du début de la fonte du stock de neige, la variable qui représente ce stock de neige a une grande influence. À l'inverse, en juillet, cette variable devrait avoir une valeur très élevée pour influencer le résultat alors que ça ne fait pas de sens d'avoir une grande quantité de neige en été. Le Tableau 3.1 présente les variables d'états qui ont été assimilées selon le modèle et leur période d'influence. Dans le cas du modèle HSAMI, la variable sol représente la quantité d'eau dans la zone non-saturée. Elle a une plus grande influence durant l'été que l'hiver, puisqu'en hiver cette zone du sol est gelée. Ce sera plutôt la quantité d'eau dans la zone saturée du sol qui affectera davantage le débit en hiver, puisque c'est l'eau qui contribue au débit de base (Vincent Fortin, 2000).

Tableau 3.1 Variables d'états des trois modèles hydrologiques qui ont été optimisées en assimilation

	Été	Hiver
GR4J	Niveau réservoir production	Niveau réservoir routage
MOHYSE	Réservoir zone vadose	Réservoir aquifère
HSAMI	Sol	Nappe

3.4 Prévisions d'ensemble

Puisque chaque modèle simule différemment les processus hydrologiques, les hydrogrammes prévisionnels générés sont distincts d'un modèle à un autre même si les entrées météorologiques sont identiques. Ainsi, pour une même série de données météorologiques, il est possible de produire plusieurs prévisions d'ensemble en utilisant plusieurs modèles hydrologiques.

3.4.1 Période de prévision

Dans le cadre du présent projet, plusieurs durées de prévisions ont été étudiées. Ces durées sont 2 semaines, 1 mois, 3 mois et 6 mois. Les hydrogrammes produits permettent de déterminer le volume d'eau prévu sur chacune de ces durées. Ce volume d'eau dans le temps

est une information importante dans le cas de réservoirs hydroélectriques, où les gestionnaires se doivent de contrôler le niveau d'eau. Ces périodes ont été évaluées à partir de différents points de départ, soit le 1^{er} jour pour chaque mois dans l'année (1^{er} janvier, 1^{er} février, etc.). Ainsi, si la prévision débute en janvier, ou en juillet, par exemple, les différentes durées illustrent la situation sur une ou deux saisons, ou encore sur le moyen terme, comme pour un mois pluvieux ou la période de fonte. De plus, ces différents points de départ engendrent chaque fois une nouvelle assimilation de données qui débute trois jours avant la date de départ jusqu'à cette date (équation 1.1). Alors pour une prévision débutant au 1^{er} janvier, l'assimilation des données se fait du 29 décembre au 30 décembre de l'année précédente.

3.5 Combinaison multi-modèle

Les différents modèles hydrologiques permettent de produire plusieurs simulations, tel que mentionné précédemment. Cependant, il est possible de produire un ensemble de prévisions plus diversifié en combinant les différents modèles. Tel que détaillé dans les sections précédentes, la combinaison de ces modèles peut apporter un grand bénéfice aux prévisions quant à la dispersion des résultats. L'étape de la combinaison multi-modèle est donc un point important de ce projet.

La combinaison des trois modèles hydrologiques choisis dans cette étude a été faite selon la variante C de la méthode de pondération Granger-Ramanathan (GRC) (équations 1.2 à 1.6). Elle consiste en un algorithme qui cherche à minimiser l'erreur quadratique entre les débits observés et ceux simulés par les différents modèles. Les trois approches Granger-Ramanathan (A, B et C) définissent la pondération à l'aide d'un algorithme qui se base sur une méthode de régression linéaire (méthode des moindres carrés ordinaires ou MCO). L'objectif est alors de minimiser l'erreur quadratique moyenne. La méthode GRC se distingue par l'ajout d'un terme unique qui permet de corriger le biais. De plus, la somme des pondérations obtenues par la méthode GRC n'est pas contrainte d'être égale à 1.

Dans le cas de cette étude, ce sont les débits simulés en calage (années 1962 à 1985) qui ont été utilisés lors de la définition des poids attribués à chaque modèle. Une fois ces poids attribués, une nouvelle simulation multi-modèle est alors créée. Pour y parvenir, les trois modèles sont d'abord exécutés de manière indépendante, tel que décrit à la section précédente. Puis, les résultats ainsi obtenus sont combinés selon la pondération préalablement établie. La nouvelle séquence d'apports est donc la combinaison optimale des trois modèles individuels. Dans le cadre de ce projet, chaque membre de l'ensemble a ainsi été combiné, en appariant les modèles pour chaque scénario météorologique disponible. La Figure 3.1 détaille un exemple des étapes pour produire un débit simulé combiné (pondération GRC). La même méthodologie s'applique pour les autres années de scénario météo, ainsi que pour les autres durées étudiées dans ce projet (2 semaines, 3 mois et 6 mois).

3.5.1 Grand-ensemble et Super-ensemble

Chaque prévision d'ensemble créée par les modèles individuels permet de considérer une multitude de scénarios hydrologiques plausibles. Dans l'optique d'améliorer davantage la dispersion des prévisions, les différents ensembles produits par les trois modèles hydrologiques peuvent être combinés afin de créer un grand-ensemble. En regroupant ainsi tous les membres des trois prévisions d'ensemble, de l'incertitude est ajoutée au panache prévisionnel sans avoir recours à d'autres données météorologiques ou à d'autres simulations.

Par ailleurs, la combinaison multi-modèle détaillée précédemment permet de créer une nouvelle prévision d'ensemble (prévision GRC). En ajoutant cette quatrième prévision d'ensemble au grand-ensemble, un super-ensemble est alors constitué. La comparaison entre le grand-ensemble et le super-ensemble par l'entremise de différents tests statistiques a permis d'évaluer si l'ajout des prévisions multi-modèle à l'ensemble améliore ou non la qualité des prévisions.

La Figure 3.1 synthétise la méthodologie employée dans ce projet. Les boîtes bleues définissent les étapes vers les différents ensembles. La portion orangée représente les étapes en lien avec la pondération des modèles selon la méthode GRC, menant vers l'ensemble multi-modèle. Et enfin, les encadrés verts représentent les ensembles prévisionnels qui seront présentés dans les résultats au chapitre 4.

Figure 3.1 Schéma des étapes de la méthodologie

3.6 Tests statistiques

Afin d'évaluer l'amélioration de la dispersion des prévisions, les statistiques de celles-ci doivent être analysées. Les digrammes de Talagrand sont alors très utiles dans la vérification de la représentation des probabilités d'un ensemble. En effet, en comparant ainsi les différents ensembles de prévisions, il est possible d'évaluer leur uniformité. Les diagrammes de Talagrand sont construits selon les étapes suivantes :

- a. Pour une date et une durée en particulier, le volume prévu est calculé en effectuant une somme de tous les débits simulés;
- b. Le centile de ce volume est alors calculé selon la valeur de volume de toutes les autres années de données;
- c. L'intervalle des centiles (0 à 100) est ensuite subdivisé en un certain nombre de sous-intervalles. Selon la précision voulue, ce nombre sera plus ou moins grand. Pour le présent projet, des sections de 10 ont été choisies;
- d. Le nombre de fois qu'un centile se retrouve dans un sous-intervalle est alors calculé;
- e. Un histogramme de ce nombre est alors produit, soit le diagramme de Talagrand;
- f. Les étapes sont répétées pour chaque date de début de prévision, ainsi que pour chacune des quatre durées différentes étudiées dans ce projet.

Toutefois, les diagrammes de Talagrand peuvent parfois être difficiles à interpréter et à comparer dans les cas où ils divergent considérablement de l'uniformité, par exemple. C'est pour cette raison qu'un test statistique, celui de Kolmogorov-Smirnov, a été utilisé pour évaluer si les centiles des prévisions d'ensemble sont statistiquement issus d'une distribution uniforme. Le test d'ABDU est enfin utilisé pour quantifier l'écart par rapport à l'uniformité, c'est-à-dire la valeur moyenne ciblée de chaque colonne de l'histogramme.

CHAPITRE 4

RÉSULTATS

Ce chapitre expose les résultats obtenus lors des travaux de cette étude. Dans un premier temps, les résultats associés au calage et à la validation des modèles hydrologiques seront présentés. Ensuite, les processus de combinaison des modèles et d'assimilation des données seront abordés. Pour terminer, les différentes prévisions hydrologiques seront présentées.

4.1 Calage et validation

Le calage des modèles hydrologiques est essentiel afin d'obtenir des simulations représentatives du contexte hydrologique à l'étude. Dans un premier temps, le calage permet d'optimiser les paramètres des modèles, ce qui est essentiel lors de la modélisation pour que celle-ci s'harmonise avec le bassin à l'étude. La validation, quant à elle, applique les paramètres sur une autre plage de données de façon à confirmer la performance du calage. De cette façon, lorsqu'une prévision sera effectuée sur des données prédictives plutôt qu'historiques, une plus grande confiance sera placée dans les performances du modèle hydrologique.

Le calage des modèles a été effectué sur la moitié des données météorologiques disponibles du bassin versant de la rivière Ashuapmushuan, c'est-à-dire de 1962 à 1985. Par la suite, les paramètres déterminés en calage pour chaque modèle ont été validés sur la seconde portion des données météorologiques, soit de 1986 à 2001. Les données hydrométriques de 2002 à 2007 sont parsemées de trous et de données manquantes et ont donc été écartées de l'étude. La météo de cette période a, quant à elle, été conservée pour alimenter les prévisions ensemblistes (méthodologie ESP). Le calage et la validation des trois modèles ont été effectués une seule fois, au début du processus. Les paramètres obtenus ont donc été utilisés pour toutes les simulations du projet.

Le calage des modèles, tout comme la validation, a été basé sur le critère NSE. L'optimisateur CMA-ES avait comme objectif de minimiser la valeur 1-NSE, de façon à ce que le critère NSE se rapproche le plus possible de 1, soit la valeur maximale qu'il puisse atteindre. La qualité du calage est alors déterminée selon qualification de la performance du critère NSE présentée au Tableau 4.1. L'élaboration de la table a été basée sur les travaux de J. Singh et al. (2005) et N. Moriasi et al. (2007).

Tableau 4.1 Qualification de la performance du critère NSE
Adapté de N. Moriasi et al. (2007)

NSE	Qualification de la performance
< 0.3	Insatisfaisant
[0.3 - 0.4 [	Mauvais
[0.4 - 0.5 [	Faible
[0.5 - 0.6 [	Acceptable
[0.6 - 0.7 [	Bien
[0.7 - 0.85 [	Très bien
[0.85 – 1.0 [	Excellent
1.0	Parfait

Le Tableau 4.2 suivant présente les valeurs obtenues du critère NSE pour chaque modèle en calage ainsi qu'en validation. Dans le cas du calage, les paramètres des trois modèles présentent une excellente performance. Toutefois, en validation il est possible de constater une diminution de la performance, particulièrement dans le cas du modèle GR4J. Malgré cela, la performance reste acceptable dans le cas de ce modèle, tel qu'il est détaillé et analysé dans la discussion. Pour MOHYSE et HSAMI, leur performance se qualifie de très bien, et est également détaillée et analysée dans la discussion. La seconde colonne de validation est faite sur la même période que la première colonne de validation, mais cette fois en excluant la période problématique détectée en 1996. Ainsi, il est possible de constater l'amélioration de la performance de GR4J qui est significative.

Tableau 4.2 Valeurs du critère NSE pour chaque modèle en calage et en validation

Modèles	NSE en calage	NSE en validation	NSE en validation (excluant crue 1996)
GR4J	0.87	0.57	0.70
MOHYSE	0.86	0.73	0.74
HSAMI	0.87	0.71	0.74
Multi-modèle	0.88	0.64	0.73

Cette période problématique, soit la période de crue de l'année 1996, est représentée à la Figure 4.1. Il est alors possible d'y voir, en noir la courbe de débits observés et en rouge, violet et bleu les courbes de débits simulés pour les différents modèles. La pointe simulée par GR4J est alors bien plus importante que celles des deux autres modèles. Toutefois, les trois modèles simulent un volume d'eau similaire.

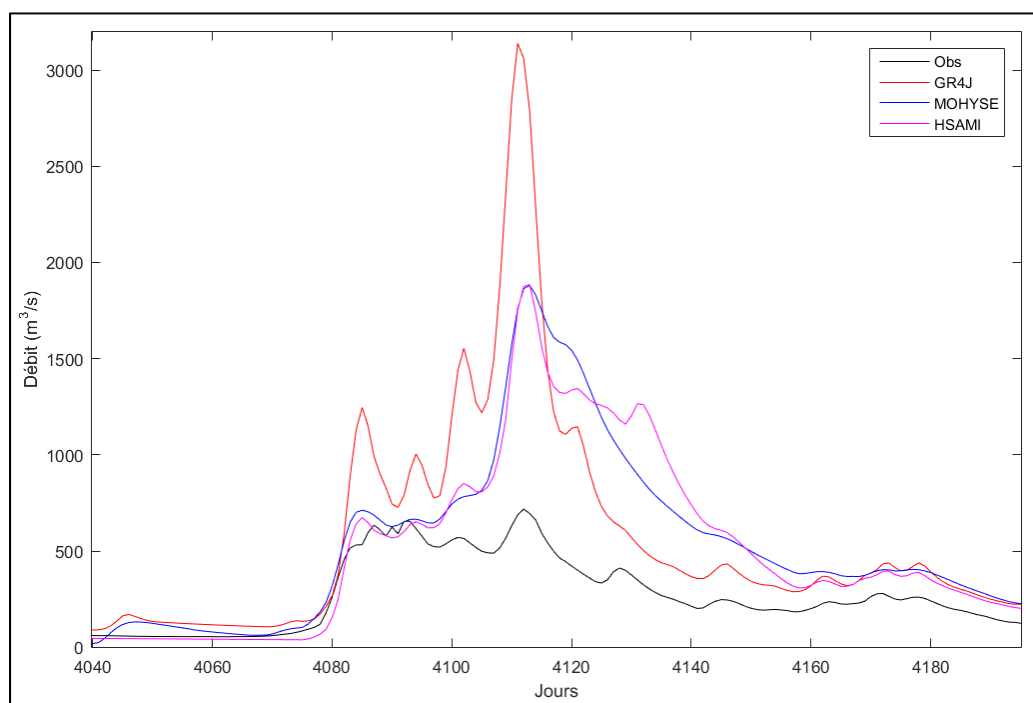


Figure 4.1 Courbes des débits simulés en validation pour la période de crue de 1996. Les jours représentent le nombre de jours depuis le début de la période de validation, soit le 19 février 1985.

4.2 Pondération GRC

Tel qu'il a été décrit précédemment, les modèles individuels ont été combinés de façon à créer un multi-modèle. La combinaison de ces modèles s'effectue par une pondération de ceux-ci. Le calcul des pondérations a été obtenu par la variante C de la méthode de Granger-Ramanathan en fournissant les valeurs des simulations obtenues lors du calage des modèles. Ainsi, il est possible de valider ce nouveau modèle sur la même période de validation que pour le calage des modèles individuels. Le critère NSE pour la pondération présentée au Tableau 4.3 est de 0.88 en calage, ce qui représente une excellente performance qui est comparable aux modèles individuels. Toutefois, le critère NSE en validation est plus faible, soit 0.64. Malgré cette diminution, le score reste bien pour la combinaison multi-modèle.

En pondérant les simulations, les modèles sont alors combinés de façon à minimiser le biais avec les données observées. Puisque les modèles hydrologiques ne sont pas parfaits, soit en surestimant ou en sous-estimant les valeurs de débit sur des horizons divers, la combinaison peut permettre de contribuer à améliorer le panache prévisionnel. La méthode permet également de corriger les biais même si les modèles sont biaisés dans le même sens (positif ou négatif) puisqu'elle peut appliquer des poids négatifs. Les modèles ont donc été exécutés de façon indépendante avant d'appliquer la pondération préalablement définie aux simulations.

Tableau 4.3 Pondérations obtenues par la méthode GRC pour chaque modèle et le biais associé à la pondération

GR4J	MOHYSE	HSAMI	Biais (m ³ /s) (W ₀)
0.25	0.21	0.54	7.48

La valeur de la pondération pour chaque modèle n'est pas nécessairement reliée au biais des simulations produites par ce même modèle. Il s'agit de trouver l'équilibre qui fera en sorte

que la simulation pondérée comporte une erreur quadratique moyenne minimale avec les données observées.

4.3 Assimilation des débits

La Figure 4.2 montre l'effet de l'assimilation dans le cas de prévisions. Il est possible de constater que l'assimilation permet de corriger le biais initial présent lors de la prévision et que la prévision débute au bon endroit, c'est-à-dire en concordance avec l'état observé du bassin versant. Dépendamment de la période de l'année, ce biais peut avoir un impact majeur. Par exemple, en janvier, un biais important se maintient jusqu'au début de la fonte de la neige puisque la récession hivernale n'est alimentée que par un seul processus hydrologique, soit le tarissement de la nappe phréatique. Il est donc primordial de corriger ce biais initial afin de maximiser les chances d'obtenir une prévision raisonnable.

4.4 Prévisions hydrologiques

Dans le cadre de ce projet, les ensembles de prévisions produits servent à estimer les volumes de ruissellement probables à l'exutoire du bassin versant sur divers horizons. En se basant sur cette information, les gestionnaires de barrages hydroélectriques peuvent prendre des décisions qui concernent la gestion adéquate et optimale de l'eau des réservoirs. Comme les réservoirs hydroélectriques contiennent des quantités d'eau colossales, la gestion de ces volumes s'échelonne sur quelques jours à plusieurs mois. L'horizon principal visé par cette étude est le long terme, par exemple au niveau saisonnier, mais les horizons à moyen terme (2 semaines à 2 mois) ont également été explorés.

Les prévisions d'ensemble permettent de visualiser l'incertitude reliée à la prédiction d'événements hydrologiques. L'objectif visé en utilisant les données météo historiques était donc d'obtenir un grand nombre de scénarios possibles de débits à l'exutoire du bassin versant pour ces longs horizons, ce qui exclut la possibilité de prendre la prévision météo d'Environnement Canada. Ensuite, puisque chaque modèle simule différemment le processus

hydrologique, une incertitude reliée à la modélisation s'ajoute. Ainsi, en utilisant plusieurs modèles, et une combinaison de ceux-ci, plusieurs ensembles de prévisions ont été produits.

4.4.1 Hydrogrammes prévisionnels

Les hydrogrammes prévisionnels sur une période de 6 mois (Figure 4.2 et Figure 4.3) montrent une bonne performance des modèles individuels. En effet, la courbe de débits observés (en rouge) se situe à l'intérieur du panache prévisionnel (en gris). L'intervalle de la prévision était donc représentatif pour cette année de données observées. Cependant, dans le cas présenté à la Figure 4.2, les modèles MOHYSE et HSAMI surestiment légèrement le débit, tandis que GR4J ne présente pas de biais notable. Dans le cas de la Figure 4.3, les trois modèles individuels suivent cette tendance de surestimation de manière plus évidente. C'est aussi le cas du multi-modèle, mais de façon moins prononcée. Visuellement, les hydrogrammes du grand-ensemble et du super-ensemble montrent une bonne dispersion des prévisions, et ce, dès les premières semaines, contrairement aux modèles individuels. Puis, vers le 4^e mois, une certaine uniformité s'installe entre les divers ensembles.

Cependant, le biais observé des différents ensembles dans le cas de la Figure 4.3 n'est pas nécessairement le même d'une année à l'autre. Certaines années, le biais inverse se produit, soit une sous-estimation de la part des modèles individuels. C'est d'ailleurs le cas pour l'hydrogramme prévisionnel sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} janvier 1974 présenté à l'ANNEXE I à la Figure-A I-3. Néanmoins, certaines années le biais est moins marqué, et l'hydrogramme prévisionnel présente une bonne dispersion, comme le cas présenté à la Figure-A I-4 de l'ANNEXE I.

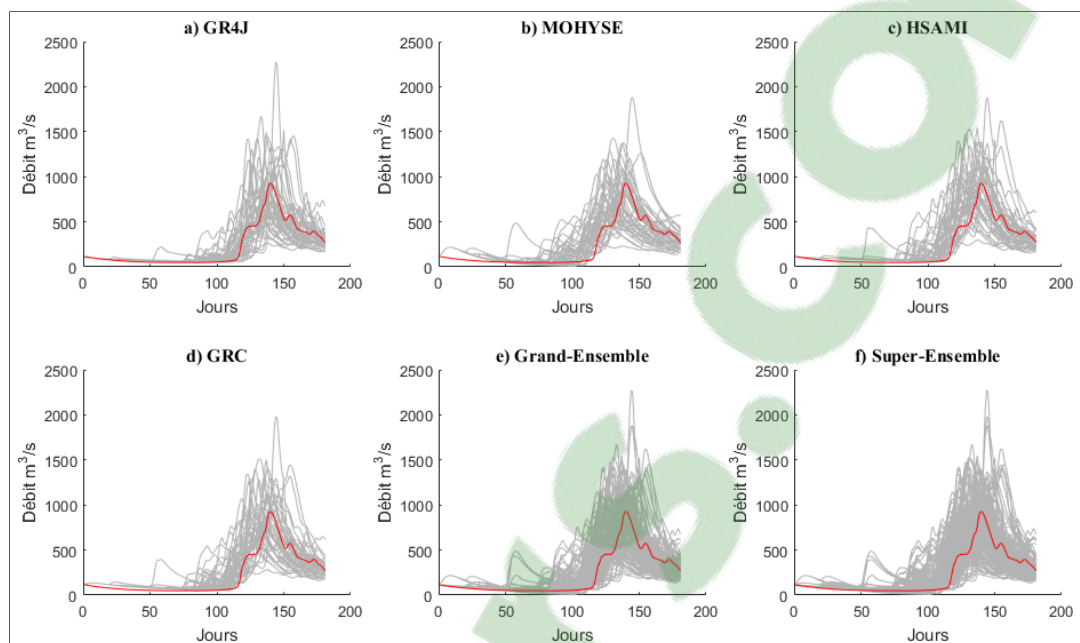


Figure 4.2 Hydrogrammes prévisionnels sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} janvier 1985. La courbe en rouge représente le débit observé pour l'année 1985, tandis que les courbes en gris sont les débits historiques pour la même période.

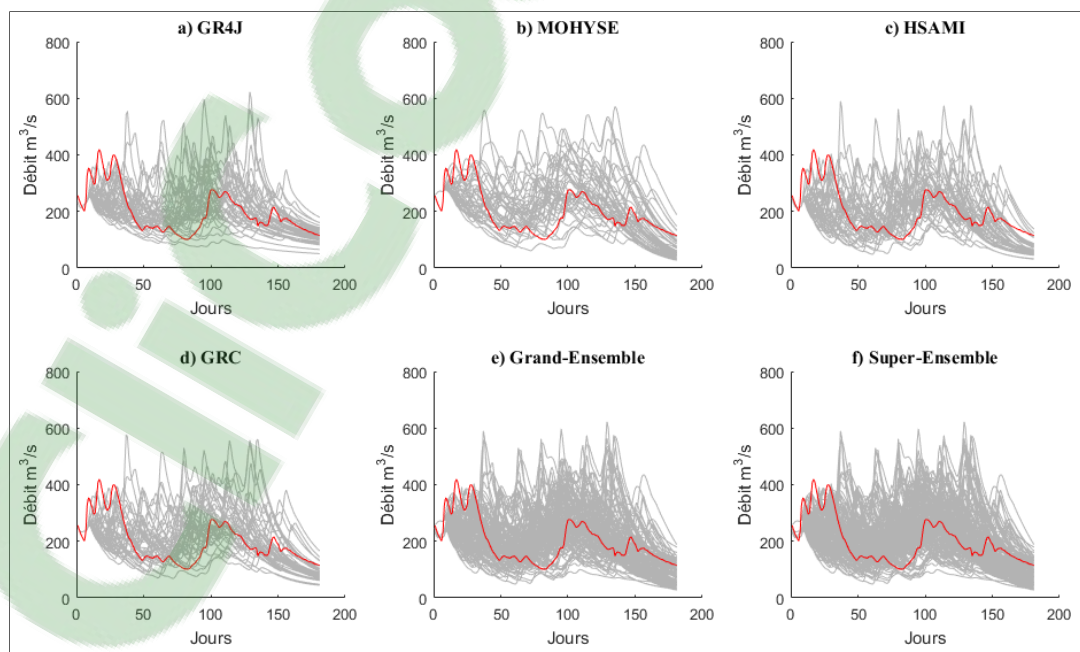


Figure 4.3 Hydrogrammes prévisionnels sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} juillet 1985. La courbe en rouge représente le débit observé pour l'année 1985, tandis que les courbes en gris sont les débits historiques pour la même période.

4.4.2 Prévisions à partir du 1^{er} janvier

Les diagrammes de Talagrand permettent de visualiser et analyser l'uniformité des prévisions d'ensemble pour les modèles individuels, le multi-modèle et les combinaisons des ensembles. Dans un premier temps, la Figure 4.4 illustre les diagrammes de Talagrand pour une durée de 2 semaines à partir du 1^{er} janvier. Un biais est notable pour les trois modèles individuels de même que de la sous-dispersion des membres pour les ensembles de MOHYSE, HSAMI et du multi-modèle. Néanmoins, en combinant ces ensembles en un grand-ensemble et un super-ensemble, le biais s'atténue et une meilleure uniformité s'observe, tel qu'est confirmé par les scores ABDU.

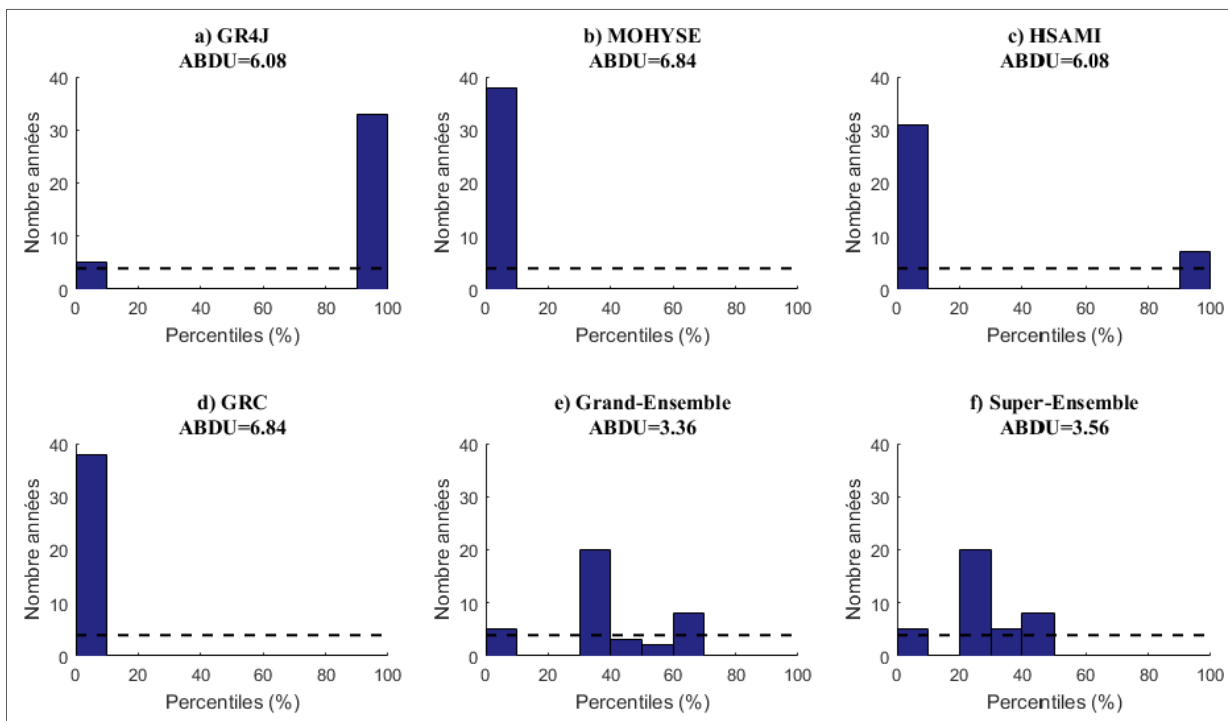


Figure 4.4 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 2 semaines à partir du 1^{er} janvier

Dans le cas des diagrammes de Talagrand de la Figure 4.5, soit pour un horizon de 1 mois, le biais est toujours présent pour les ensembles individuels. La combinaison de ces ensembles

semble améliorer légèrement la dispersion, mais sans pour autant atteindre l'uniformité des probabilités.

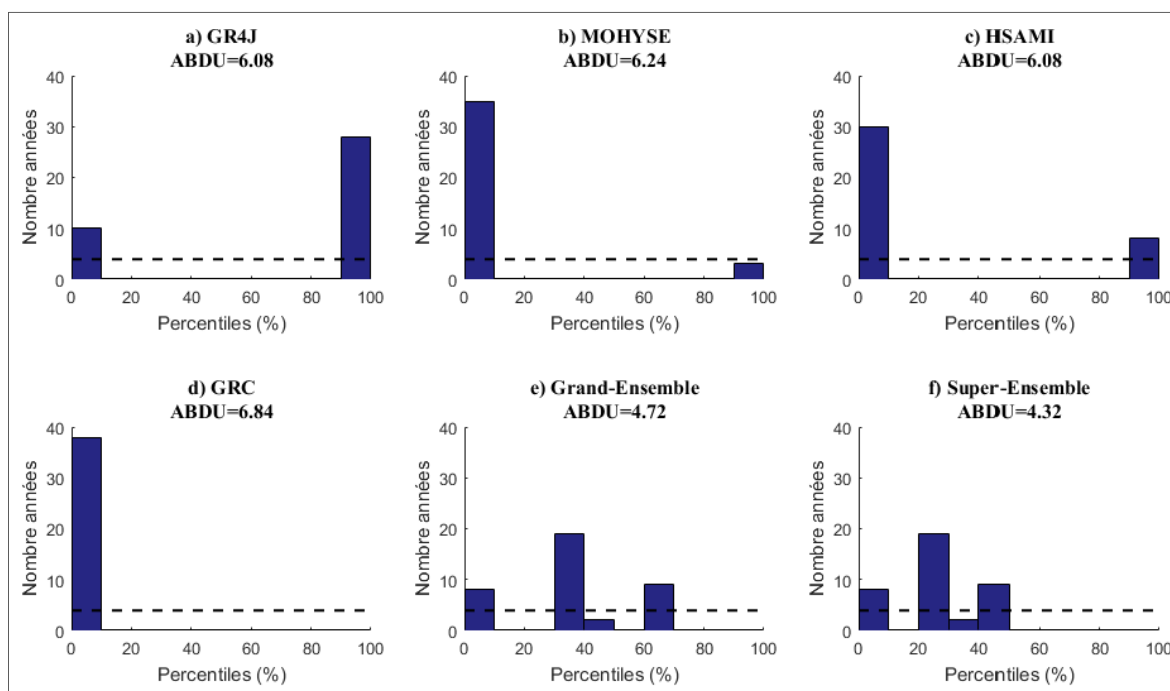


Figure 4.5 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 1 mois à partir du 1^{er} janvier

Aux figures 4.6 et 4.7, qui présentent les horizons de 3 et 6 mois, les résultats sont nettement meilleurs qu'aux horizons précédents. Dans le cas de l'horizon de 3 mois, un biais reste présent, mais grandement inférieur avec un ABDU plus bas et une distribution des probabilités plus étalée. Cependant, le biais des trois ensembles individuels se reflète fortement sur l'ensemble GRC. Puis les trois modèles combinés présentent un biais positif, il est alors évident que peu importe la pondération des ensembles, le multi-modèle présentera un biais équivalent. Tandis que si les modèles étaient biaisés différemment les uns des autres, la combinaison de ceux-ci pourrait possiblement corriger ce biais. Dans le cas des ensembles combinés, le biais s'amenuise et une meilleure variabilité y est obtenue. Pour ce qui est de l'horizon de 6 mois, l'ensemble de GR4J présente le meilleur résultat avec un ABDU de 1.96. Ce modèle semble donc bien s'adapter aux conditions du bassin versant avec le temps.

Les deux autres modèles simples sont également meilleurs dans cet horizon, mais le biais reste bien présent, surtout pour HSAMI. Ce biais a un grand impact sur le multi-modèle puisque l'ensemble de HSAMI a le plus grand poids en pondération (Tableau 4.3). Cela a également un impact sur le super-ensemble qui présente une uniformité légèrement inférieure à celle du grand-ensemble.

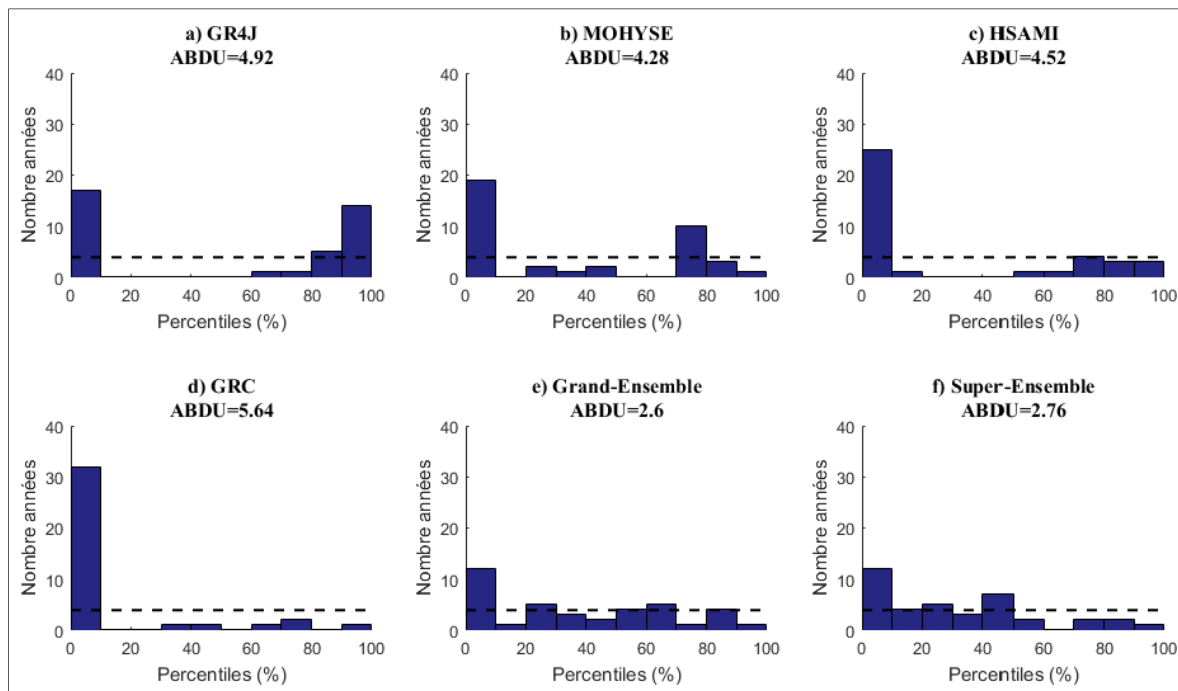


Figure 4.6 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 3 mois à partir du 1^{er} janvier

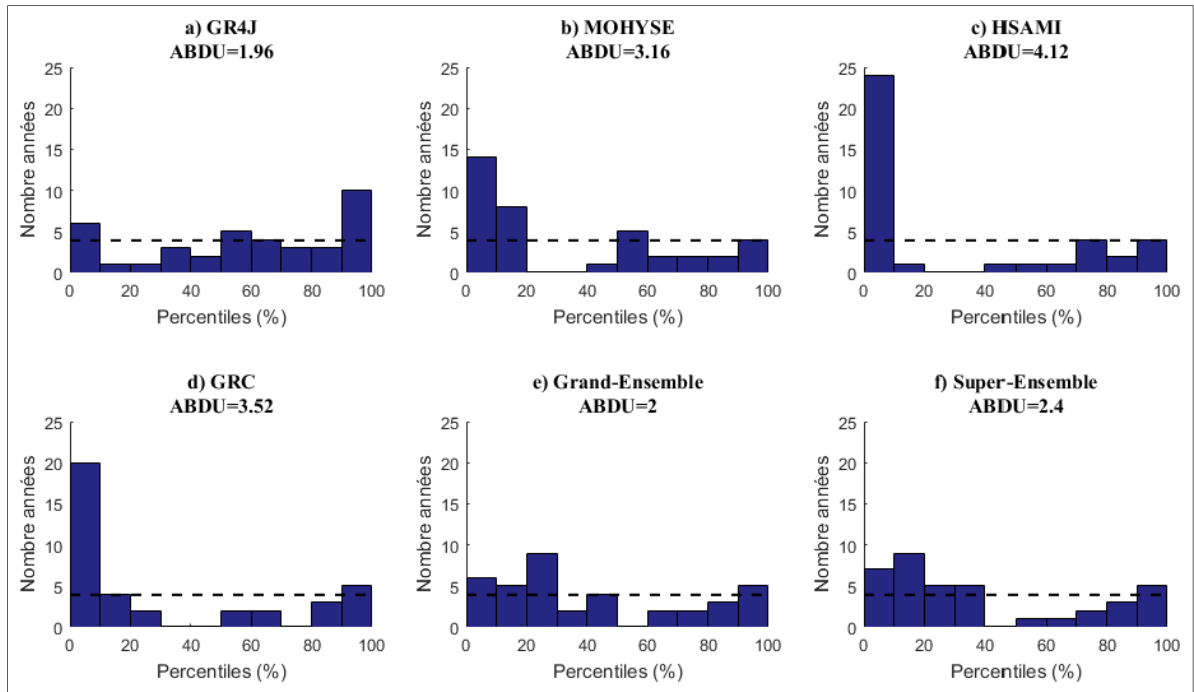


Figure 4.7 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} janvier

Généralement, il est possible de constater que plus la durée de la prévision s'allonge, plus les ensembles des modèles simples présentent une uniformité des probabilités. Cependant, l'ajout du multi-modèle n'est pas nécessairement bénéfique lors de la combinaison des ensembles pour les semaines et les mois d'hiver et de printemps.

4.4.3 Prévisions à partir du 1^{er} juillet

Comme pour les prévisions à partir du 1^{er} janvier, cette section aborde les résultats sur les différents horizons des prévisions. Dans ce cas-ci, il est plutôt question des mois plus chauds de l'été et de l'automne.

Dans un premier temps, à la Figure 4.8, les ensembles des trois modèles simples sont biaisés, tout comme il a été possible de le voir précédemment à la Figure 4.4. Toutefois, les biais ne sont pas tous positifs ou négatifs. Ainsi, en combinant les ensembles dans le grand-ensemble, le biais s'atténue grandement et améliore la dispersion des prévisions. Par contre, comme la

plus grande partie du poids de la pondération multi-modèle est attribué aux modèles MOHYSE et HSAMI, et qu'ils sont tous deux biaisés positivement, l'ensemble multi-modèle est alors fortement biaisé de la même manière. Cela s'observe également sur le grand-ensemble qui a une uniformité inférieure au super-ensemble, et qui présente même un léger biais positif.

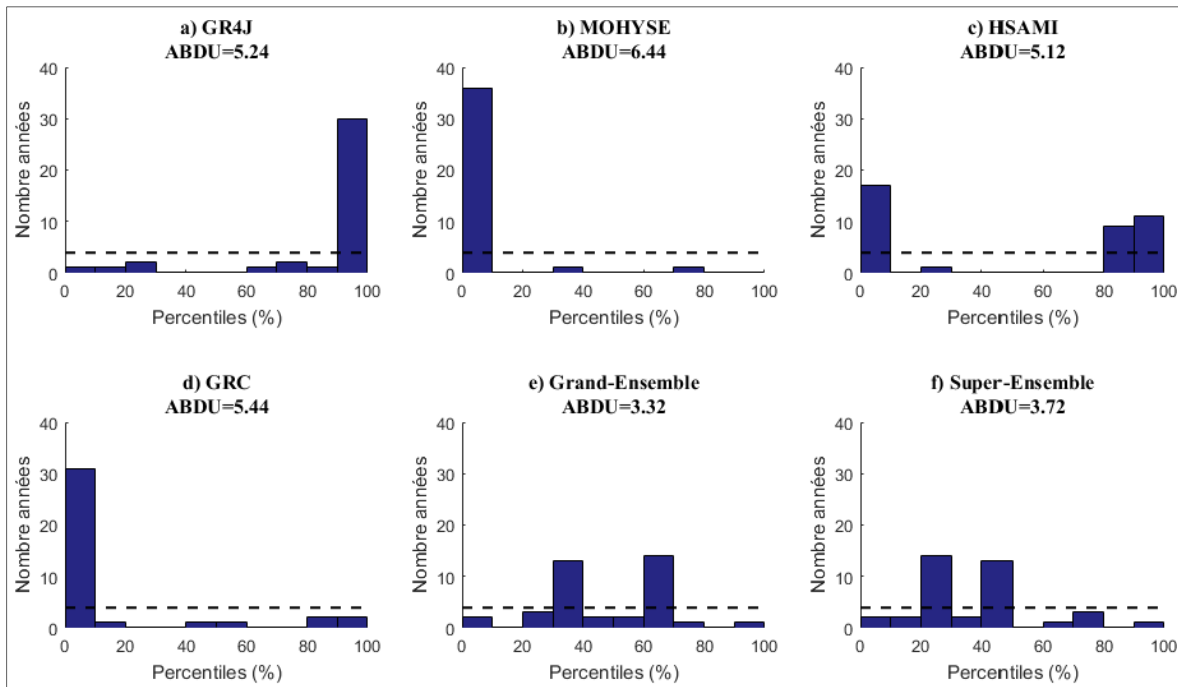


Figure 4.8 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 2 semaines à partir du 1^{er} juillet

À la Figure 4.9, le biais est toujours présent pour les ensembles de GR4J et de MOHYSE. Dans le cas de l'ensemble de HSAMI, la sous-dispersion s'atténue en comparaison avec l'horizon de 2 semaines. Malgré cette bonne performance de HSAMI, le multi-modèle reste plutôt biaisé par le poids de l'ensemble de MOHYSE. Pour ce qui est de la combinaison du grand-ensemble, l'uniformité y est nettement améliorée, avec un ABDU nettement inférieur qu'à la Figure 4.8. La combinaison qui inclut l'ensemble multi-modèle, soit le super-ensemble, est légèrement mieux dispersée que le grand-ensemble. L'apport de l'ensemble multi-modèle serait donc un gain dans ce cas.

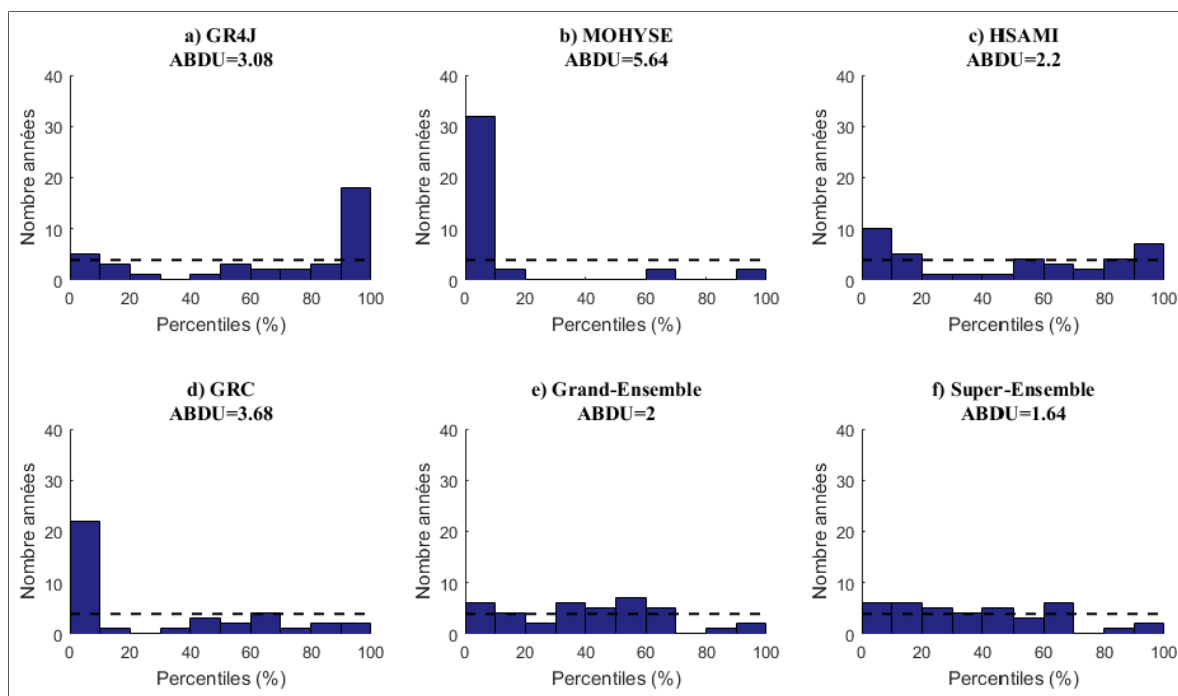


Figure 4.9 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 1 mois à partir du 1^{er} juillet

Pour l'horizon de trois mois (Figure 4.10), un biais subsiste dans le cas de l'ensemble de MOHYSE. En se basant sur les horizons précédents, MOHYSE aurait donc tendance à surestimer le volume d'eau. Pour les autres ensembles, le biais est moins marqué. De plus, les combinaisons du grand-ensemble et du super-ensemble offrent de bonnes dispersions. Dans le cas du super-ensemble, l'ajout des membres du multi-modèle fait une différence positive sur la variabilité de l'ensemble. En comparant avec la Figure 4.7, soit l'horizon de 3 mois pour les mois d'hiver, avec la Figure 4.10 pour les mois d'été, l'ajout de l'ensemble multi-modèle semble améliorer davantage l'uniformité en saison estivale. Les différents modèles individuels GR4J et HSAMI semblent également moins biaisés lors des mois chauds où les précipitations sont liquides qu'en hiver où les précipitations sont solides et ne contribuent donc pas au débit à l'exutoire du bassin versant.

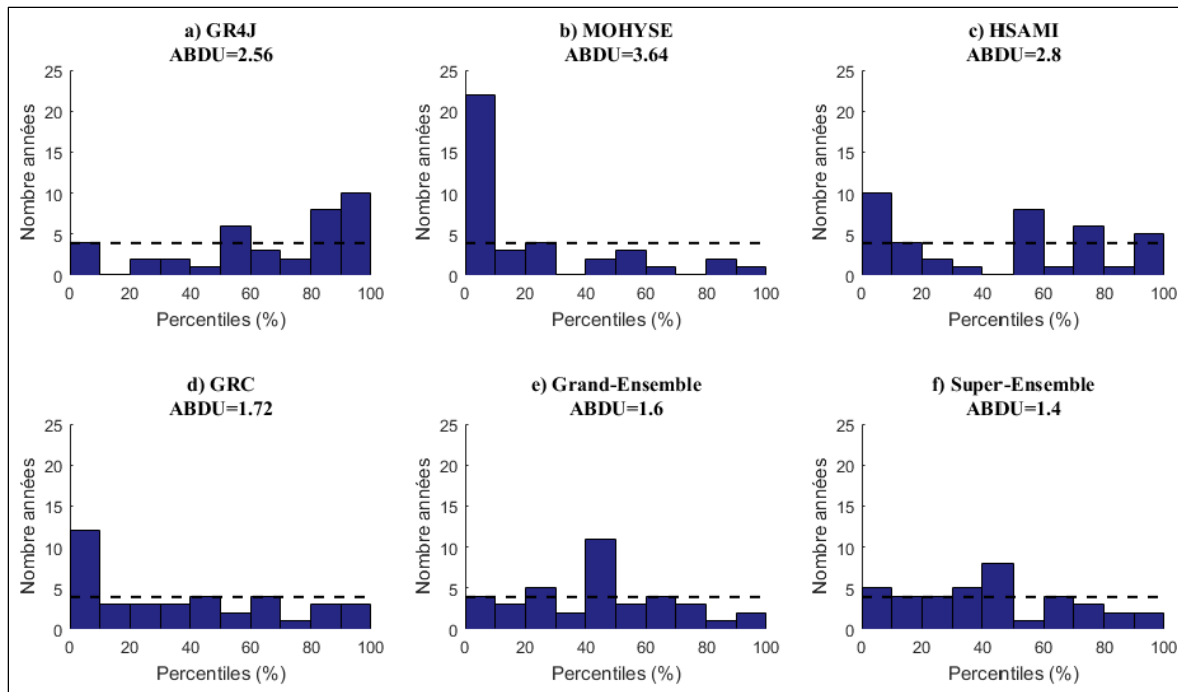


Figure 4.10 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 3 mois à partir du 1^{er} juillet

Finalement, les ensembles sur un horizon de 6 mois présentés à la Figure 4.11 illustrent généralement une meilleure uniformité qu'aux horizons précédents. Les centiles des trois modèles simples sont mieux répartis et l'uniformité du multi-modèle s'en voit également meilleure. Tout comme pour les horizons précédents, le super-ensemble a un score ABDU plus bas que le grand-ensemble ce qui démontre le bénéfice ajouté par l'ensemble multi-modèle.

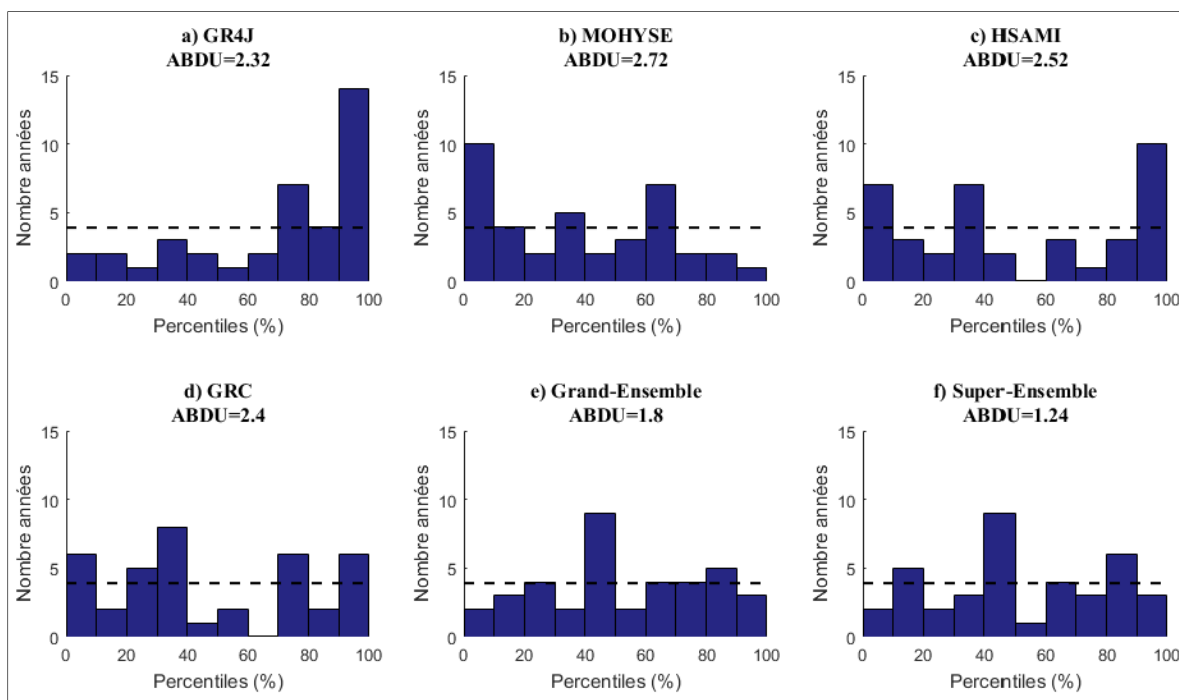


Figure 4.11 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} juillet

En règle générale, les prévisions s'étendant sur un plus long horizon présentent une amélioration de leur dispersion. De la même manière, le biais des modèles individuels est amenuisé. Cela s'accorde avec les résultats de la section précédente (Prévisions à partir du 1^{er} janvier). Cependant, la dispersion était meilleure dans les cas où les précipitations sont sous forme liquide, soit pour les prévisions débutant le 1^{er} juillet, car le modèle a davantage de levier pour traiter l'abondance que les faibles débits.

Dans les diagrammes de Talagrand présentés à l'ANNEXE II, les résultats sont similaires à ceux présentés précédemment, c'est-à-dire qu'ils présentent une amélioration de la dispersion des prévisions et de la correction du biais lorsque la durée des prévisions augmente.

4.4.4 Test de Kolmogorov-Smirnov

Tel que mentionné dans les sections précédentes, l'analyse du diagramme de Talagrand ne peut pas être complète par une simple analyse visuelle de celui-ci. C'est pourquoi certains tests statistiques sont employés pour s'assurer d'avoir une analyse la plus complète et objective possible. Précédemment, le test de l'ABDU a été abordé, mais un autre test a été utilisé, soit celui de Kolmogorov-Smirnov. Ce test compare une distribution uniforme théorique avec la distribution empirique des centiles des prévisions présentée dans les diagrammes de Talagrand. Le résultat de ce test est binaire, c'est-à-dire qu'il donnera comme résultat 0 dans le cas d'une distribution uniforme et 1 si la distribution n'est pas uniforme. Le Tableau 4.4 présente les résultats de ce test sur les différents ensembles.

Tableau 4.4 Résultats du test Kolmogorov-Smirnov sur la distribution
des différents ensembles

	GR4J				MOHYSE				HSAMI				Multi-modèle				Grand-ensemble				Super-ensemble			
	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois
1 ^{er} janvier																								
1 ^{er} février																								
1 ^{er} mars																								
1 ^{er} avril																								
1 ^{er} mai																								
1 ^{er} juin																								
1 ^{er} juillet																								
1 ^{er} août																								
1 ^{er} septembre																								
1 ^{er} octobre																								
1 ^{er} novembre																								
1 ^{er} décembre																								

Légende

	si uniforme
	si non uniforme

Conformément aux scores ABDU, l'uniformité des ensembles s'améliore avec la longueur des horizons en analysant les résultats du test de Kolmogorov-Smirnov, particulièrement

pour les prévisions qui débutent lors des mois plus chauds où les précipitations sont sous forme liquide. De plus, la distribution des combinaisons d'ensembles, soit le grand-ensemble et le super-ensemble, est également plus uniforme. Par ailleurs, il est possible de constater que certains ensembles individuels présentent des distributions uniformes. L'analyse de ces résultats sera approfondie dans la discussion.

CHAPITRE 5

DISCUSSION

La prévision hydrologique est un processus qui permet d'obtenir des informations nécessaires à la bonne gestion des ressources en eau. C'est d'autant plus vrai dans le cas des réservoirs hydroélectriques, où les enjeux monétaires et de la sécurité sont mis en avant-plan. Ainsi, ce chapitre se veut une analyse des résultats obtenus lors de la présente étude. Il sera alors question de mettre en lumière les limitations ainsi que l'apport dans la littérature. Chaque aspect étudié dans le projet sera analysé afin d'évaluer son impact dans les prévisions compte tenu des objectifs établis.

5.1 Comparaison des performances des modèles individuels

Chaque modèle hydrologique simule le processus complexe du cycle de l'eau d'une certaine manière. Dans l'optique d'obtenir des simulations représentatives de ce qui est observé, ainsi que de faire un choix judicieux des modèles à utiliser, la qualification de la performance des modèles est une étape essentielle.

Le calage des modèles permet de déterminer des paramètres représentant au mieux les états et les processus physiques du bassin versant. Une validation de ces paramètres permet de s'assurer de la bonne performance du modèle et des paramètres déterminés par le calage. C'est le critère NSE qui a été utilisé pour cette évaluation, tel que présenté au Tableau 4.1. Les valeurs de NSE sont sensiblement les mêmes pour les trois modèles. Cependant, ce n'est pas le cas en validation sur la deuxième moitié des données météorologiques, où GR4J présente une moins bonne performance que les deux autres modèles. Cela peut s'expliquer par les événements météorologiques survenus durant la période de validation qui peuvent être plus difficiles à simuler pour GR4J. En analysant cette période qui s'étend de février 1985 à septembre 2007, c'est la période de crue de 1996 qui perturbait le plus la performance de GR4J en validation. En retirant cette période de crue de la plage de données utilisées en validation, la performance de GR4J s'est nettement améliorée. Tel qu'il est possible de le

constater sur la Figure 4.1, la pointe générée par GR4J est bien plus importante que pour les deux autres modèles. Ainsi, malgré qu'un volume d'eau similaire ait été simulé par les trois modèles, l'écart de la courbe de GR4J par rapport à celle des débits observés est bien plus pénalisante, et qui résulte en une valeur NSE nettement inférieure aux autres modèles.

De surcroît, le contexte climatique et météorologique entre les périodes de calage et de validation peut être différent. Les changements climatiques peuvent être possiblement un facteur qui occasionne ce phénomène. Il est donc attendu que la performance des modèles hydrologiques soit moindre en validation qu'en calage, puisque la validation s'effectue avec des données plus récentes, donc possiblement plus impactés par les changements climatiques ou des anomalies dans les données hydrométéorologiques. Le surparamétrage peut également être la cause d'un tel écart entre le calage et la validation (Wagener et al., 2007; Hrachowitz et al., 2013). Cela peut se produire lorsqu'un modèle possède un très grand nombre de paramètres ce qui fait en sorte que lors du calage, l'optimisation représente moins le processus hydrologique mais plutôt cherche à reproduire mathématiquement une séquence précise. Ainsi, en utilisant une autre séquence de données, la performance sera moins intéressante car les courbes seront différentes mathématiquement même si le processus hydrologique reste similaire. Cependant, dans le cas du modèle de GR4J, comme il ne comporte que quatre paramètres, cela serait plutôt surprenant. Il en va de même pour MOHYSE qui ne comporte que 10 paramètres. Toutefois, le phénomène de surparamétrage peut avoir eu un impact dans le cas du modèle HSAMI qui comporte 23 paramètres, mais étant donné sa forte performance en validation cela reste hypothétique et il n'y a aucune raison de croire que ce fût le cas.

Dans le but de comprendre pourquoi les valeurs de NSE en calage et en validation pour le modèle GR4J présentaient un plus grand écart, plusieurs essais ont été faits sur les périodes de calage et de validation. Dans un premier temps, les données météorologiques ont été analysées afin de déceler un ou plusieurs événements exceptionnels, tel qu'une grande pluie par exemple. De grandes quantités de précipitations ont été découvertes dans la deuxième moitié des années 90. Cela représente des événements historiques observés au Québec, tel

que le déluge du Saguenay (1996). En recoupant la période de validation pour ne compter que les années précédentes à ces événements, la valeur de NSE en validation ne s'améliorait toujours pas. C'est donc par essai erreur qu'il a été découvert que c'est une période de quelques semaines dans les environs du mois d'avril 1996 qui posait problème. Des recherches plus approfondies du modèle pourraient déterminer la cause du décrochage de GR4J dans ce cas alors que rien dans les données hydrométéorologiques ne laisse présager, à première vue, qu'il s'agisse d'une situation problématique. À noter cependant que cet événement de 1996 n'avait aucun impact sur le critère NSE dans le cas de MOHYSE et de HSAMI.

Nonobstant l'écart entre la performance en calage et en validation, la performance des modèles présentée au Tableau 4.2 reste appropriée pour poursuivre le projet et pour rester confiant sur les résultats qui en découlent.

Une fois les prévisions effectuées pour une date de départ particulière, des diagrammes de Talagrand ont été produits. De cette manière, l'éventail des probabilités associées à ces prévisions peut alors être analysé visuellement. Afin de comparer les différentes prévisions d'ensemble, la valeur du test ABDU a été utilisée. Le Tableau 5.1 présente les ensembles individuels ayant obtenu le meilleur score ABDU selon l'horizon et la date de début des prévisions.

Tableau 5.1 Ensembles individuels ayant obtenu les meilleurs scores ABDU selon l'horizon de la prévision et le début de celle-ci

	2 semaines		1 mois		3 mois	6 mois
Janvier	GR4J	HSAMI	GR4J	HSAMI	MOHYSE	GR4J
Février	GR4J	HSAMI	GR4J	HSAMI	HSAMI	MOHYSE HSAMI
Mars	GR4J	HSAMI	HSAMI	HSAMI	HSAMI	HSAMI
Avril	HSAMI		GR4J	HSAMI	HSAMI	HSAMI
Mai	GR4J		HSAMI	MOHYSE	MOHYSE	MOHYSE
Juin	GR4J		GR4J	GR4J	GR4J	GR4J
Juillet	HSAMI		HSAMI	GR4J	GR4J	GR4J
Août	GR4J	HSAMI	GR4J	GR4J	MOHYSE	MOHYSE
Septembre	HSAMI		HSAMI	HSAMI	MOHYSE	MOHYSE
Octobre	HSAMI		HSAMI	GR4J	GR4J	GR4J
Novembre	HSAMI		HSAMI	MOHYSE	GR4J	GR4J
Décembre	GR4J	HSAMI	GR4J	MOHYSE	GR4J	GR4J

À la suite de cette analyse, il est possible de constater que les ensembles prévisionnels de GR4J et HSAMI ont des performances similaires quant à la distribution des probabilités, soit leurs scores ABDU. C'est particulièrement vrai dans le cas des horizons de 2 semaines et de 1 mois. Pour les horizons de 3 mois et 6 mois, les ensembles prévisionnels de MOHYSE s'améliorent. Pour ce qui est de l'uniformité, le test de Kolmogorov-Smirnov appliqué sur les différents ensembles ne montre pas qu'un ensemble individuel se démarque plus qu'un autre. Les quatre ensembles sont très peu uniformes, surtout sur les horizons de 2 semaines et de 1 mois. Toutefois, l'uniformité s'améliore légèrement sur l'horizon de 6 mois. Cela peut s'expliquer du fait que les modèles ont eu suffisamment de temps de simulation pour que leurs états ne soient plus impactés par les conditions initiales du modèle, mais plutôt par la météo observée qui sert à faire les calculs des simulations. L'analyse des différents ensembles selon la durée et la période dans l'année des prévisions sera vue aux sections 5.5 et 5.6.

5.2 Performance de la pondération des modèles selon la méthode GRC en prévision

La performance du multi-modèle a aussi été comparée à celle des modèles individuels en calage et en validation à l'aide du critère NSE. La performance en calage était alors

légèrement meilleure que tous les modèles individuels. Ce résultat est attendu puisque lors de la pondération des modèles, l'objectif est de trouver la meilleure combinaison des modèles pour obtenir une meilleure représentation des données observées. Ensuite, tout comme les modèles individuels, la performance du multi-modèle en validation diminue. Puisque la pondération est appliquée sur les débits des modèles individuels comportant une certaine incertitude, ce résultat n'est donc pas surprenant. De plus, la pondération a d'abord été optimisée sur une certaine période, soit celle du calage, alors que la période de validation comporte certainement des événements météorologiques différents. Il est également important de noter la problématique rencontrée en validation avec le modèle GR4J. Comme sa pondération a été déterminée en calage, où le modèle performait bien, et qu'en validation celui-ci présentait une baisse d'efficacité, il est attendu que cela ait un impact sur la performance du multi-modèle. Néanmoins, le critère NSE en validation démontre que la performance du multi-modèle présente est bonne sur d'autres périodes de simulation. Ainsi, tout comme pour les modèles individuels, l'utilisation du multi-modèle reste un choix approprié considérant les performances en calage et validation.

D'autres essais ont été faits avec des périodes de validation différentes afin d'évaluer la performance en validation du multi-modèle. En trouvant la période qui permettait au modèle de GR4J d'obtenir un critère NSE de 0.65, le critère NSE du multi-modèle s'en voyait également amélioré avec une valeur de 0.74. En effectuant cette vérification, il a été possible de confirmer que GR4J comme le multi-modèle présentaient de bonnes performances et restaient de bons choix pour poursuivre l'étude.

Tout comme dans le cas des modèles individuels, l'ensemble de prévisions du multi-modèle (GRC) pris seul ne présente pas une meilleure dispersion et uniformité. En effet, l'ensemble compte le même nombre de membres, soit 38 membres alimentés par la météo historique. Cette conclusion s'accorde avec les résultats présentés par Coulibaly et al. (2005). Il est donc possible de constater que l'impact du nombre de membres dans un ensemble comme dans le cas du grand-ensemble ou du super-ensemble est plus important que l'impact de la correction du biais des modèles individuels par la méthode de pondération GRC. Le Tableau 5.2

présente le rang obtenu par l'ensemble multi-modèle selon les scores ABDU des ensembles individuels (GR4J, MOHYSE, HSAMI et Multi-modèle).

Tableau 5.2 Rang de l'ensemble multi-modèle selon les scores ABDU des quatre ensembles individuels

	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois
Janvier	2	3	4	3
Février	2	3	2	3
Mars	3	4	3	3
Avril	3	3	2	3
Mai	2	2	2	2
Juin	3	3	1	2
Juillet	3	3	1	2
Août	2	3	1	1
Septembre	3	1	1	2
Octobre	2	3	2	3
Novembre	2	1	3	4
Décembre	1	2	2	3

Il est possible de constater que l'ensemble prévisionnel du multi-modèle (GRC) n'est pas systématiquement meilleur que les modèles simples. Cela ne permet pas de démontrer que la pondération des modèles simples en un multi-modèle est une méthode robuste pour améliorer la dispersion des prévisions hydrologiques. En observant les horizons de 3 mois et 6 mois où le multi-modèle obtient de meilleurs scores ABDU, il est possible que cela ne provienne pas nécessairement de la combinaison multi-modèle mais plutôt du fait que les modèles simples sont eux-mêmes meilleurs sur ces périodes. C'est d'ailleurs ce qui est ressorti de l'étude de Weigel et al. (2008), où la combinaison multi-modèle présente une bonne dispersion si les modèles individuels sont bien dispersés. Ainsi, en combinant des modèles présentant des meilleures performances, il est attendu que cette combinaison soit également meilleure. La même chose s'observe durant la période plus chaude de l'année. Dans ce cas, les modèles individuels semblent mieux performer que durant les mois plus froids. Le multi-modèle bénéficie donc de cette performance. Ici encore, l'analyse des différents ensembles selon la durée et la période dans l'année des prévisions sera vue aux sections 5.5 et 5.6. Néanmoins, il

il y a lieu de se demander si d'ajouter de la complexité avec une combinaison multi-modèle est réellement essentielle puisque le gain est marginal.

5.3 Impact du grand-ensemble (versus les modèles individuels)

Chaque modélisation comporte une certaine incertitude due au fait que la simulation du processus hydrologique n'est pas parfaite. Dans certains cas, les modèles individuels surestimaient ou sous-estimaient en comparaison aux volumes observés. Ainsi, il existe un biais pour chacun de ces ensembles individuels. Dans le but d'ajouter de la variabilité au panache prévisionnel, ces ensembles individuels ont été combinés afin d'obtenir un grand-ensemble comportant 114 membres plutôt que les 38 des ensembles individuels. En procédant ainsi, la représentation probabiliste des événements hydrologiques permet d'inclure certains extrêmes issus des modèles qui peuvent sous-estimer ou surestimer la réalité. En effet, puisque chacun des modèles présente un certain biais, positif ou négatif, ils peuvent chacun couvrir une partie du spectre de l'incertitude totale que les autres modèles n'auraient pas pu couvrir. En combinant ces extrêmes positifs et négatifs, l'étendue des probabilités est couverte davantage. De plus, les données historiques sont souvent limitées, comme dans le cas du bassin Ashuapmushuan. En utilisant différents modèles qui simulent différemment les conditions hydrologiques, il est possible d'obtenir une multiplication des scénarios plausibles.

Tel que soulevé dans la section 5.1, la performance du grand-ensemble est nettement supérieure aux autres ensembles, soit pour la correction de la sous-dispersion des probabilités et l'uniformité de celles-ci. De plus, même dans les cas où un ensemble individuel, ou la combinaison super-ensemble présente une meilleure performance, le grand-ensemble présente une bonne performance. Force est de constater que la multiplication des membres d'un ensemble par l'ajout de prévisions de différents modèles est bénéfique pour la distribution des probabilités, ainsi que sur le biais de celles-ci, tout comme dans les travaux de Velázquez et al. (2011).

5.4 Impact du super-ensemble

Dans le cas du super-ensemble, les ensembles individuels et celui du multi-modèle ont été combinés. Dans le cas de l'ensemble multi-modèle, la pondération appliquée aux simulations des modèles est faite de façon à optimiser le nouvel ensemble créé. Tout comme pour le grand-ensemble, l'ajout du multi-modèle permet de multiplier le nombre de simulations en conservant les mêmes données météorologiques historiques. Le super-ensemble compte alors 152 membres.

Tout comme ce qui a été observé pour le grand-ensemble, l'ajout des membres du multi-modèle permet d'accroître la variabilité des prévisions en comparaison aux ensembles individuels. Néanmoins, le super-ensemble n'est pas nécessairement toujours meilleur que le grand-ensemble malgré son nombre supérieur de membres. Cela peut s'expliquer en partie par l'incertitude reliée à la pondération des modèles individuels pour créer le multi-modèle. En effet, la pondération a été déterminée sur la première moitié des données historiques, soit la période de calage. Ainsi, lorsque cette pondération est utilisée sur les années subséquentes à cette période, la performance peut s'en voir diminuée. De plus, la pondération a été déterminée sur une durée grandement supérieure à celle des prévisions qui varient de 2 semaines à 6 mois. Cette durée peut donc avoir un certain impact sur la performance.

Par ailleurs, la combinaison des prévisions d'ensembles individuelles dans un grand-ensemble ou super-ensemble permet d'obtenir un meilleur score ABDU que les ensembles individuels, tel que résumé au Tableau 5.3. C'est aussi le cas pour le test d'uniformité de Kolmogorov-Smirnov, tel que présenté au Tableau 4.4. Ainsi, l'incertitude apportée par les ensembles des trois modèles et du multi-modèle ajoute de la variabilité et permet de corriger, du moins partiellement, le biais de l'éventail des probabilités et la sous-dispersion de celles-ci. Il est donc vrai de dire que la combinaison des ensembles de prévisions des modèles individuels en grand-ensemble ou super-ensemble permet de bonifier la variabilité de prévisions d'ensembles. C'est d'ailleurs la conclusion à laquelle Velázquez et al. (2011) parvient à ce sujet.

Tableau 5.3 Ensembles individuels et combinés ayant obtenu les meilleurs scores ABDU selon l'horizon de la prévision et le début de celle-ci

	2 semaines	1 mois	3 mois	6 mois
Janvier	Grand-ensemble	Super-ensemble	Grand-ensemble	GR4J
Février	Super-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble	Super-ensemble
Mars	Grand-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble	Super-ensemble
	Super-ensemble			
Avril	Super-ensemble	GR4J	Super-ensemble	Super-ensemble
Mai	Super-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble
Juin	Super-ensemble	Grand-ensemble	Super-ensemble	Grand-ensemble
Juillet	Grand-ensemble	Super-ensemble	Super-ensemble	Super-ensemble
Août	Super-ensemble	Grand-ensemble	Super-ensemble	Super-ensemble
Septembre	Super-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble
Octobre	Super-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble
Novembre	Super-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble	Grand-ensemble
Décembre	Super-ensemble	Super-ensemble	Super-ensemble	Grand-ensemble

5.5 Périodes

Il a été démontré dans les sections précédentes que les modèles individuels performant moins bien que la combinaison de ceux-ci en grand-ensemble et super-ensemble de façon globale. Cependant, il est intéressant de s'attarder à la performance selon le moment dans l'année où ces prévisions sont effectuées. Le bassin versant de la rivière Ashuapmushuan étant situé au Québec, les saisons ont un grand impact sur le débit observé à l'exutoire. En effet, en hiver les précipitations sont généralement sous forme solide, et au printemps, le stock de neige fond et entraîne la crue printanière caractéristique du type de climat présent au Québec.

Au printemps et en été, les combinaisons d'ensembles démontrent une meilleure variabilité des résultats en général. C'est également le cas en hiver et en automne, mais de manière moins marquée, particulièrement pour la saison hivernale. Les prévisions débutant lors des mois plus froids seraient plus difficiles à modéliser, surtout lorsque les modèles changent de saison vers une diminution du débit. En effet, dans la région du bassin versant à l'étude, les précipitations solides peuvent débuter en octobre et se poursuivent durant plusieurs mois. Ce

changement, en comparaison des mois chauds de l'été, semble avoir un impact sur l'uniformité.

Un élément est également ressorti du lot, soit les mois de décembre et janvier. Toutes les prévisions faites à partir de ces mois présentaient des résultats en sous-dispersion pour tous les ensembles, individuels ou combinés. De la sous-dispersion était également présente pour les autres mois d'hiver. Toutefois, à partir du mois de mars, la dispersion et l'uniformité des résultats s'améliore graduellement, tel qu'observable aux figures de l'ANNEXE II. Les modèles ont donc une certaine difficulté à représenter tout l'éventail de probabilités en hiver. Cela peut s'expliquer par les informations météorologiques historiques qui sont limitées, c'est-à-dire que certaines données, surtout pour faire l'assimilation, ne sont pas disponibles, comme la quantité de neige au sol par exemple, si le volume de la crue est inclus dans l'horizon prévisionnel. Le sous-captage de la précipitation solide peut également entraîner des déviations dans l'estimation des volumes de fonte. Les hivers en milieux nordiques sont caractérisés par des redoux très rares et peu de variabilité hydrologique. Tous les modèles doivent donc se coller à l'observation, sinon la dispersion sera automatiquement mauvaise.

5.6 Durée

Quatre durées prévisionnelles ont été étudiées durant ce projet, soit 2 semaines, 1 mois, 3 mois et 6 mois. Ces horizons comportent des caractéristiques différentes entre elles et cette section est consacrée à analyser leurs impacts sur la performance des ensembles de prévisions.

Pour la plus courte durée, soit 2 semaines, la quantité de membres des ensembles a le plus grand impact. En effet, l'ensemble présentant la meilleure dispersion est le super-ensemble, suivi du grand-ensemble. Puisque le temps de prévision est court, les états initiaux des modèles individuels ont une grande influence sur la prévision. Le biais de chaque ensemble individuel étant alors plus présent, la combinaison de ces ensembles semble améliorer la variabilité.

Par ailleurs, lorsque la durée de prévision s'allonge, soit 1 mois et 3 mois, l'impact relié au nombre de membres de l'ensemble s'atténue. Dans un premier temps, pour la durée de 1 mois, l'ajout du multi-modèle n'a pas d'impact sur la qualité de l'ensemble. Le grand-ensemble et le super-ensemble présentent des performances similaires. De plus, les ensembles individuels présentent une meilleure dispersion à l'échelle d'un mois et les diagrammes de Talagrand se rapprochent plus de l'uniformité sur cet horizon. Cette tendance des ensembles individuels s'accroît pour la durée de 3 mois. Toutefois, cela est vrai quand la comparaison est faite par rapport aux quatre ensembles individuels, car le grand-ensemble reste le meilleur, suivi du super-ensemble et des modèles individuels. Selon les saisons, tel que discuté précédemment, le meilleur ensemble change. Ce phénomène peut s'expliquer par le fait que les états des modèles ont eu le temps de s'ajuster et leur biais initial de s'atténuer et que les phénomènes naturels apportent parfois assez de variabilité pour compenser. Puis, dans le cas de la durée de 6 mois, c'est le grand-ensemble qui ressort comme étant le plus performant. Malgré cela, le super-ensemble présente une très bonne performance, similaire au grand-ensemble. De plus, tel qu'il est possible de le voir sur les diagrammes de Talagrand présentés au chapitre 4, plus la durée s'allonge, meilleurs sont les ensembles, incluant ceux des modèles individuels. Ce phénomène s'accorde avec les travaux de Thibault et Anctil (2015).

5.7 Importance de l'assimilation des données

L'assimilation des données, tel que vu à la section 3.3, est une étape importante dans le processus de prévision de la présente étude. Un bon exemple de son impact positif sur les états initiaux des modèles est démontré à la Figure 1.3. Cependant, l'impact sur les prévisions s'illustre bien sur les hydrogrammes des prévisions de la Figure 4.2. En effet, sans assimilation, les prévisions s'en verraient décalées par le biais occasionné par la différence entre les états initiaux des modèles et les états du bassin versant. L'assimilation inclut aussi, lorsque possible, l'intégration d'observations terrain pour aider le modèle à trouver un état plus représentatif. La Figure 5.1 montre un exemple pour la même date et la même durée que celles présentées à la Figure 4.2, mais cette fois sans assimilation.

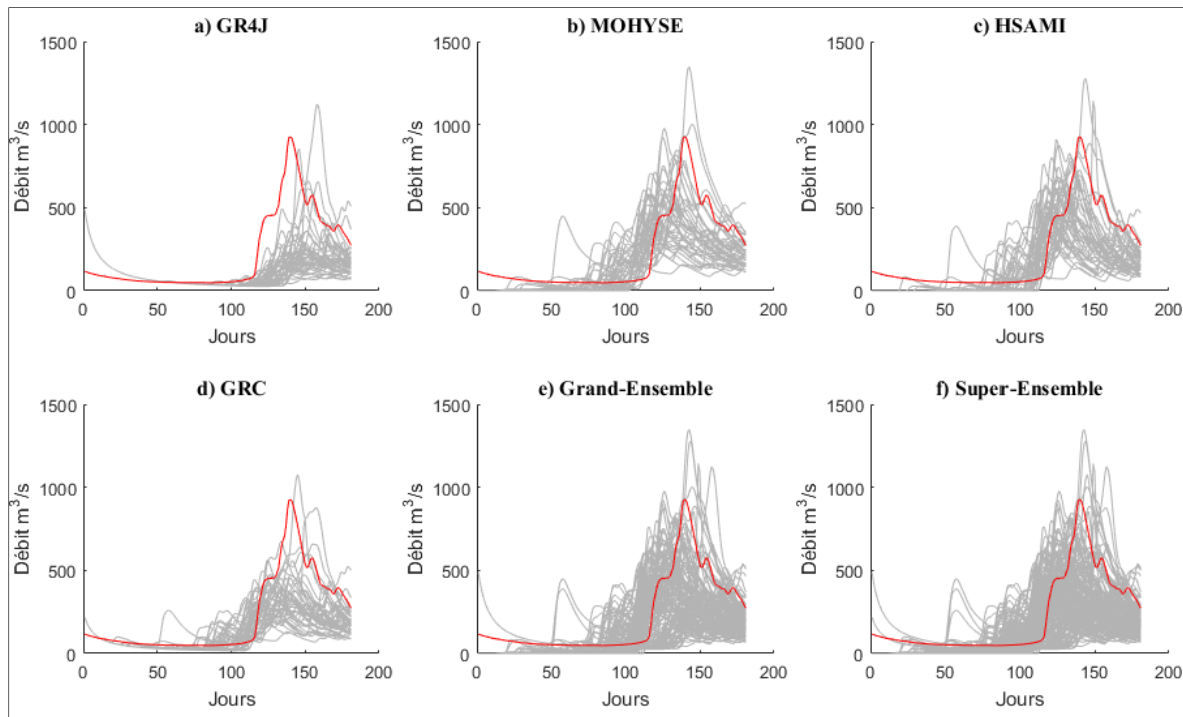


Figure 5.1 Hydrogrammes prévisionnels sans assimilation des données sur 6 mois à partir du 1^{er} janvier 1985

Les modèles finissent par atténuer le biais sur une plus longue durée, mais l'écart en comparaison aux prévisions faites avec l'assimilation est non négligeable. Sur les premiers jours et même les premières semaines, puisque les précipitations sont généralement solides, le biais est difficilement corrigé par les modèles. Par exemple, le modèle GR4J comporte des états initiaux au premier jour de prévision trop élevés, ce qui cause des prévisions surestimées. Ceci démontre l'importance d'utiliser l'assimilation de données pour la prévision hydrologique, spécialement sur les courts horizons. Sur les plus longues périodes, l'assimilation semble avoir tout de même un impact possiblement causé par la modification des niveaux des réservoirs qui influencent les performances des modèles.

5.8 Utilisation de débits synthétiques (assimilation parfaite)

Un essai a été effectué où, plutôt que de comparer les prévisions avec les données observées, celles-ci ont été comparées avec des débits synthétiques. La motivation à utiliser cette

méthode était d'éliminer le biais des débits observés et de passer outre l'assimilation. Les débits synthétiques sont obtenus en utilisant les données météorologiques observées comme intrants au modèle pour produire cette simulation. De cette façon, un débit synthétique sera produit pour chaque modèle, éliminant ainsi tout biais initial et court-circuitant la nécessité de procéder à l'assimilation de données. Par contre, il n'est pas possible d'obtenir de débit synthétique pour comparer le grand-ensemble ou le super-ensemble, car par définition ils n'ont pas d'états initiaux qui leur sont propres.

Cependant, cette méthode ne s'est pas avérée utile dans cette étude car les diagrammes de Talagrand obtenus étaient pratiquement tous uniformes. Il n'était donc pas possible d'utiliser cette stratégie pour mieux comprendre l'apport du multi-modèle en prévision.

5.9 Limitations

Les travaux présentés dans cette étude portaient sur le bassin versant de la rivière Ashuapmushuan, un affluent important du lac Saint-Jean. Les résultats obtenus dans le projet sont donc limités spatialement. Il est important d'en tenir compte en vue d'un projet futur sur un ou plusieurs bassins versants ayant des caractéristiques différentes à celui étudié. Le climat nordique et le type de relief sont des exemples de caractéristiques à considérer. De plus, les durées et les périodes choisies dans le cadre de ce projet étaient limitées. Les conclusions entre les différents horizons pourraient être différentes.

Ce projet présente également des limitations en lien avec la quantité de données météorologiques et hydrologiques historiques disponibles. Comme le panache prévisionnel est construit selon ces données, plus la série disponible est grande, plus la variabilité de probabilités sera diversifiée. De plus, il est important que la qualité de ces données soit satisfaisante afin de réduire l'incertitude reliée à celles-ci, tel qu'il a été soulevé aux sections 1.1.2 et 1.1.3. Et puis, seulement certaines données étaient disponibles. D'autres données observées, comme la neige, ou encore l'humidité du sol, par exemple, aurait pu être utilisées, entre autres, en assimilation. De ce fait, la méthode d'assimilation qui a été employée dans

cette étude a pu influencer les résultats. Il est possible qu'en utilisant d'autres méthodes, tel que les Filtres de Kalman, ou encore les Filtres Particulaires, les conclusions aient été différentes (Weerts & Serafy, 2006). Il aurait été possible d'utiliser d'autres sources de données que la météo historique, tel que les modèles de météo à long terme ou des générateurs de climat. Par ailleurs, des prévisions météorologiques d'ensemble auraient également pu être utilisées (Petit, 2008) si elles avaient été disponibles sur une durée historique raisonnable.

Par ailleurs, les modèles utilisés représentent également une limitation dans ce projet. GR4J, MOHYSE et HSAMI sont des modèles globaux simples. Comme chaque modèle simule différemment le processus physique du cycle de l'eau, il est possible que les résultats divergent de ceux présentés dans cette étude. L'utilisation d'un autre type de modèle, tel qu'un modèle distribué, pourrait aussi influencer les résultats. De plus, d'autres fonctions-objectifs auraient pu être utilisées (RMSE par exemple). Dans ce projet, une seule, soit le critère NSE, a été utilisée. L'utilisation d'une ou plusieurs autres fonctions-objectifs pourrait changer la performance des modèles et donner des résultats différents. D'ailleurs, un seul calage a été fait pour toutes les prévisions. Une incertitude liée aux paramètres subsiste donc, et ceux-ci pourraient ne pas être adaptés à la période sur laquelle les prévisions ont été effectuées.

Finalement, les différents ensembles étudiés représentaient uniquement le volume des apports. En étudiant un autre élément, comme les hydrogrammes continus, les résultats et les conclusions auraient possiblement été différents. D'autres tests tels que les scores de Brier et CRPS (Continuous Ranked Probability Score), etc. auraient sans doute révélé des informations pertinentes pour informer les gestionnaires de systèmes hydriques. Il serait donc intéressant d'aborder une ou l'autre de ces limitations dans de futurs projets.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'eau est une ressource essentielle dans plusieurs domaines d'activités. Au Québec, cette ressource est, entre autres, utilisée dans la production d'hydroélectricité. Afin d'optimiser cette ressource de façon sécuritaire, cette ressource se doit d'être gérée le plus efficacement possible. L'objectif central de l'étude présentée dans ce projet était d'améliorer la dispersion probabiliste des prévisions hydrologiques du bassin versant de la rivière Ashuapmushuan afin que les utilisateurs de ces prévisions aient une connaissance plus juste des volumes d'eau à venir. Pour y parvenir, cette étude propose une approche qui compare des ensembles de prévisions de trois modèles hydrologiques globaux et conceptuels, soit GR4J, MOHYSE et HSAMI, d'un multi-modèle composé d'une pondération des trois modèles simples, ainsi que des combinaisons de ces ensembles.

Tout d'abord, les modèles hydrologiques ont été calibrés et assimilés à l'aide des données historiques. D'autres sources de scénarios météorologiques auraient pu être utilisés, et offriraient des résultats possibles différents de ceux obtenus. Les prévisions ont ensuite été produites sur quatre horizons (2 semaines, 1 mois, 3 mois et 6 mois) à partir de chaque mois et ce, pour chaque année de données hydrométéorologiques historiques disponibles. Des ensembles de ces prévisions ont finalement pu être réalisés pour chaque horizon et période. L'étude de d'autres horizons constitue un autre point de départ pour des recherches futures. De plus, aucun post-traitement des prévisions n'a été appliqué. Dans un contexte où le post-traitement serait utilisé, il serait intéressant d'observer son impact sur les prévisions hydrologiques d'ensembles.

Ces travaux ont permis de démontrer que généralement, les combinaisons d'ensembles présentent une meilleure dispersion des hydrogrammes prévisionnels pour l'estimation des volumes d'apports sur divers horizons. Selon les différents horizons et la période dans l'année, l'ajout des prévisions multi-modèle aux grands-ensembles classiques améliore davantage la dispersion des prévisions. C'est notamment le cas pour le plus court horizon, soit celui de 2 semaines. Pour les autres horizons, la dispersion est similaire à celle du grand-

ensemble, mais les combinaisons restent toujours meilleures que les ensembles individuels. Cependant, les ensembles individuels démontrent une bonne dispersion des résultats sur l'horizon de 6 mois, particulièrement ceux de GR4J et HSAMI. Dans le cas de l'uniformité de la dispersion des prévisions d'ensembles, les combinaisons en ressortent globalement gagnantes, mais de manière plus marquée sur les plus longs horizons. Toutefois, ce sont les prévisions d'ensembles débutant durant les mois plus chauds de l'année qui sont plus uniformes, et ce pour tous les ensembles.

Par ailleurs, l'impact de l'étape de l'assimilation a pu être vérifié. Ce qui en résulte est une amélioration des prévisions sur l'horizon le plus court, soit celui de 2 semaines. Au-delà de cette période, l'impact s'atténue. Ainsi, la nécessité de faire de l'assimilation de données dépend de la durée sur laquelle s'étendent les prévisions. Plus cette durée est courte, plus les états initiaux auront un impact sur la qualité des prévisions.

D'une manière générale, les prévisions d'ensembles qui combinent plusieurs ensembles présentent une meilleure dispersion et uniformité des prévisions. Cependant, l'ajout d'un ensemble multi-modèle à la combinaison des trois ensembles individuels n'influence pas de façon significative la performance des prévisions. Toutefois, utiliser plusieurs modèles et même en ajouter davantage par rapport à ce qui a été fait dans cette étude pourrait mener à une conclusion différente. De plus, cela permettrait de poursuivre la recherche pour évaluer l'impact du nombre de membres sur la qualité des ensembles.

Dans le contexte de gestion des ressources en eau, l'utilisation de prévisions d'ensembles a été démontrée dans cette étude, tout comme dans la littérature actuelle, comme étant robuste. La représentation probabiliste des prévisions hydrologiques s'en voit améliorée et le biais de celles-ci est atténué par rapport aux prévisions déterministes. Les combinaisons multi-modèles, quant à elles, restent un bon choix également, puisque leurs performances sont similaires ou supérieures à celles des modèles individuels. Cependant, il est important de bien choisir les modèles individuels et la méthode de combinaison afin que les ensembles ainsi produits concordent avec les données observées. Par ailleurs, l'assimilation des données

est une étape non négligeable dans la bonne performance des ensembles prévisionnels. Elle devrait s'insérer dans des projets de recherche futurs afin de poursuivre l'étude de son impact, ainsi que minimiser l'incertitude qui pourrait en découler.

ANNEXE I

HYDROGRAMMES PRÉVISIONNELS

Les figures suivantes présentent les hydrogrammes prévisionnels des certaines périodes étudiées dans ce projet.

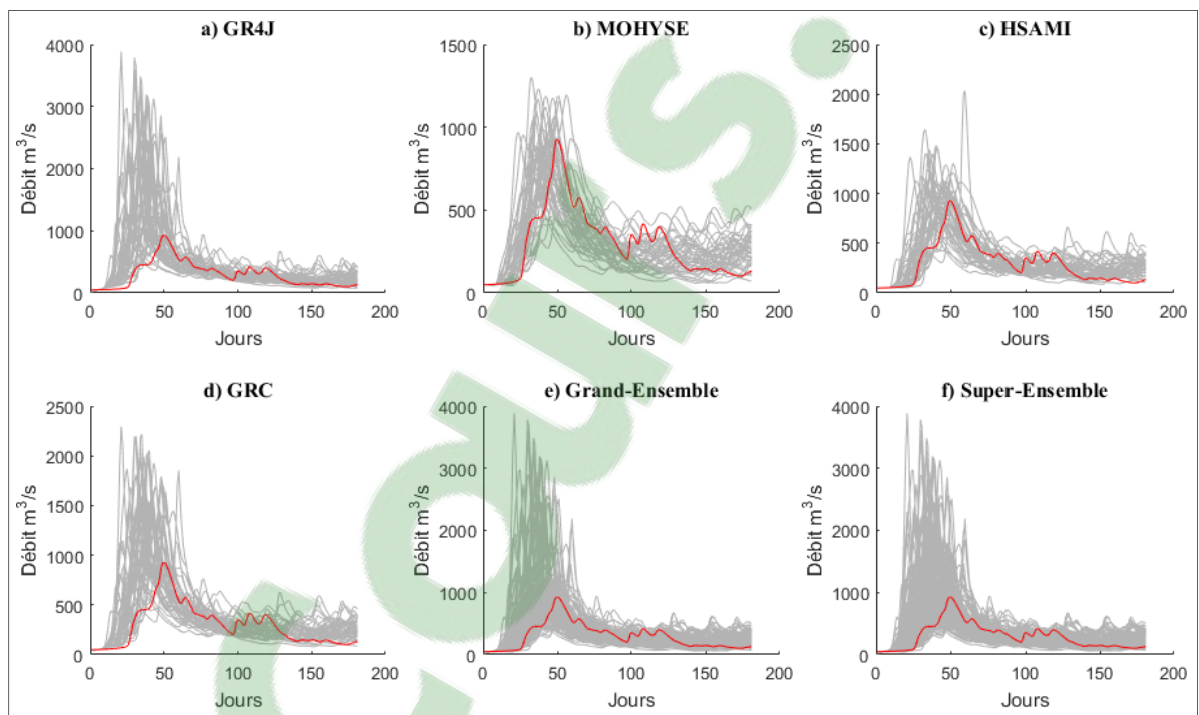


Figure-A I-1 Hydrogramme prévisionnel sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} avril 1985

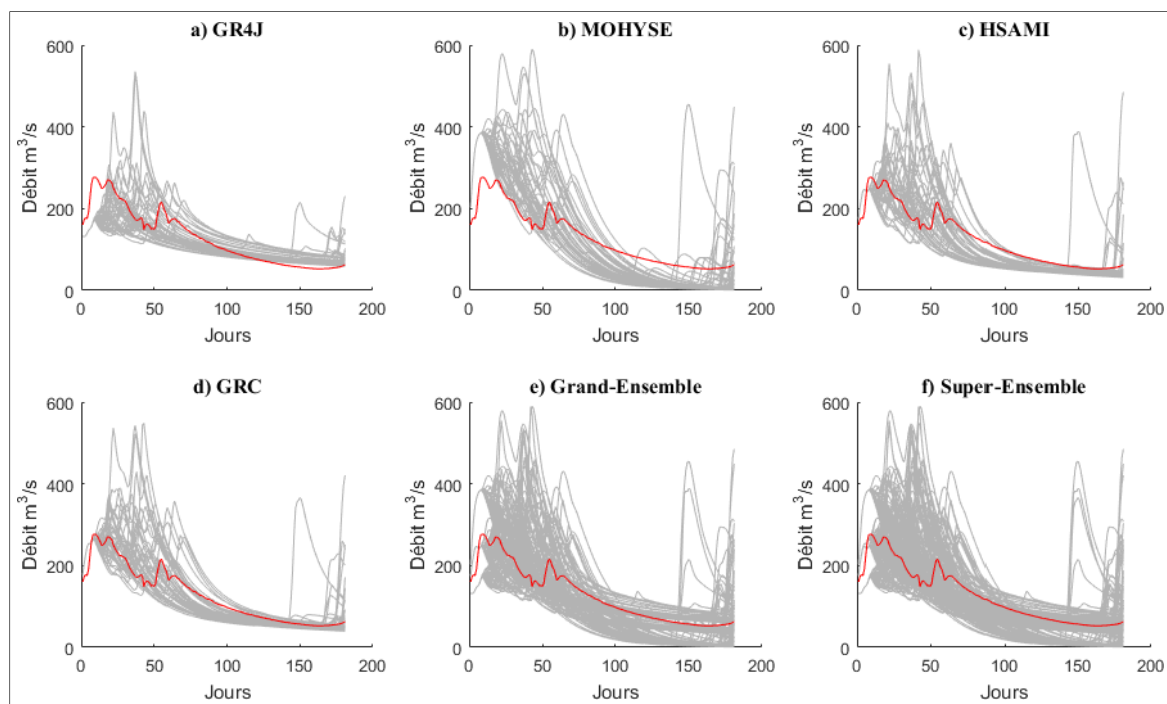


Figure-A I-2 Hydrogramme prévisionnel sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} octobre 1985

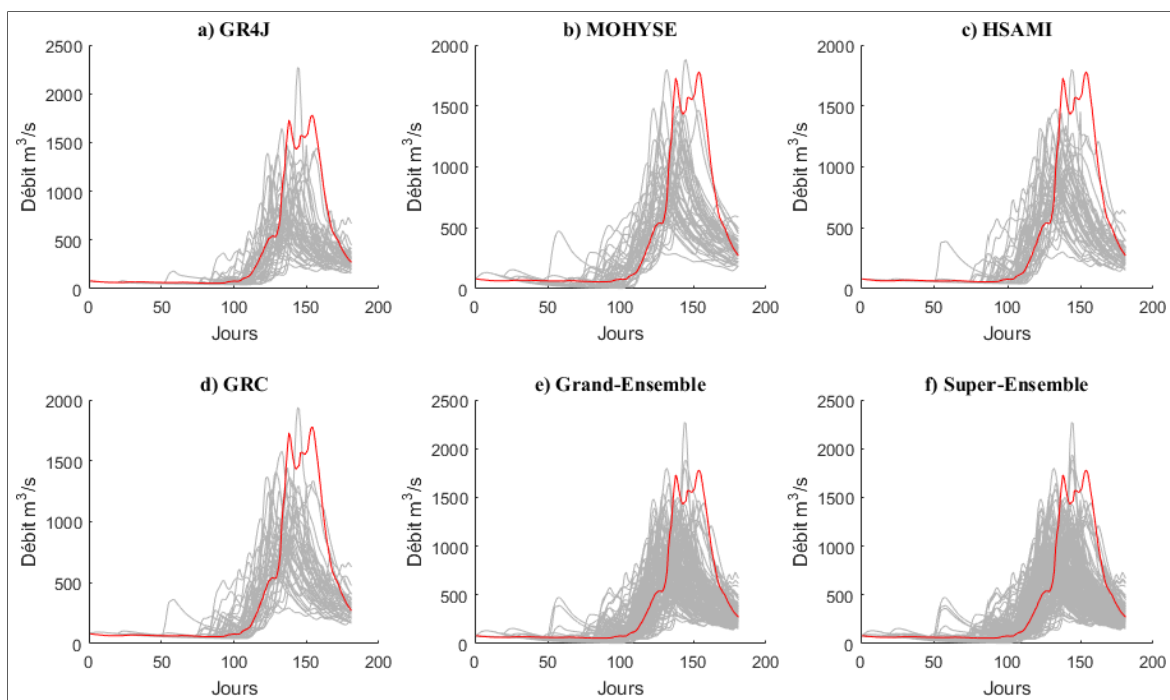


Figure-A I-3 Hydrogramme prévisionnel sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} janvier 1974

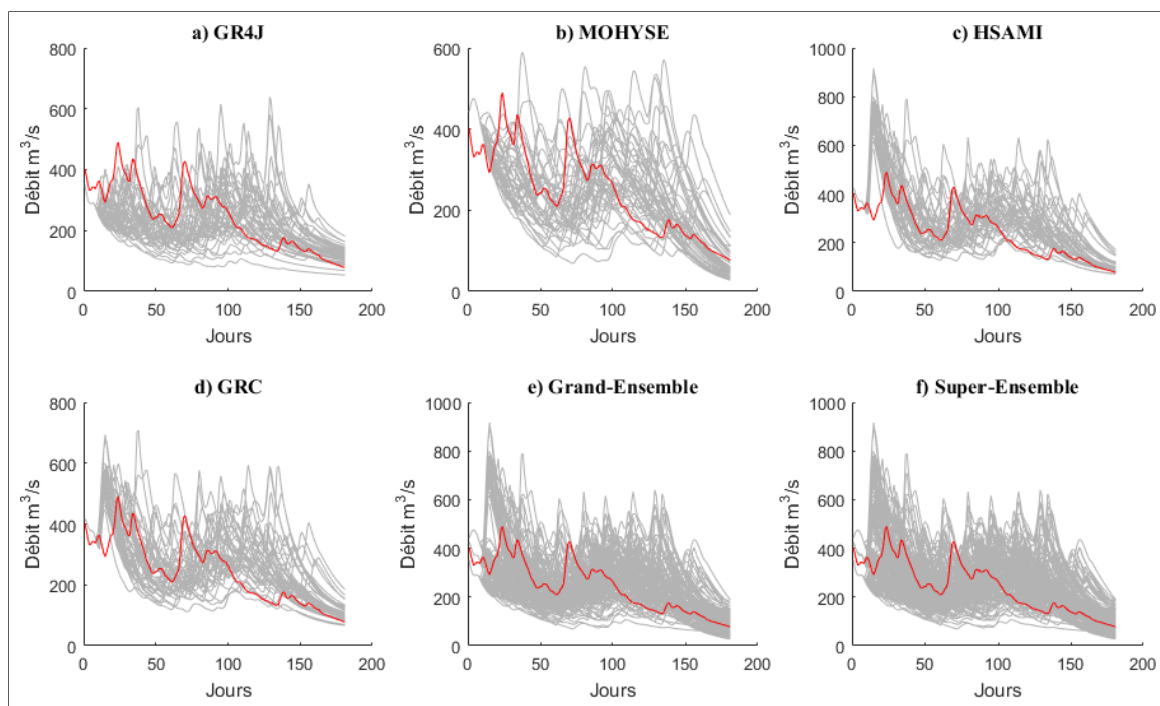


Figure-A I-4 Hydrogramme prévisionnel sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} juillet 1970

ANNEXE II

DIAGRAMMES DE TALAGRAND

Les figures suivantes présentent les diagrammes de Talagrand pour certaines périodes étudiées dans ce projet.

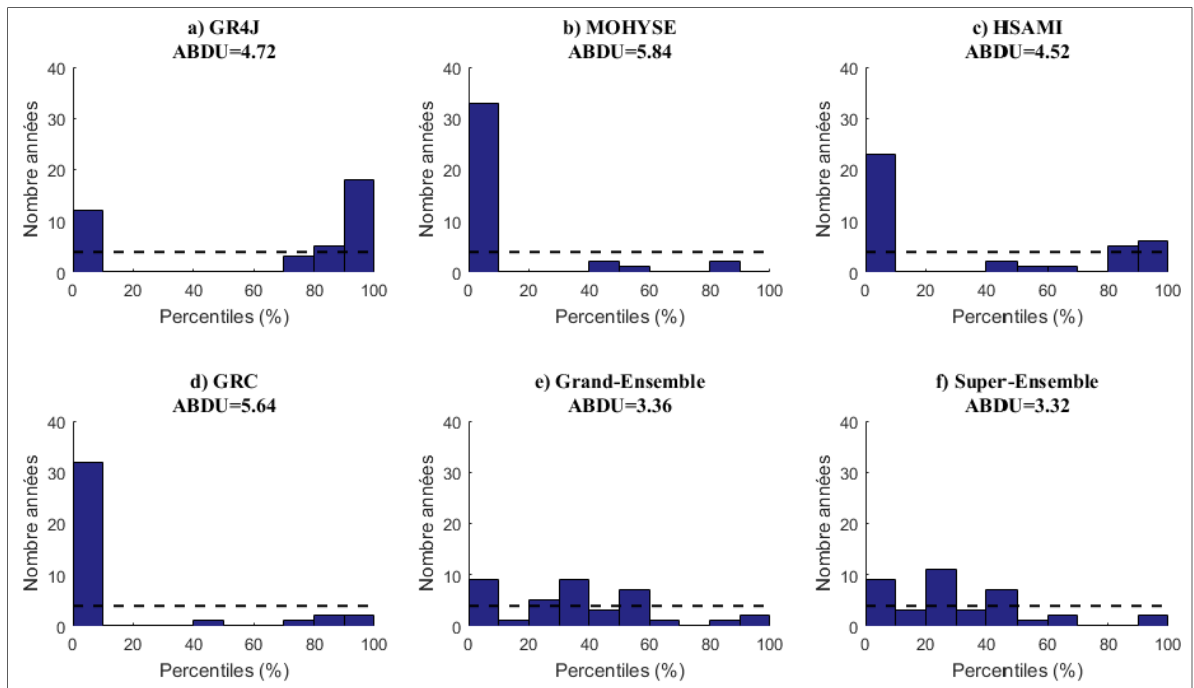


Figure-A II-1 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 2 semaines à partir du 1^{er} avril

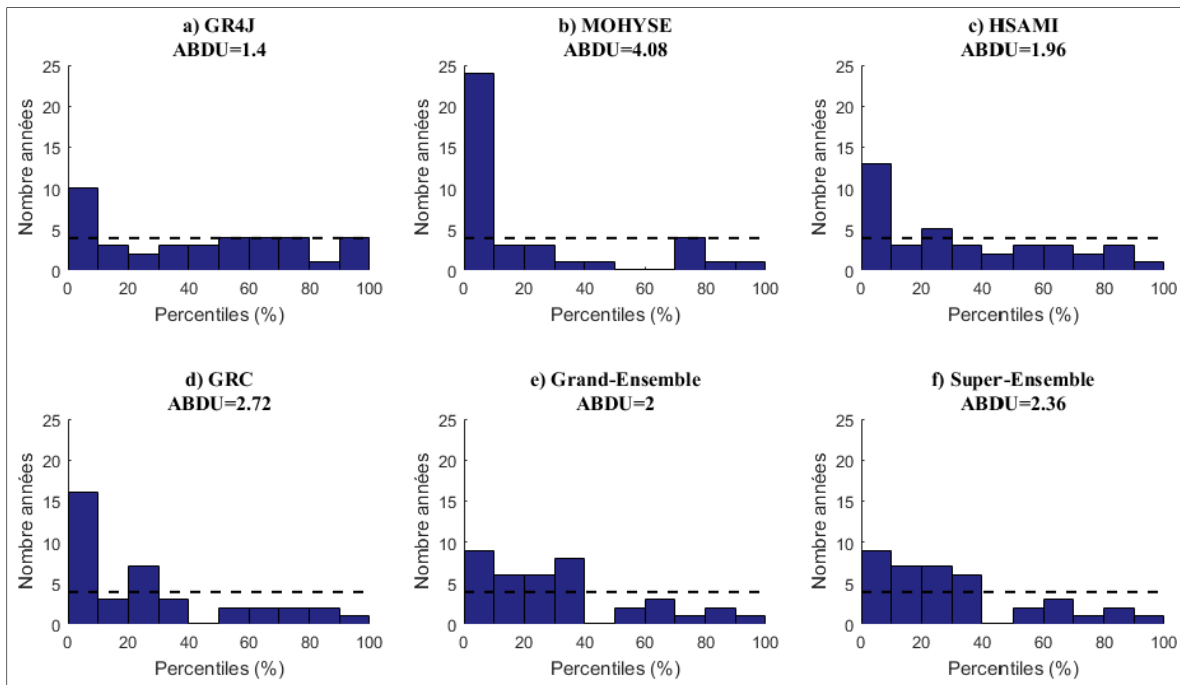


Figure-A II-2 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 1 mois à partir du 1^{er} avril

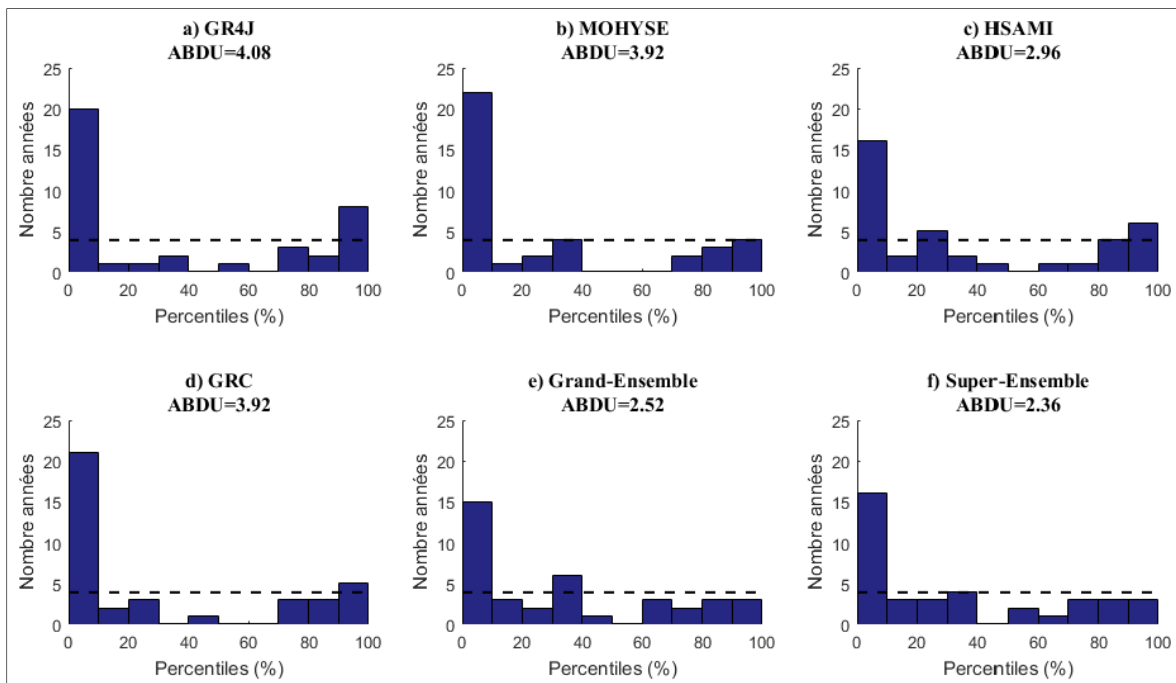


Figure-A II-3 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 3 mois à partir du 1^{er} avril

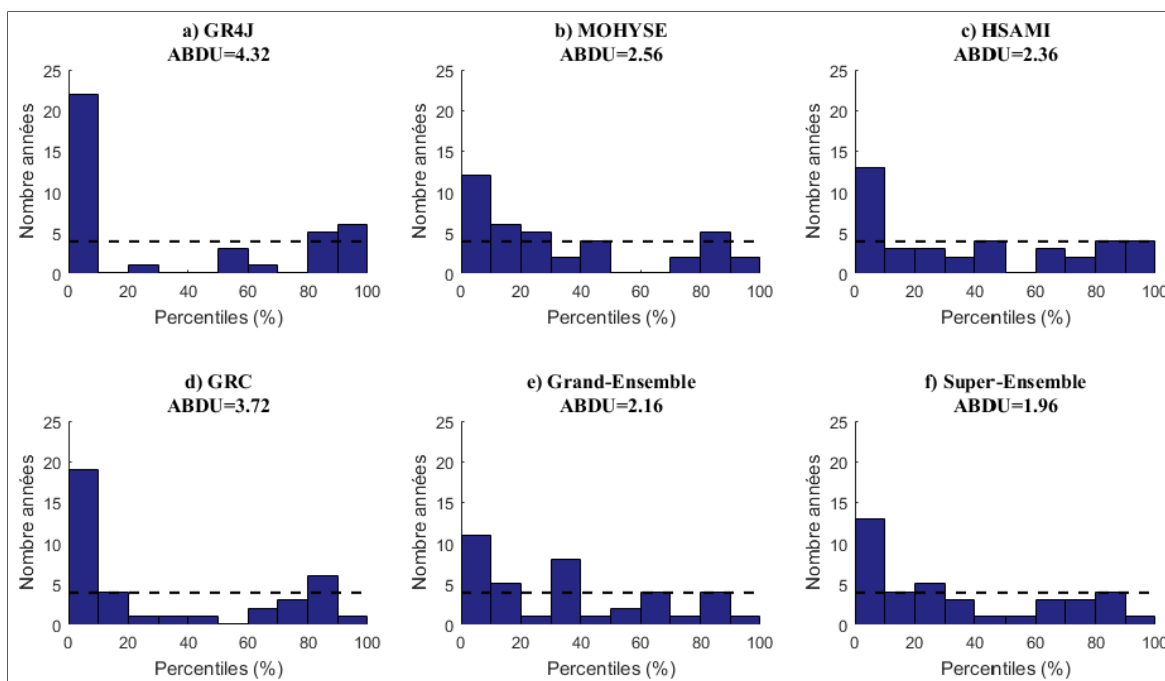


Figure-A II-4 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} avril

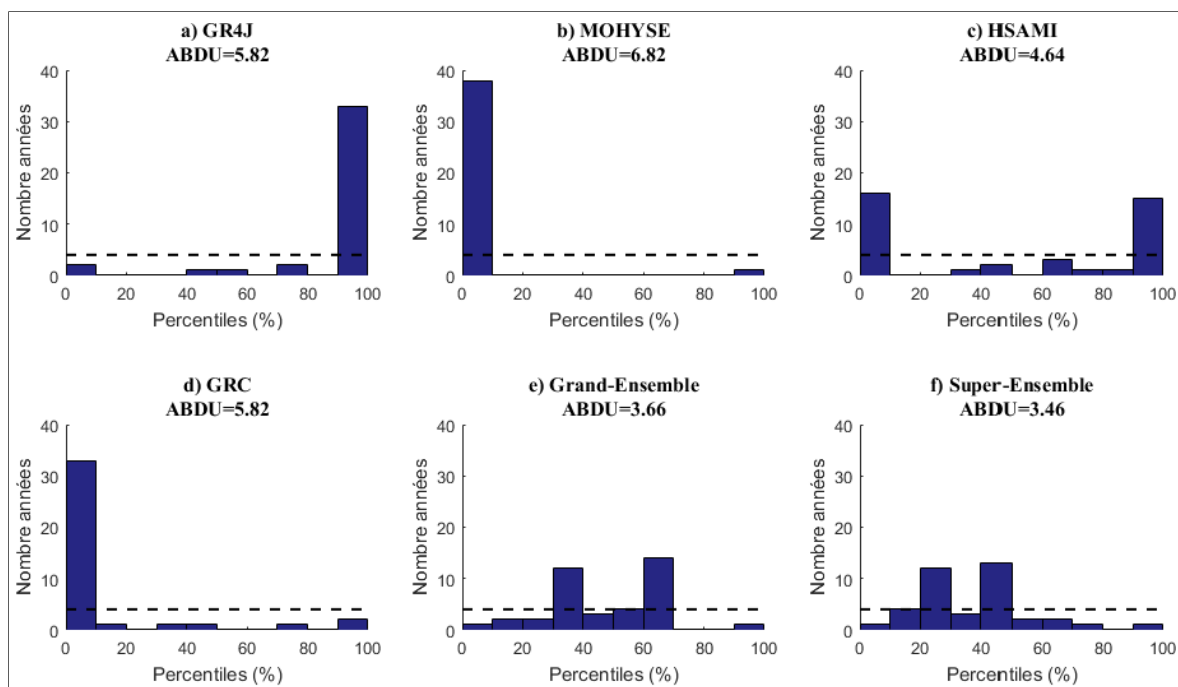


Figure-A II-5 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 2 semaines à partir du 1^{er} octobre

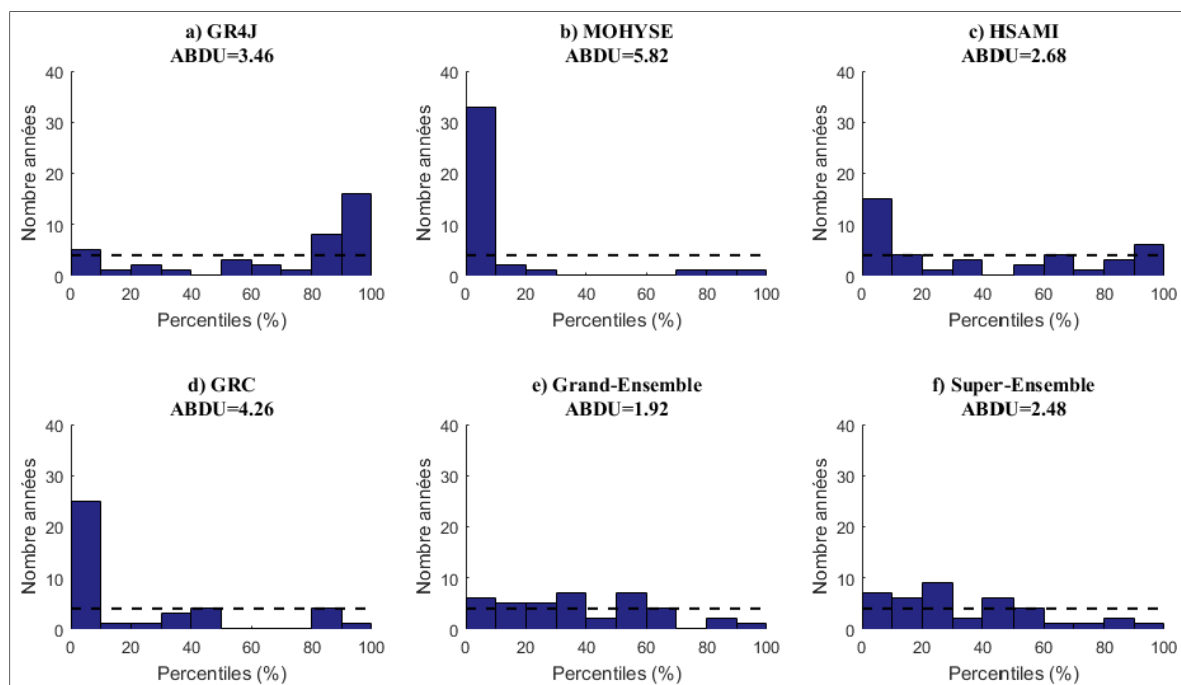


Figure-A II-6 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 1 mois à partir du 1^{er} octobre

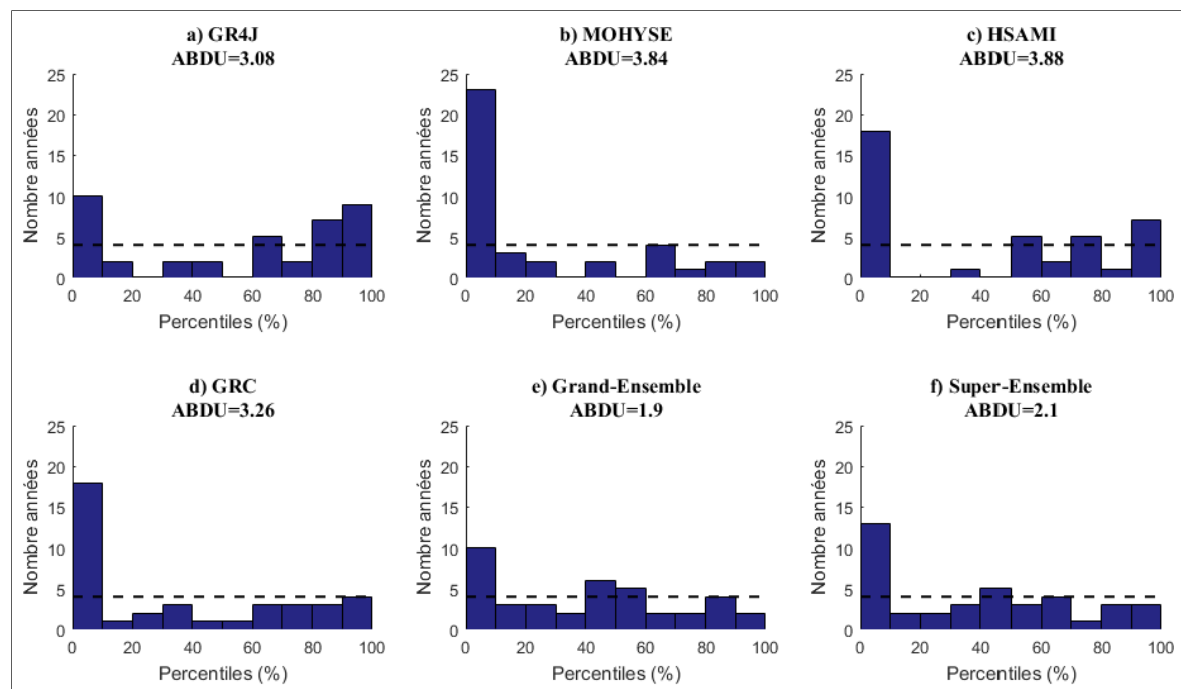


Figure-A II-7 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 3 mois à partir du 1^{er} octobre

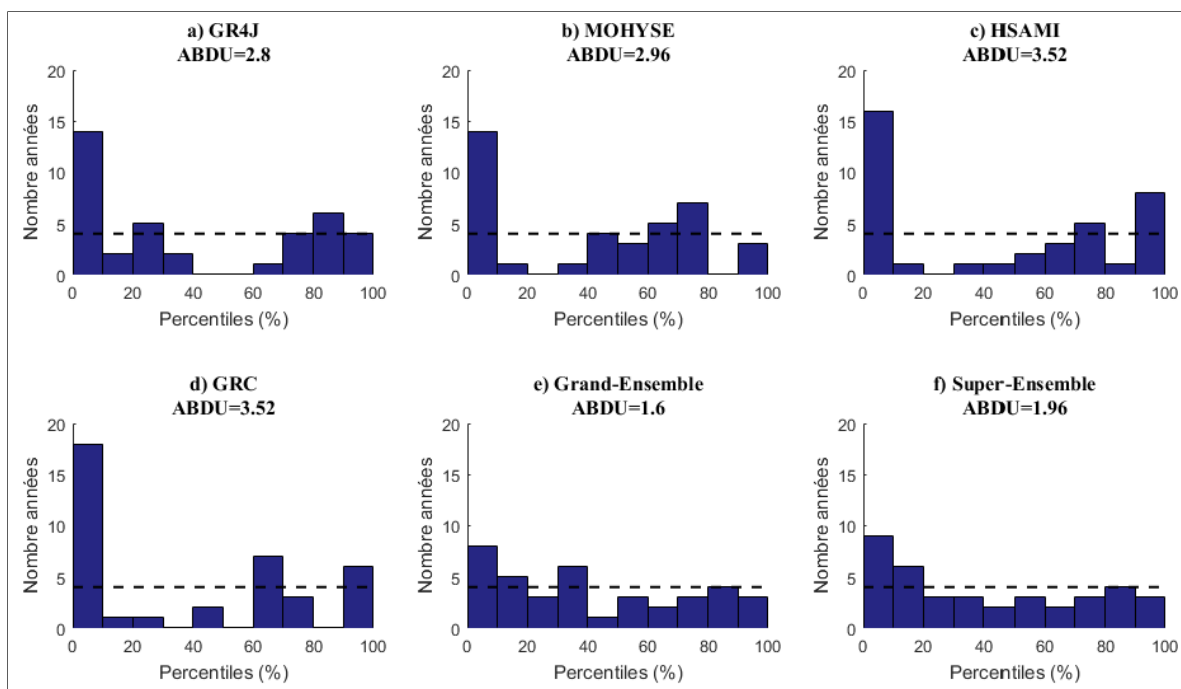


Figure-A II-8 Diagrammes de Talagrand des centiles des prévisions sur un horizon de 6 mois à partir du 1^{er} octobre

LISTE DE RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Ajami, N. K., Duan, Q., Gao, X., & Sorooshian, S. (2006). Multimodel Combination Techniques for Analysis of Hydrological Simulations: Application to Distributed Model Intercomparison Project Results. *Journal of Hydrometeorology*, 7(4), 755-768. doi: 10.1175/jhm519.1. Repéré à <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/JHM519.1>
- Arsenault, R., Bazile, R., Dallaire, C. O., & Brissette, F. (2016). CANOPEX: A Canadian hydrometeorological watershed database. *Hydrological Processes*, 30(15), 2734-2736. doi: 10.1002/hyp.10880. Repéré à <http://doi.org/10.1002/hyp.10880>
- Arsenault, R., Essou, G. R. C., & Brissette, F. P. (2016). Improving Hydrological Model Simulations with Combined Multi-Input and Multimodel Averaging Frameworks. *Journal of Hydrologic Engineering*, 22(4), 04016066. doi: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001489. Repéré à <http://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%29HE.1943-5584.0001489>
- Arsenault, R., Gatién, P., Renaud, B., Brissette, F., & Martel, J.-L. (2015). A comparative analysis of 9 multi-model averaging approaches in hydrological continuous streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 529(Part 3), 754-767. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.09.001>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169415006848>
- Arsenault, R., Latraverse, M., & Duchesne, T. (2016). An Efficient Method to Correct Under-Dispersion in Ensemble Streamflow Prediction of Inflow Volumes for Reservoir Optimization. *Water Resources Management*, 30(12), 4363-4380. doi: 10.1007/s11269-016-1425-4. Repéré à <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1425-4>
- Arsenault, R., Poulin, A., Côté, P., & Brissette, F. (2014). Comparison of Stochastic Optimization Algorithms in Hydrological Model Calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), 1374-1384. doi: 10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000938. Repéré à <http://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%29HE.1943-5584.0000938>
- Bazile, R., Boucher, M. A., Perreault, L., & Leconte, R. (2017). Verification of ECMWF System 4 for seasonal hydrological forecasting in a northern climate. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21(11), 5747-5762. doi: 10.5194/hess-21-5747-2017. Repéré à <https://www.hydrol-earth-syst-sci.net/21/5747/2017/>
- Bohn, T. J., Sonessa, M. Y., & Lettenmaier, D. P. (2010). Seasonal Hydrologic Forecasting: Do Multimodel Ensemble Averages Always Yield Improvements in Forecast Skill? *Journal of Hydrometeorology*, 11(6), 1358-1372. doi: 10.1175/2010JHM1267.1. Repéré à <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/2010JHM1267.1>

- Boucher, M.-A., Perreault, L., Anctil, F., & Favre, A.-C. (2015). Exploratory analysis of statistical post-processing methods for hydrological ensemble forecasts. *Hydrological Processes*, 29(6), 1141-1155. doi: 10.1002/hyp.10234. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1002/hyp.10234>
- Callado, A., Escribà, P., García-Moya, J. A., Montero, J., Santos, C., Santos-Muñoz, D., & Simarro, J. (2013). Ensemble Forecasting. Dans Y. Zhang & P. Ray (Éds.), *Climate Change and Regional/Local Responses* (pp. Ch. 01). Rijeka: InTech. doi: 10.5772/55699. Repéré à <http://dx.doi.org/10.5772/55699>
- Carpenter, T. M., & Georgakakos, K. P. (2006). Intercomparison of lumped versus distributed hydrologic model ensemble simulations on operational forecast scales. *Journal of Hydrology*, 329(1), 174-185. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2006.02.013>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169406000898>
- Chen, J., Brissette, F. P., & Zhang, X. J. (2016). Hydrological Modeling Using a Multisite Stochastic Weather Generator. *Journal of Hydrologic Engineering*, 21(2), 04015060. doi: doi:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001288. Repéré à <https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%29HE.1943-5584.0001288>
- Cloke, H. L., & Pappenberger, F. (2009). Ensemble flood forecasting: A review. *Journal of Hydrology*, 375(3), 613-626. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.06.005>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169409003291>
- Côté, P., Haguma, D., Leconte, R., & Krau, S. (2011). Stochastic optimisation of Hydro-Quebec hydropower installations: a statistical comparison between SDP and SSDP methods. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 38(12), 1427-1434. doi: 10.1139/111-101. Repéré à <http://www.nrcresearchpress.com/doi/abs/10.1139/111-101>
- Côté, P., & Leconte, R. (2016). Comparison of Stochastic Optimization Algorithms for Hydropower Reservoir Operation with Ensemble Streamflow Prediction. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 142(2), 04015046. doi: 10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000575. Repéré à <http://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%29WR.1943-5452.0000575>
- Coulibaly, P., Haché, M., Fortin, V., & Bobée, B. (2005). Improving Daily Reservoir Inflow Forecasts with Model Combination. *Journal of Hydrologic Engineering*, 10(2), 91-99. doi: 10.1061/(ASCE)1084-0699(2005)10:2(91). Repéré à <http://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%291084-0699%282005%2910%3A2%2891%29>

- Day, G. N. (1985). Extended Streamflow Forecasting Using NWSRFS. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 111(2), 157-170. doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1985)111:2(157). Repéré à <http://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%290733-9496%281985%29111%3A2%28157%29>
- DeChant, C. M., & Moradkhani, H. (2014a). Toward a reliable prediction of seasonal forecast uncertainty: Addressing model and initial condition uncertainty with ensemble data assimilation and Sequential Bayesian Combination. *Journal of Hydrology*, 519, 2967-2977. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.05.045>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169414004090>
- DeChant, C. M., & Moradkhani, H. (2014b). Toward a reliable prediction of seasonal forecast uncertainty: Addressing model and initial condition uncertainty with ensemble data assimilation and Sequential Bayesian Combination. *Journal of Hydrology*, 519(Part D), 2967-2977. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.05.045>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169414004090>
- Duan, Q., Ajami, N. K., Gao, X., & Sorooshian, S. (2007). Multi-model ensemble hydrologic prediction using Bayesian model averaging. *Advances in Water Resources*, 30(5), 1371-1386. doi: <http://doi.org/10.1016/j.advwatres.2006.11.014>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S030917080600220X>
- Duan, Q., Schaake, J., Andréassian, V., Franks, S., Goteti, G., Gupta, H. V., . . . Wood, E. F. (2006). Model Parameter Estimation Experiment (MOPEX): An overview of science strategy and major results from the second and third workshops. *Journal of Hydrology*, 320(1), 3-17. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.031>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002216940500329X>
- Faber, B. A., & Stedinger, J. R. (2001). Reservoir optimization using sampling SDP with ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts. *Journal of Hydrology*, 249(1), 113-133. doi: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00419-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00419-X). Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002216940100419X>
- Fortier-Fortin, T.-C. (2011). *Développement d'une procédure de mise en place d'un modèle hydrologique global sur des bassins jaugeés et non jaugeés: application du modèle MOHYSE au Québec* (Maîtrise, Université du Québec, Institut national de la recherche scientifique, Québec). Repéré à <http://espace.inrs.ca/id/eprint/1524>
- Fortin, V. (2000). Le modèle météo-apport HSAMI: historique, théorie et application. *Institut de recherche d'Hydro-Québec, Varennes*, 68.

- Fortin, V., Favre, A.-c., & Saïd, M. (2006). Probabilistic forecasting from ensemble prediction systems: Improving upon the best-member method by using a different weight and dressing kernel for each member. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132(617), 1349-1369. doi: 10.1256/qj.05.167. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1256/qj.05.167>
- Fortin, V., & Turcotte, R. (2006). Le modèle hydrologique MOHYSE. *Note de cours pour SCA7420, Département des Sciences de la Terre et de l'Atmosphère, Université du Québec à Montréal*, 23.
- Gatien, P. (2014). *Étude d'un ensemble multi-modèle multi-calibration pour la détermination de l'ensemble optimal pour la prévision hydrologique* (École de technologie supérieure).
- Granger, C. W. J., & Ramanathan, R. (1984). Improved methods of combining forecasts. *Journal of Forecasting*, 3(2), 197-204. doi: 10.1002/for.3980030207. Repéré à <https://doi.org/10.1002/for.3980030207>
- Hamill, T. M. (2001). Interpretation of Rank Histograms for Verifying Ensemble Forecasts. *Monthly Weather Review*, 129(3), 550-560. doi: 10.1175/1520-0493(2001)129<0550:iorhfv>2.0.co;2. Repéré à <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/1520-0493%282001%29129%3C0550%3AIORHFV%3E2.0.CO%3B2>
- Hansen, N., & Ostermeier, A. (1996). Adapting arbitrary normal mutation distributions in evolution strategies: the covariance matrix adaptation. *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*, 312-317. doi: 10.1109/ICEC.1996.542381. Repéré à <http://ieeexplore.ieee.org/document/542381/>
- Hansen, N., & Ostermeier, A. (2001). Completely Derandomized Self-Adaptation in Evolution Strategies. *Evolutionary Computation*, 9(2), 159-195. doi: 10.1162/106365601750190398. Repéré à <http://www.mitpressjournals.org/doi/abs/10.1162/106365601750190398>
- Hrachowitz, M., Savenije, H. H. G., Blöschl, G., McDonnell, J. J., Sivapalan, M., Pomeroy, J. W., . . . Cudennec, C. (2013). A decade of Predictions in Ungauged Basins (PUB)—a review. *Hydrological Sciences Journal*, 58(6), 1198-1255. doi: 10.1080/02626667.2013.803183. Repéré à <https://doi.org/10.1080/02626667.2013.803183>
- Ibarra Zavaleta, S. P., Castañeda González, M., Romero López, R., Castillog Onzalez, E., Camarena, B., Brando, A., Hausler, R. (2014). Analysis of semi-distributed and global hydrological models in the central tropical basins of the Gulf of Mexico to the effects of extreme hydrometeorological phenomena.

- Le Lay, M. (2006). *MODELISATION HYDROLOGIQUE DANS UN CONTEXTE DE VARIABILITE HYDRO-CLIMATIQUE. Une approche comparative pour l'étude du cycle hydrologique à méso-échelle au Bénin* (Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG). Repéré à <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00116912>
- Li, W., Sankarasubramanian, A., Ranjithan, R. S., & Sinha, T. (2016). Role of multimodel combination and data assimilation in improving streamflow prediction over multiple time scales. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 30(8), 2255-2269. doi: 10.1007/s00477-015-1158-6. Repéré à <https://doi.org/10.1007/s00477-015-1158-6>
- Liu, Y., & Gupta, H. V. (2007). Uncertainty in hydrologic modeling: Toward an integrated data assimilation framework. *Water Resources Research*, 43(7). doi: 10.1029/2006WR005756. Repéré à <https://doi.org/10.1029/2006WR005756>
- Luo, L., & Wood, E. F. (2008). Use of Bayesian Merging Techniques in a Multimodel Seasonal Hydrologic Ensemble Prediction System for the Eastern United States. *Journal of Hydrometeorology*, 9(5), 866-884. doi: 10.1175/2008jhm980.1. Repéré à <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/2008JHM980.1>
- Moradkhani, H., Hsu, K. L., Gupta, H., & Sorooshian, S. (2005). Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle filter. *Water Resources Research*, 41(5). doi: 10.1029/2004WR003604. Repéré à <https://doi.org/10.1029/2004WR003604>
- Moradkhani, H., & Sorooshian, S. (2009). General review of rainfall-runoff modeling: model calibration, data assimilation, and uncertainty analysis. Dans *Hydrological modelling and the water cycle* (pp. 1-24). Springer.
- N. Moriasi, D., G. Arnold, J., W. Van Liew, M., L. Bingner, R., D. Harmel, R., & L. Veith, T. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885. doi: <https://doi.org/10.13031/2013.23153>. Repéré à <http://elibrary.asabe.org/abstract.asp?aid=23153&t=3>
- Nash, J. E., & Sutcliffe, J. V. (1970). River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), 282-290.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., & Loumagne, C. (2005). Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model?: Part 2—Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 303(1), 290-306. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.08.026>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169404004056>

- Pagano, T. C., Pappenberger, F., Wood, A. W., Ramos, M. H., Persson, A., & Anderson, B. (2016). Automation and human expertise in operational river forecasting. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 3(5), 692-705. doi: 10.1002/wat2.1163. Repéré à <https://doi.org/10.1002/wat2.1163>
- Pagano, T. C., Shrestha, D. L., Wang, Q. J., Robertson, D., & Hapuarachchi, P. (2013). Ensemble dressing for hydrological applications. *Hydrological Processes*, 27(1), 106-116. doi: 10.1002/hyp.9313. Repéré à <https://doi.org/10.1002/hyp.9313>
- Pechlivanidis, I., Jackson, B., McIntyre, N., & Wheeler, H. (2011). Catchment scale hydrological modelling: a review of model types, calibration approaches and uncertainty analysis methods in the context of recent developments in technology and applications. *Global NEST Journal*, 13(3), 193-214.
- Perrin, C., Michel, C., & Andréassian, V. (2003). Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology*, 279(1), 275-289. doi: [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(03\)00225-7](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(03)00225-7). Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169403002257>
- Petit, T. (2008). *Evaluation de la performance de prévisions hydrologiques d'ensemble issues de prévisions météorologiques d'ensemble* (Université Laval).
- Quentin, D., Pascal, C., & Robert, L. (2014). Role of hydrologic information in stochastic dynamic programming: a case study of the Kemano hydropower system in British Columbia. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 41(9), 839-844. doi: 10.1139/cjce-2013-0370. Repéré à <http://www.nrcresearchpress.com/doi/abs/10.1139/cjce-2013-0370>
- Raftery, A. E., Gneiting, T., Balabdaoui, F., & Polakowski, M. (2005). Using Bayesian Model Averaging to Calibrate Forecast Ensembles. *Monthly Weather Review*, 133(5), 1155-1174. doi: 10.1175/mwr2906.1. Repéré à <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/MWR2906.1>
- Restrepo, P., Rakovec, O., Noh, S., He, M., Clark, M., Hendricks Franssen, H., Moradkhani, H. (2012). Advancing data assimilation in operational hydrologic forecasting: progresses, challenges, and emerging opportunities. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16 (10), 2012.
- Robinson, A. R., & Lermusiaux, P. F. (2000). Overview of data assimilation. *Harvard reports in physical/interdisciplinary ocean science*, 62, 1-13.
- Roulston, M. S., & Smith, L. A. (2003). Combining dynamical and statistical ensembles. *Tellus A*, 55(1), 16-30. doi: 10.1034/j.1600-0870.2003.201378.x. Repéré à <https://doi.org/10.1034/j.1600-0870.2003.201378.x>

- Schaake, J., Shuzheng, C., & Qingyun, D. (2006). U.S. MOPEX DATA SET. *IAHS Publication Series*.
- Singh, J., Knapp, H. V., Arnold, J. G., & Demissie, M. (2005). HYDROLOGICAL MODELING OF THE IROQUOIS RIVER WATERSHED USING HSPF AND SWAT1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, 41(2), 343-360. doi: 10.1111/j.1752-1688.2005.tb03740.x. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1111/j.1752-1688.2005.tb03740.x>
- Singh, V. P., & Woolhiser, D. A. (2002). Mathematical Modeling of Watershed Hydrology. *Journal of Hydrologic Engineering*, 7(4), 270-292. doi: 10.1061/(ASCE)1084-0699(2002)7:4(270). Repéré à <http://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/%28ASCE%291084-0699%282002%297%3A4%28270%29>
- Sun, L., Seidou, O., Nistor, I., & Liu, K. (2016). Review of the Kalman-type hydrological data assimilation. *Hydrological Sciences Journal*, 61(13), 2348-2366. doi: 10.1080/02626667.2015.1127376. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1080/02626667.2015.1127376>
- Thibault, A., & Anctil, F. (2015). On the difficulty to optimally implement the Ensemble Kalman filter: An experiment based on many hydrological models and catchments. *Journal of Hydrology*, 529, 1147-1160. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.09.036>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169415007192>
- Valéry, A., Andréassian, V., & Perrin, C. (2014). ‘As simple as possible but not simpler’: What is useful in a temperature-based snow-accounting routine? Part 2 – Sensitivity analysis of the Cemaneige snow accounting routine on 380 catchments. *Journal of Hydrology*, 517(Supplement C), 1176-1187. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.04.058>. Repéré à <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169414003321>
- Velázquez, J. A., Anctil, F., Ramos, M. H., & Perrin, C. (2011). Can a multi-model approach improve hydrological ensemble forecasting? A study on 29 French catchments using 16 hydrological model structures. *Adv. Geosci.*, 29, 33-42. doi: 10.5194/adgeo-29-33-2011. Repéré à <http://www.adv-geosci.net/29/33/2011/>
- Vitart, F., Ardilouze, C., Bonet, A., Brookshaw, A., Chen, M., Codorean, C., Fuentes, M. (2017). The Subseasonal to Seasonal (S2S) Prediction Project Database. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 98(1), 163-173.
- Wagener, T., Sivapalan, M., Troch, P., & Woods, R. (2007). Catchment Classification and Hydrologic Similarity. *Geography Compass*, 1(4), 901-931. doi: 10.1111/j.1749-8198.2007.00039.x. Repéré à <http://doi.org/10.1111/j.1749-8198.2007.00039.x>

- Wang, X., & Bishop, C. H. (2005). Improvement of ensemble reliability with a new dressing kernel. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131(607), 965-986. doi: 10.1256/qj.04.120. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1256/qj.04.120>
- Weerts, A. H., & Serafy, G. Y. H. E. (2006). Particle filtering and ensemble Kalman filtering for state updating with hydrological conceptual rainfall-runoff models. *Water Resources Research*, 42(9). doi: 10.1029/2005WR004093. Repéré à <https://doi.org/10.1029/2005WR004093>
- Weigel, A. P., Liniger, M. A., & Appenzeller, C. (2008). Can multi-model combination really enhance the prediction skill of probabilistic ensemble forecasts? *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 134(630), 241-260. doi: 10.1002/qj.210. Repéré à <http://dx.doi.org/10.1002/qj.210>
- Wilson, L. J., Beauregard, S., Raftery, A. E., & Verret, R. (2007). Calibrated Surface Temperature Forecasts from the Canadian Ensemble Prediction System Using Bayesian Model Averaging. *Monthly Weather Review*, 135(4), 1364-1385. doi: 10.1175/mwr3347.1. Repéré à <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/MWR3347.1>
- Yue, S., & Rasmussen, P. (2002). Bivariate frequency analysis: discussion of some useful concepts in hydrological application. *Hydrological Processes*, 16(14), 2881-2898. doi: 10.1002/hyp.1185. Repéré à <https://doi.org/10.1002/hyp.1185>
- Zalachori, I., Ramos, M. H., Garçon, R., Mathevet, T., & Gailhard, J. (2012). Statistical processing of forecasts for hydrological ensemble prediction: a comparative study of different bias correction strategies. *Advances in Science & Research*, 8, p. 135 - p. 141. doi: 10.5194/asr-8-135-2012. Repéré à <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00763615>
- Zupanski, D. (1997). A General Weak Constraint Applicable to Operational 4DVAR Data Assimilation Systems. *Monthly Weather Review*, 125(9), 2274-2292. doi: 10.1175/1520-0493(1997)125<2274:agwcat>2.0.co;2. Repéré à <http://journals.ametsoc.org/doi/abs/10.1175/1520-0493%281997%29125%3C2274%3AAGWCAT%3E2.0.CO%3B2>