



HAL
open science

Revue de bibliographie et mise en œuvre du modèle GRSD en prévision globale

Paul Royer-Gaspard, François Bourgin, Charles Perrin, Vazken Andréassian,
Alban de Lavenne, Guillaume Thirel

► To cite this version:

Paul Royer-Gaspard, François Bourgin, Charles Perrin, Vazken Andréassian, Alban de Lavenne, et al.. Revue de bibliographie et mise en œuvre du modèle GRSD en prévision globale. [Rapport de recherche] INRAE UR HYCAR. 2022. <hal-03696805>

HAL Id: hal-03696805

<https://hal.inrae.fr/hal-03696805v1>

Submitted on 2 Jan 2025

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

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



HAL Authorization



**MINISTÈRE
DE LA TRANSITION
ÉCOLOGIQUE**

*Liberté
Égalité
Fraternité*

INRAE
la science pour la vie, l'humain, la terre

Programme MTE (DGPR/SRNH) – INRAE 2021

Connaissance et prévention des risques naturels et hydrauliques

Ces travaux bénéficient du soutien du ministère chargé de la transition écologique par décision de subvention n° 2103343215.



Action PREVI A2 : Approches de semi-distribution pour la prévision

Revue de bibliographie et mise en œuvre du modèle GRSD en prévision globale



RÉSUMÉ

Ce rapport présente une revue de la littérature sur les méthodes d'assimilation du débit dans les modèles hydrologiques spatialement distribués, et les premiers travaux avec le modèle hydrologique GR5 en prévision globale à l'échelle journalière et horaire.

Pour mémoire, le précédent rapport de 2019 pour l'action PRÉVI A2 montrait les performances de plusieurs schémas d'assimilation en prévision journalière, comparées à celles de GRP. Le présent rapport propose une analyse plus approfondie des résultats en prévision journalière et expose les résultats obtenus en prévision horaire.

AUTEUR

Paul ROYER-GASPARD, INRAE, paul.royer-gaspard@inrae.fr

CONTRIBUTEURS

François BOURGIN, INRAE, francois.bourgin@inrae.fr

Charles PERRIN, INRAE, charles.perrin@inrae.fr

Vazken ANDRÉASSIAN, INRAE, vazken.andreassian@inrae.fr

Alban DE LAVENNE, INRAE, alban.delavenne@inrae.fr

Guillaume THIREL, INRAE, guillaume.thirel@inrae.fr

CORRESPONDANTS SCHAPI

Félicien ZUBER, SCHAPI, felicien.zuber@developpement-durable.gouv.fr

Bruno JANET, SCHAPI, bruno.janet@developpement-durable.gouv.fr

Comment citer ce rapport

P. Royer-Gaspard : Comparaison de plusieurs approches d'assimilation de données pour la prévision des crues. Rapport Programme MTE (DGPR/SRNH) - INRAE 2021, INRAE, 2022

Table des matières

1	Introduction	5
1.1	Contexte	5
1.2	Objectifs	6
I	Revue de littérature sur l'assimilation du débit dans un modèle hydrologique	7
2	Principes et méthodes de l'assimilation de données	7
2.1	Principes de l'assimilation de données	7
2.1.1	Problème de la mise à jour des états d'un modèle	7
2.1.2	Assimilation de données et filtres séquentiels	8
2.2	Présentation des familles de méthodes pour l'assimilation de données	8
2.2.1	Insertion directe	8
2.2.2	Assimilation variationnelle	9
2.2.3	Filtre de Kalman d'ensemble (EnKF)	10
2.2.4	Filtre particulaire par échantillonnage préférentiel (PF)	10
3	Spécificités de l'assimilation du débit dans un modèle hydrologique semi-distribué	11
3.1	Influence des états antérieurs sur le débit	11
3.1.1	Méthodes d'assimilation rétrospectives	12
3.1.2	Mise à jour des états et propagation des débits des sous-bassins amont	13
3.2	Dimension des états d'un modèle semi-distribué	14
3.3	Évolution des paramètres	15
3.4	Quantifications des incertitudes et des hyper-paramètres	16
4	Bilan de l'analyse bibliographique	17
4.1	Problématiques soulevées par l'assimilation du débit dans un modèle semi-distribué	17
4.2	Approche envisagée pour la prévision hydrologique avec le modèle GRSD	18
II	Comparaison déterministe de systèmes de prévision globaux	20
5	Matériel et méthodes	20
5.1	Base de données	20
5.1.1	Origines des données	20
5.1.2	Échantillon de bassins versants	20
5.1.3	Sélection d'événements	21
5.2	Systèmes de prévision	22
5.2.1	Système GRP	22
5.2.2	Système GR5 et schémas d'assimilation	23
5.3	Méthodes de vérification des prévisions	24
5.3.1	Critères d'erreur déterministes	25
5.3.2	Critères événementiels	26

6 Résultats	27
6.1 Prévisions au pas de temps journalier	27
6.1.1 Analyse de sensibilité des performances aux conditions d'évaluation	27
6.1.2 Comparaison de plusieurs schémas d'assimilation	30
6.1.3 Comparaison aux prévisions de GRP	30
6.2 Prévisions au pas de temps horaire	32
6.2.1 Comparaison de plusieurs schémas d'assimilation	32
6.2.2 Analyse des interactions entre modèle et schéma d'assimilation	33
6.2.3 Comparaison aux prévisions de GRP	37
6.2.4 Considérations sur les montées de crue	39
7 Conclusion et perspectives	40
8 Remerciements	42

1 Introduction

1.1 Contexte

Ce rapport propose une analyse des problématiques liées à la mise à jour des états d'un modèle hydrologique semi-distribué pour la prévision d'ensemble des débits. Ce travail s'inscrit dans une démarche de développement d'un outil de prévision des crues opérationnel semi-distribué. Les outils opérationnels existants en France développés par INRAE, bien que performants et utilisés sur une partie importante du territoire, peuvent encore être améliorés par rapport aux besoins opérationnels, notamment concernant la structure de ces modèles, leur paramétrage et leurs schémas d'assimilation.

Le modèle GRP, développé par Berthet (2010) et actuellement exploité par les Services de Prévision des Crues (Furusho *et al.*, 2016), témoigne par exemple de difficultés à représenter certaines crues rapides en contexte estival ou avec des dynamiques atypiques résultant de pluies fortement hétérogènes sur le bassin. Ces limites sont en partie liées au choix d'une modélisation globale du bassin versant qui ne permet pas de bien tenir compte explicitement de la variabilité spatiale des précipitations (e.g. Lobligois *et al.*, 2014; Loritz, 2021), ainsi qu'à la structure du modèle pour l'estimation de la part des précipitations efficaces (e.g. Peredo, 2021).

Bien qu'une version semi-distribuée du modèle GRP existe, le modèle TGR (Munier, 2009), celui-ci est généralement moins performant que GRP, notamment parce que la structure du modèle a été linéarisée pour faciliter l'assimilation de données (Lobligois *et al.*, 2015). D'autre part, le schéma d'assimilation déterministe de GRP et TGR limite leur potentiel d'utilisation opérationnelle pour estimer les probabilités de survenue des événements.

De plus, des développements récents des modèles du Génie Rural, comme les versions GR5J (Le Moine, 2008), GR6J (Pushpalatha *et al.*, 2011), ou GR5H (Lobligois, 2014; Ficchi, 2019), pourraient être des alternatives plus satisfaisantes à la structure simple de GRP. Le modèle GR5H (ou GR5J) est justement le modèle servant de base au modèle semi-distribué GRSD (Lobligois, 2014) qui est au cœur du travail présenté. La mise en œuvre d'un outil de prévision semi-distribué exige toutefois de surmonter plusieurs difficultés que les approches de modélisation plus simples présentées précédemment permettaient généralement d'éviter.

Le premier de ces obstacles est constitué par l'avantage comparatif relativement faible que procure en pratique la discrétisation spatiale en sous-bassins versants au fondement de la modélisation semi-distribuée (Pokhrel et Gupta, 2011; Hughes *et al.*, 2014; Lobligois *et al.*, 2014; De Lavenne *et al.*, 2019). L'amélioration des résultats de la modélisation semi-distribuée exige en effet d'être capable d'estimer les paramètres des modèles aux sous-bassins non jaugés, alors que la régionalisation des paramètres reste un sujet de recherche actif dans la communauté scientifique. Cette problématique, bien que centrale pour la qualité des simulations en amont des procédures propres à la prévision, n'est pas traitée dans ce rapport.

Une autre difficulté inhérente à la prévision hydrologique est liée à l'effet retardé de l'évolution des réserves d'eau des bassins versants sur les écoulements et au temps de transfert vers l'exu-

toire. En effet, pour être en mesure de bénéficier à long terme de la mise à jour des états d'un modèle par l'assimilation des données de débit, il est intéressant de corriger le remplissage des réservoirs dans le modèle (par exemple l'humidité du sol). Or, celui-ci étant généralement faiblement corrélé au débit à l'exutoire mesuré à un instant t , à cause de l'effet du retard, sa mise à jour par les filtres séquentiels peut être limitée voire préjudiciable pour la persistance du bénéfice de l'assimilation de données (Noh *et al.*, 2018). Ce problème est d'autant plus important pour les modèles semi-distribués, puisqu'aux temps de transfert de l'eau dans les sous-bassins s'ajoutent les temps de propagation du débit des exutoires amont aux exutoires aval.

Enfin, un écueil spécifique aux méthodes d'assimilation d'ensemble concerne le temps de calcul nécessaire pour la mise à jour satisfaisante des états d'un modèle de grande dimension. Pour des performances équivalentes, la taille de l'ensemble et la dimension des états d'un modèle sont en effet typiquement liées par une relation exponentielle (fléau de la dimension). Pour une application à des modèles hydrologiques (semi-)distribués, le coût de calcul résultant peut anéantir toute possibilité d'une utilisation opérationnelle.

1.2 Objectifs

Ce rapport a pour premier objectif d'identifier des trajectoires de recherche pertinentes pour le développement d'un outil de prévision hydrologique avec le modèle GRSD intégrant un schéma d'assimilation à la fois performant et peu coûteux en temps de calcul. Cette recherche s'appuie sur une revue des méthodes les plus couramment utilisées pour l'assimilation des données de débit en prévision hydrologique, suivie par un détail des enjeux particuliers à la prévision en contexte semi-distribué.

La suite du rapport est consacrée à la mise en place d'un cadre d'analyse des prévisions avec un modèle semi-distribué au pas de temps horaire. Une fois le cadre établi, les développements font état des résultats obtenus en transférant le système de prévision présenté au SCHAPI par Piazzi *et al.* (2019) du pas de temps journalier au pas de temps horaire avec un modèle global. Ces résultats sont comparés à ceux de GRP, afin de dresser le bilan des prévisions obtenues avec des approches de modélisation globales et préparer les futurs travaux avec un modèle semi-distribué. L'évaluation des prévisions a été réalisée dans une logique déterministe, afin de quantifier la précision des systèmes de prévision. La quantification des incertitudes et la fiabilité du système constitueront des axes de travail futurs.

Première partie

Revue de littérature sur l'assimilation du débit dans un modèle hydrologique

2 Principes et méthodes de l'assimilation de données

Dans les paragraphes qui suivent, une présentation formelle du problème de l'assimilation de données est proposée, à partir notamment de la synthèse très complète qu'en proposent Carrassi *et al.* (2018).

2.1 Principes de l'assimilation de données

2.1.1 Problème de la mise à jour des états d'un modèle

Soit $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^d$ le vecteur d'état d'un système hydrologique (ici semi-distribué) au temps t_k , c'est-à-dire le vecteur contenant les états du modèle. La dimension du système est notée d . L'état de ce système à t_k est représenté par un modèle \mathbf{f} comme une évolution dynamique à partir de l'état \mathbf{x}_k à t_{k-1} , et connaissant le forçage extérieur \mathbf{u}_k :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_k, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\omega}_k \quad (1)$$

Où $\boldsymbol{\theta}_k \in \mathbb{R}^p$ représente le vecteur des paramètres du modèle, qui peuvent a priori évoluer au cours du temps. L'erreur du modèle $\boldsymbol{\omega}_k$ est représentée comme un terme additif stochastique. Cette erreur correspond à l'erreur de prédiction du modèle à partir de l'état réel du modèle à t_{k-1} , liée aux erreurs cumulées dans l'estimation des paramètres $\boldsymbol{\theta}_k$, la résolution numérique des équations différentielles et les processus d'échelles inférieures non modélisés. Dans la suite, les entrées $\boldsymbol{\theta}_k$ et \mathbf{u}_k seront considérées comme des arguments implicites de \mathbf{f} , sauf si les paramètres d'un modèle sont explicitement annoncés comme incertains ou dépendants du temps.

On dispose d'observations bruitées du système $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^m$ au temps discret t_k (m le nombre d'observations du système disponibles à t_k) reliées aux états du système par l'opérateur \mathbf{h} :

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \boldsymbol{\eta}_k \quad (2)$$

De même que pour la modélisation des états du système, l'opération d'observation comporte des erreurs $\boldsymbol{\eta}_k$ liées ici aux erreurs instrumentales de mesures et aux incertitudes de formulation de l'opérateur d'observation. Les deux sources d'erreur $\boldsymbol{\omega}_k$ et $\boldsymbol{\eta}_k$ sont considérées par hypothèse comme indépendantes dans le temps et mutuellement indépendantes.

2.1.2 Assimilation de données et filtres séquentiels

L'enjeu de l'assimilation de données pour la prévision consiste à approcher l'état réel du système x_k en temps réel à $t = t_k$ à partir de la connaissance conjointe des états précédents estimés $x_{1:k-1}$ et de l'image de l'état du système donnée par les observations $y_{1:k}$. La mise à jour de l'état x_k à partir de l'assimilation de toutes les observations disponibles est appelé *filtrage*. La mise à jour des états $x_{1:k-1}$ est appelée *lissage*. En hydrologie et plus généralement en géosciences, les observations à disposition sont en nombre insuffisant pour contraindre l'état d'un système dans la mesure où $m \ll d$. Le modèle sert justement à combler ce vide en propageant spatialement et temporellement l'information issue des observations ponctuelles vers les zones non observées.

En formulant le problème précédent dans un cadre bayésien, on peut montrer que le filtrage séquentiel des états d'un modèle permet d'approcher rigoureusement la distribution probable des états d'un modèle. Le filtrage est séquentiel dans la mesure où l'estimation de l'état du système à $t = t_k$ s'appuie sur la mise à jour obtenue au pas de temps précédent, qui elle-même s'appuyait sur la mise à jour au pas de temps précédent, et ainsi de suite.

Il existe plusieurs types de filtres séquentiels. Parmi ceux-ci, certains s'appuient sur un ensemble de simulations parallèles pour représenter la distribution probable des états du modèle. Cette catégorie de procédure est regroupée sous le terme de *filtres d'ensemble*, en opposition aux *filtres déterministes*. Les méthodes d'ensemble sont très populaires en prévisions météorologique et hydrologique.

Les méthodes d'ensemble ont comme premier avantage de tenir compte des effets des différentes sources d'incertitude dans la mise à jour des états. À condition de correctement dimensionner ces incertitudes, les états du modèle estimés gagnent en fiabilité par rapport aux méthodes déterministes. En outre les différents membres des filtres d'ensemble peuvent être récupérés en prévision pour simuler diverses trajectoires possibles, et ainsi de réaliser des prévisions probabilistes. Enfin, certaines méthodes d'ensemble permettent de s'affranchir d'hypothèses telles que celles établies au paragraphe 2.1, sur lesquels s'appuient certains filtres déterministes.

Parmi les méthodes séquentielles d'ensemble, deux familles sont les plus couramment utilisées : le filtre de Kalman d'ensemble et le filtre particulaire. Une présentation de ces approches est proposée dans la suite, après une introduction de la méthode par insertion directe et des méthodes variationnelles, très courantes en géosciences bien que rarement utilisées pour l'assimilation de données en prévision hydrologique.

2.2 Présentation des familles de méthodes pour l'assimilation de données

2.2.1 Insertion directe

La technique la plus élémentaire est l'insertion directe. Cette méthode consiste à corriger les états d'un modèle pour obtenir des simulations égales aux valeurs observées. Pour les modèles simples, comme GRP, cette approche est extrêmement facile à mettre en place. Toutefois, elle

repose sur l'hypothèse forte que les observations sont parfaites et les simulations du modèle indignes de confiance. Cela peut mener à l'introduction d'une erreur significative et à une estimation sous-optimale et déséquilibrée de l'état du système. En outre, cette méthode nécessite de formuler des hypothèses supplémentaires lorsqu'elle est implémentée dans des structures de modèle plus complexes, pour lesquelles différents états peuvent donner une même valeur en sortie.

L'insertion directe est la méthode d'assimilation de données à ce jour utilisée dans GRP.

2.2.2 Assimilation variationnelle

L'assimilation variationnelle est une alternative aux méthodes de filtrage. Cette approche déterministe est fondée sur la recherche d'un état du modèle minimisant une fonction de coût. Cette fonction de coût est censée représenter l'écart de l'état recherché à l'état *a priori* et aux observations. L'un des intérêts de cette approche est entre autres qu'elle permet d'inclure naturellement les états et observations des pas de temps précédant le pas de temps d'assimilation : cette méthode est généralement appelée 4D-Var.

En faisant l'hypothèse que les erreurs d'observation et du modèle sont gaussiennes, la fonction de coût s'écrit :

$$\begin{aligned}
 J(\mathbf{x}_{0:k}) &= J^p(\mathbf{x}_{0:k}) + J^o(\mathbf{x}_{0:k}) + J^m(\mathbf{x}_{0:k}) \\
 J(\mathbf{x}_{0:k}) &= \frac{1}{2} \left(\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_0^b \right)^T \mathbf{P}_0^{-1} \left(\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_0^b \right) \\
 &\quad + \frac{1}{2} \sum_{l=0}^k \left(\mathbf{y}_l - \mathbf{h}(\mathbf{x}_l) \right)^T \mathbf{R}_l^{-1} \left(\mathbf{y}_l - \mathbf{h}(\mathbf{x}_l) \right) \\
 &\quad + \frac{1}{2} \sum_{l=0}^k \left(\mathbf{x}_l - \mathbf{f}(\mathbf{x}_{l-1}) \right)^T \mathbf{Q}_l^{-1} \left(\mathbf{x}_l - \mathbf{f}(\mathbf{x}_{l-1}) \right)
 \end{aligned} \tag{3}$$

Les termes J^p , J^o et J^m représentent les coûts respectivement liés aux erreurs des états avant analyse, aux erreurs du modèle par rapport à l'observation et aux erreurs de propagation du modèle. La matrice $\mathbf{P}_0 \in \mathbb{R}^{d \times d}$ représente respectivement la matrice de covariance de l'erreur de l'état du modèle avant analyse $\mathbf{R}_l \in \mathbb{R}^{m \times m}$ est la matrice de covariance de l'erreur d'observation, et $\mathbf{Q}_l \in \mathbb{R}^{d \times d}$ est la matrice de covariance de l'erreur de propagation du modèle. L'état \mathbf{x}_0^b correspond à l'état au temps $t = t_0$ *a priori* (également appelé ébauche).

Généralement, l'erreur de propagation du modèle est négligée et J^m disparaît de la fonction de coût. Cette hypothèse correspond à la méthode 4D-Var à forte contrainte (*strong-constraint* en anglais), car les états suivants \mathbf{x}_0 sont strictement conditionnés par la propagation du modèle. Cette hypothèse permet de réduire considérablement la dimension du problème d'optimisation à résoudre puisque seule la détermination de l'état \mathbf{x}_0 minimisant J est nécessaire.

Dans les cas (très fréquents) où il n'existe pas de solution analytique au problème d'optimisation, le calcul du gradient de la fonction de coût nécessite de coder l'adjoint du modèle « f^T », ce qui peut s'avérer long et fastidieux, et surtout inutile lorsque le modèle lui-même évolue. C'est pour-

quoi l'utilisation d'algorithmes d'optimisation numériques est parfois préférée à l'implémentation de l'adjoint (e.g. Lee *et al.*, 2011 ; Abbaszadeh *et al.*, 2019).

2.2.3 Filtre de Kalman d'ensemble (EnKF)

Le filtre de Kalman provient d'une simplification du problème en formulant l'hypothèse que l'opérateur d'observation h est linéaire et que les erreurs d'observation et de modèle sont gaussiennes. Ces hypothèses permettent de représenter l'état du système après assimilation (aussi appelée *analyse*) comme une correction additive de l'état avant analyse par ajout de l'erreur du modèle pondérée d'un facteur de poids :

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k|k-1})) \quad (4)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{h}^T (\mathbf{h} \mathbf{P}_k \mathbf{h}^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (5)$$

Où \mathbf{K}_k est le gain de Kalman, \mathbf{P}_k la matrice de covariance de l'erreur de l'état du modèle avant analyse et \mathbf{R}_k la matrice de covariance de l'erreur d'observation. L'état $\mathbf{x}_{k|k-1}$ correspond à l'état noté \mathbf{x}^b dans la présentation de l'assimilation variationnelle, présenté ici selon une notation bayésienne.

L'utilisation d'un ensemble de N réalisations $\mathbf{X}_k = [\mathbf{x}_k^1, \dots, \mathbf{x}_k^N]$ du modèle, chacune confrontée respectivement à des observations d'un ensemble $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_k^1, \dots, \mathbf{y}_k^N]$, permet de renoncer à l'hypothèse de linéarité du modèle.

2.2.4 Filtre particulaire par échantillonnage préférentiel (PF)

Le filtre particulaire s'appuie sur le formalisme bayésien pour relier les distributions *a priori* et *a posteriori* des états du modèle. La procédure consiste en un échantillonnage de N états (i.e. N particules) à partir d'une distribution *a priori* des états du modèle pour approcher la distribution *a posteriori* quand $N \rightarrow \infty$. L'estimation de cette distribution consiste en la mise à jour d'un poids w_k^i associé à chaque particule i , en fonction de la vraisemblance des observations à l'instant d'assimilation avec l'état du modèle représenté par la particule. Cette approche est généralement appelée *sequential importance sampling* (SIS),

Dans la mesure où seuls les poids sont corrigés d'un pas de temps à l'autre, la trajectoire de chaque particule est respectueuse de la dynamique du modèle. Cette propriété confère un avantage théorique majeur à cette méthode en comparaison des précédentes, parce qu'elle évite de perturber l'équilibre du modèle.

Il y a toutefois un inconvénient majeur, connu sous le nom de *dégénérescence de l'échantillon*, dans la mesure où au bout de quelques itérations, il arrive fréquemment qu'il ne reste plus qu'une seule particule ayant un poids non presque nul (Arulampalam *et al.*, 2002). Une mesure de ce phénomène est donnée par une estimation du nombre effectif de particules dans l'échantillon :

$$N_{eff} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^i)^2} \leq N \quad (6)$$

Pour éviter que la taille effective de l'échantillon ne se réduise drastiquement, il convient donc de chercher à minimiser la variance des poids des particules. La méthode la plus brutale consiste à choisir un échantillon de taille suffisante. Néanmoins, il a été montré par Snyder *et al.* (2008) que la taille d'échantillon nécessaire à la convergence de l'approximation de Monte Carlo est liée par une relation exponentielle à la dimension du système, ce qui peut s'avérer extrêmement coûteux en temps de calcul et donc impossible à réaliser en pratique.

Plusieurs techniques existent pour parvenir à réduire la taille de l'échantillon nécessaire pour éviter la dégénérescence de l'échantillon.

Une première méthode consiste à minimiser la variance des poids en échantillonnant les états a priori avec une distribution « optimale » (Doucet *et al.*, 2000). En pratique néanmoins, il est difficile d'échantillonner à partir de cette distribution à moins de procéder à une linéarisation locale de l'opérateur d'observation h .

Une autre méthode consiste à rééchantillonner les particules à partir des poids respectifs des particules après analyse, avant l'étape de prédiction au pas de temps suivant. Ce rééchantillonnage réplique les particules les plus satisfaisantes, et permet de rétablir une distribution de poids uniforme. Cette technique est appelée *sequential importance resampling* (SIR). Le rééchantillonnage soulève toutefois en contrepartie un autre problème : pour un échantillon de particules trop dégénéré, ce schéma conduit à ne garder qu'une minorité de particules et à abandonner les autres : c'est l'*appauvrissement de l'échantillon*. Plusieurs techniques permettent toutefois de limiter ce phénomène en diversifiant l'échantillon de particules : algorithmes de rééchantillonnage équitables (Douc et Cappé, 2005 ; Li *et al.*, 2015a), grainage (*roughening* en anglais) des particules par l'introduction de bruits (e.g. Piazzini *et al.*, 2021), croisements génétiques des particules (e.g. Abbaszadeh *et al.*, 2018, 2019), rééchantillonnage après lissage gaussien de la distribution des états (e.g. Noh *et al.*, 2011). Après rééchantillonnage, on peut également appliquer un algorithme de chaînes de Markov Monte Carlo (MCMC, Andrieu *et al.*, 2010) pour trier les particules avant et après mise à jour (e.g. Noh *et al.*, 2011 ; Vrugt *et al.*, 2013 ; Abbaszadeh *et al.*, 2018, 2019).

Les filtres particuliers appliqués en prévision hydrologique s'appuient dans la très grande majorité sur la technique du rééchantillonnage. Dans la suite, la mention de filtre particulier (PF) fera implicitement référence à la méthode par rééchantillonnage préférentiel (i.e. SIR).

3 Spécificités de l'assimilation du débit dans un modèle hydrologique semi-distribué

3.1 Influence des états antérieurs sur le débit

L'une des particularités des systèmes étudiés en hydrologie est la multiplicité des échelles de temps caractéristiques des processus à l'œuvre. En effet, les différents processus de génération du débit sont liés à la quantité d'eau stockée dans les milieux où ils interviennent, qui dépend non seulement des conditions météorologiques récentes et passées mais également des temps

caractéristiques de propagation dans l'espace, différents d'un milieu à l'autre (réseau hydrographique, surface, zone non saturée, zone saturée, etc.) et selon le sens de propagation (vertical ou horizontal). De fait, au-delà de la variété des processus impliqués dans la génération de l'écoulement final à l'exutoire, l'écoulement résultant d'un unique processus peut n'être effectivement observable qu'après un certain délai correspondant au temps de routage le long des réseaux de transfert du bassin.

Au regard du problème de l'inférence des états du système à partir du débit mesuré à l'exutoire à un instant t_k , négliger l'influence retardée de certaines variables d'état sur le débit conduit à les laisser indéterminées par le processus d'assimilation ou – pire – à les corriger inadéquatement (Clark *et al.*, 2008 ; McMillan *et al.*, 2013). Parmi les variables concernées, on retrouve notamment celles se rapportant à l'humidité du sol, qui exercent une influence retardée mais significative sur le débit (Pathiraja *et al.*, 2012). Pour cette raison, les méthodes de filtrage présentées précédemment ne peuvent apporter qu'une estimation incomplète des états d'un modèle hydrologique. De plus, bien que l'idée de corriger les états d'un modèle avec un simple retard fixe par rapport à l'observation soit possible, cette option n'est pas non plus satisfaisante pour la prévision des crues rapides, qui nécessite des corrections quasi-immédiates des états d'un modèle, et également parce que le temps de réponse des processus est amené à varier au cours du temps (Noh *et al.*, 2011).

Dans ce contexte, plusieurs (voire la plupart des) méthodes opérationnelles d'assimilation du débit n'estiment qu'un nombre limité d'état des modèles hydrologiques. C'est le cas des modèles GRP, GRPS (i.e. un GRSD dont le modèle de base est GRP) ou TGR, pour lesquels seul le niveau du réservoir de routage est corrigé (Lobligeois *et al.*, 2015). Ce choix est justifié par la forte corrélation entre le niveau du réservoir de routage et le débit simulé (Berthet, 2010), les travaux de Piazzini *et al.* (2021) ayant par ailleurs montré que corriger le niveau du réservoir de production par filtrage séquentiel était moins efficace que corriger celui du réservoir de routage.

3.1.1 Méthodes d'assimilation rétrospectives

Plusieurs adaptations des méthodes d'assimilation de données ont été proposées par la communauté scientifique pour intégrer les effets de retard dans la mise à jour des états des modèles hydrologiques.

Une première possibilité est d'augmenter le vecteur des états mis à jour avec les états des pas de temps précédents. Pauwels et De Lannoy (2006, 2009) appliquent par exemple un EnKF à l'état du modèle x_k à $t = t_k$ augmenté des états précédents $x_{k-L-1:k-1}$ sur une fenêtre temporelle L correspondant au temps de réaction du bassin versant. Le filtre obtenu est baptisé REnKF, R désignant une méthode d'assimilation *rétrospective*. La méthode est ensuite adaptée par Li *et al.* (2013) au filtrage de Kalman (REnKS). Le REnKS a été testé avec succès sur un modèle semi-distribué adapté de GR4H par Li *et al.* (2015b), en améliorant les prévisions à l'exutoire jaugé par rapport à un EnKF appliqué au même modèle semi-distribué, ou bien par rapport à un REnKS

appliqué au modèle GR4H global. Les auteurs notent que l'utilisation d'un EnKF pour la mise à jour des variables d'état propres au modèle de propagation de l'écoulement dans le réseau hydrographique permet d'obtenir logiquement des résultats presque équivalents à ceux constatés dans la même configuration avec un REnKS, aux horizons de prévision courts. Les effets bénéfiques de la persistance de la mise à jour retardée du réservoir de production se font toutefois ressentir à des horizons plus lointains.

Des versions adaptées du REnKF ont été proposées, comme l'EnKF récursif (McMillan *et al.*, 2013), ou l'EnKF asynchrone (Sakov *et al.*, 2010; Rakovec *et al.*, 2015). L'EnKF récursif est fondé sur un cycle récursif d'assimilation-prévision au sein d'une fenêtre temporelle d'assimilation, en appliquant itérativement le RenKF aux états du modèle à tous les pas de temps sur la fenêtre d'assimilation avant prédiction pour $t = t_{k+1}$. Cette procédure est plus satisfaisante que le REnKF de Pauwels et De Lannoy (2006, 2009) mais exige un temps de calcul nettement supérieur en comparaison : d'un facteur $(L - 1)!$ comparé au REnKF et au REnKS. Comparée au REnKS de Li *et al.* (2013, 2014, 2015b), la mise à jour séquentielle des états du modèle à l'intérieur de la fenêtre d'assimilation présente a priori l'intérêt de mieux intégrer la non-linéarité du système. Ces procédures n'ont, à la connaissance de l'auteur, jamais été comparées. Toutefois, dans une perspective d'assimilation de données efficace dans un modèle semi-distribué, les temps de calcul prohibitifs de l'EnKF récursif sont un frein majeur à sa mise à œuvre. À l'inverse, l'EnKF asynchrone (AEnKF) propose des temps de calcul inférieurs à ceux du REnKS tout en exploitant les observations des pas de temps précédents, mais ne consiste qu'en la mise à jour de l'état au temps d'assimilation x_k .

Certaines études font par ailleurs état de tentatives d'adaptation du PF au problème de l'influence retardée des états des modèles hydrologiques. Noh *et al.* (2011) proposent le *Lagged PF* (LPF), dont l'étape de prédiction s'appuie sur l'état du modèle à $t = t_{k-L+1}$ et une mise à jour des particules à $t = t_k$ (i.e. calcul des poids, rééchantillonnage, et éventuellement échantillonnage MCMC). Tel qu'appliqué par Noh *et al.* (2011), le LPF est a priori un équivalent du REnKF, à la différence que les erreurs ne sont pas considérées gaussiennes. Il est toutefois possible de mettre à jour les particules au temps d'assimilation à partir des vraisemblances des L pas de temps précédents, et dans ce cas tendre vers un lissage proche du REnKS.

3.1.2 Mise à jour des états et propagation des débits des sous-bassins amont

L'autre problématique importante pour l'assimilation des observations de débit dans un modèle semi-distribué concerne le décalage temporel lié à la propagation des écoulements des bassins amont vers les bassins aval. En effet, des temps de propagation supérieurs au pas de temps du modèle rendent caduques la mise à jour des états des bassins versants amont non jaugés par des filtres séquentiels de base. Les travaux de Li *et al.* (2015b) montrent par ailleurs que même des filtres plus complexes comme le REnKS ne sont pas toujours en mesure d'améliorer les débits prévus à ces exutoires amont (considérés pseudo non-jaugés).

Dans le cadre d'une application de GRSD à des bassins aux points intérieurs tous jaugés, la problématique liée à la propagation des débits dans le réseau hydrographique concerne le transfert des exutoires jaugés amont vers les exutoires jaugés en aval. En effet, la mise à jour des états des bassins intermédiaires jaugés nécessite de connaître les apports relatifs à un instant t du bassin et des sous-bassins amont. Il est donc essentiel que le module de propagation soit bien choisi et paramétré, afin d'éviter que les débits observés en amont arrivent en avance ou en retard, surtout en période de crue. Si ce n'est pas le cas, le calcul de la contribution « observée » du bassin intermédiaire sera faussée et conduira à une mise à jour inadéquate des états. Ces erreurs sont susceptibles de s'amplifier d'amont en aval.

Dans ce contexte, les interactions entre le module de propagation très simple de GRSD et les procédures de mise à jour des états devront vraisemblablement être étudiées attentivement. Bien qu'il ait été apprécié par Lobligeois (2014) comme suffisamment satisfaisant en simulation en comparaison de méthodes de propagation plus complexes, il n'est pas certain qu'il soit adapté à la prévision hydrologique. Un premier témoignage de ses limites en prévision est identifié par Lobligeois *et al.* (2015). Dans ce rapport, malgré la supériorité générale de GRPS par rapport à TGR, les auteurs constatent par exemple que le module de propagation plus abouti de TGR lui permet d'être meilleur que GRPS dans quelques bassins versants, où le module de GRPS ne lisse pas assez le débit des bassins amont.

Outre la structure du module de propagation, l'une des difficultés réside dans l'estimation correcte de ses paramètres lors de la phase de calage. En effet, la forte équifinalité du paramètre X_4 des bassins intermédiaires et du paramètre de célérité C du module de propagation peut provoquer des estimations « exotiques » de ces paramètres (voir par exemple p. 67 de Peredo, 2021). Bien que des approches de régularisation lors du calage des paramètres peuvent permettre d'atténuer ces effets indésirables (De Lavenne *et al.*, 2019), il peut paraître intéressant d'envisager la mise à jour du paramètre de célérité du module.

3.2 Dimension des états d'un modèle semi-distribué

En prévision, bien que l'assimilation de données de débit pour la prévision en temps réel offre la possibilité de contraindre davantage les modèles, il n'en demeure pas moins que ces observations sont insuffisantes pour déterminer l'ensemble de leurs états de façon univoque. Ce constat est d'autant plus vrai que le modèle est complexe et que sa discrétisation spatiale est fine. En termes mathématiques, ce constat se traduit par un nombre d'observations m inférieur à la dimension d du système étudié. Pour donner un ordre d'idée en pratique, nous nous proposons d'estimer la dimension du modèle GRSD.

Dans GRSD, chaque sous-bassin versant est représenté de la même manière par un modèle global, multipliant ainsi le nombre de degrés de liberté d'autant. En notant n_{sb} le nombre de ces sous-bassins versants, et en considérant que tous les états et paramètres du modèle peuvent être mis à jour, on peut montrer que la dimension du système est encadrée par les bornes suivantes :

$$3 n_{sb} + 5 \lesssim d \lesssim 10 n_{sb} \quad (7)$$

La borne de gauche correspond à une situation où tous les exutoires intermédiaires seraient non jaugés, la borne de droite à celle où ils seraient tous jaugés. Dès lors, dans le meilleur des cas (sous-bassins tous jaugés), il faut estimer une dizaine d'états par observation disponible à chaque pas de temps.

Pour diminuer la dimension du système, on peut considérer que parmi les états du modèle, seuls les niveaux des deux réservoirs (hors hydrogrammes unitaires) nécessitent d'être mis à jour (Berthet, 2010; Piazzini *et al.*, 2021). Les travaux de Piazzini *et al.* (2021) montrent également que l'estimation simultanée des états et des paramètres des réservoirs est plutôt défavorable à la fiabilité des précisions. De fait, en formulant l'hypothèse que les paramètres de GRSD sont fixes pour le calcul la dimension du système, celle-ci se réduit à :

$$2 n_{sb} \lesssim d \lesssim 3 n_{sb} \quad (8)$$

De fait, les dimensions considérées sont très inférieures aux dimensions typiques des modèles de prévision météorologique, et amoindrissent les conséquences délétères du fléau de la dimension. Malgré cela, il n'est pas exclu que la taille d'ensemble nécessaire à la prévision en hydrologie entraîne des temps de calcul prohibitifs sur un grand échantillon de bassins versants ou dans un cadre opérationnel. De plus, les paramètres de GRSD sont généralement difficiles à caler, et la correction des seuls niveaux des réservoirs, si elle peut améliorer les prévisions à court terme, pourrait ne pas suffire pour garantir des bénéfices persistants à des horizons plus lointains de prévision. Dès lors, la taille d'ensemble nécessaire pour une mise à jour efficace pourrait encore augmenter.

Pour trouver un compromis efficace entre la réduction de la taille du système et l'intégration des incertitudes des états du modèle, une approche intéressante consiste à sélectionner des listes d'états adaptées aux conditions hydro-météorologiques à l'instant de prévision, afin d'appliquer des « recettes » d'assimilation adaptées aux processus dominants. Mai *et al.* (2020) comparent ainsi la performance de schémas d'assimilation basés sur des listes établies par des experts à partir de critères sur le jour de l'année, les précipitations et la température des derniers jours, et sur des listes issues d'une analyse automatique de sensibilité. Les auteurs montrent que les listes établies par algorithme permettent d'obtenir des performances équivalentes voire meilleures que les listes d'expert, et que ces recettes semblent indépendantes du bassin considéré.

3.3 Évolution des paramètres

Afin d'éviter de diminuer la dimension du problème d'assimilation séquentielle des données, il peut être avantageux de considérer que les paramètres des modèles peuvent évoluer en séparant leur estimation de celle des variables d'état.

Moradkhani *et al.* (2005b) proposent de mener deux assimilations en série des paramètres puis des variables d'état d'un modèle hydrologique avec un filtre de Kalman d'ensemble. Une approche adaptée du vecteur d'état augmenté est proposée par Xie et Zhang (2013) dans un modèle distribué pour réduire la dimension du système, en localisant la mise à jour simultanée des variables d'état et des paramètres par groupe de paramètres.

La mise à jour des paramètres se pratique également avec les filtres particuliers. Moradkhani *et al.* (2005a) perturbent par exemple les paramètres d'un modèle hydrologique après chaque assimilation pour éviter la dégénérescence de l'échantillon. Comme évoqué précédemment, cette approche est coûteuse pour un modèle semi-distribué. Les meilleurs résultats sont toutefois obtenus en associant les PF de méthodes par MCMC pour permettre aux paramètres d'évoluer tout en réduisant le nombre de particules nécessaires à la convergence des distributions obtenues. Moradkhani *et al.* (2012) valident une proposition de perturbation des paramètres postérieure à la mise à jour des états. Abbaszadeh *et al.* (2018) reprennent ces principes en appliquant deux échantillonnages MCMC, un préalablement au rééchantillonnage pour l'évolution des variables d'état à partir d'un algorithme génétique, un autre après rééchantillonnage pour l'évolution des paramètres. Vrugt *et al.* (2013) proposent d'employer plusieurs chaînes de PF en parallèle, perturbées par évolution différentielle et validées par MCMC.

Enfin, Yang et Michel (2000) proposent un recalage des paramètres du modèle sur une fenêtre temporelle précédant le pas de temps d'assimilation, associé à une technique de post-traitement des erreurs du modèle. Berthet (2010) adapte cette idée en choisissant avant chaque assimilation du débit parmi une préselection de jeux de paramètres issus de calages sur différentes périodes.

3.4 Quantifications des incertitudes et des hyper-paramètres

Il existe de nombreuses sources d'incertitudes en prévision hydrologique. Celles-ci peuvent venir des entrées (précipitations passées et futures), structures des modèles (mises en équation des processus, discrétisation spatio-temporelle), paramètres (calage), conditions initiales (i.e. variables d'états au pas de temps d'assimilation), observations (courbes de tarage, mesures), méthodes d'assimilation elles-mêmes (linéarisations locales, hypothèse gaussienne, taille d'ensemble). Il est généralement impossible de représenter toutes ces sources à cause du grand nombre de degrés de liberté des systèmes et des contraintes sur les temps de calcul. L'arbitrage résultant entre efficacité et fiabilité exige donc de hiérarchiser ces sources et de les synthétiser.

Parmi les sources d'incertitude précédemment mentionnées, celles relatives à l'observation et au modèle revêtent une importance particulière pour la mise à jour des états. La combinaison efficace des états *a priori* et des observations pour la mise à jour est en effet déterminée par l'équilibre entre la confiance placée dans le modèle et dans celle placée dans les observations. Ainsi, selon que l'objectif de modélisation est la simple mise à jour efficace des états du modèle ou de caractériser rigoureusement l'incertitude du débit prévu, les sources d'incertitudes intégrées ne seront pas nécessairement les mêmes.

Dans le contexte de l'assimilation de données, la quantification des incertitudes revient généralement à caler les hyper-paramètres des méthodes employées (nous appellerons abusivement hyper-paramètres les paramètres des méthodes d'assimilation).

En prévision d'ensemble, l'hyper-paramètre le plus visible est la taille de l'ensemble N , dont la détermination a déjà été rapidement abordée dans les paragraphes précédents. Il faut toutefois noter que des interactions existent généralement entre N , les autres hyper-paramètres (Wang *et al.*, 2018), et les états et paramètres du modèle perturbés (Moradkhani *et al.*, 2005b).

Les autres hyper-paramètres sont liés notamment au dimensionnement des erreurs du modèle (ω_k) et d'observation (η_k), ainsi que des éventuelles perturbations apportées aux états et aux paramètres. Ce dimensionnement fait souvent l'objet d'un calage spécifique, généralement à la main (e.g. Moradkhani *et al.*, 2005b; Vrugt *et al.*, 2013; Piazzini *et al.*, 2021), ce qui peut s'avérer problématique pour des tests sur de grands échantillons de bassins. Certains auteurs proposent des hyper-paramètres non-stationnaires (e.g. le *Variable Variance Multiplier* proposé par Leisenring et Moradkhani, 2012), mais ceux-ci sont également paramétrés. Il paraît de fait assez difficile d'automatiser l'estimation de ces paramètres et de se passer d'analyses de sensibilité. Thibault et Anctil (2015) remarquent à ce sujet qu'il ne semble pas exister de règles générales quant au choix de ces hyper-paramètres : ceux-ci sont fortement dépendants du modèle hydrologique utilisé, des bassins et événements étudiés, et des états mis à jour. Les auteurs pointent également la tendance à surestimer certaines sources d'incertitudes (e.g. dans les forçages) pour compenser l'absence de prise en compte d'autres sources (e.g. dans la structure des modèles).

En somme, à côté de l'élégance mathématique des édifices théoriques des algorithmes d'assimilation de données, l'estimation des hyper-paramètres peut ressembler en pratique à du bricolage. La seule règle générale semble être qu'il est préférable de choisir des méthodes aussi frugales que possible en hyper-paramètres.

4 Bilan de l'analyse bibliographique

4.1 Problématiques soulevées par l'assimilation du débit dans un modèle semi-distribué

L'analyse de la littérature sur le sujet de l'assimilation de données en modélisation hydrologique illustre la grande diversité des approches possibles pour la mise à jour des états des modèles pour la prévision. Plusieurs familles d'algorithmes existent et ont déjà prouvé leur efficacité sur quelques cas d'étude. Chacune de ces familles montre des qualités mais aussi des contraintes : complexité théorique, difficulté de mise en œuvre, temps de calcul, intégration des incertitudes, besoins de techniques supplémentaires (rééchantillonnage). Les schémas d'assimilation d'ensemble comme le filtre de Kalman d'ensemble ou le filtre particulaire sont très clairement les plus étudiés, en partie parce qu'ils sont directement évaluables au regard de la fiabilité des prévisions dans un cadre probabiliste. Toutefois, il n'existe pas de consensus concernant la supériorité d'un schéma vis-à-vis d'un autre. La décision d'utiliser une technique plutôt qu'une autre

dépend avant tout du modèle et des objectifs de prévision.

Le choix des états mis à jour est également un sujet de recherche important. Outre la correction conjointe des états et des paramètres des modèles hydrologiques, qui fait l'objet de plusieurs études, la question de la remontée de l'information du débit observé dans le modèle se pose. La structure des modèles hydrologiques établit généralement une distinction entre les états liés à la production des écoulements (comme l'humidité du sol) et ceux liés à la distribution temporelle des écoulements (routage). Si la mise à jour des seconds est toujours adoptée dans les schémas d'assimilation, la mise à jour des premiers pose quelques difficultés. Celles-ci proviennent en particulier de la décorrélation entre débit mesuré et états à un même instant, imposée par le temps de propagation de l'eau dans le bassin versant. Afin de tenir compte de ces effets, de nombreux schémas d'assimilation ont été proposés dans la littérature pour réaliser la mise à jour rétrospective des états sur une fenêtre temporelle.

Certaines problématiques de l'assimilation des données de débit sont enfin spécifiques au cadre de modélisation semi-distribué. La discrétisation d'un bassin en sous-bassins versants contributeurs impose de distribuer spatialement les mises à jour des états du modèle. L'utilisation de modules imprécis de propagation hydraulique des exutoires peut rendre la tâche d'autant plus complexe que la contribution respective de chacun des sous-bassins est erronée ou incertaine. Le retard dans la corrélation entre débits mesurés et états mis à jour dans les bassins versants amont provoquée par les temps de transfert dans le réseau hydrographique fait écho aux problématiques évoquées au paragraphe précédent. L'utilisation d'approches ensemblistes permettrait enfin de résoudre le problème de la distribution spatiale des états grâce aux algorithmes de type filtre en cherchant à échantillonner simultanément tous les états du modèle distribué au plus proche des états les plus probables. Ces méthodes peuvent toutefois pâtir de la multiplication du nombre d'états à mettre à jour et requérir des tailles d'ensemble (donc des temps de calcul) très importantes pour être efficaces.

4.2 Approche envisagée pour la prévision hydrologique avec le modèle GRSD

L'objectif de cette étude et des travaux suivants est d'appliquer les résultats de Piazzini *et al.* (2019) à des échelles spatiales et temporelles plus fines que le cadre global et journalier, et de comparer les prévisions obtenues à celles du modèle GRP.

Face à la grande diversité des schémas d'assimilation du débit possibles, nous avons choisi de procéder par étape en partant des résultats exposés par Piazzini *et al.* (2021). Dans la mesure où ces travaux ont montré des performances comparables entre le filtre de Kalman d'ensemble et le filtre particulier avec le modèle GR5J au pas de temps journalier, à l'avantage léger du deuxième aux horizons lointains, nous avons conduit les travaux uniquement à partir du filtre particulier. Afin de concentrer les recherches et analyses sur les questions liées à la mise à jour des états, nous avons écarté toute technique de post-traitement. Les comparaisons ont par ailleurs été réalisées dans un cadre déterministe, notamment parce que la dimension probabiliste requiert

l'utilisation un outil de post-traitement des prévisions de GRP. Les prévisions d'ensemble ont donc été évaluées à partir de la moyenne des ensembles.

Dans un premier temps, nous avons mené une étude de sensibilité des performances en approche globale journalière du système constitué de GR5J et du PF, avec notamment l'ambition d'analyser spécifiquement les événements de crue. Le second temps du travail réalisé a concerné le passage du cadre journalier au cadre horaire. Ce transfert est ponctué par la comparaison des prévisions obtenues à celles de GRP.

Ces analyses sont présentées dans la suite du rapport. Une troisième étape non encore réalisée consistera en la mise en œuvre d'un système de prévision semi-distribué à partir du meilleur modèle horaire global, et sera présentée dans un rapport suivant.

Deuxième partie

Comparaison déterministe de systèmes de prévision globaux

5 Matériel et méthodes

5.1 Base de données

5.1.1 Origines des données

Les données utilisées dans cette étude sont issues de la base construite par l'équipe Hydro d'INRAE (Delaigue *et al.*, 2020).

Les valeurs de débit instantanées ont été fournies par la Banque HYDRO (accessible à l'adresse <http://www.hydro.eaufrance.fr/>, extraction le 28 Octobre 2019, décrite par Leleu *et al.*, 2014), et interpolées au pas de temps horaire.

Les précipitations horaires proviennent de la réanalyse Comephore (Tabary *et al.*, 2012), et sont agrégées de la grille d'origine (1 km²) à l'échelle du bassin versant.

Les données d'évaporation potentielle journalières sont calculées avec la formule d'Oudin à partir des températures de la réanalyse SAFRAN journalière (Vidal *et al.*, 2010), puis désagrégées au pas de temps horaire suivant une distribution parabolique (de 7 h à 19 h), avant d'être agrégées spatialement à l'échelle des bassins versants.

La réanalyse SAFRAN au pas de temps horaire, peu fiable, a enfin été utilisée pour réaliser l'initialisation des modèles hydrologiques (sur 5 ans préalablement à la période d'analyse).

La période temporelle choisie pour l'évaluation des systèmes de prévision court du 1^{er} janvier 1999 au 30 décembre 2018. Cette période a été coupée en deux parties (1999-2008 et 2009-2018) pour le calage-contrôle des modèles. Tous les critères de performance présentés ont été calculés en période de contrôle.

5.1.2 Échantillon de bassins versants

L'échantillon de bassins versants de cette étude a été construit suivant une logique semi-distribuée afin de servir aux études suivantes.

La construction semi-distribuée a été réalisée à partir d'une approche en « poupées russes » (Thebault, 2021). Chaque poupée « mère » contient au moins une poupée « fille » (i.e. un sous-bassin versant intérieur). Un groupe constitué d'une poupée mère et de ses filles est construit de sorte que chaque fille soit indépendante (les sous-bassins versants ne sont pas emboîtés). Une poupée fille peut devenir à son tour une poupée mère et contenir des poupées filles, selon la même règle d'indépendance des filles.

En procédant ainsi, nous avons pu composer un échantillon de 142 groupes de bassins versants (un groupe correspondant à une poupée mère et ses filles indépendantes). Au total, l'échantillon

est constitué de 294 bassins versants distincts (dont certains sont emboîtés les uns dans les autres). Ces bassins sont situés en France métropolitaine (Figure 1).

L'objectif de cette étude étant de comparer des approches de modélisation globale, les prévisions hydrologiques ont été réalisées aux exutoires des 294 bassins versants distincts, sans tenir compte de leur emboîtement.

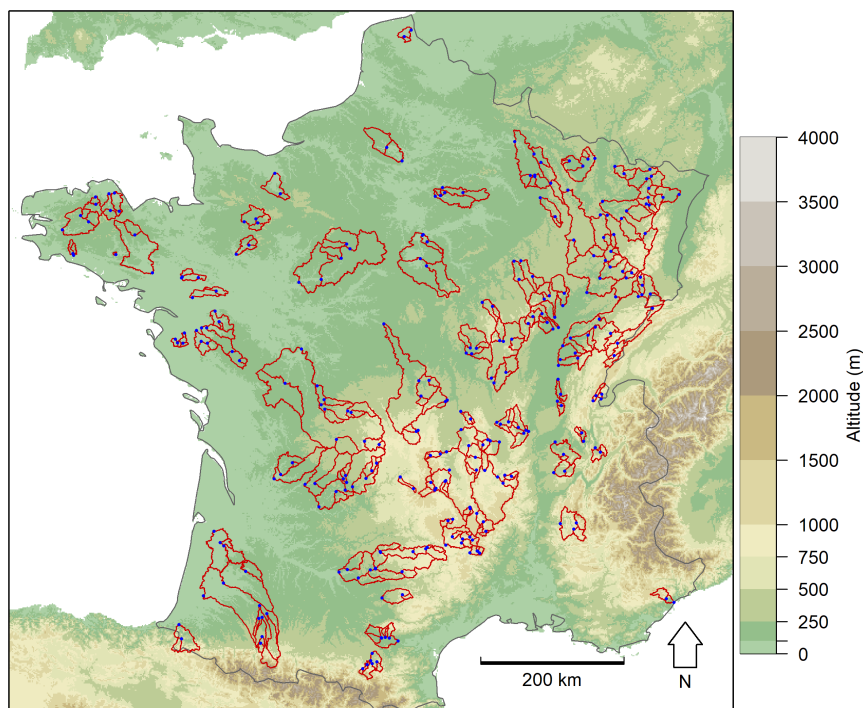


Figure 1 – Carte des bassins versants de l'étude. Les lignes rouges correspondent aux contours des bassins, les points bleus aux exutoires.

Les bassins versants de l'échantillon ont été choisis pour être peu influencés par les activités humaines et faiblement enneigés, afin de se passer d'une modélisation de la neige. Une critique des données a également conduit à écarter certains bassins présents initialement dans l'échantillon (influence non répertoriée dans la Banque HYDRO, incohérence avec les données journalières, trous dans les séries temporelles, etc.). Enfin, le temps de réaction des bassins versants retenus ne dépasse pas cinq jours (calculé à partir de la corrélation entre précipitations et débits des heures suivantes).

Les caractéristiques topographiques et hydro-climatiques de cet échantillon sont présentées dans les Tableaux 1 et 2 et en Figure 2. L'échantillon est constitué en majorité de petits bassins versants au temps de réaction relativement rapide (valeur médiane de 13 h).

5.1.3 Sélection d'événements

Une sélection d'événements de crue a été opérée pour caractériser les performances des systèmes de prévision. La sélection s'est appuyée sur un algorithme de sélection automatique d'événements semi-distribués.

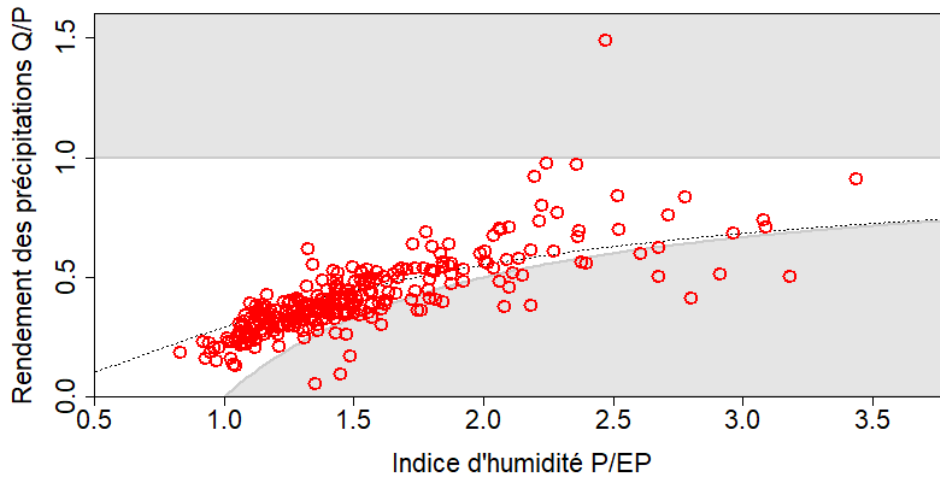


Figure 2 – Caractéristiques des bassins de l'échantillon sur le graphe de Budyko.

Tableau 1 – Caractéristiques topographiques et climatiques de l'échantillon de bassins versants.

	Surface (km ²)	Altitude med. (m)	Précipitations (mm an ⁻¹)	Température (°C)
min	3	25	658	6,6
med	273	377	957	10,5
max	10 000	1466	1933	13,8

Pour chacun des 142 groupes de bassins versants, un algorithme de détection d'événements de crue a permis de répertorier les crues à l'exutoire du bassin versant et aux exutoires de ses sous-bassins filles. L'algorithme ne retient que les crues dont le pic est supérieur au quantile 95 du débit horaire sur toute la chronique, le début d'un événement étant défini par l'instant où le débit observé dépasse 20% de ce pic, et sa fin l'instant où il passe en-dessous de 25% du pic. Une fois les événements détectés, une phase de sélection a permis de trier les événements communs aux exutoires principal et internes du groupe, moyennant une estimation du temps de propagation du débit des exutoires internes à l'exutoire principal à partir de la corrélation des débits.

Ce procédé a permis de réunir 11 273 événements de crue (22 621 en comptant plusieurs fois les événements impliquant des bassins emboîtés). Le nombre d'événements par bassin étant hétérogène (entre 13 et 175), les performances en crue des systèmes de prévision présentés dans la suite seront généralement calculés en moyenne des événements par bassin, afin de donner un poids égal à chaque bassin.

5.2 Systèmes de prévision

5.2.1 Système GRP

GRP est un système de prévision opérationnel utilisé par un grand nombre de Services de Prévision des Crues (SPC) en France. GRP est fondé sur des approches relativement simples de modélisation hydrologique et d'assimilation de données. L'utilisation du modèle peut s'accom-

Tableau 2 – Caractéristiques hydrologiques de l'échantillon de bassins versants.

	Débit ($\text{m}^3 \text{s}^{-1}$)	Débit (mm j^{-1})	Temps de réaction (h)
min	0,1	0,16	1
med	3,3	0,99	14
max	172,6	16,46	115

pagner d'un post-traitement des prévisions, qui n'est pas utilisé dans ce travail.

Le modèle hydrologique fonctionne à l'échelle globale, au pas de temps journalier ou horaire, et possède trois paramètres, dont un facteur correctif du volume des précipitations efficaces, qui sert à boucler le bilan hydrique. Le modèle contient deux réservoirs (production et routage) et un hydrogramme unitaire.

Le schéma d'assimilation de données est une simple insertion directe du débit observé dans le réservoir de routage du modèle. Les équations du modèle permettent de résoudre l'inversion de manière analytique. L'insertion repose sur l'hypothèse que la mesure de débit est réalisée sans erreur. La stratégie de mise à jour des états de GRP est normalement accompagnée d'une correction des erreurs (modèle AR ou RNN), qui n'est pas utilisée ici.

5.2.2 Système GR5 et schémas d'assimilation

Le modèle GR5+SA (SA pour schéma d'assimilation) correspond au système de prévision formé par le modèle hydrologique GR5 et par un schéma d'assimilation du débit observé. Plusieurs schémas concurrents seront testés dans la suite. GR5 se décline en une version journalière (GR5J) et une version horaire (GR5H).

Le modèle GR5 possède cinq paramètres, et est constitué comme GRP de deux réservoirs (production et routage) et d'un hydrogramme unitaire (Figure 3). En comparaison du modèle hydrologique GRP, ses performances en simulation sont nettement supérieures (Astagneau, 2020). En outre, le débit simulé à l'exutoire est calculé comme la somme d'un écoulement direct Q_d et d'un écoulement indirect Q_r (soumis à des mécanismes non linéaires).

Deux schémas d'assimilation de données concurrents sont utilisés : une assimilation par insertion directe et une assimilation par filtre particulaire.

- L'insertion directe (DI) est mise en place à partir d'une optimisation numérique du niveau du réservoir de routage du modèle pour minimiser l'écart entre débit observé et débit simulé au pas de temps d'assimilation. Le recours à une méthode numérique est imposée par la structure des équations du modèle, non inversibles. Comme dans GRP, le débit observé est considéré comme exempt d'erreurs de mesure.
- Le filtre particulaire (PF) utilisé est issu des travaux de Piazzì *et al.* (2019), qui démontrent que le PF a des performances comparables à un filtre de Kalman d'ensemble avec GR5J, dans tous les cas meilleures que GRP à l'échelle journalière. Dans la présente étude, le filtre s'appuie sur un ensemble de 100 particules, intégrant les incertitudes sur les entrées météorologiques, sur les débits observés, et sur les états du modèle après mise à jour. Piazzì *et al.* (2021) montrent que la prise en compte de l'incertitude sur le niveau du réservoir

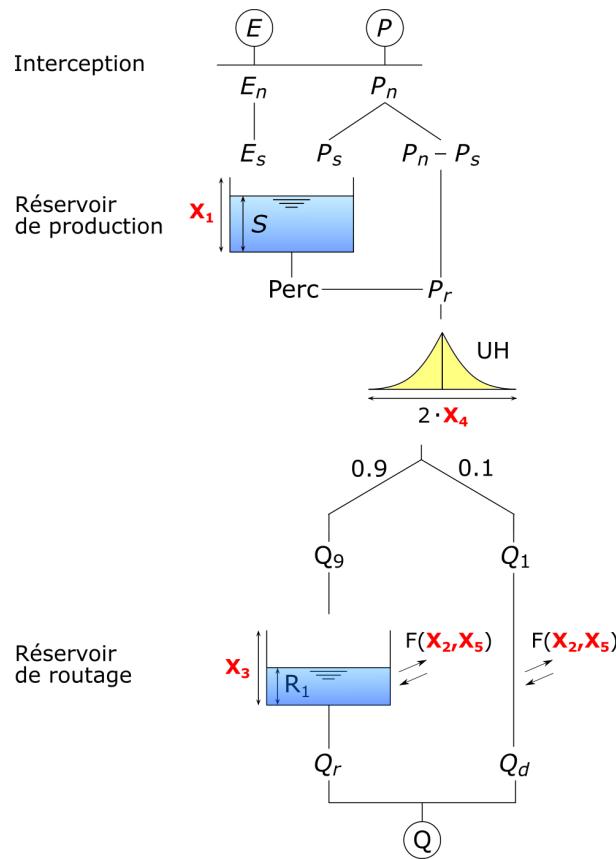


Figure 3 – Schéma du modèle GR5.

de routage de GR5J est déterminante pour garantir un effet bénéfique de l'assimilation sur les prévisions. Les hyper-paramètres du filtre particulaire identifiés par les auteurs au pas de temps journalier ont été adaptés au pas de temps horaire pour que les statistiques associées agrégées au pas de temps journalier restent identiques. Les prévisions d'ensemble du PF ont été moyennées en une prévision déterministe pour la comparaison avec les prévisions de la DI.

Dans la suite, les systèmes constitués des modèles GR5 et du schéma d'insertion directe ou de filtre particulaire seront notés respectivement GR5+DI et GR5+PF. Le modèle GR5 sans schéma d'assimilation sera souvent utilisé comme référence et simplement nommé GR5J ou GR5H open loop.

Les simulations ont été réalisées au moyen du code du modèle GRSD employé à l'échelle globale. Le code de GRSD (Lobligeois, 2014) a été validé et développé en utilisant les codes airGR (Coron *et al.*, 2017, 2018) et airGRdatassim (Piazzini et Delaigue, 2021).

5.3 Méthodes de vérification des prévisions

Les prévisions des modèles ont été évaluées en suivant une procédure de calage-contrôle. Les chroniques ont toutes été séparées en deux périodes de durée égale, courant respectivement sur 01/1999-12/2008 (P1) et 01/2009-12/2018 (P2), et servant alternativement de période de calage et de contrôle. Dans le cas de GRP, qui est calé en prévision, le calage a été fait avec un horizon à J+1 (ou H+24 au pas de temps horaire) sur la période P1 (respectivement P2) et l'éva-

luation sur la période P2 (respectivement P1). Une période d'initialisation d'un an été utilisée en amont à chaque étape (l'année 1998 pour P1 et l'année 2008 pour P2). Le modèle GR5 a été calé en simulation suivant le même procédé, avec cinq ans de période d'initialisation. De la sorte, les modèles ont été évalués sur la quasi-totalité des chroniques disponibles. Les différences de durée entre l'initialisation de GR5 et de GRP viennent de la plus grande mémoire du modèle GR5, dont le réservoir de production est calé et non fixé comme pour GRP, pour lequel une année suffit. Les séries observées et prévues sur P1 et P2 ont été agrégées pour la présentation des résultats.

Il existe de très nombreuses façons d'estimer la qualité d'une prévision hydrologique. Les paragraphes qui suivent n'ont pas vocation à être exhaustifs, mais plutôt à introduire des critères fréquemment relevés dans la littérature et utilisés pour l'étude.

On peut séparer les critères de performance pour la prévision en trois catégories : déterministe, événementielle et probabiliste. Les critères probabilistes n'ont pas été employés dans cette étude. Les critères « déterministes » sont généralement des critères courants utilisés en contexte de simulation, dont l'objectif est de caractériser la précision d'une prévision déterministe (ou une moyenne d'ensemble). Ces critères sont particulièrement utiles en première analyse. Les prévisions d'ensemble issues du filtre particulière ont été moyennées pour le calcul des critères déterministes. La catégorie « événementielle » regroupe les critères calculés sur des prévisions d'ensemble et caractérise davantage la fiabilité des prévisions, c'est-à-dire leur utilité pour estimer les probabilités de survenue d'événement.

5.3.1 Critères d'erreur déterministes

L'un des critères les plus courants pour l'évaluation des prévisions de crue est l'erreur quadratique moyenne (RMSE).

$$RMSE(L) = \sqrt{\frac{1}{n_{eval}} \sum_{i=1}^{n_{eval}} \left(Q_{obs}(i, L) - Q_{prev}(i, L) \right)^2} \quad (9)$$

L'entier n_{eval} correspond au nombre de pas de temps de la fenêtre d'évaluation, et L à l'horizon de prévision évalué.

Pour agréger les résultats et les rendre comparables d'un bassin à l'autre, il peut être avantageux d'utiliser le critère de Nash et Sutcliffe (NSE, 1970) à la place, qui permet de normaliser les erreurs par rapport à celles d'un modèle de référence. En simulation, le modèle de référence choisi est souvent le modèle « moyenne ». En prévision, il est préférable d'utiliser un modèle « persistant », a priori plus judicieux dans un contexte opérationnel et donc plus difficile à battre (Kitanidis et Bras, 1980). Ce critère a été utilisé dans nos analyses pour caractériser les performances en prévision en dehors des périodes de crue, lorsque le débit est fortement auto-corrélé.

$$PI(L) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_{eval}} \left(Q_{obs}(i, L) - Q_{prev}(i, L) \right)^2}{\sum_{i=1}^{n_{eval}} \left(Q_{obs}(i, L) - Q_{obs}(i) \right)^2} \quad (10)$$

Le critère d'erreur quadratique peut être adapté dans une version bornée, le C2M, pour comparer un modèle de prévision à un modèle de référence. La formulation bornée permet d'éviter les valeurs très négatives en cas de prévisions de faible qualité, tout en conservant la valeur 0 pour déterminer si le modèle évalué dépasse le modèle de référence, comme dans le cas du NSE (Mathevet, 2005). Dans l'étude, nous l'avons analysé en moyennant toutes les valeurs événementielles (une par événement) par bassin, afin de donner un poids égal à chaque bassin versant pour l'analyse des distributions du critère.

$$C2M(L) = \frac{1 - RMSE(L)^2}{1 + RMSE(L)^2} \quad (11)$$

Enfin, nous avons utilisé l'indice de performance événementiel relatif proposé par Lobligeois (2014) pour caractériser la représentation des statistiques des crues par les modèles. L'indice repose sur une normalisation du KGE (Gupta *et al.*, 2009) calculé sur toute la durée d'un événement entre un modèle évalué (prévisions à horizon fixe) et un modèle de référence (modèle open loop). Dans l'étude, nous avons utilisé ce critère pour évaluer les performances des modèles de prévision sur toute la distribution des événements sans agréger par bassin. Ce critère a donc été utilisé en complément du C2M.

$$R_{1-KGE}(M_{prev}, M_{ref}, L) = \frac{(1 - KGE_{ref}(L)) - (1 - KGE_{prev}(L))}{(1 - KGE_{ref}(L)) + (1 - KGE_{prev}(L))} \quad (12)$$

5.3.2 Critères événementiels

Les critères événementiels permettent d'adopter un point de vue opérationnel sur l'efficacité des prévisions à partir du dépassement ou non de seuils d'alerte (ici le quantile 99 du débit observé). Ils s'appuient sur le tableau de contingence (voir Tableau 3).

Tableau 3 – Tableau de contingence de dépassement de seuil (AV : alerte valable, AM : alerte manquée, FA : fausse alerte, NAV : non-alerte valable).

		Observation	
		Dépassement	Non dépassement
Prévision	Dépassement	AV	FA
	Non dépassement	AM	NAV

Ce tableau permet de calculer la probabilité de détection de dépassement (POD) et l'indice de succès critique (CSI), qui doivent tendre vers 1, ainsi que le taux de fausse alerte (FAR), qui doit tendre vers 0.

$$POD = \frac{AV}{AV + AM} \quad (13)$$

$$CSI = \frac{AV}{AV + AM + FA} \quad (14)$$

$$FAR = \frac{FA}{AV + FA} \quad (15)$$

6 Résultats

6.1 Prévisions au pas de temps journalier

6.1.1 Analyse de sensibilité des performances aux conditions d'évaluation

Les travaux menés par *Piazzini et al.* (2019, 2021) ont permis de construire un système de prévision hydrologique prometteur avec l'association du modèle GR5J et du filtre particulaire. Toutefois, ces travaux abordent l'évaluation et la comparaison des prévisions avec quelques angles morts que nous proposons d'étudier avant de passer à la modélisation horaire.

Le premier élément que nous avons abordé concerne le calcul des performances spécifiquement sur des événements de crue : les critères sont en effet systématiquement calculés par *Piazzini et al.* (2019, 2021) sur toute la chronique des débits, et incluent donc les étiages pour lesquelles la prévision - du moins jusqu'à J+10 - est plus facile. Par ailleurs, nous avons aussi comparé les résultats obtenus en calage et en suivant une stricte procédure de calage-contrôle des modèles, afin de se rapprocher des conditions réelles d'exercice de la prévision. Enfin, nous avons complété les analyses par une étude de la sensibilité des résultats au critère utilisé pour le calage du modèle hydrologique.

Ces analyses ayant été conduites sur la base de données « poupées russes » agrégée au pas de temps journalier, nous avons dans un tout premier temps vérifié que les tendances observées par *Piazzini et al.* (2021) étaient identiques sur un autre échantillon. La Figure 4 montre une comparaison des résultats obtenus sur la base de données utilisée par *Piazzini et al.* (2021) et celle de l'approche « poupées russes » présentée précédemment. Le ratio des RMSE présenté correspond au ratio de la RMSE du modèle de prévision et de la RMSE du modèle GR5 open loop. Les tendances au travers des horizons de prévision sont les mêmes. En revanche, la dispersion spatiale des performances est inférieure sur la base de données « poupées russes ». Nous attribuons ce résultat à la construction de la base de données : constituée de bassins emboîtés les uns dans les autres et donc de caractéristiques topo-climatiques moins variées que la base de données utilisée par *Piazzini et al.* (2021). Par ailleurs, très peu de bassins méditerranéens sont représentés dans l'échantillon de bassins « poupées russes ». La prévision hydrologique est réputée complexe sur ces bassins très réactifs, dans la mesure où la mise à jour des états est vite « effacée » par les signaux météorologiques. De ce fait, l'écart de performance entre les modèles de prévision et le modèle GR5 open loop est réduit. Leur faible présence dans l'échantillon de bassins « poupées russes » tend donc à tirer vers le haut les performances générales des modèles de prévision par rapport à l'open loop. Dans la suite, ne seront présentés que les résultats obtenus sur la base de données « poupées russes ».

Une dimension absente des analyses de *Piazzini et al.* (2019, 2021) est celle relative à la prévision spécifique des événements de crue : en effet, les critères présentés sont toujours calculés sur la totalité des chroniques. Pour étudier cet aspect, nous avons séparé le calcul des performances sur les événements de crue et en dehors (Figure 5). Il apparaît dès lors clairement que l'effet de l'assimilation est nettement moins bénéfique au modèle lors de la prévision des crues. En moyenne sur l'échantillon de bassins, le modèle de prévision est rattrapé par l'open loop dès J+5.

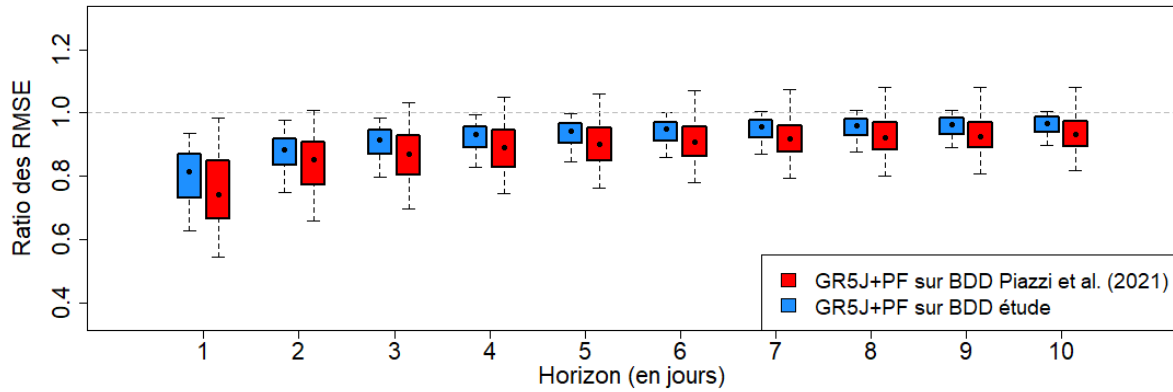


Figure 4 – Ratios par rapport à l'open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5J+PF pour différents horizons de prévision, sur deux bases de données différentes.

Hors événement de crue en revanche, le modèle de prévision est toujours meilleur que l'open loop à J+10. Les événements de crue occupant une partie relativement faible des chroniques observées, l'effet de compensation entre ces deux situations obtenu lors du calcul sur la totalité des chroniques dans les travaux de *Piazza et al. (2021)* donne l'impression que l'association GR5J+PF est très performante.

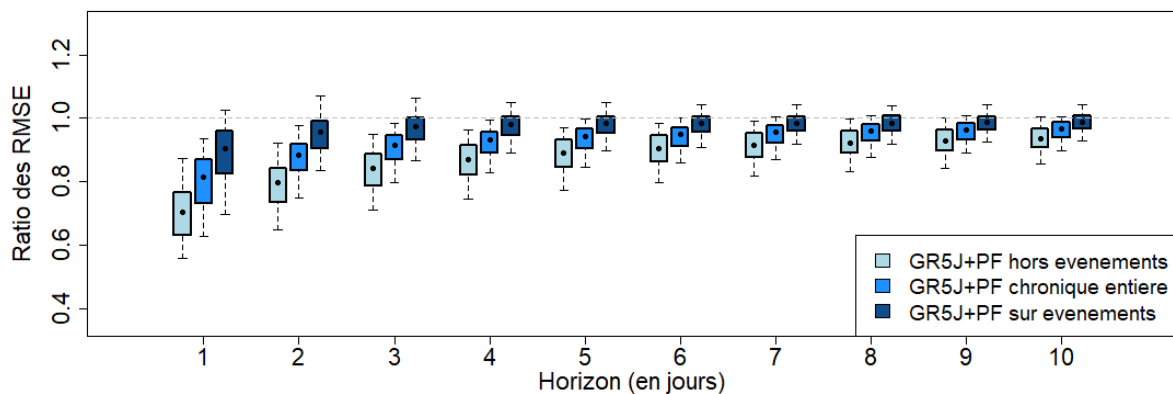


Figure 5 – Ratios par rapport à l'open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5J+PF pour différents horizons de prévision, calculés sur toute la chronique, ou uniquement pendant ou en dehors des événements de crue.

Dans la suite, sauf mention contraire, les performances présentées seront toujours calculées sur les événements de crue.

Nous avons également cherché à discuter de l'effet de la période d'évaluation pour analyser les performances des prévisions. La figure 6 montre les résultats obtenus sur la chronique à la fois pour le calage et l'évaluation, comme font *Piazza et al. (2021)*, et sur la même chronique en utilisant la procédure de calage-contrôle décrite précédemment. De même que le calcul des critères pendant ou en dehors des événements de crue, le choix de la procédure d'évaluation a un effet significatif sur les résultats. L'effet bénéfique de l'assimilation du débit disparaît en moyenne dès J+2 en calage-contrôle. La raison de cette évolution provient à la fois d'une détérioration - attendue - de la qualité des prévisions en calage-contrôle, mais également - de manière inatten-

due - aux erreurs inférieures du modèle GR5 open loop en calage-contrôle, qui est plus difficile à battre pour les prévisions. Cette amélioration de l'open loop en contrôle par rapport au calage est causée par un surapprentissage des paramètres lors du calage avec le KGE, au détriment de la RMSE.

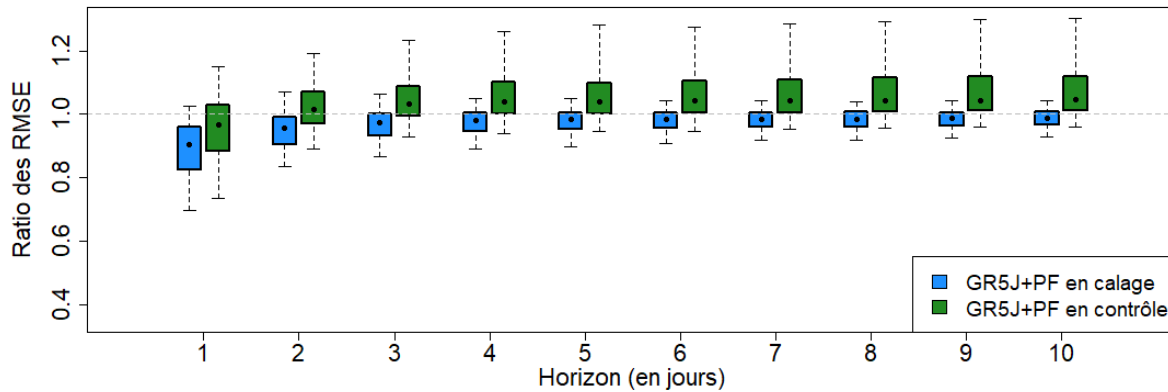


Figure 6 – Ratios par rapport à l'open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5J+PF pour différents horizons de prévision, calculés dans des configurations de calage simple ou de calage-contrôle du modèle GR5J.

Pour aller plus loin, nous avons testé l'utilisation du C2M (i.e. de la RMSE) en calage du modèle dans le cadre de la procédure de calage-contrôle (Figure 7). Au regard du modèle GR5 open loop calé avec le KGE, les prévisions obtenues en calant avec le C2M sont légèrement meilleures que celles obtenues avec un calage avec le KGE. Enfin, avec le modèle GR5 open loop calé avec le C2M utilisé comme référence, les ratios de RMSE retournent à des niveaux comparables à ceux obtenus avec le KGE comme unique critère de calage.

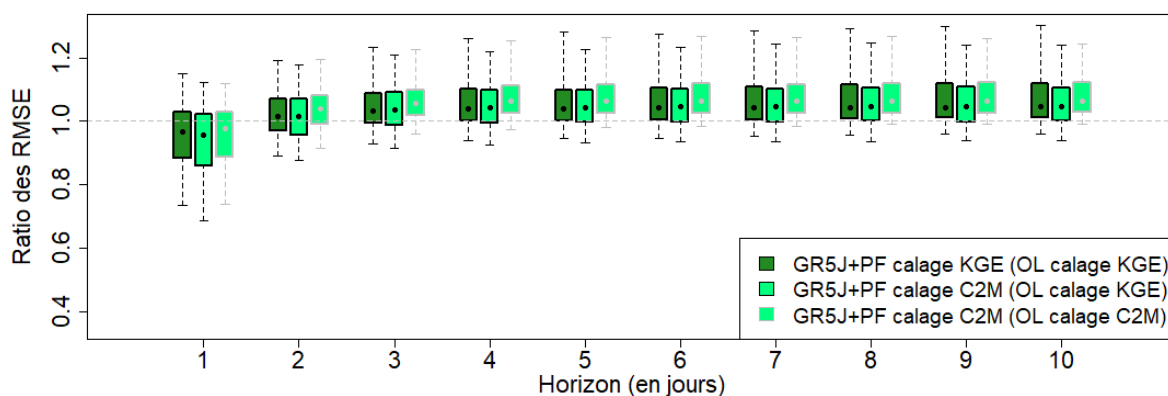


Figure 7 – Ratios par rapport à l'open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5J+PF pour différents horizons de prévision, calculés dans des configurations de calage-contrôle avec différents critères de calage.

Puisque l'utilisation du C2M au calage améliore à la fois l'open loop et les prévisions lors des crues, nous avons utilisé ce critère comme unique critère de calage dans la suite des développements.

Dans l'ensemble, l'analyse de sensibilité a montré qu'un cadre d'évaluation plus exigeant atté-

nuait nettement l'effet bénéfique produit par l'assimilation du débit sur les prévisions. Dans de nombreux bassins, la mise à jour entraîne même une détérioration des prévisions par rapport au modèle GR5 open loop.

6.1.2 Comparaison de plusieurs schémas d'assimilation

Pour évaluer le filtre particulaire par rapport à une technique plus rudimentaire, nous avons comparé les prévisions obtenues après mise à jour des états avec le PF et avec le schéma d'insertion directe du débit observé dans le réservoir de routage à différents horizons de prévision (Figure 8).

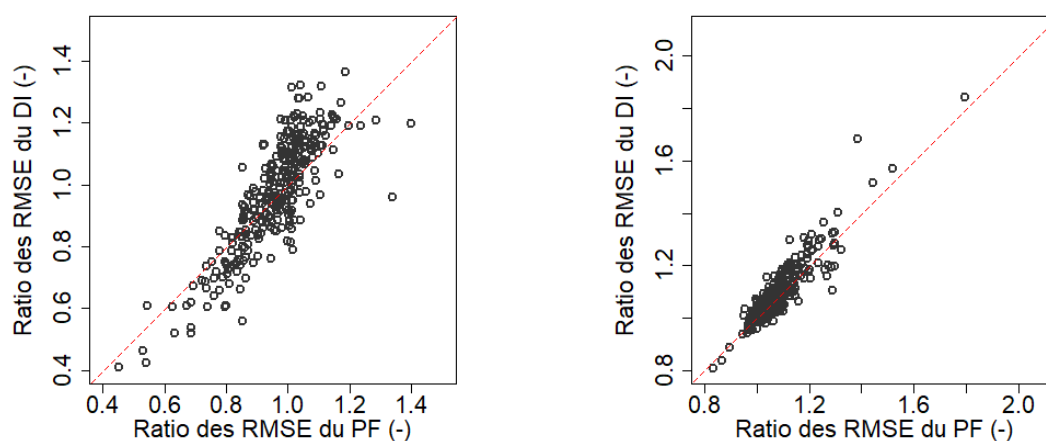


Figure 8 – Comparaison des ratios RMSE (par rapport à l'open loop) entre la prévision du modèle GR5J+PF et celle du modèle GR5J+DI à J+1 (gauche) et à J+5 (droite).

La comparaison montre que les deux schémas d'assimilation ont des performances relativement similaires, en particulier à échéance de prévision longue. À J+1, l'insertion directe tend à améliorer les gains et à aggraver les pertes par rapport aux performances du modèle GR5 open loop.

6.1.3 Comparaison aux prévisions de GRP

Le système GR5J+PF est comparé à GRP au moyen du C2M, les prévisions de GRP étant utilisées comme modèle de référence (Figure 9). Afin d'y voir plus clair sur les forces et les faiblesses de chaque système de prévision, nous avons normalisé les échéances de prévision par rapport aux temps de réaction respectifs des bassins versants de l'échantillon. Les résultats montrent que les deux systèmes ont des performances relativement similaires. Aucune tendance nette ne se dégage des échéances de prévision courtes aux échéances longues. Les performances comparées au détail des bassins versants témoignent toutefois de situations très variables.

La carte du C2M de GR5J+PF par rapport à GRP à l'échéance la plus proche du temps de réaction des bassins versants est présentée en Figure 10. L'analyse des caractéristiques physico-climatiques des bassins versants où GR5J+PF surclasse GRP montre que les bassins où cela se produit sont généralement plus grands, plats, secs et chauds que les bassins où la situation est inversée. L'intensité moyenne des précipitations y est également plus faible. Ces tendances sont

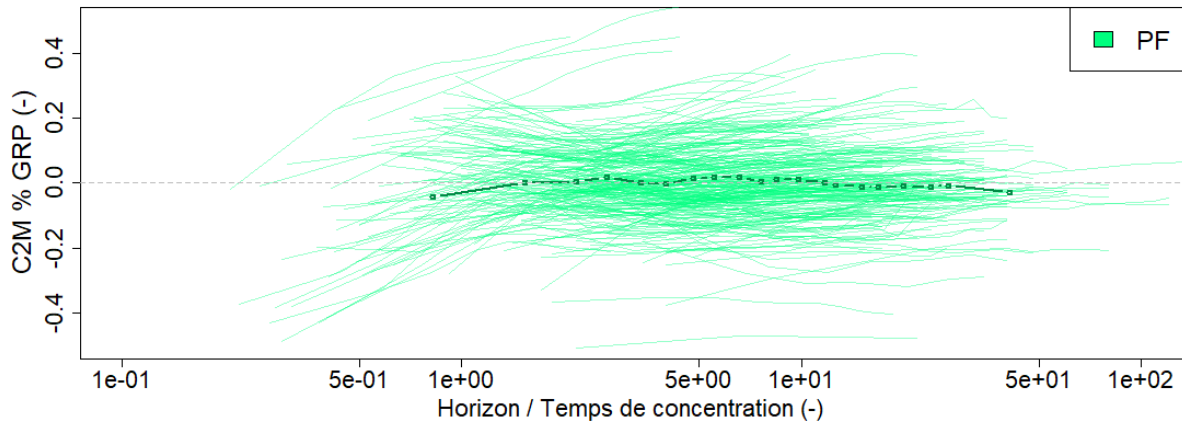


Figure 9 – C2M du modèle GR5J+PF par rapport à GRP aux différents horizons de prévision rapportés au temps de réaction des bassins versants.

visibles sur les bassins du front atlantique français. Il est regrettable que ces bassins plutôt moins réactifs que les bassins petits et pentus ne sont justement pas ceux où les modèles de prévision des crues doivent être améliorés en priorité.

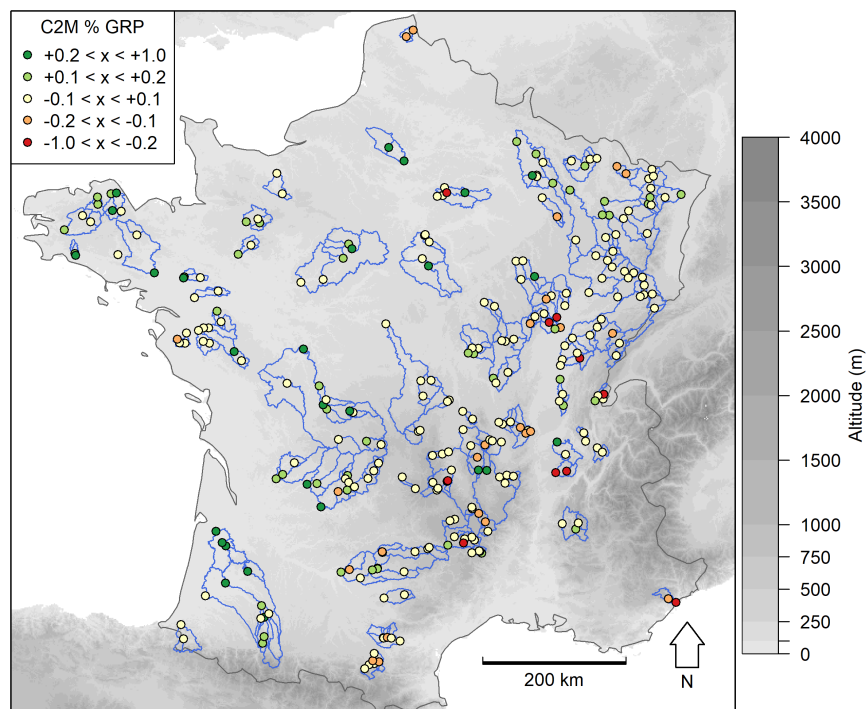


Figure 10 – Carte des valeurs de C2M de GR5J+PF par rapport à GRP à l'horizon le plus proche des temps de réaction des bassins, aux exutoires des bassins versants de l'étude.

Dans la suite, les systèmes de prévision sont évalués au pas de temps horaire.

6.2 Prévisions au pas de temps horaire

6.2.1 Comparaison de plusieurs schémas d'assimilation

Nous avons conduit au pas de temps horaire une comparaison de plusieurs configurations du filtre particulaire introduit par *Piazzini et al. (2021)* et de la méthode d'insertion directe, pour vérifier si les conclusions étaient identiques d'un pas de temps à l'autre. Les deux configurations du filtre particulaire testées sont celles où seul le niveau du réservoir de routage de GR5H est perturbé et celle où le niveau des deux réservoirs, routage et production, sont perturbés. Les distributions de ratios de l'erreur quadratique des prévisions par rapport à l'open loop sont présentées en Figure 11. Pour rappel, les performances sont calculées en crue en suivant la procédure de calage-contrôle.

Les résultats montrent une supériorité claire de l'insertion directe sur les filtres particulaires aux premières échéances de prévision. Cette supériorité est logique puisque le débit observé est considéré comme parfait dans la RMSE et dans l'insertion directe. L'utilisation d'une taille d'ensemble plus importante pour les filtres particulaires n'a pas d'effet notable sur les résultats des filtres (avec 500 membres au lieu de 100, résultats non montrés). À horizon plus lointain, l'insertion directe reste en moyenne légèrement meilleure que les filtres particulaires. Conformément aux résultats de *Piazzini et al. (2021)* en journalier, la configuration du filtre particulaire où le seul réservoir de routage est perturbé est la plus satisfaisante parmi les configurations du filtre. Dans l'ensemble toutefois, les prévisions estimées avec les schémas d'assimilation sont rattrapées par le modèle GR5 open loop dès H+12 sur bon nombre de bassins. Les résultats au pas de temps horaire correspondent à une situation cohérente (ou peut-être aggravée) par rapport à ceux obtenus au pas de temps journalier.

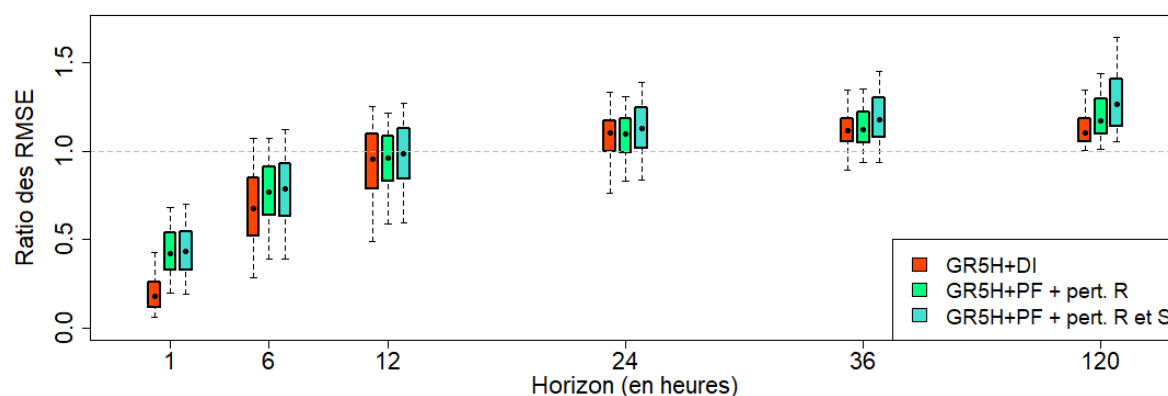


Figure 11 – Ratios par rapport à l'open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5H associés à différents schémas d'assimilation pour différents horizons de prévision.

Les probabilités de détection des événements de crue (i.e. au dessus du quantile 99 du débit) et les taux de fausse alerte de GR5H+DI par rapport au modèle GR5 open loop à H+24 sont montrés en Figure 12. Les résultats illustrent une fois de plus une forte hétérogénéité spatiale entre les bassins versants de l'échantillon. Il apparaît que l'assimilation de données permet de mieux prévoir les dépassements de seuil. Néanmoins, cet effet s'accompagne d'une légère augmentation du risque de déclencher une fausse alerte.

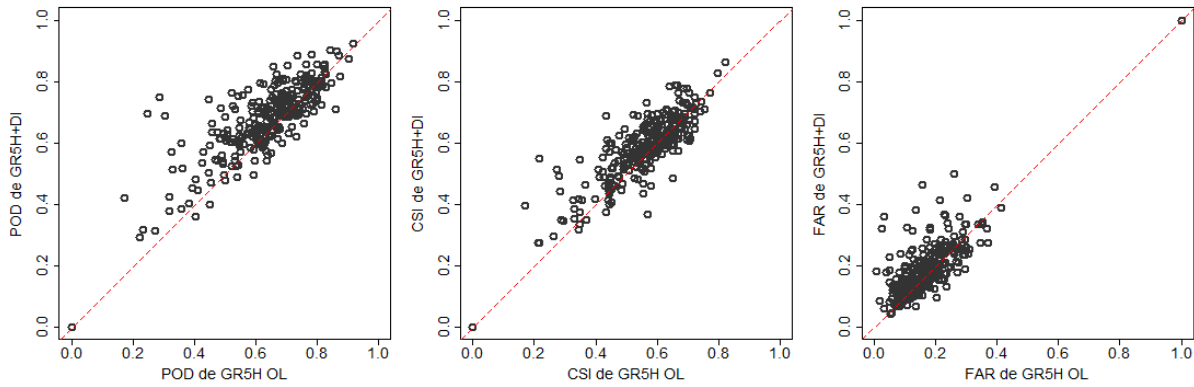


Figure 12 – Comparaison par rapport à l'open loop des probabilités de détection d'un événement (à gauche) et du taux de fausse alerte (à gauche) du modèle GR5H+DI à H+24.

Malgré ces performances mitigées en période de crue, l'effet bénéfique de l'assimilation du débit est bien visible - y compris à longue échéance - en dehors des périodes de crue, quel que soit le schéma d'assimilation retenu, comme l'illustre le critère de persistance en Figure 13. De fait, lorsque le débit est suffisamment auto-corrélé, la mise à jour des états du modèle améliore considérablement les prévisions. En période de crue au contraire, les schémas d'assimilation s'accommodent assez mal de l'arrivée de fortes précipitations, qui tendent à « effacer » les états précédents du modèle.

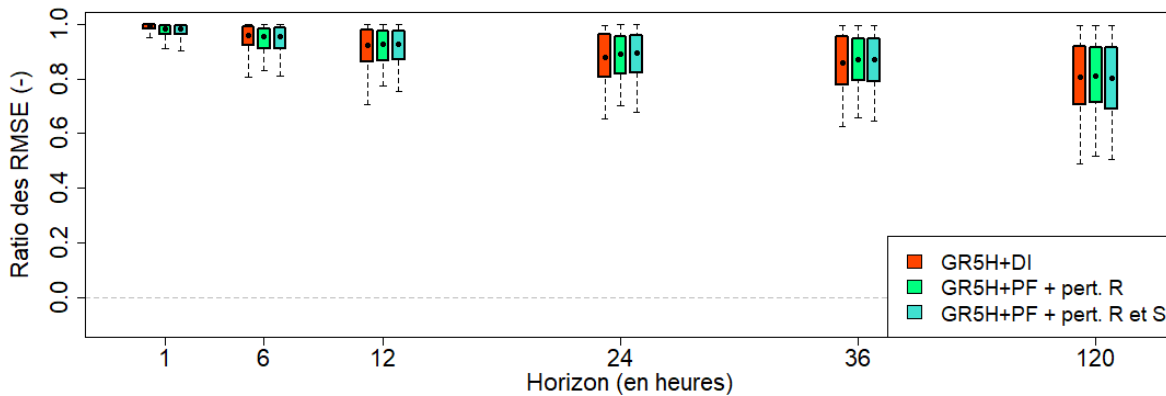


Figure 13 – Critère de persistance du modèle GR5H associés à différents schémas d'assimilation pour différents horizons de prévision, calculé en dehors des événements de crue.

Étant donné ces conclusions, nous avons consacré nos analyses suivantes à l'étude des raisons pour lesquelles les schémas d'assimilation détérioraient les prévisions en crue sur une partie substantielle de l'échantillon de bassins. Pour cela, nous nous sommes focalisés sur le système GR5H+DI, qui est à la fois le meilleur schéma d'assimilation et le plus simple à analyser.

6.2.2 Analyse des interactions entre modèle et schéma d'assimilation

Sur un certain nombre d'événements de crue, nous avons relevé un motif récurrent dans les prévisions du modèle, caractérisé par des prévisions à horizon fixe très instables. Cette instabilité

est marquée par des chutes significatives du débit prévu. Ce motif est illustré sur un événement exemple en Figure 14, pour des hydrogrammes prévus à horizons fixes.

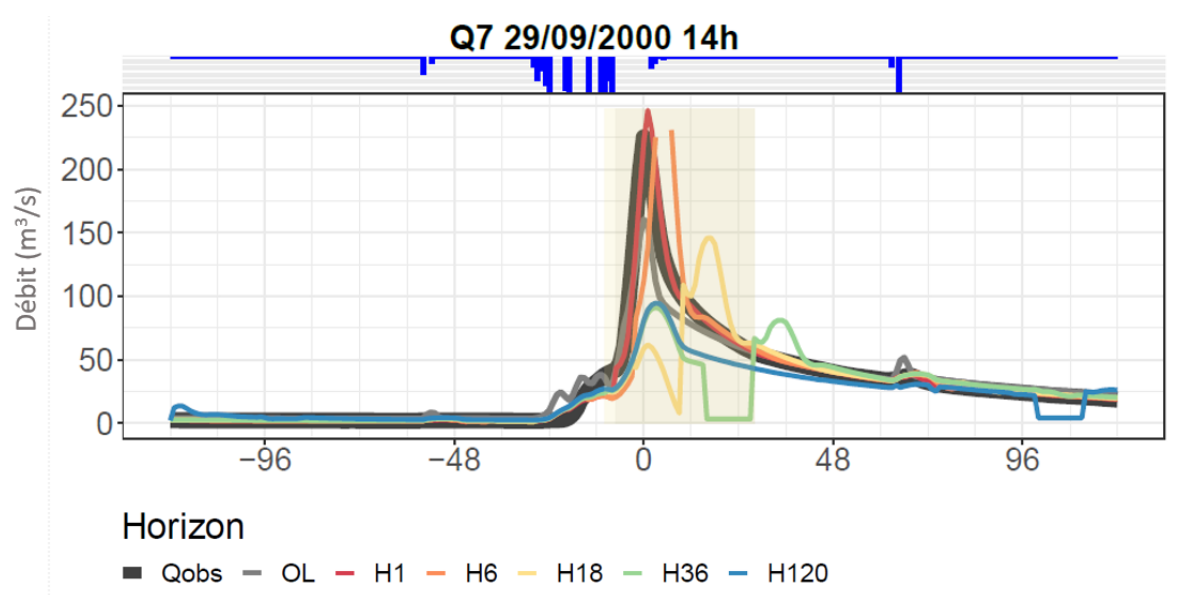


Figure 14 - Hydrogrammes observé et prévus (reconstitués à horizon de prévision fixe) de la crue du 29/09/2000 de l'Allier à Langogne (K2070810). Les débits en ordonnées sont en $\text{m}^3 \text{s}^{-1}$, le décalage horaire par rapport au pic de crue observé est en abscisse. Les précipitations horaires sont représentées en bleu au dessus de l'hydrogramme.

Cette situation est caractéristique d'une mise à jour fortement à la baisse du niveau de réservoir de routage, que confirme l'analyse comparative du niveau de réservoir entre le modèle GR5 mis à jour et le GR5 modèle open loop (Figure 15). Lors de ce type d'événement, les séries temporelles du niveau mis à jour du réservoir de routage montrent des « puits », moments où le réservoir est nettement plus bas que le niveau dans le modèle open loop. Ces puits correspondent à des situations où le débit issu de la branche directe du modèle GR5 contribue significativement au débit issu de la branche indirecte, i.e. du réservoir de routage.

Le comportement instable du modèle peut être résumé ainsi :

- Lorsqu'il pleut, une partie de la pluie efficace issue de la fonction de production du modèle est dirigée dans la branche directe ;
- Si la pluie est forte et le débit observé faible, le débit issu de la seule branche directe peut être d'un ordre de grandeur équivalent au débit observé (par exemple en début de crue) ;
- Dans le cas où le réservoir de routage est en plus faiblement rempli, la vidange du réservoir peut être assez faible comparativement au débit de la branche directe ;
- Lorsque ces conditions sont réunies, le niveau du réservoir de routage est très faiblement corrélé au débit simulé dans la gamme de variation du débit observé, et sa mise à jour est donc sujette à de fortes instabilités.

Le comportement indésirable du modèle décrit précédemment n'est pas retrouvé dans tous les événements de crue. Toutefois, ces événements sont nombreux, puisque des contributions importantes du débit direct associées à des chutes du niveau de routage par rapport à celui de l'open loop se retrouvent sur 9474 événements sur les 22 621 totaux. De plus, les performances en prévision du modèle avec insertion directe sont particulièrement faibles sur ces événements

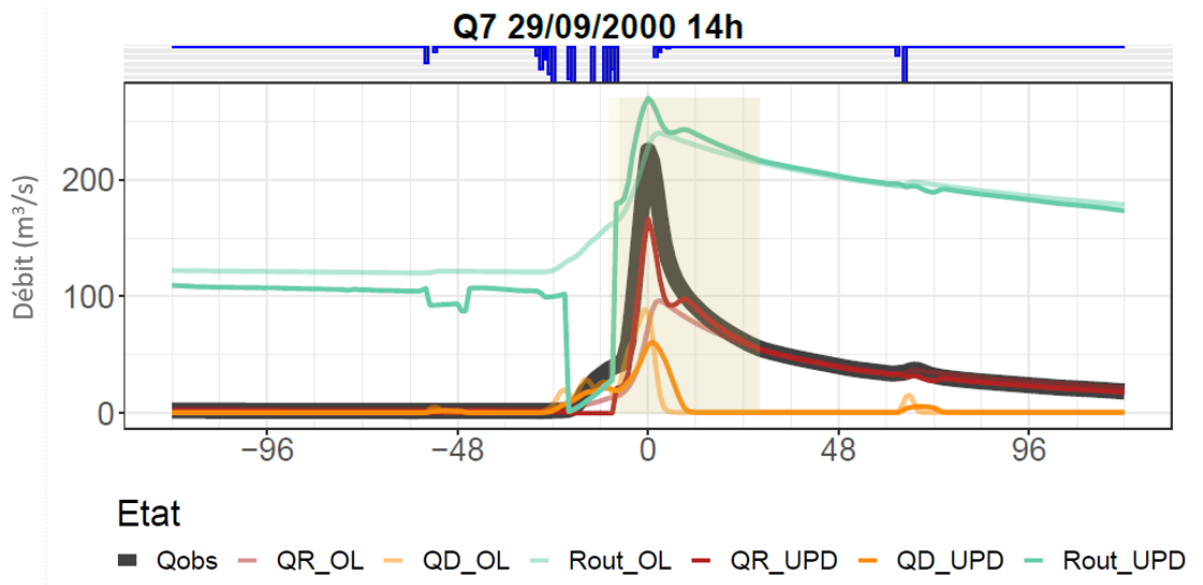


Figure 15 – Taux de remplissage du réservoir et débits directs et indirects de GR5 en open loop (OL) et avec schéma d’insertion directe (UPD) (après mise à jour) pendant la crue du 29/09/2000 de l’Allier à Langogne (K2070810). Le taux de remplissage a été normalisé pour que son maximum atteint pendant l’événement corresponde au maximum de l’échelle des ordonnées. Les débits en ordonnées sont en $m^3 s^{-1}$, le décalage horaire par rapport au pic de crue osbervé sont en abscisse. Les précipitations horaires sont représentées en bleu au dessus de l’hydrogramme.

(Figure 16).

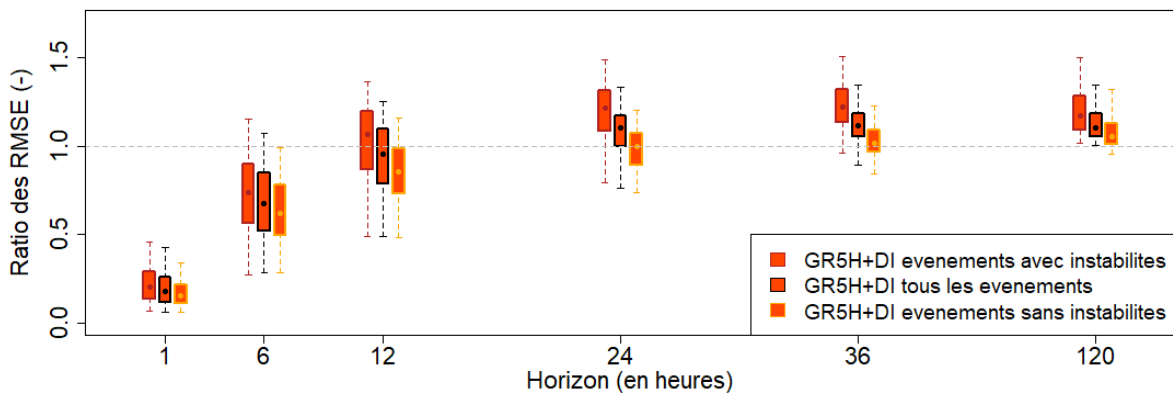


Figure 16 – Ratios par rapport à l’open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5H sur divers types d’événements de crue pour différents horizons de prévision.

Pour éviter ces instabilités, nous avons cherché à instaurer des règles (ou « recettes ») dans le schéma d’insertion directe pour éviter la mise à jour du réservoir de routage lorsque le débit de la branche directe contribue significativement au débit simulé. Ces recherches nous ont conduit à tester de nombreuses alternatives, dont nous ne présentons ici que les plus probantes et les plus simples.

Toutes les recettes sont fondées sur l’ajout d’un schéma de mise à jour particulier lorsque la contribution de la branche directe est supérieure à 10%, c’est-à-dire plus que la partition de l’eau en sortie de l’hydrogramme unitaire :

- Recette « 0 » : mise à jour du réservoir avec interdiction de diminuer le niveau (i.e. ne fait rien lorsque le débit est surestimé).
- Recette « 1 » : mise à jour du premier niveau de l'hydrogramme unitaire (i.e. celui alimentant les branches de routage du modèle au pas de temps d'assimilation), puis mise à jour du niveau de réservoir de routage si ça ne suffit pas pour rattraper le débit observé.
- Recette « 2 » : mise à jour du premier niveau de l'hydrogramme unitaire (i.e. celui alimentant les branches de routage du modèle au pas de temps d'assimilation), avec réplique de la correction sur les niveaux suivants en suivant une décroissance exponentielle, puis mise à jour du niveau de réservoir de routage si ça ne suffit pas pour rattraper le débit observé.

La recette « 0 » fait office ici de référence dans la mesure où le but est simplement d'empêcher le réservoir de se vider dans les situations d'instabilité. Les recettes « 1 » et « 2 » témoignent d'une volonté de mettre les états à jour plutôt que de ne rien faire pour approcher le débit observé. La recette « 2 » se démarque de la recette « 1 » dans la mesure où elle s'appuie sur l'hypothèse que les erreurs dans l'hydrogramme unitaire sont temporellement corrélées, et permet d'en corriger le flux sortant pour les pas de temps suivants. Elle a donc vocation à améliorer les prévisions à court terme. Les résultats en prévision du modèle associé aux différentes recettes sont illustrés en Figure 17.

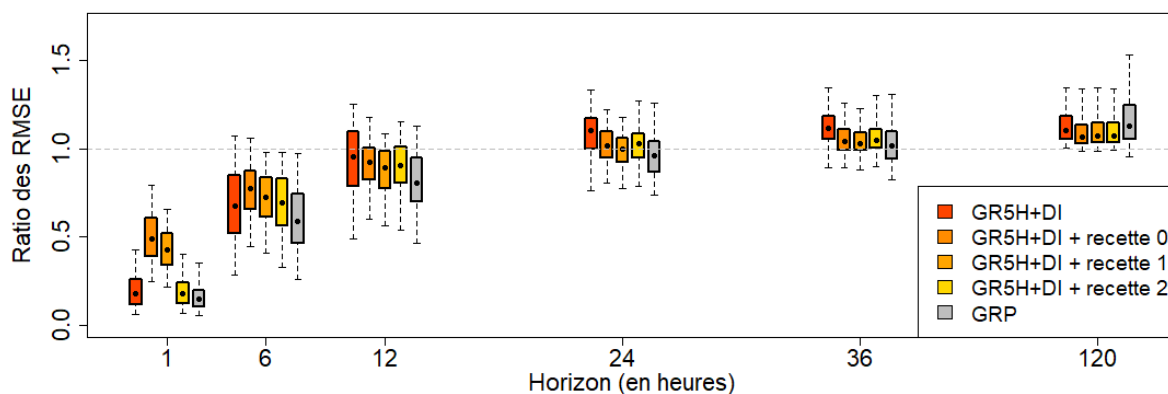


Figure 17 – Ratios par rapport à l'open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5H avec diverses recettes pour la mise à jour des états lorsque la contribution de la branche directe est significative.

Nos résultats montrent une amélioration nette des résultats à moyenne et longue échéances (à partir de H+12). De fait, ces gains sont liés au succès de ces recettes quant à la réduction des instabilités lors des contributions importantes de la branche directe. Ce constat est confirmé par l'analyse visuelle des évolutions des états mis à jour, ainsi que le calcul des performances spécifiquement sur les événements où une instabilité avait été identifiée (montré en Figure 18 pour la recette « 2 »).

Aux échéances moyennes et longues, aucune recette ne se distingue des autres au regard des performances. À courte échéance en revanche, elles entraînent pour la plupart une chute de la qualité des prévisions. Dans le cas de la recette « 0 », qui empêche toute mise à jour lorsque le débit simulé est surestimé, cette chute était prévisible. La supériorité claire de la recette « 2 » sur la recette « 1 » à très courte échéance montre qu'il ne suffit pas de corriger la sortie de l'hydrogramme unitaire pour améliorer les prévisions (car la correction n'a d'effet qu'au pas de temps

d'assimilation, i.e. H+0), et qu'une mise à jour cohérente des états dans l'hydrogramme unitaire peut être bénéfique. Ces gains s'estompent toutefois passées les premières heures de prévision. Pour l'instant, nous n'avons pas réussi à élaborer de recette plus pertinente, nos recherches se heurtant à des effets néfastes de la mise à jour pour les prévisions aux échéances suivantes lorsque les corrections à l'intérieur de l'hydrogramme unitaire s'étendent sur une longueur de cohérence plus longue que celle utilisée dans la recette « 2 ».

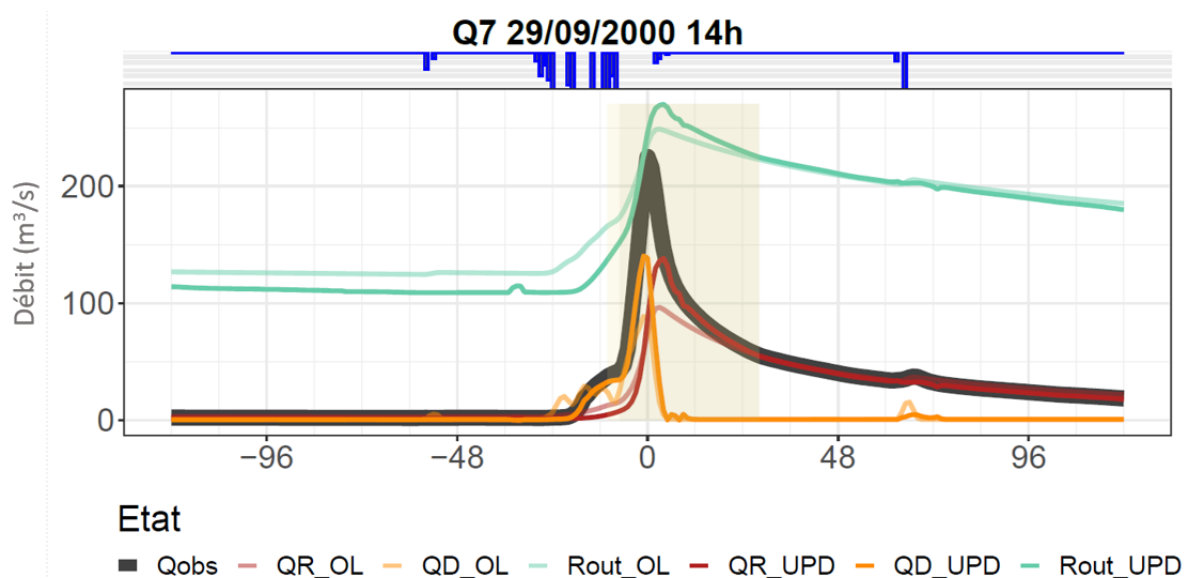


Figure 18 – Taux de remplissage du réservoir et débits directs et indirects de GR5 en open loop (OL) et avec schéma d'insertion directe avec la recette « 2 » (UPD) (après mise à jour) pendant la crue du 29/09/2000 de l'Allier à Langogne (K2070810). Le taux de remplissage a été normalisé pour que son maximum atteigne pendant l'événement correspondre au maximum de l'échelle des ordonnées. Les débits en ordonnées sont en $m^3 s^{-1}$, le décalage horaire par rapport au pic de crue observé sont en abscisse. Les précipitations horaires sont représentées en bleu au-dessus de l'hydrogramme.

6.2.3 Comparaison aux prévisions de GRP

Malgré les corrections apportées avec les recettes de mise à jour, le modèle GR5 utilisé en prévision horaire dans sa version actuelle présente encore des limites. Les performances de GR5+DI (recette « 2 ») sont nettement inférieures à celles du modèle GRP jusqu'aux échéances de l'ordre du temps de concentration des bassins versants, puis les dépassent aux échéances plus longues (Figure 19).

Pour aller plus loin, nous avons également comparé les distributions de l'indice de performance relatif de Lobligeois (2014) afin de caractériser le succès en prévision de GRP et GR5H+DI (recette « 2 ») par rapport au modèle GR5 open loop sur tous les événements et à partir des mêmes critères (Figure 20).

Les résultats sont cohérents avec ceux de Lobligeois (2014) en ce qui concerne les performances de GRP par rapport au modèle GR5 open loop de référence : GRP est très souvent meilleur que le modèle open loop sur une majorité d'événements en dessous de l'horizon H+36. Au delà, GRP ne fait mieux que sur la moitié des événements. En ce qui concerne GR5H+DI, les performances à longue échéance sont davantage proches des performances du modèle GR5 open loop. Ces

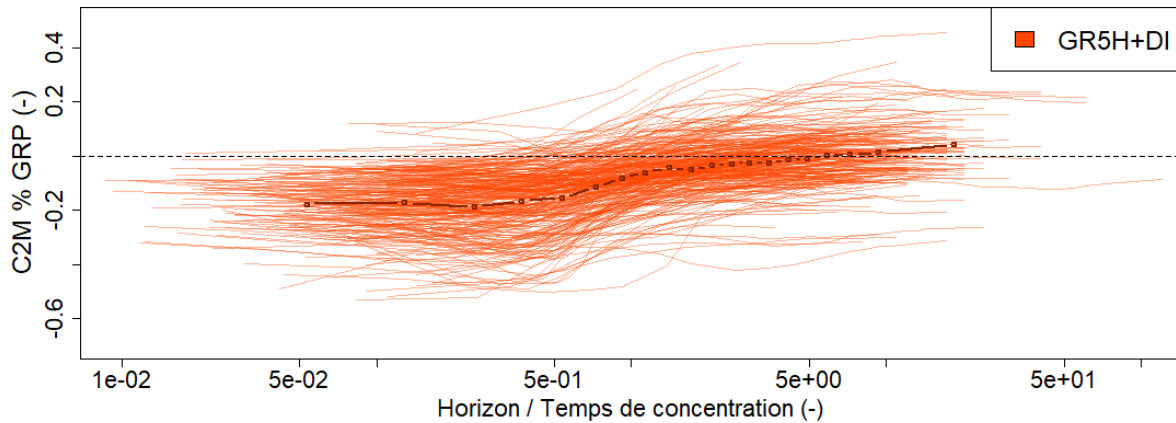


Figure 19 – C2M du modèle GR5J+DI (recette « 2 ») par rapport à GRP aux différents horizons de prévision rapportés au temps de réaction des bassins versants.

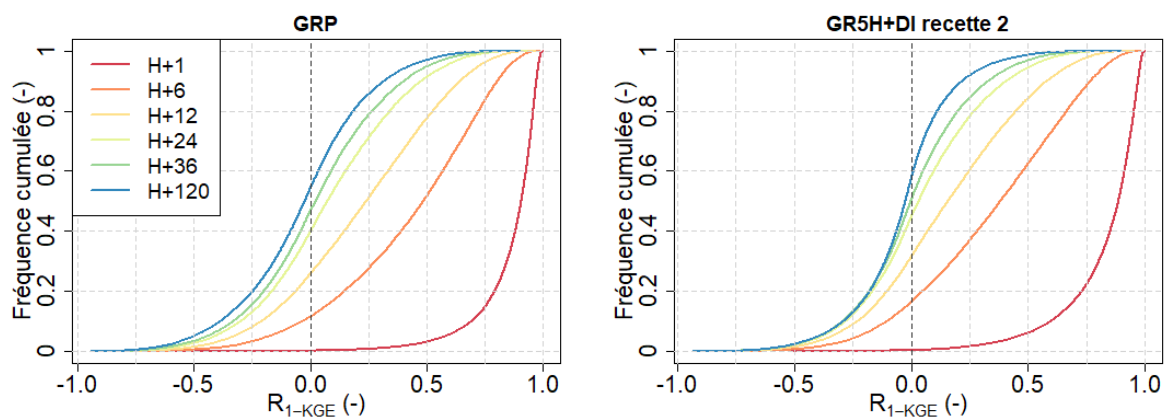


Figure 20 – Distribution sur les 22 621 événements de crue de l'indice de performance relative par rapport à GR5H open loop des performances des modèles de prévision GRP (à gauche) et GR5H+DI avec la recette « 2 » (à droite), pour différents horizons de prévision.

différences à longue échéance, où les modèles mis à jour tendent à se rapprocher de leur comportement open loop, semblent indiquer que la structure de GRP pourrait être meilleure que celle de GR5H en open loop sur une proportion non négligeable des événements de notre base de données.

À défaut de disposer de simulations de GRP en open loop, nous avons étayé cette hypothèse en analysant les C2M de GR5H par rapport à GRP en prévision à 120 heures en agrégeant les performances événementielles par bassin. Le temps de réaction de la majorité des bassins de notre échantillon étant d'au plus 60 heures, nous avons estimé que l'analyse des prévisions à 120 heures permet de se rapprocher des simulations en open loop. La carte des performances est représentée en Figure 21. Les régions qui se démarquent par une supériorité franche de GRP par rapport à GR5H à horizon de prévision lointain sont les mêmes que celles identifiées lors de l'analyse des prévisions journalières. Ces résultats illustrent vraisemblablement une complémentarité des structures des modèles GRP et GR5H (hors schémas d'assimilation) pour représenter les crues en France métropolitaine.

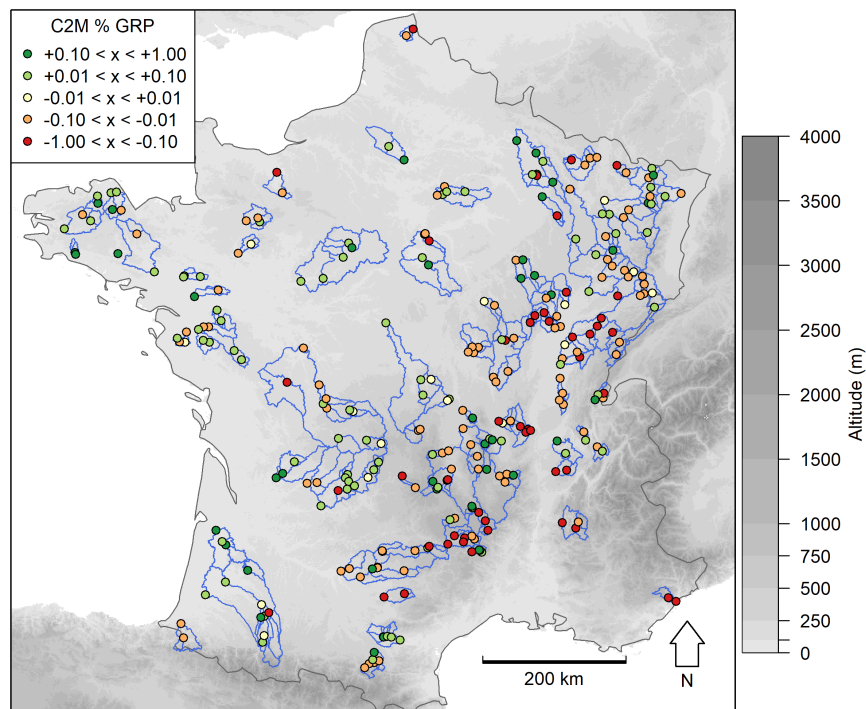


Figure 21 – Carte des valeurs de C2M de GR5J+DI (recette « 2 ») par rapport à GRP à l'horizon H+120, aux exutoires des bassins versants de l'étude.

6.2.4 Considérations sur les montées de crue

Toutes les analyses présentées jusqu'ici sont consacrées à l'étude des performances des systèmes de prévision pendant les événements de crue. Ces événements de crue sont considérés dans leur globalité, sans distinction entre période de montée et période de récession. Les prévisionnistes accordent pourtant une attention particulière à la prévision spécifiques des montées de crue puisqu'elle déterminent l'urgence et le niveau des alertes. Nous avons donc reconduit les analyses précédentes en ne calculant les performances des modèles que sur les montées de crue, c'est-à-dire entre le début de l'événement et le pic. Les conclusions restent les mêmes (non montré).

Toutefois, ces considérations nous ont amené à séparer les performances des modèles de prévision sur des groupes d'événements établis selon le temps de montée de la crue. Les résultats sont présentés en Figure 22 pour l'horizon H+1. Dans le cas de GR5H+DI ou dans celui de GRP, les gains apportés par l'assimilation du débit sont d'autant plus faibles que le temps de montée est court. Ce résultat illustre la difficulté de la valorisation des observations à disposition dans un modèle hydrologique avant la survenue d'une crue éclair.

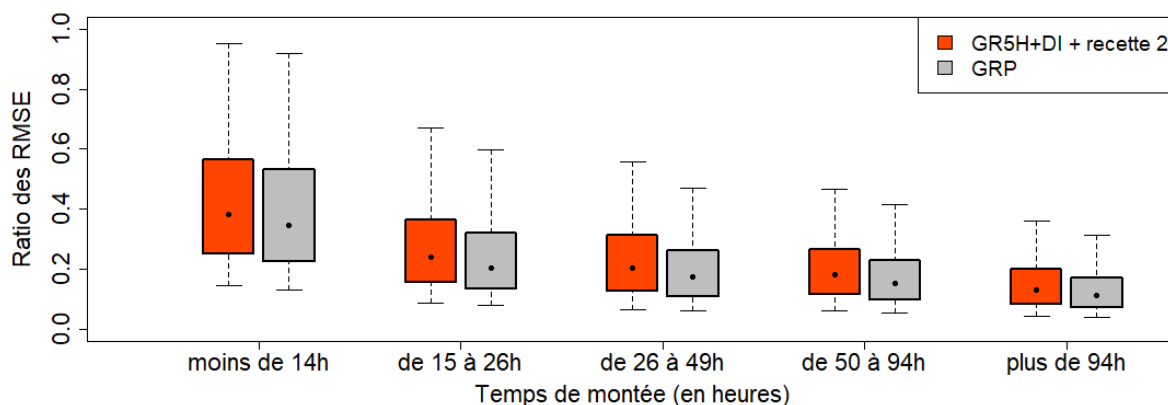


Figure 22 – Ratios par rapport à l’open loop des erreurs quadratiques en prévision du modèle GR5H sur les 22 621 montées de crue regroupées selon leur temps de montée de l’indice de performance relative par rapport à GR5H open loop des performances des modèles de prévision GRP (gris) et GR5H+DI avec la recette « 2 » (rouge), pour l’horizon de prévision H+1.

7 Conclusion et perspectives

Dans cette étude, nous avons cherché à tester plusieurs schémas d’assimilation du débit dans un modèle de prévision de crues global, en comparant les performances obtenues avec le modèle GRP utilisé par les services de prévision des crues opérationnels. Le protocole expérimental s’est appuyé sur les résultats de *Piazzini et al. (2019)* avec le modèle GR5 et différents filtres séquentiels au pas de temps journalier, avec pour objectif de vérifier la validité de ces résultats en période de crue et à l’échelle horaire. Deux schémas d’assimilation des observations de débit ont été mis en œuvre : un schéma d’insertion directe inspiré de celui utilisé dans GRP et un filtre particulaire. Les expériences ont été menées sur un échantillon de 294 bassins de France métropolitaine élaboré pour faciliter la mise en place de modèles spatialement semi-distribués dans les prochains travaux.

Nos résultats montrent que les performances prédictives de GR5H associé aux différents schémas testés restent encore inférieures aux performances de GRP, en particulier aux horizons de prévision courts.

L’analyse des prévisions au pas de temps journalier montre que l’effet bénéfique de la mise à jour des états du modèle présente de très fortes disparités selon le régime des débits dans les cours d’eau au moment de l’assimilation. La persistance de l’effet bénéfique est particulièrement court en période de crue : les performances du modèle mis à jour sont rattrapées par le modèle GR5 open loop dès le deuxième jour de prévision sur une majorité de bassins versants. La comparaison avec GRP au pas de temps journalier témoigne d’une relative parité des performances des deux modèles sur l’échantillon d’étude : les bassins grands et plats au climat océanique sont plutôt mieux simulés par GR5J, les bassins continentaux pentus et plus en altitude plutôt par GRP. De fait, l’échelle journalière n’est pas bien adaptée pour la prévision des crues dans la mesure où le pas de temps est de l’ordre de grandeur du temps de concentration des bassins.

Les observations formulées lors de l’analyse des résultats au pas de temps journalier se véri-

fient également au pas de temps horaire, avec une dégradation plus précoce encore de la qualité des prévisions du modèle mis à jour. Quel que soit le schéma d'assimilation employé, le modèle GR5 open loop est meilleur en période de crue sur une majorité des bassins de l'échantillon dès H+12. L'étude du comportement du modèle a débouché sur la découverte d'une instabilité du niveau de réservoir de routage, liée à la structure du modèle GR5, dans lequel le débit simulé est la somme des débits issus de deux branches. L'instauration d'une régularisation des mises à jour conditionnée aux états du modèle permet d'éliminer cette instabilité. Les prévisions de GR5H avec ce schéma d'assimilation améliorent les performances prédictives jusque H+24. Cependant, aucune méthode n'a pour l'instant débouché sur des prévisions de qualité comparable à celles de GRP à horizons courts. Aux horizons lointains, supérieurs aux temps de réaction des bassins de l'échantillon, les prévisions de GRP et de GR5H se démarquent l'une de l'autre selon une répartition spatiale comparable à celle identifiée au pas de temps journalier.

Les prochaines expériences viseront à valoriser les observations de débit en des points intérieurs aux bassins versants dans un modèle semi-distribué pour améliorer les prévisions à courte et longue échéances. À l'heure actuelle toutefois, les développements apportés au modèle GR5 pour la prévision horaire peuvent sembler insuffisants pour envisager son utilisation dans ce cadre. À cet égard, deux options sont envisagées pour la suite des travaux en horaire :

- L'intégration de la structure du modèle GRP dans le code GRSD utilisé pour l'étude afin d'entamer l'étude de l'apport de la semi-distribution à partir d'un modèle ayant fait ses preuves à l'échelle globale ;
- La poursuite des recherches pour la mise en place d'une méthode d'assimilation de données satisfaisantes dans le modèle GR5 à l'échelle globale.

Dans la perspective d'une poursuite des travaux de recherche sur GR5H, trois idées peuvent guider l'amélioration des prévisions.

Une première idée consiste à reprendre le filtre particulaire, voire à repartir du filtre de Kalman d'ensemble, et de procéder au recalage des hyper-paramètres, à savoir : les facteurs de perturbation des entrées météorologiques, l'autocorrélation temporelle des perturbations météorologiques, les bornes pour la perturbation des niveaux de réservoir du modèle après assimilation, et bien sûr la taille des ensembles. Dans notre étude, les paramètres utilisés sont issus des travaux de *Piazzini et al.* (2019, 2021) adaptés à l'échelle horaire pour maintenir la cohérence avec l'échelle journalière : rien n'indique qu'ils sont optimaux. Néanmoins, les problèmes d'instabilité du niveau de réservoir identifiés avec le schéma d'insertion directe concernent également le filtre particulaire dans sa configuration actuelle (bien que moins fortement). C'est pourquoi il semble vraisemblable que les gains de performance permis par l'optimisation des hyper-paramètres se heurtent à la structure même du filtre et du choix des états perturbés. Pour contourner cette limite, il faudrait adopter des recettes de perturbation des états conditionnelles aux états du modèle au moment de l'assimilation, à l'instar de ce qui a été tenté avec l'insertion directe.

Une deuxième piste de réflexion porte sur la structure même du modèle hydrologique utilisé. Les performances des modèles de prévision aux horizons les plus lointains suivent des motifs spatiaux qui semblent indiquer que certains bassins sont mieux simulés par GRP, d'autres mieux par

GR5H. Bien que ce résultat nécessite d'être confirmé par une comparaison approfondie des modèles en simulation, il pourrait donner lieu à l'établissement d'une modélisation différenciée au regard des caractéristiques topo-climatiques des bassins, voire à l'utilisation d'un multi-modèle. On notera néanmoins que les travaux de P. Astagneau (Action PREVI A1) pour améliorer la structure de GR5H pour la simulation des crues sont susceptibles de rendre caduque cette piste de réflexion.

L'ultime voie envisageable pour la réalisation d'un système de prévision efficace à partir d'un modèle hydrologique performant en simulation est l'abandon provisoire de l'assimilation de données pour n'utiliser que des techniques de post-traitement, et envisager ensuite la combinaison des deux. C'est l'approche qui a été retenue pour la mise en œuvre du système de prévision des crues australien (Hapuarachchi *et al.*, 2022).

8 Remerciements

Ce travail a été possible grâce à la mise à disposition des données climatiques par Météo-France et des données hydrologiques par le SCHAPI via la banque HYDRO. Nous remercions également Cyril Thébault pour nous avoir fourni l'échantillon de bassins versants qu'il a constitué pour sa thèse et pour son critique méticuleuse des données.

Références

- P. Abbaszadeh, H. Moradkhani et D. N. Daescu : The quest for model uncertainty quantification : A hybrid ensemble and variational data assimilation framework. *Water Resources Research*, 55 (3) :2407–2431, mar 2019.
- P. Abbaszadeh, H. Moradkhani et H Yan : Enhancing hydrologic data assimilation by evolutionary particle filter and markov chain monte carlo. *Advances in Water Resources*, 111 :192–204, jan 2018.
- C. Andrieu, A. Doucet et R. Holenstein : Particle Markov chain Monte Carlo methods. *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)*, 72(3) :269–342, 2010. ISSN 1467-9868.
- M.S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon et T. Clapp : A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50(2) :174–188, février 2002. ISSN 1941-0476.
- P. Astagneau : Quelles pistes pour améliorer l'efficacité et la généralité d'un modèle opérationnel de prévision des crues. Rapport Programme MTE (DGPR/SRNH) - INRAE 2020, INRAE, 2020.
- L. Berthet : *Prévision des crues au pas de temps horaire : pour une meilleure assimilation de l'information de débit dans un modèle hydrologique*. Thèse de doctorat, AgroParisTech, février 2010.
- A. Carrassi, M. Bocquet, L. Bertino et G. Evensen : Data assimilation in the geosciences : An overview of methods, issues, and perspectives. *WIREs Climate Change*, 9(5) :e535, 2018. ISSN 1757-7799.

- M. P. Clark, D. E. Rupp, R. A. Woods, X. Zheng, R. P. Ibbitt, A. G. Slater, J. Schmidt et M. J. Uddstrom : Hydrological data assimilation with the ensemble Kalman filter : Use of streamflow observations to update states in a distributed hydrological model. *Advances in Water Resources*, 31(10) :1309–1324, octobre 2008. ISSN 0309-1708.
- L Coron, O Delaigue, G Thirel, C Perrin, C Michel, V Andréassian, F Bourgin, P Brigode, N Le Moine, T Mathevet *et al.* : airGR: Suite of GR hydrological models for precipitation-runoff modelling (v. 1.0.12.3.2). 2018. URL <https://webgr.inrae.fr/en/airGR/>.
- L Coron, G Thirel, O Delaigue, C Perrin et V Andréassian : The suite of lumped GR hydrological models in an R package. *Environmental modelling & software*, 94 :166–171, 2017.
- A. De Lavenne, V. Andréassian, G. Thirel, M.-H. Ramos et C. Perrin : A regularization approach to improve the sequential calibration of a semidistributed hydrological model. *Water Resources Research*, 55(11) :8821–8839, nov 2019.
- O Delaigue, B Génot, L Lebecherel, P Brigode et PY Bourgin : Base de données hydroclimatiques observées à l'échelle de la France, 2020. Université Paris-Saclay, INRAE, HYCAR Research Unit, Hydrology group, Antony, <https://webgr.inrae.fr/base-de-donnees/>.
- R. Douc et O. Cappé : Comparison of resampling schemes for particle filtering. In *ISPA 2005. Proceedings of the 4th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, 2005.*, pages 64–69, septembre 2005. ISSN : 1845-5921.
- A. Doucet, S. Godsill et C. Andrieu : On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering. *Statistics and Computing*, 10(3) :197–208, juillet 2000. ISSN 1573-1375.
- A. Ficchi : Hydrological modelling at multiple sub-daily time steps : Model improvement via flux-matching. *Journal of Hydrology*, 2019.
- C. Furusho, C. Perrin, J. Viatgé, R. Lamblin et V. Andréassian : Synergies entre acteurs opérationnels et scientifiques au service de l'amélioration de la prévision des crues. *La Houille Blanche*, 102(4) :5–10, août 2016. ISSN 0018-6368, 1958-5551.
- HV Gupta, H Kling, KK Yilmaz et GF Martinez : Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria: Implications for improving hydrological modelling. *Journal of Hydrology*, 377(1-2) :80–91, 2009.
- H. Hapuarachchi, M. Bari, A. Kabir, M. Hasan, F. Woldemeskel, N. Gamage, P. Sunter, X. Zhang, D. Robertson, J. Bennett et P. Feikema : Development of a national 7-day ensemble streamflow forecasting service for australia. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2022 :1–35, 2022.
- J. D. Hughes, D. Dutta, S. S. H. Kim, J. Vaze et G. M. Podger : The Effect of Stream Network Simplification and Gauge Error on River Model Performance. *Australasian Journal of Water Resources*, 18(2) :151–161, janvier 2014. ISSN 1324-1583.
- P. K. Kitanidis et R. L. Bras : Real-time forecasting with a conceptual hydrologic model : 2. applications and results. *Water Resources Research*, 16(6) :1034–1044, 1980.

- N. Le Moine : *Le bassin versant de surface vu par le souterrain : une voie d'amélioration des performances et du réalisme des modèles pluie-débit?* Thèse de doctorat, Doctorat Géosciences et Ressources Naturelles, Université Pierre et Marie Curie Paris VI, 2008.
- H. Lee, D.-J. Seo et V. Koren : Assimilation of streamflow and in situ soil moisture data into operational distributed hydrologic models : Effects of uncertainties in the data and initial model soil moisture states. *Advances in Water Resources*, 34(12) :1597–1615, décembre 2011. ISSN 0309-1708.
- M. Leisenring et H. Moradkhani : Analyzing the uncertainty of suspended sediment load prediction using sequential data assimilation. *Journal of Hydrology*, 468-469 :268–282, octobre 2012. ISSN 0022-1694.
- I Leleu, I Tonnelier, R Puechberty, P Gouin, I Viquendi, L Cobos, A Foray, M Baillon et PO Ndimba : La refonte du système d'information national pour la gestion et la mise à disposition des données hydrométriques. *La Houille Blanche*, (1) :25–32, 2014.
- T. Li, M. Bolic et P. M. Djuric : Resampling methods for particle filtering : Classification, implementation, and strategies. *IEEE Signal Processing Magazine*, 32(3) :70–86, may 2015a.
- Y. Li, D. Ryu, A. W. Western et Q. J. Wang : Assimilation of stream discharge for flood forecasting : The benefits of accounting for routing time lags. *Water resources research*, 49(4) :1887–1900, 2013.
- Y. Li, D. Ryu, A. W. Western et Q. J. Wang : Assimilation of stream discharge for flood forecasting : Updating a semidistributed model with an integrated data assimilation scheme. *Water resources research*, 51(5) :3238–3258, 2015b.
- Y. Li, D. Ryu, A. W. Western, Q. J. Wang, D. E. Robertson et W. T. Crow : An integrated error parameter estimation and lag-aware data assimilation scheme for real-time flood forecasting. *Journal of hydrology*, 519 :2722–2736, 2014.
- F. Lobligeois : *Mieux connaître la distribution spatiale des pluies améliore-t-il la modélisation des crues?* *Diagnostic sur 181 bassins versants français*. Thèse de doctorat, Doctorat Hydrologie, Institut des Sciences et Industries du Vivant et de l'Environnement, AgroParisTech, 2014.
- F. Lobligeois, Vazken Andréassian, C. Perrin, P. Tabary et C. Loumagne : When does higher spatial resolution rainfall information improve streamflow simulation ? An evaluation using 3620 flood events. *Hydrology and Earth System Sciences*, 18(2) :575–594, 2014.
- F. Lobligeois, O. Delaigue et C. Furusho : Développement de modèles hydrologiques semi-distribués grp et tgr sur les bassins du rhin, sarre, bruche, ill et zorn. Rapport Convention N° 2014/MRN/SPC, Affaire suivie par la DREAL Alsace, Irstea, 2015.
- R. Loritz : The role and value of distributed precipitation data in hydrological models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2021.

- J. Mai, R. Arsenault, B. A. Tolson, M. Latraverse et K. Demeester : Application of parameter screening to derive optimal initial state adjustments for streamflow forecasting. *Water Resources Research*, 56(9), aug 2020.
- T Mathevet : *Quels modèles pluie-débit globaux au pas de temps horaire ? Développements empiriques et comparaison de modèles sur un large échantillon de bassins versants*. Thèse de doctorat, ENGREF Paris, 463 pp., 2005.
- H. K. McMillan, E. Ö. Hreinsson, M. P. Clark, S. K. Singh, C. Zammit et M. J. Uddstrom : Operational hydrological data assimilation with the recursive ensemble Kalman filter. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(1) :21–38, janvier 2013. ISSN 1027-5606.
- H. Moradkhani, C. M. DeChant et S. Sorooshian : Evolution of ensemble data assimilation for uncertainty quantification using the particle filter-Markov chain Monte Carlo method. *Water Resources Research*, 48(12), 2012. ISSN 1944-7973.
- H. Moradkhani, K.-L. Hsu, H. Gupta et S. Sorooshian : Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters : Sequential data assimilation using the particle filter. *Water Resources Research*, 41(5), 2005a. ISSN 1944-7973.
- H. Moradkhani, S. Sorooshian, H. V. Gupta et P. R. Houser : Dual state–parameter estimation of hydrological models using ensemble Kalman filter. *Advances in Water Resources*, 28(2) :135–147, février 2005b. ISSN 0309-1708.
- S. Munier : *Modélisation intégrée des écoulements pour la gestion en temps réel d'un bassin versant anthropisé*, 2009.
- J. E. Nash et J. V. Sutcliffe : River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3) :282–290, 1970.
- S. J. Noh, Y. Tachikawa, M. Shiiba et S. Kim : Applying sequential monte carlo methods into a distributed hydrologic model : lagged particle filtering approach with regularization. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(10) :3237–3251, oct 2011.
- S. J. Noh, A. H. Weerts, O. Rakovec, H. Lee et D.-J. Seo : Assimilation of Streamflow Observations. *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting*, pages 1–36, juin 2018.
- S. Pathiraja, S. Westra et A. Sharma : Why continuous simulation ? the role of antecedent moisture in design flood estimation. *Water Resources Research*, 48(6), jun 2012.
- V. R. N. Pauwels et G. J. M. De Lannoy : Improvement of modeled soil wetness conditions and turbulent fluxes through the assimilation of observed discharge. *Journal of Hydrometeorology*, 7(3), 2006. ISSN 458-477.
- V. R. N. Pauwels et G. J. M. De Lannoy : Ensemble-based assimilation of discharge into rainfall-runoff models : A comparison of approaches to mapping observational information to state space. *Water Resources Research*, 45(8), 2009. ISSN 1944-7973.

- G. Piazzzi et O. Delaigue : *airGRdatassim : Suite of Tools to Perform Ensemble-Based Data Assimilation in GR Hydrological Models*, 2021. URL <https://gitlab.irstea.fr/HYCAR-Hydro/airgrdatassim>. R package version 0.1.3.
- G. Piazzzi, G. Thirel et C. Perrin : Comparaison de plusieurs approches d'assimilation de données pour la prévision des crues. Rapport Programme MTES (DGPR/SRNH) - Irstea 2019, Irstea, 2019.
- G. Piazzzi, G. Thirel, C. Perrin et O. Delaigue : Sequential data assimilation for streamflow forecasting : Assessing the sensitivity to uncertainties and updated variables of a conceptual hydrological model at basin scale. *Water Resources Research*, 57(4), apr 2021.
- P. Pokhrel et H. V. Gupta : On the ability to infer spatial catchment variability using streamflow hydrographs. *Water Resources Research*, 47(8), 2011. ISSN 1944-7973.
- R. Pushpalatha, C. Perrin, N. Le Moine, T. Mathevet et V. Andréassian : A downward structural sensitivity analysis of hydrological models to improve low-flow simulation. *Journal of Hydrology*, 411(1) :66–76, décembre 2011. ISSN 0022-1694.
- O. Rakovec, A. H. Weerts, J. Sumihar et R. Uijlenhoet : Operational aspects of asynchronous filtering for flood forecasting. *Hydrology and Earth System Sciences*, 19(6) :2911–2924, jun 2015.
- P. Sakov, G. Evensen et L. Bertino : Asynchronous data assimilation with the EnKF. *Tellus A : Dynamic Meteorology and Oceanography*, 62(1) :24–29, janvier 2010. ISSN null.
- C. Snyder, T. Bengtsson, P. Bickel et J. Anderson : Obstacles to high-dimensional particle filtering. *Monthly Weather Review*, 136(12) :4629–4640, dec 2008.
- P. Tabary, P. Dupuy, G. L'Henaff, C. Gueguen, L. Moulin, O. Laurantin, C. Merlier et J.-M. Soubeyrou : A 10-year (1997–2006) reanalysis of quantitative precipitation estimation over france : methodology and first results. *IAHS-AISH publication*, pages 255–260, 2012.
- C. Thebault : Quels apports de l'approche multi-modèle dans le cadre d'une modélisation hydrologique semi-distribuée pour la prévision des débits? Rapport d'avancement de thèse, Comité de suivi de première année du 16/12/2021. Ecole doctorale GRNE 398 (Paris), INRAE UR HYCAR (Antony), 2021.
- A. Thiboult et F. Anctil : 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, oct 2015.
- JP Vidal, E Martin, L Franchistéguy, M Baillon et JM Soubeyrou : A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *International Journal of Climatology*, 30(11) :1627–1644, 2010.
- J. A. Vrugt, C. J. F. ter Braak, C. G. H. Diks et G. Schoups : Hydrologic data assimilation using particle Markov chain Monte Carlo simulation : Theory, concepts and applications. *Advances in Water Resources*, 51 :457–478, janvier 2013. ISSN 0309-1708.

- S. Wang, B. C. Ancell, G. H. Huang et B. W. Baetz : Improving Robustness of Hydrologic Ensemble Predictions Through Probabilistic Pre- and Post-Processing in Sequential Data Assimilation. *Water Resources Research*, 54(3) :2129–2151, 2018. ISSN 1944-7973.
- X. Xie et D Zhang : A partitioned update scheme for state-parameter estimation of distributed hydrologic models based on the ensemble kalman filter. *Water Resources Research*, 49(11) : 7350–7365, nov 2013.
- X. Yang et C. Michel : Flood forecasting with a watershed model : a new method of parameter updating. *Hydrological Sciences Journal*, 45(4) :537–546, 2000.



Centre siège Antony-Paris
Direction de l'Appui aux Politiques Publiques
1, rue Pierre-Gilles de Gennes
CS 10030
92761 Antony Cedex
Tél. : +33 1 (0)1 40 96 61 21



Rejoignez-nous sur :

www.inrae.fr



**MINISTÈRE
DE LA TRANSITION
ÉCOLOGIQUE**

*Liberté
Égalité
Fraternité*



**RÉPUBLIQUE
FRANÇAISE**

*Liberté
Égalité
Fraternité*

INRAE