

Université Pierre et Marie Curie

Master 2 Sciences de l'Univers, Environnement, Ecologie
Parcours Hydrologie-Hydrogéologie

**Etude du lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur
valeur économique : cas du secteur hydroélectrique.**

Manon Cassagnole

Encadrement : Maria-Helena Ramos

Co-encadrement : Guillaume Thirel



**IRSTEA,
1 rue Pierre-Gilles de Gennes
92160 Antony**

08/09/2016



Abstract

The knowledge of the economic value of hydrological forecasts can be very helpful for decision-makers to lead to a better management. Several studies have investigated the potential value of hydrological forecasts in flood forecasting management. To our knowledge, research on the link between economic value and quality of hydrological forecasts in a hydroelectric dam management context is rare. This study focuses on this link for French watersheds by using a heuristic dam management model. From this model, we estimate the economic income of diverse management rules that depend on hydrological forecasts of different quality.

The research is based on a forecasting management modeling chain, where meteorological forecasts are used as input to the hydrological model of the Electricité de France company (MORDOR), which calculates streamflow forecasts up to 7 days ahead. These forecasts are subsequently used as input to a reservoir management model. The output of this model is a management rule indicating when turbines should be turned on to generate energy at the best prices. We also use the observed streamflow (from the banque HYDRO database) and meteorological data (from the SAFRAN database of Météo-France). The study period is defined between 2005 and 2008 and we analyse the results on eleven French watersheds. The reference operational forecast is obtained from the use of ECMWF EPS medium-range meteorological forecasts (50 members up to 7 days ahead) as input to the MORDOR hydrological model.

To bring out the link between economic value and quality of a forecast, we create synthetic 7-days discharge ensemble forecasts of different qualities in terms of reliability, sharpness and accuracy.

Each streamflow ensemble forecast is used as input to the management model. Then, each output from the management model is linked to an economic income. The results from the synthetic ensembles are compared with the results obtained from using observed streamflows, EPS-MORDOR streamflows and streamflow climatology as forecasts. We observe that the income from the management based on observed flows management is better than the income from EPS-MORDOR forecasts and from climatology. In our case study, the management model proved to be sensitive to the quality of each synthetic ensemble. These experiments allowed us to highlight the strengths and limitations of the reservoir management model, as well as to propose additional steps for further research to improve the evaluation of hydrological forecasts in the context of their economic value for the hydropower sector.

Key words : economic value of forecasts, quality of forecasts, hydroelectricity, dam management, synthetic ensemble forecasts

Remerciements

Je souhaite tout d'abord remercier mon encadrante Maria-Helena Ramos pour sa disponibilité, sa patience, ses conseils qui ont su me motiver dans mes moments de doute et enfin pour la confiance qu'elle m'a accordée durant ce stage.

Je tiens ensuite à remercier Guillaume Thirel d'avoir pris le temps de suivre mes travaux et de s'être rendu disponible pour m'aider dans la compréhension de certains points de mon étude.

Mes remerciements s'adressent également à Charles Perrin et Vazken Andréassian, qui ont été d'une aide précieuse aussi bien scientifiquement, qu'administrativement.

Il est essentiel que je remercie toute l'équipe de ma structure d'accueil (encadré ci-dessous) à IRSTEA Antony, pour leur bonne humeur quotidienne et leurs conseils avisés sur chacune de mes interrogations ce qui m'a permis de vivre une expérience enrichissante.

Merci aussi à Rémy Garçon (expert de la section hydrologie chez EDF) et Joël Gaillard (chef d'équipe Développement Mesures et Méthodes chez EDF), d'avoir pris le temps de me rencontrer et de m'introduire dans un univers plus opérationnel.

Enfin, je tiens à remercier tous les membres de la communauté HEPEX qui m'ont accueillie chaleureusement lors de mon séjour à Québec.

<p>La structure d'accueil de mon stage est l'Institut national de Recherche en Sciences et Technologies pour l'Environnement et l'Agriculture. C'est un EPST (Établissement Public à caractère Scientifique et Technologique) qui contribue à la recherche scientifique dans les domaines de l'ingénierie environnementale et agricole. Les recherches ont pour but d'apporter une aide concrète à des organismes publics, mais aussi parfois privés. Mon stage se déroule sur le site d'Antony, dans le département Eaux, thème de recherche aléas et risques liés au cycle de l'eau et unité HBAN. Cette unité mène des recherches sur l'hydrologie des bassins versants, la prévision des ressources en eaux et des évènements extrêmes et l'impact du changement climatique.</p>

Table des matières

1	Introduction et contexte de l'étude	5
2	Synthèse bibliographique	7
2.1	Les prévisions météorologiques et hydrologiques	7
2.1.1	Définitions	7
2.1.2	La qualité des prévisions	8
2.1.3	Aide à la décision, valeur économique et utilité des prévisions	11
2.1.4	Lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions	12
2.2	Les prévisions hydrologiques pour l'hydroélectricité	13
2.2.1	Usines hydroélectriques d'EDF en France (site EDF [b])	13
2.2.2	Fonctionnement d'un barrage	13
2.2.3	Les enjeux de la production hydroélectrique : cas d'EDF	14
3	Données et outils	15
3.1	Bassins versants de l'étude	15
3.2	Aperçu des données de la chaîne de prévisions	16
3.3	Modèle de gestion de réservoir	17
4	Méthode	20
4.1	Création d'ensembles synthétiques	20
4.1.1	Étapes de création des ensembles synthétiques et ensemble "parfait"	20
4.1.2	Dégradation de la qualité sur la finesse et la justesse	22
4.1.3	Dégradation de la qualité sur la fiabilité	24
4.2	Limites de la méthode de création d'ensembles synthétiques	25
4.3	Évaluation du lien entre qualité et valeur économique	26
5	Résultats et discussions	27
5.1	Scores de qualité des ensembles synthétiques	27
5.1.1	Sur la fiabilité	27
5.1.2	Analyse globale des scores numériques de qualité	28
5.1.3	Conclusion sur la qualité des ensembles synthétiques	30
5.2	Scores de qualité de l'ensemble EPS-MORDOR	32
5.3	Lien entre qualité et valeur économique	33
5.4	Étude de la sensibilité du modèle de gestion de réservoir	34
5.4.1	Sur les ensembles "parfaits"	35
5.4.2	Sur la variation de la qualité des prévisions	38
5.5	Résultats des autres bassins versants	44
5.6	Conclusion sur la sensibilité du modèle à la qualité des prévisions	46
6	Conclusion générale et perspectives	47

1 Introduction et contexte de l'étude

L'objet de ce stage, à savoir l'étude du lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique, rentre dans le cadre du projet IMPREX H2020 (IMproving PRedictions and management of hydrological EXtremes 2015-2019). C'est un projet européen qui vise à améliorer les prévisions météorologiques et hydrologiques afin d'assurer une meilleure protection de la population et du territoire en cas d'évènement extrême. Ce projet cherche aussi à mieux prévoir les flux hydrologiques afin de mieux anticiper la gestion de la production électrique dans le but d'obtenir un meilleur rendement économique (d'après les descriptions du site internet de la Commission Européenne [a] et voir site internet du projet : www.imprex.eu). Ce projet est réalisé en collaboration avec plusieurs centres de recherches étrangers et avec des services de prévisions météorologiques de pays européens. Au niveau national, le projet est représenté par l'IRSTEA (Antony) avec la collaboration d'EDF DTG à Grenoble. Cette collaboration est au centre de ce stage puisqu'elle va chercher à optimiser la prise de décision en évaluant, à partir d'un modèle de gestion de réservoir heuristique, l'impact de la qualité des prévisions sur la recette économique brute. Les premiers résultats de notre étude ont été présentés au colloque HEPEX-2016 (Hydrologic Ensemble Prediction EXperiment) qui se déroulait à Québec début juin. La collaboration entre EDF DTG Grenoble et IRSTEA Antony ne date pas du projet IMPREX H2020, puisqu'elle a permis de conceptualiser un modèle de gestion de réservoir d'un barrage hydroélectrique de type éclusé lors de la thèse de Zalachori (2013). Un barrage de type éclusé a une hauteur de chute dite moyenne, entre 30 et 300 m. Il est donc caractérisé par un débit de passage moyen et un dénivelé fort. Deux autres types de barrages existent, les barrages au fil de l'eau (de basse chute) avec une hauteur de chute inférieure à 30 m, mais un débit de passage fort, et les barrages de lac (haute chute) qui ont une hauteur de chute supérieure à 300 m et un débit de passage faible (d'après la définition du site internet d'EDF [b]).

Le modèle de gestion de réservoir a été décrit dans la thèse de Zalachori (2013). Il représente la dernière étape d'une chaîne aboutissant au plan de gestion. Cette chaîne est présentée en figure 1. Les règles de gestion d'un barrage dépendent donc des incertitudes liées au modèle de gestion, mais aussi à celles du modèle de prévision hydrologique et du modèle de prévision météorologique. Dans le cadre de notre étude, nous nous intéresserons uniquement aux prévisions hydrologiques, à leur qualité (capacité à être fiable et proche de l'observation) et à l'impact qu'elles ont sur la réponse du modèle de gestion de réservoir. La qualité de la gestion va donc dépendre de celle des autres modèles. En effet, si les prévisions météorologiques sont de mauvaise qualité, alors, on s'attend à ce que les prévisions hydrologiques le soient aussi, et la règle de gestion, par conséquent, ne sera pas optimale par rapport au flux entrant en temps réel.

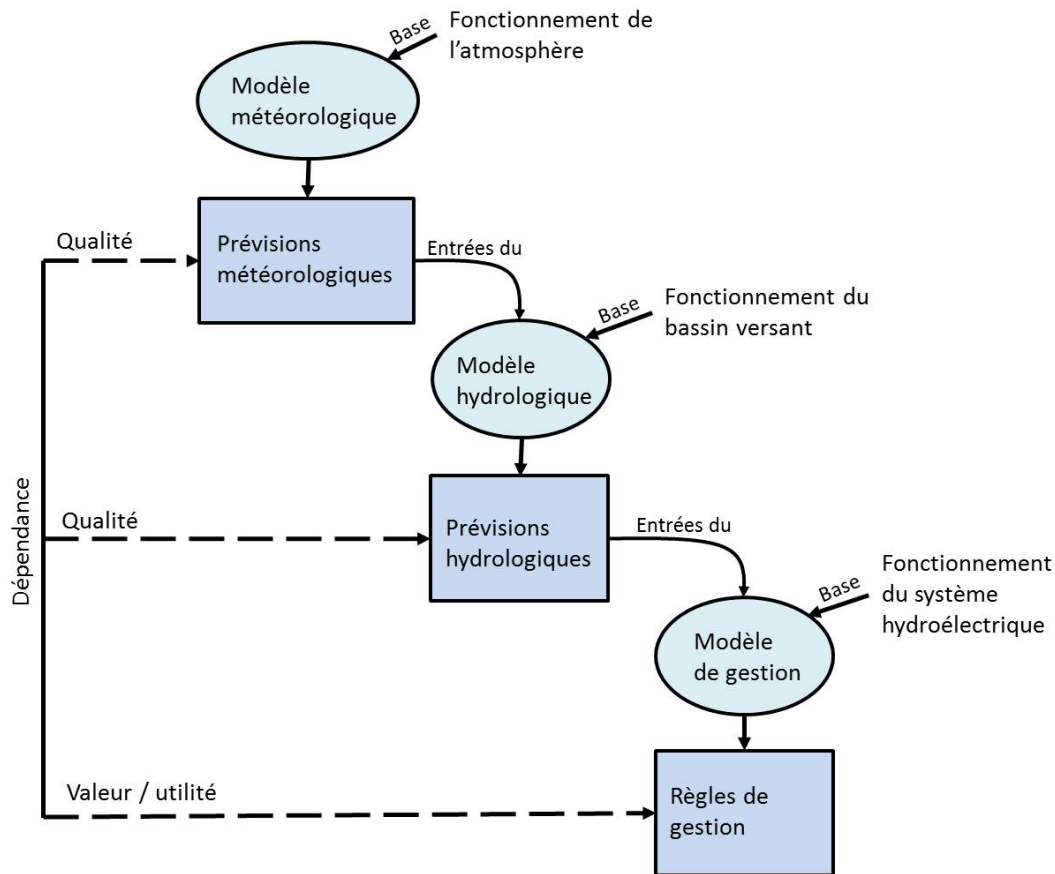


FIGURE 1 – Étape de réalisation d’une règle de gestion et modèles nécessaires.

Les objectifs de cette étude vont donc être d’évaluer la réponse du modèle de gestion, à savoir la recette économique, en fonction de la qualité des prévisions hydrologiques utilisées en entrée à ce modèle. Nous allons donc déterminer si de meilleures prévisions hydrologiques vont impliquer de meilleures règles de gestion et donc des meilleures recettes économiques. Un des objectifs est aussi de déterminer comment la valeur économique va évoluer avec la qualité des prévisions hydrologiques. En d’autres termes, quel type de qualité influe sur la valeur économique et comment cette influence se traduit en recettes économiques.

En résumé, nous allons répondre aux questions suivantes :

- Est-ce que notre modèle de gestion de réservoirs est sensible à la qualité de ses entrées ?
- Dans le cadre de notre étude, est-ce que la valeur économique d’une gestion de réservoir a un lien avec la qualité des prévisions hydrologiques ?
- Quel type de qualité des prévisions influe le plus sur la valeur économique ?

Pour répondre à ces questions, le rapport va être divisé en cinq parties. Dans un premier temps, une synthèse bibliographique sera réalisée pour définir la notion de qualité, de valeur économique et pour mieux comprendre l’application de l’étude dans le domaine hydroélectrique. Ensuite, les outils et les données utilisés dans ce stage seront détaillés, ainsi que la méthode que nous avons employée pour tester le lien entre qualité et valeur économique. Enfin, les résultats obtenus seront présentés et discutés, puis nous conclurons.

2 Synthèse bibliographique

2.1 Les prévisions météorologiques et hydrologiques

2.1.1 Définitions

Les prévisions météorologiques sont une entrée des modèles de prévisions hydrologiques. C'est donc à partir d'elle que les prévisions hydrologiques sont obtenues. Dans la littérature et dans la pratique, deux types de prévisions (météorologiques et hydrologiques) sont mentionnées : les prévisions déterministes et les prévisions d'ensemble (ou probabilistes).

Une prévision déterministe est définie par Météo-France [c] comme étant l'unique scénario d'une simulation des conditions atmosphériques faite à partir des paramètres physiques et thermodynamiques de l'atmosphère. Le modèle de prévision va alors estimer l'évolution des conditions atmosphériques à partir de conditions initiales (observations climatologiques). Il est néanmoins impossible d'évaluer les incertitudes de cette prévision étant donné qu'elle ne se base que sur une seule évaluation de l'état initial et un seul jeu de paramètres.

Palmer (2002) définit une prévision d'ensemble comme étant plusieurs scénarios, évalués à partir d'un jeu de conditions initiales qui va être légèrement perturbé. Ces petites différences entre les conditions initiales vont représenter les incertitudes existantes sur les conditions atmosphériques et peuvent donner des prévisions météorologiques très différentes. Enfin, en plus d'utiliser plusieurs conditions initiales, les prévisions d'ensemble peuvent également se baser sur plusieurs paramétrisations du modèle atmosphérique. Plusieurs scénarios vont alors découler de chacune de ces prévisions. Le tout est appelé un ensemble, et chaque scénario est appelé membre.

Les prévisions d'ensemble météorologiques sont produites et utilisées depuis les années 90 (Palmer, 2002). Elles sont maintenant très répandues dans les centres météorologiques afin de prévoir au mieux les événements climatiques au détriment des prévisions déterministes. Néanmoins, c'est une méthode plus coûteuse et plus difficile à mettre en place. Selon le nombre de membres choisis, les temps de calcul et les coûts peuvent être importants, notamment pour les fines résolutions spatiales et temporelles. De ce fait, dans plusieurs centres, les prévisions d'ensembles sont utilisées avec les prévisions déterministes. Par exemple, le service de prévision de Météo-France [c] se sert des deux types de prévisions, mais affirme que les prévisions d'ensemble permettent aux prévisionnistes de mieux quantifier les incertitudes sur la prévision pour pouvoir choisir le scénario le plus probable. De plus, la simple utilisation de la moyenne de l'ensemble est souvent plus performante qu'une prévision déterministe Velazquez et al. (2011).

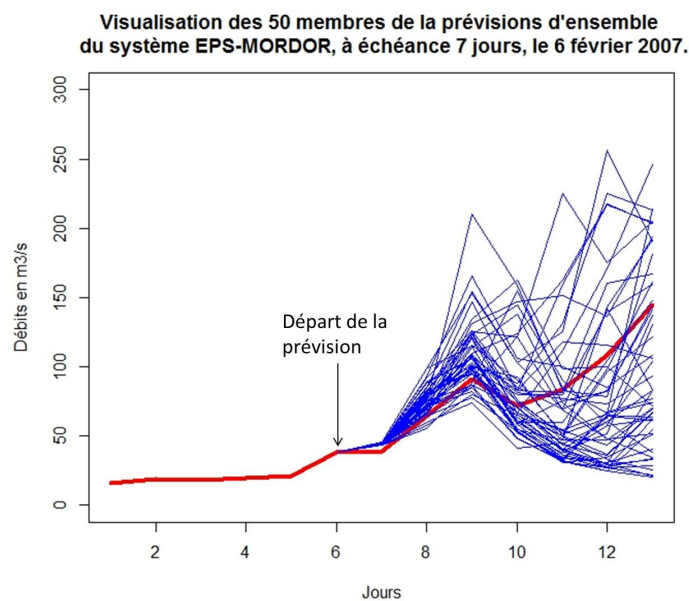


FIGURE 2 – Représentation des prévisions hydrologiques d'ensemble à échéance 7 jours et avec 50 membres du système EPS-MORDOR (rouge : observation, bleu : membres de l'ensemble).

La figure 2 représente les prévisions probabilistes du système de prévisions d'EDF : EPS-MORDOR (EPS = modèle météorologique ECMWF et MORDOR = modèle hydrologique d'EDF). Ici, 50 membres sont représentés pour une échéance à 7 jours. La prévision se fait donc le 6 février 2007 et donne 50 scénarios équiprobables jusqu'au 13 février 2007. Sur la figure 2, le spectre des possibilités est plus large à l'échéance 7 jours que 1 jour. Les systèmes de prévisions peuvent avoir pour objectifs plusieurs types d'échéances. Nous parlons alors des échéances à court terme lorsque le système prévoit de quelques heures à quelques jours. Les prévisions à moyen terme s'étendent de quelques jours jusqu'à une quinzaine de jours. Enfin, les prévisions saisonnières donnent des informations sur les tendances des mois à venir. Plus l'échéance est grande, plus la performances des modèles sont variables et tendent à diminuer.

Les modèles météorologiques vont donc donner des prévisions déterministes ou probabilistes, qui vont être utilisées en entrée du modèle de prévisions hydrologiques. En sortie, des prévisions hydrologiques déterministes ou probabilistes sont obtenues.

Les systèmes de prévisions hydrologiques sont très utilisés de nos jours, il est donc important d'évaluer la qualité des prévisions émises.

2.1.2 La qualité des prévisions

D'après le site de l'initiative Collaboration for Australian Weather and Climate Research [d], l'évaluation de la qualité des prévisions hydrologiques est primordiale. En effet, il est important de contrôler la qualité des prévisions afin de mieux comprendre les éventuels biais sur les systèmes. Cela permet d'améliorer les systèmes ou de les corriger par post-traitement. De plus, l'évaluation de la qualité des prévisions sert de comparatif dans la performance des différents modèles.

Attributs de qualité

L'étude de Murphy (1993) décrit quels sont les paramètres (attributs de qualité) qui importent pour la qualité d'une prévision. Selon lui, la qualité s'évalue par la comparaison entre les prévisions et l'observation. Pour cela, il cite plusieurs attributs de qualité comme la finesse,

la fiabilité ou la justesse. Dans notre étude, ce sont ces trois attributs qui vont nous intéresser, car ils sont une condition indispensable pour qu'une prévision soit dite de bonne qualité (Thiboult and Anctil, 2015). Nous définissons ces trois éléments ci-dessous :

- La justesse d'une prévision représente la différence qu'il y a entre une valeur observée et une valeur prévue. Dans le cas d'une prévision déterministe, l'estimation de la justesse est plus simple étant donné qu'il n'y a qu'une seule prévision (Bontron, 2014). Mais dans le cas d'une prévision d'ensemble, il y a plus d'une valeur prévue. L'ensemble des solutions de prévision probabiliste doit alors être agrégé en une prévision déterministe. Dans ce cas, il est possible de comparer l'observation avec la moyenne de la prévision d'ensemble. La figure 3 illustre graphiquement la notion de justesse pour une prévision probabiliste, donnée par sa distribution de probabilité.

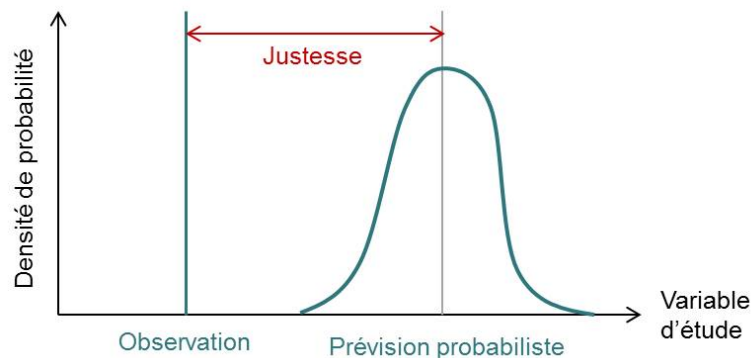


FIGURE 3 – Schéma de la justesse d'une prévision d'ensemble (Zalachori, 2013).

- La fiabilité d'une prévision est l'un des attributs les plus importants dans l'évaluation des prévisions d'ensemble (Jolliffe, 2002). Un système de prévision est fiable lorsque, sur une longue période d'étude, la fréquence d'apparition de l'observation est identique pour chaque probabilité de prévision associée à cette observation.
- La finesse des prévisions va évaluer la dispersion des membres d'une prévision d'ensemble. C'est un attribut indépendant des observations. Plus le spectre est petit, plus l'ensemble est fin et plus l'incertitude sur la prévision est faible.

Critères de qualité (scores numériques ou graphiques)

Après avoir défini les attributs de qualité des prévisions, il est nécessaire de les évaluer. Pour cela, plusieurs méthodes d'évaluation existent et sont nommées "scores numériques ou graphiques". Les trois attributs utilisés peuvent être évalués par le RMSE et le coefficient de corrélation pour l'attribut de justesse, l'écart-type des ensembles pour l'attribut de finesse et par le diagramme de PIT pour l'attribut de fiabilité. Ces scores ont été choisis, car ils sont utilisés dans beaucoup d'études d'évaluation de la qualité des prévisions météorologiques et hydrologiques, comme celles de Ma et al. (2016), Yuan (2016) et Thiboult and Anctil (2015).

RMSE

Ce score mesure la justesse d'un système de prévision. Le RMSE (Root Mean Square Error) correspond à la racine carrée de la moyenne de l'erreur au carré. Comme vu dans la formule 1, pour les prévisions d'ensemble, c'est la moyenne des membres de l'ensemble qui est comparée à la valeur observée. C'est donc un score utilisé aussi pour les prévisions déterministes et adapté pour les prévisions d'ensemble. Il a la même unité que la prévision qu'il évalue. Ce score est appliqué à chaque échéance de la prévision et sur l'ensemble de la période d'étude.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (m_i - o_i)^2} \quad (1)$$

avec o_i = valeur observée à l'instant de la prévision i et pour l'échéance évaluée
 m_i = la moyenne des membres de l'ensemble à l'instant de la prévision i et pour l'échéance évaluée,
 N = nombre de jours sur la période d'évaluation

Les valeurs de RMSE s'étendent entre 0 et l'infini, avec 0 comme meilleur score de qualité.

Coefficient de corrélation r^2

Le coefficient de corrélation va aussi évaluer la justesse du système de prévision en regardant la corrélation entre deux séries temporelles. En prévision, il est utilisé pour évaluer la corrélation entre les observations et les prévisions (Ma et al., 2016). Dans les prévisions d'ensemble, c'est la moyenne de l'ensemble qui va être comparée à l'observation. Ce score est sans unité et s'étend entre 1 et 0 avec 1 comme meilleur score de qualité. Il est appliqué à chaque échéance de la période d'étude.

Dispersion de l'ensemble

Ce score mesure la finesse de l'ensemble. La dispersion des ensembles prend en compte la dispersion des membres qui représente l'écart moyen des membres de l'ensemble par rapport à la moyenne de l'ensemble. La dispersion des membres est donc mesurée par un écart à la moyenne de l'ensemble pour chaque membre k . Ensuite, les écarts au carré sont sommés et divisés par le nombre de membres de la prévision. Le score de dispersion de l'ensemble a la même unité que la prévision qu'il évalue. Ce score est appliqué à chaque échéance et sur l'ensemble de la période d'évaluation.

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (m_{k,i} - m_i)^2} \quad (2)$$

avec $m_{k,i}$ = valeur de la prévision d'un membre k pour le jour i
 m_i = la moyenne des prévisions de l'ensemble pour le jour i
 N = nombre de jours sur la période d'évaluation
 n = nombre de membres de la prévision d'ensemble

Les valeurs de dispersion s'étendent entre 0 et l'infini, avec 0 comme meilleur score de qualité.

Digramme de PIT

Il existe plusieurs méthodes graphiques pour tester la qualité des prévisions. Nous nous intéresserons au diagramme de PIT qui évalue la fiabilité des prévisions d'ensemble par rapport à l'observation (Jolliffe, 2002).

La figure 4 montre les différents cas d'étude possibles. Les diagrammes de probabilité cumulée (en haut) et les histogrammes (en dessous) sont construits selon la fréquence (cumulée pour les courbes) de la probabilité qu'a l'observation d'être dans chaque quantile de la fonction de répartition de la prévision d'ensemble (x sur la figure 4). Sur une période d'étude assez longue, à chaque jour et pour chaque échéance, la position de l'observation dans la fonction de répartition de l'ensemble va être "comptabilisée". À la fin de la période, le diagramme de PIT représentera la répartition des observations dans chaque quantile de la fonction de répartition.

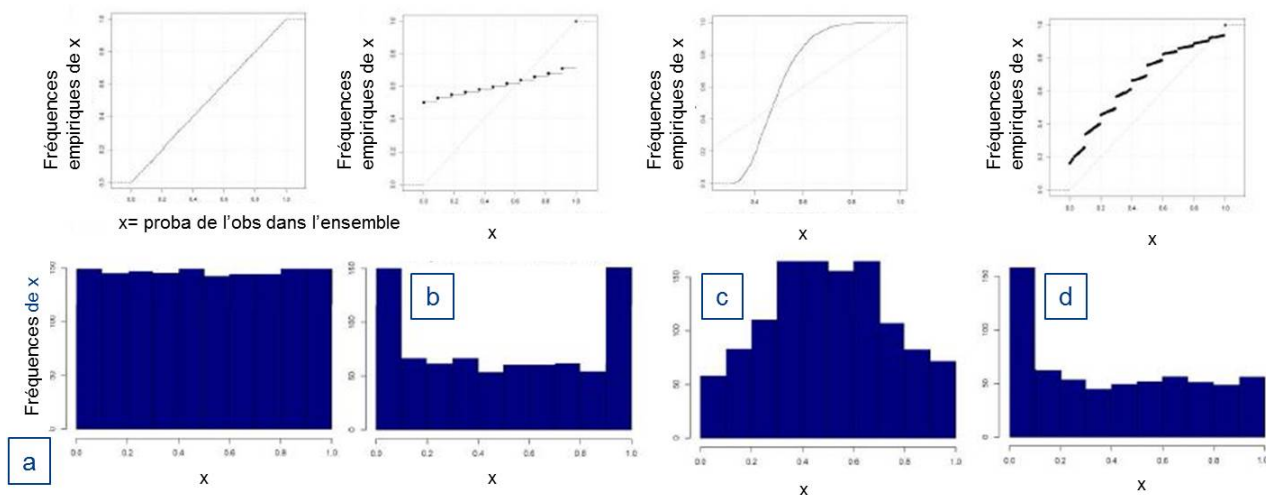


FIGURE 4 – Courbe des fréquences empiriques et diagramme de PIT (Zalachori, 2013).

Plusieurs cas sont représentés sur la figure 4 :

- Le cas a) montre un diagramme diagonal et un histogramme plat avec une fréquence toujours identique. Ce cas traduit une prévision fiable. Néanmoins, il peut arriver que ce diagramme soit le couplage des deux diagrammes suivants, les prévisions sont alors biaisées. Mais cette situation reste très rare.
- Le cas b) montre un histogramme en U. Cela indique que la prévision est sous-dispersée ; c'est-à-dire que la prévision ne disperse pas assez ses membres, le champ de prévision est alors trop serré et les observations se retrouvent la plupart du temps dans les forts quantiles ou en dehors de l'ensemble de prévision.
- Le cas c) est à l'inverse du b), la prévision est trop dispersée.
- le cas d) montre un diagramme asymétrique indiquant que les prévisions sont biaisées.

Murphy (1993) qualifie une prévision comme bonne selon sa qualité, mais aussi selon sa valeur économique. La notion de valeur économique va donc être introduite.

2.1.3 Aide à la décision, valeur économique et utilité des prévisions

Les prévisions hydrologiques ont une utilité bien définie. Elles donnent des informations essentielles aux gestionnaires d'ouvrages, pour qu'ils puissent au mieux protéger les populations et les infrastructures (Pappenberger et al., 2015). Néanmoins, l'utilisateur de la prévision a besoin de connaître, en plus de la probabilité d'occurrence de la prévision, le coût de son action en fonction de la prévision. C'est ainsi que la notion de valeur économique d'une prévision est introduite. Selon Murphy (1993), une prévision n'a pas de valeur propre. La valeur d'une prévision ne se mesure que par son influence sur une prise de décision.

Il est donc possible d'évaluer la valeur économique en termes de gain ou perte économiques ou encore en termes de bénéfice ou de dépense. Afin d'estimer la valeur d'une prévision, il est indispensable de savoir si cette prévision a aidé un utilisateur à prendre une décision. De même, Zalachori (2013) évoque le fait qu'une bonne anticipation des événements pourrait permettre une meilleure gestion et une meilleure prise de décision (hydroélectricité ou encore gestion des crues).

C'est pourquoi plusieurs modèles d'aide à la décision existent, et sont appelés modèles coûts-pertes ou encore coûts-bénéfices. Ces modèles permettent d'évaluer le coût d'une décision (ouverture ou non de vannes de protection par exemple) ainsi que les pertes causées s'il n'y

a pas d'action alors qu'il y a des dommages ou encore les bénéfices engendrés, estimant les dommages qu'il y aurait eu si l'action n'avait pas été faite par exemple pour les bénéfices d'une crue évitée. Ainsi, lorsque le bénéfice de l'action est supérieur au coût de l'action, alors l'action est recommandée (Dale et al., 2012). Dans ce cas, la valeur économique de la prévision est mesurée en fonction de l'impact économique d'une action par rapport à une prévision.

La détermination de la valeur d'une prévision est donc essentiellement liée à la décision prise par l'utilisateur. Mais est-ce que cette valeur économique dépend aussi de la qualité des prévisions ? Par exemple, est-ce qu'un meilleur système de prévisions des crues augmenterait les bénéfices faits en évitant cette crue ? Ou encore, comme dans notre étude, est-ce qu'une meilleure prévision permettrait de mieux gérer un ouvrage hydraulique ?

2.1.4 Lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions

En théorie, il devrait exister un lien entre la qualité des prévisions et leur valeur économique. Murphy (1993) le mesure en démontrant que la variation de la qualité d'une prévision fait varier la valeur économique. Ainsi, pour un score de très bonne qualité, la valeur est élevée et plus la qualité d'une prévision diminue, plus la valeur économique diminue.

Comme vu dans la partie 2.1.1, il existe deux types de prévisions. Les prévisions d'ensemble sont plus informatives (en termes de quantification de l'incertitude de prévision) que les prévisions déterministes, ce qui rend les modèles de gestion/décision plus performants. De plus, elles laissent un plus grand éventail de possibilités au gestionnaire selon le scénario qu'il préfère (Boucher et al., 2012; Dale et al., 2012; Buizza, 2008; Richardson, 2000). Il y a donc un impact du type de prévisions sur les modèles de gestion ou d'aide à la décision. Cependant, l'amélioration de la qualité en termes de fiabilité ou de finesse ne se traduit pas forcément par une optimisation de la gestion (Boucher et al., 2012). Il reste néanmoins, très difficile de généraliser l'existence d'un lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions hydrologiques. En effet, l'étude de Boucher et al. (2012) conclut que le lien n'est pas toujours évident. D'autres études affirment, au contraire, qu'une meilleure qualité donne une meilleure valeur économique : celle de Pappenberger et al. (2015) montre qu'en optimisant la performance des systèmes de prévention des crues, on diminue le ratio coûts-bénéfices (partie 2.1.3) ou encore l'étude de Stakhiva and Stewart (2010) qui énonce :

"Better forecasts can increase water delivery and hydropower production at most reservoirs, but depend on the reliability of the forecasting methods being improved."

Très peu d'études ont cherché à montrer quantitativement un lien entre la qualité d'une prévision et sa valeur économique. L'existence de ce lien varie selon les cas (Pappenberger et al., 2015), car il dépend de plusieurs facteurs comme le système de prévision utilisé et le contexte hydrologique et géographique de la zone d'étude. Le lien qualité-valeur dépend aussi du type de système étudié : les résultats et l'évaluation de la valeur économique ne seront pas les mêmes pour un système de prévision des crues et d'aide à la décision pour la gestion des ouvrages associés, que pour la gestion des ouvrages hydroélectriques.

Une étude récente (Anghileri et al., 2016) se rapproche de notre démarche. Elle évalue la valeur économique des prévisions hydrologiques d'ensemble à longue échéance, de la climatologie et des prévisions dites "parfaites" (= observation) à travers la gestion d'un réservoir. En évaluant d'abord la qualité de ces prévisions, il en ressort que la qualité décroît des prévisions "parfaites" à la climatologie en passant par le système de prévisions ESP (Ensemble Streamflow Prediction) à 49 membres et échéance 1 an. L'évaluation de la valeur économique est fonction du modèle de gestion MPC (Model Predictive Control) et des prévisions hydrologiques. Les résultats de cette étude montrent que le modèle MPC renvoie un déficit plus important avec les prévisions

climatiques, puis avec les prévisions ESP et enfin un faible déficit avec les prévisions parfaites. En d'autres termes, la valeur des prévisions ESP est plus faible de 35% par rapport à la valeur des prévisions parfaites. Néanmoins, cette étude ne cible pas le domaine de l'hydroélectricité, ni la moyenne échéance, comme il en est pour notre cas d'étude.

En utilisant une idée similaire de celle de l'étude de Anghileri et al. (2016), nous voulons étudier le lien entre la qualité et la valeur des prévisions afin de déterminer si dans la gestion d'une réserve hydroélectrique, la qualité des prévisions impacte la gestion du réservoir.

2.2 Les prévisions hydrologiques pour l'hydroélectricité

2.2.1 Usines hydroélectriques d'EDF en France (site EDF [b])

La compagnie EDF gère 436 installations hydroélectriques en France métropolitaine. Les usines EDF possèdent 78 % de la puissance totale installée disponible sur tous les ouvrages. La production d'énergie hydroélectrique en France est la deuxième source de production avec 12,5 % de la production totale de l'année 2014. Elle se trouve loin derrière l'énergie nucléaire qui couvre 77 % de la production électrique en 2014. Néanmoins, elle est la première source de production parmi toutes les énergies renouvelables.

Plusieurs barrages-réservoirs permettent de produire une énergie renouvelable par le seul biais de la gestion du stockage de l'eau. Pour visualiser l'importance des prévisions hydrologiques dans la gestion des barrages hydroélectriques, il faut comprendre comment ces derniers fonctionnent.

2.2.2 Fonctionnement d'un barrage

La figure 5 illustre le fonctionnement d'un barrage hydroélectrique. Un tel ouvrage va modifier le cours d'eau naturel, en stockant les arrivées d'eau constituant donc la retenue du barrage. Le stock dans le barrage est contraint par une valeur maximale (pour qu'il n'y ait pas débordement) et une contrainte minimale (pour qu'il y ait une réserve en eau suffisante). Lorsque le stock d'eau est trop important et qu'il y a un risque de débordement, ou encore aux heures les plus avantageuses pour la production hydroélectrique, les vannes situées au fond du barrage sont ouvertes. Elles vont permettre l'acheminement de l'eau à travers la conduite forcée, jusqu'aux turbines. En contact avec l'eau, les turbines vont s'activer. Le mouvement de rotation va créer de l'énergie, qui va être transformée en courant alternatif par un alternateur. Ensuite, le transformateur va élever la tension produite par l'alternateur pour que le courant produit puisse être transporté dans les lignes haute tension. L'eau qui est passée dans la turbine est ensuite évacuée par un canal d'évacuation qui débouche vers le lit aval de la rivière (site EDF [b]). L'électricité produite est directement distribuée.

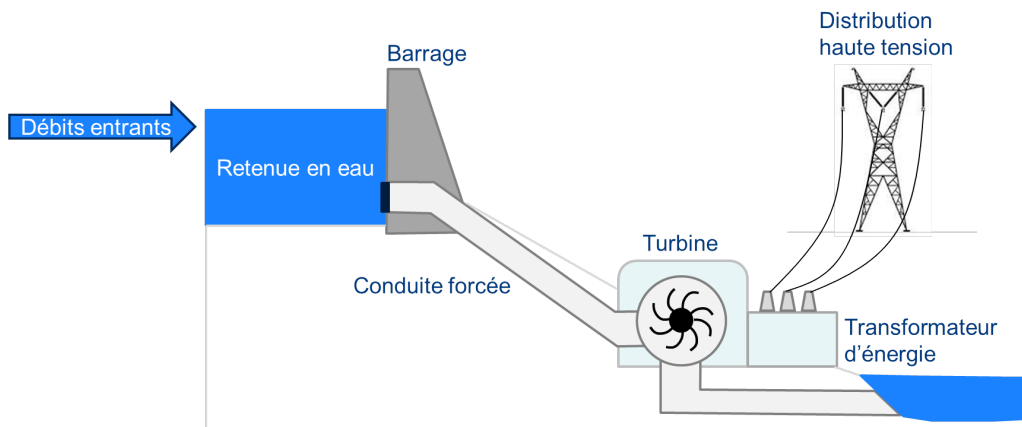


FIGURE 5 – Schéma des composants d'un barrage hydroélectrique. Adapté du site internet connaissance des énergie [e].

La gestion d'un barrage hydroélectrique présente plusieurs contraintes telles que (Zalachori, 2013) :

- La hauteur d'eau minimale et maximale dans la retenue.
- La puissance des turbines qui doit être inférieure à une puissance maximale définie par le type de turbine.
- Le débit déversé en cas de crue (pas dans la turbine, mais par d'autres voies) ne doit pas dépasser une valeur Q_{max} (respect des dimensions de l'évacuateur de crue).
- Un débit minimum doit s'écouler de la retenue pour respecter l'environnement. Ce débit est acheminé dans des conduits qui rejoignent directement le lit de la rivière. En France, les barrages situés en amont de centrales nucléaires, par exemple, doivent évacuer un débit minimum tout au long de l'année afin de refroidir les centrales.

L'ouverture ou la fermeture des vannes constitue la gestion d'un barrage hydroélectrique. Néanmoins, cette gestion ne dépend pas que de la hauteur d'eau prévue dans la retenue, mais aussi du marché de l'électricité. Il est essentiel dans la gestion d'un ouvrage hydroélectrique de connaître les enjeux de la production d'énergie.

2.2.3 Les enjeux de la production hydroélectrique : cas d'EDF

Les prévisions hydrologiques ont un rôle bien précis dans le secteur de l'hydroélectricité où l'eau est la clé de la production d'énergie. Elles aident à respecter les enjeux autour de la production hydroélectrique, à savoir (Garçon et al., 2009) :

- Protection de l'ouvrage et des populations en aval : prévisions des crues, des ressources en eaux de la réserve ;
- Respect de l'environnement : mise en place de passes à poissons, libération d'un débit minimum dans le lit naturel de la rivière ;
- Optimisation économique de la production électrique.

Notre étude cible le dernier point de ces trois enjeux. La production électrique dépend donc des flux hydrologiques et du respect des contraintes liées au barrage (partie 2.2.2). Pour comprendre l'enjeu économique de la gestion d'une réserve hydroélectrique, il faut s'intéresser à la consommation et la production d'électricité hebdomadaire. D'après le rapport 2014 du réseau de transport de l'électricité (RTE, 2014), les chroniques de consommation d'électricité montrent que la consommation journalière est haute en journée et basse la nuit. De même, le week-end, la consommation est plus faible qu'en semaine (figure 6), surtout le dimanche du fait de la fermeture des industries. La tendance hebdomadaire reste la même pour les autres saisons de l'année, même si les consommations peuvent être plus fortes en période de grand

froid en hiver ou de fortes ondes de chaleur en été..

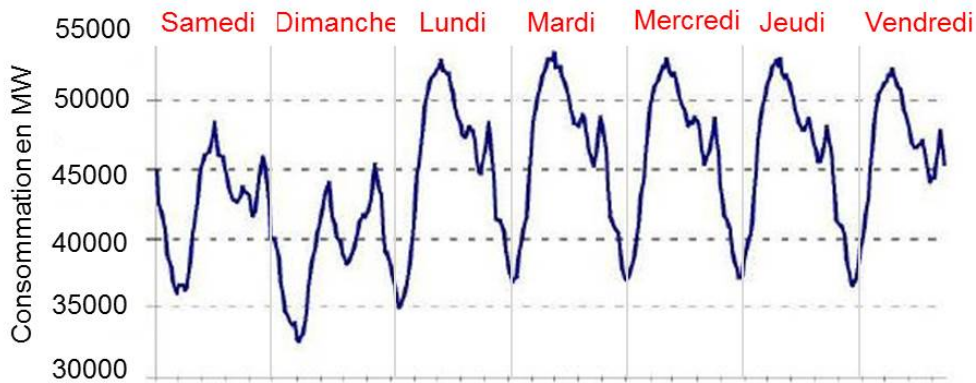


FIGURE 6 – Répartition de la consommation d’électricité une semaine en été. (source : RTE)

La consommation d’énergie dicte les variations du prix de l’électricité. En effet, la même tendance est observée pour la variation hebdomadaire du prix de l’électricité. En d’autres termes, lorsque la consommation (ou demande) d’électricité est forte, le prix de l’électricité sera plus élevé. Les prix atteignent donc leurs valeurs les plus élevées lorsque les hivers sont très froids ou les étés très chauds.

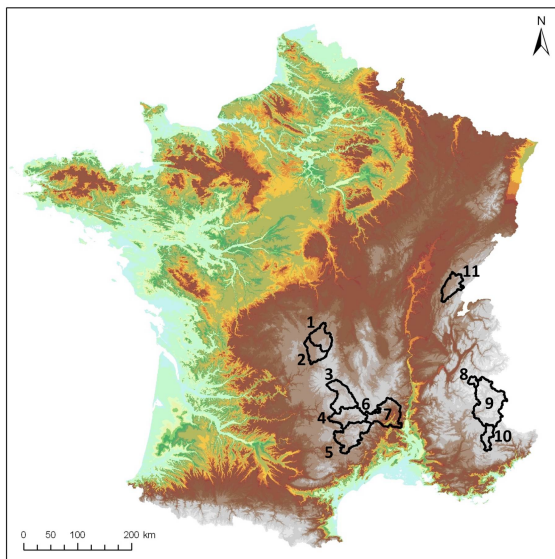
Les variations du prix de l’électricité vont être un paramètre supplémentaire à prendre en compte pour la gestion d’un barrage hydroélectrique. Pour avoir la meilleure gestion possible, il faut connaître les moments où il est plus intéressant d’activer les turbines tout en respectant les contraintes liées à la retenue en eau. Comme l’énergie produite est obligatoirement distribuée après sa production, les stocks d’énergie se font à travers la retenue en eau. Ainsi, si l’eau est stockée dans la retenue en quantité suffisante, les turbines peuvent être activées lorsque le prix de l’électricité est haut, et donc lorsque la demande est forte. Cet enjeu économique doit pouvoir être appliqué toute l’année. Les gestionnaires doivent donc jongler entre les prévisions hydrologiques et les prévisions économiques pour obtenir un rendement optimal.

Il est donc important de considérer les prévisions hydrologiques dans le cadre du secteur hydroélectrique, car elles vont donner des informations sur les variations de la retenue en eau et donc l’utilisateur va pouvoir les utiliser pour adapter sa gestion aux prix de l’électricité.

3 Données et outils

3.1 Bassins versants de l’étude

L’étude se concentre sur 11 bassins versants d’intérêt (figure 7). Ils ont été sélectionnés pour la thèse de Zalachori (2013) et ils présentent tous un enjeu pour EDF. En effet, ces bassins versants sont tous influencés par de fortes précipitations annuelles. Les superficies sont variables. Ils sont tous situés dans de grands massifs. Et, enfin, des barrages hydroélectriques gérés par EDF se trouvent à l’exutoire de certains de ces bassins. Les autres présentent un enjeu potentiel pour la production hydroélectrique. Les caractéristiques et la localisation de ces 11 bassins versants sont présentées dans la figure 7.



Nom	Surface (km ²)	Qmoy 4 an. (m ³ /s)
1-La Sioule aux Fades	1292	16,3
2-La Dordogne à Bort-les-Orgues	1006	22,1
3-La Truyère à Grandval	1796	19,4
4-Le Lot à Castelnau	1634	17,6
5-Le Tarn à Milau	2138	34,8
6-La Borne au Pont de Nicoulaud	62	2,28
7-L'Ardeche à Sauze	2261	50,5
8-La Romanche aux Chambons	224	6,5
9-La Durance au Serre Ponçon	3581	63,4
10-Le Verdon à Castillon	656	8,5
11-L'Ain à Vouglans	1164	40,3

FIGURE 7 – Localisation et caractéristiques des bassins versants de l'étude. Le débit moyen est issu des données observées mises à disposition pour les 4 années de l'étude. *Source : Zalachori (2013) ; base de données de l'étude (débits observés) issues de la banque HYDRO.*

3.2 Aperçu des données de la chaîne de prévisions

Les données de cette étude s'étendent sur une période de 4 ans, entre le 01/01/2005 et le 25/12/2008. Cette période est assez longue pour avoir une évaluation significative de la qualité des prévisions probabilistes (Randrianasolo et al., 2014). Nous avons à disposition trois types de données qui sont : des prévisions hydrologiques, des données de climatologie (précipitation et température) et des données de débits observés.

La chaîne de prévision introduite dans la partie 1, figure 2, dépend de deux types de données différents à savoir les prévisions probabilistes météorologiques et les prévisions probabilistes hydrologiques. Les prévisions météorologiques d'ensemble sont générées par ECMWF (European Centre for Medium-range Weather Forecasts). Ce sont des ensembles de précipitations et température qui comportent 50 membres et sont à échéance 7 jours. Elles vont être l'entrée du modèle hydrologique d'EDF : EPS-MORDOR (description figure 33 en annexe 1). Le modèle hydrologique va alors donner des prévisions de débits de 50 membres à échéance 7 jours. Les prévisions hydrologiques sont données en mm/jour mais vont être converties en m³/s. Nous disposons aussi des données de débits observés (issues de la banque HYDRO) et des débits issus de la climatologie passée (moyenne interannuelle journalière des débits observés passés) pour chaque bassin versant.

En entrée du modèle de gestion de réservoir se trouvent aussi les données de la variation du prix de l'électricité sur les quatre années d'étude. Ces données ont été fournies par EDF et proviennent du marché EPEX-SPOT. Cette société gère le marché économique de l'électricité pour la France, l'Allemagne, l'Autriche et la Suisse (site EPEX-SPOT [f]).

La présentation des données étant faite, le dernier outil dont nous avons besoin va être présenté : le modèle de gestion de réservoir.

3.3 Modèle de gestion de réservoir

Le modèle utilisé dans cette étude a été développé et décrit lors de la thèse de Zalachori (2013) par la collaboration entre IRSTEA Antony et EDF DTG Grenoble. Ce modèle de gestion est dit heuristique, c'est-à-dire qu'il fonctionne avec le "bon sens" du modélisateur et au plus proche des modèles de gestion opérationnels. Il n'est pas propre à un barrage en particulier. Cette partie détaille, de manière synthétique, le fonctionnement du modèle de gestion de réservoir, et les options qui ont été appliquées.

Le modèle se divise en trois étapes :

1- L'étape de gestion :

Le modèle prend en entrée les prévisions hydrologiques, les débits observés et les chroniques de prix de l'électricité correspondant à la période d'étude. Avec des variables définissant les contraintes de gestion du barrage (capacité maximale des turbines, capacité maximale et minimale de la retenue), il va mettre en place une règle de gestion à échéance 7 jours, pour chaque jour de prévision. Ce modèle simpliste va être complexifié. La capacité maximale du réservoir est fonction des apports moyens sur la période d'étude et de la capacité utile du réservoir. De plus, il considère que tout le débit arrivant dans la retenue doit être turbiné et que l'usine tourne toujours à plein régime. C'est-à-dire que le stock d'eau initial doit être égal au stock d'eau final pour chaque jour de gestion.

Prenons comme exemple la règle de gestion élaborée avec les prévisions EPS-MORDOR pour le bassin de l'Ain à Vouglans, le 01/01/2005. Sur la figure 8, l'évolution du prix horaire de l'électricité sur la semaine est représentée en pointillés bleu clair, la courbe bleue en traits pleins montre le prix seuil horaire défini par le modèle et donc les heures de la semaine où les turbines sont activées (zones de pics en traits pleins bleus) et enfin la courbe rouge représente l'évolution du stock d'eau dans la retenue sur la semaine.

Le modèle va d'abord calculer la moyenne des débits prévus sur une semaine afin de définir le nombre d'heures nécessaires pour turbiner les apports prévus.

Ensuite, un prix seuil horaire sera calculé afin d'établir les meilleures heures de turbinage. Le prix seuil est un prix qui sert de référence pour savoir s'il est intéressant d'activer les turbines (prix de l'électricité horaire > prix seuil horaire) ou non (prix de l'électricité horaire < prix seuil horaire). Il est calculé selon l'ordonnée de la monotone décroissante des prix horaires de l'électricité sur la semaine qui correspond au nombre d'heures de turbinage tronqué.

Selon la valeur de ce prix seuil, il y aura plus ou moins d'heures intéressantes de turbinage sur la semaine et donc plus ou moins de volume turbiné. Ainsi, plus le prix seuil est élevé, moins il y a d'heures de turbinage. Par exemple, sur la figure 8, le débit moyen prévu sur la semaine est de 41,06 m³/s. Le prix seuil est alors évalué à 34,09 €/MWh. Mais avec cette règle de gestion, les contraintes du barrage ne sont pas respectées et il y a un débordement prévu le troisième et quatrième jours. Le stock d'eau est supérieur à la capacité maximale (ligne supérieure pointillés rouges sur la figure 8 deuxième graphique). Sur le graphique, l'évolution du stock d'eau est tracé entre les moments de turbinage ou non.

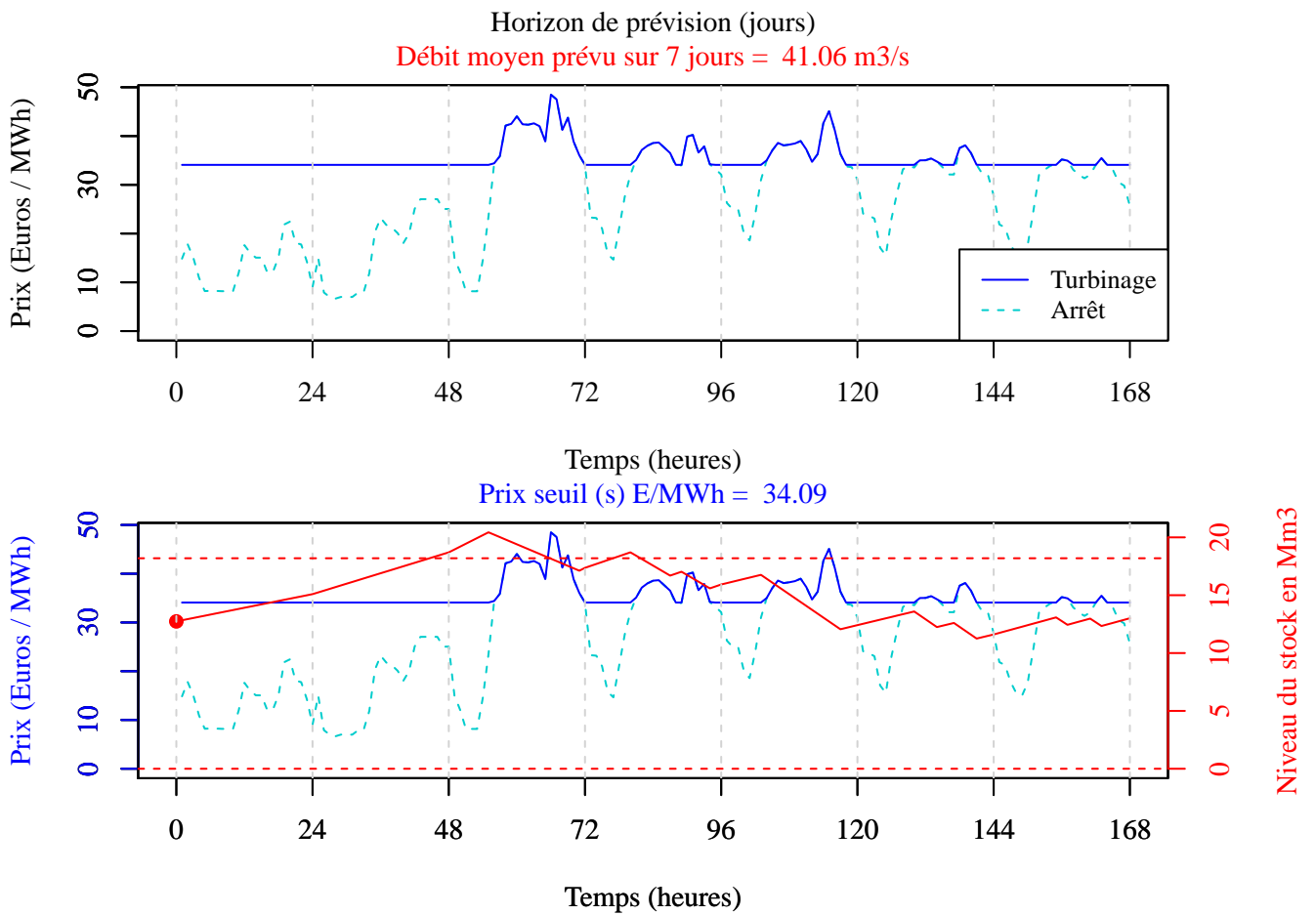


FIGURE 8 – Première règle de gestion donnée par le modèle de gestion le 01/01/2005.

Pour rectifier ce problème, il faut que le débit excédant soit turbiné et donc prévoir plus d'heures de turbinage. Pour cela, le prix seuil doit être baissé, ce qui est appliqué en figure 9 avec un nouveau prix seuil à 25,09 €/MWh. Le nouveau prix seuil est calculé sur la plage des horaires de rectification, c'est-à-dire aux horaires entre la première itération et là où le stock est minimal ou maximal. On note qu'il n'y avait pas de turbinage le deuxième jour avec le premier prix seuil, ce qui n'est plus le cas avec la rectification.

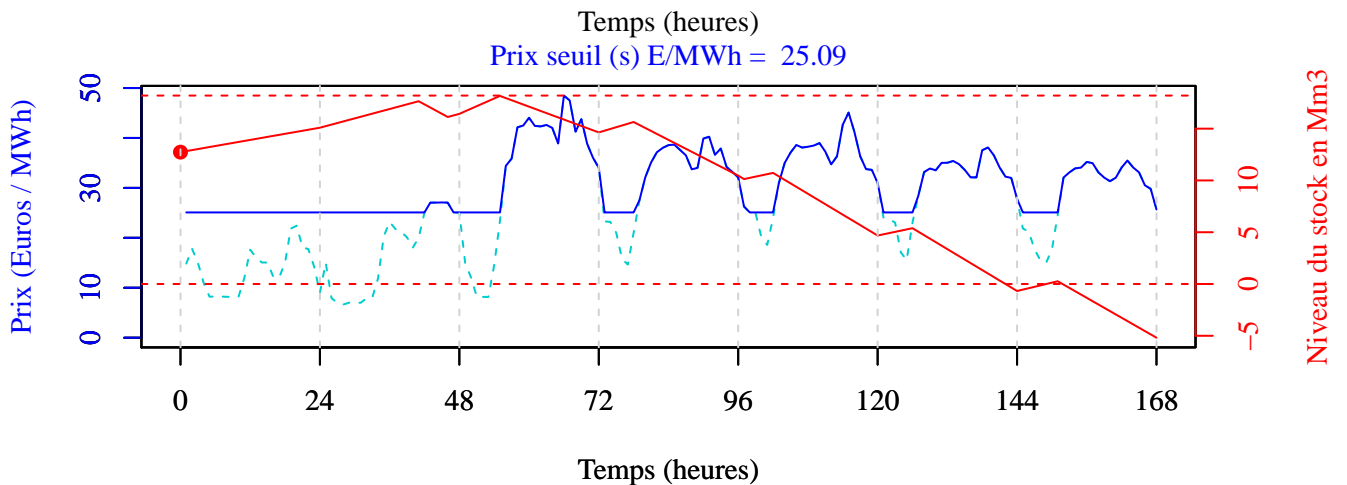


FIGURE 9 – Première rectification de gestion donnée par le modèle de gestion le 01/01/2005.

Cette fois, les contraintes ne sont pas respectées au niveau du stock minimum sur le dernier jour de la semaine. Il y a donc trop de volume turbiné, ce qui oblige le modèle à remonter le prix seuil afin de moins turbiner. Cet ajustement sera fait uniquement à partir du 4ème jour de gestion (figure 10). Il peut ainsi y avoir plusieurs prix seuil sur une semaine de gestion. La gestion montre aussi que pour le premier jour de la semaine il n'y a pas de turbinage.

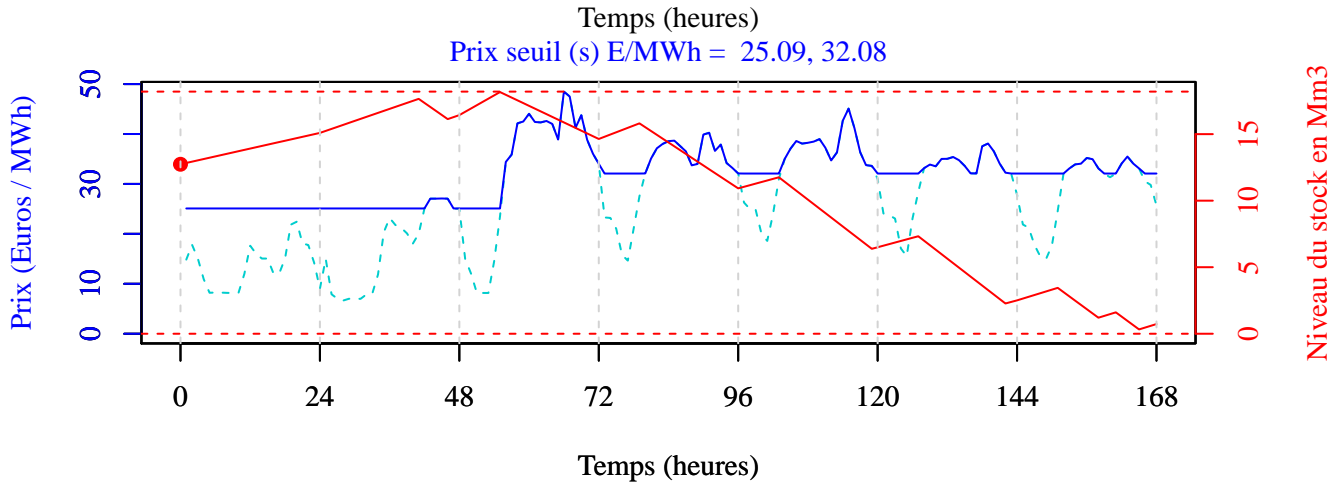


FIGURE 10 – Deuxième rectification de gestion donnée par le modèle de gestion le 01/01/2005.

Il peut arriver que le modèle n'arrive pas à satisfaire des contraintes de gestion : par exemple, si le débit prévu est trop fort et que la capacité maximale des turbines est atteinte, le stock d'eau va déborder. Pour limiter les itérations, un nombre limite de 20 ajustements pour une prévision est imposé par le modèle. Une fois que l'étape de gestion est finie et que les contraintes sont respectées (ou la limite des interactions atteinte), le modèle passe à l'étape suivante.

2- L'étape de la simulation :

Le débit observé le 01/01/2005 est lu par le modèle et la règle de gestion prévue pour cette semaine va être appliquée aux premières 24 heures de la gestion. La figure 11 montre le débit observé calqué sur la gestion du modèle. Dans cette étape, les contraintes de stock du barrage sont aussi vérifiées. Ainsi, si la retenue se vide, la centrale doit turbiner un volume moins important que celui prévu par la gestion et inversement si la retenue se remplit trop. Dans cette étape, le prix seuil n'est pas recalculé. Si la gestion n'arrive pas à satisfaire les contraintes, le volume excédant sera déversé.

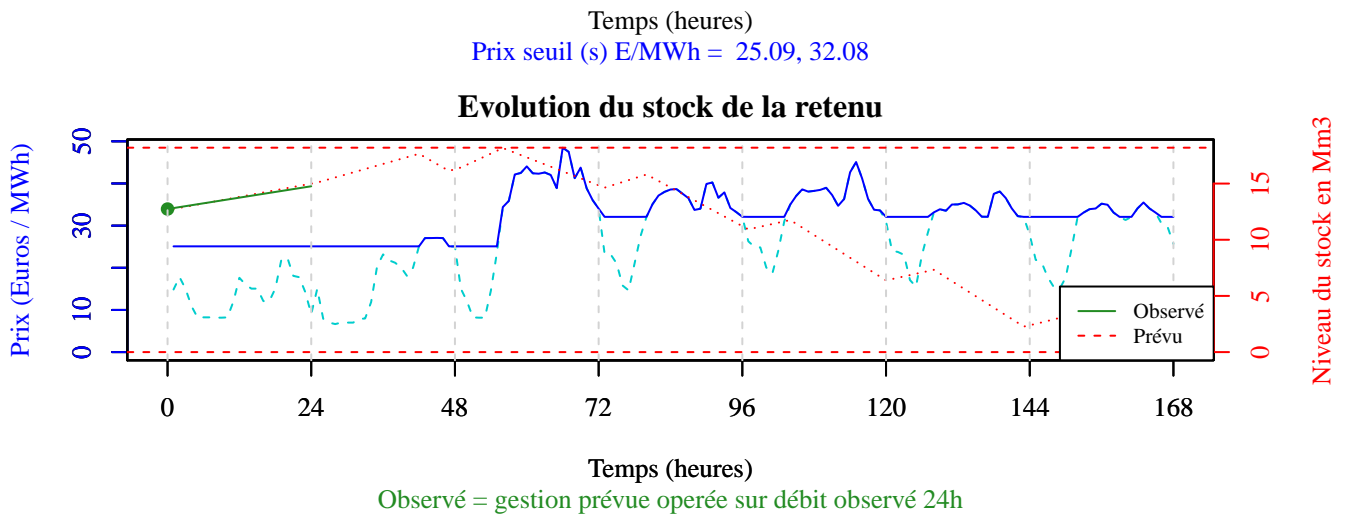


FIGURE 11 – Exemple de gestion du modèle de gestion le 01/01/2005.

C'est à partir de la simulation que la recette économique journalière va être évaluée, dans la dernière étape.

3- L'étape d'évaluation :

La recette économique est évaluée en fonction du volume horaire turbiné le jour de la simulation et du prix seuil horaire défini par l'étape de gestion et utilisé dans la simulation. La recette journalière sera la somme de toutes les recettes horaires de chaque jour. Ici, le prix seuil sera de 25,09 €/MWh, car c'est celui utilisé dans les premières 24 heures de la gestion. Mais comme il n'y a pas d'activation des turbines les premières 24 heures, la recettes journalière est nulle.

Une fois que ces trois étapes sont terminées, le modèle va calculer une nouvelle gestion hebdomadaire à partir du 02/01/2005.

La partie 2.1.2 a décrit dans quelles mesures une prévision est de bonne ou de mauvaise qualité. C'est à partir de ces attributs que la qualité des prévisions sera contrôlée et évaluée. Pour chercher l'existence d'un lien entre qualité et valeur économique, l'idée est d'utiliser plusieurs jeux de données de prévisions de différentes qualités et d'obtenir une règle de gestion pour chacune d'entre-elles. Pour cela, nous allons créer des ensembles synthétiques de différentes qualités, allant de la prévision "parfaite" à la prévision la plus dégradée que nous puissions obtenir. Ces ensembles seront créés à l'aide des débits observés et de la distribution temporelle des débits prévus, donnés dans les fichiers de prévisions EPS-MORDOR.

4 Méthode

4.1 Création d'ensembles synthétiques

4.1.1 Étapes de création des ensembles synthétiques et ensemble "parfait"

Dans le cadre de notre étude, un ensemble est dit "parfait", quand il est fiable, fin et juste. C'est donc un ensemble de scénarios relativement proche des observations. Or, cet ensemble n'existe pas dans les systèmes de prévision réels. L'idée est donc de créer cet ensemble pour qu'il serve de référence en termes de qualité et de valeur économique.

La méthode utilisée pour créer ces ensembles synthétiques a été décrite dans la thèse de Randrianasolo (2012). Le but est d'obtenir des ensembles à 50 membres et à échéance 7 jours autour d'une valeur observée. Pour que l'ensemble soit fiable, il faut que le débit observé se

positionne uniformément dans la distribution de probabilité de l'ensemble (donnée par ses membres), sur les jours de la période d'étude. De plus, pour que l'ensemble soit fin, il faut que l'écart-type de l'ensemble soit suffisamment faible. Il est donc nécessaire de jouer sur les paramètres de dispersion et de position de l'observation dans la distribution de probabilité pour obtenir des ensembles "parfaits".

La distribution de probabilité des ensemble va être construite à partir de la loi log-normale de paramètres μ (moyenne) et σ (écart-type). Cette loi a été choisie car elle est bornée par zéro ce qui évitera la création de débits négatifs. De plus, c'est une loi simple d'utilisation. Chaque ensemble de N membre suivra donc une loi log-normale de paramètres (μ, σ) .

Pour assurer une certaine finesse, la dispersion D de l'ensemble sera imposée. L'écart-type de l'ensemble dépendra de cette dispersion et vaudra : $\sigma = D^2 \times |\mu|$. σ représente donc une erreur D multiplicative autour de la moyenne.

De même, pour que l'ensemble soit fiable, il faut que la probabilité d'apparition de l'observation x soit uniforme dans toute la distribution de probabilité de l'ensemble synthétique. Pour cela, à chaque jour d'observation et à chaque échéance, une valeur p sera tirée aléatoirement entre 0 et 1. Cette valeur correspond à la probabilité $F_n(x)$ associée à l'observation dans la distribution de probabilité cumulée de l'ensemble. Afin que la répartition soit uniforme, la période d'étude doit être suffisamment grande pour que tous les tirages de p balayent toutes les possibilités de la distribution entre 0 et 1.

Si la variable aléatoire X suit une loi log-normale de paramètres (μ, σ) , alors, par définition, (Renard, ours), la variable $Y = \log(X)$ suit une loi normale de paramètres (μ, σ) . De plus, si Y suit une loi normale de paramètres (μ, σ) alors, la variable $Z = \frac{Y - \mu}{\sigma}$ suivra une loi normale centrée réduite de paramètre (0,1) (figure 12). Cette étape de normalisation permet de simplifier l'inversion de la loi.

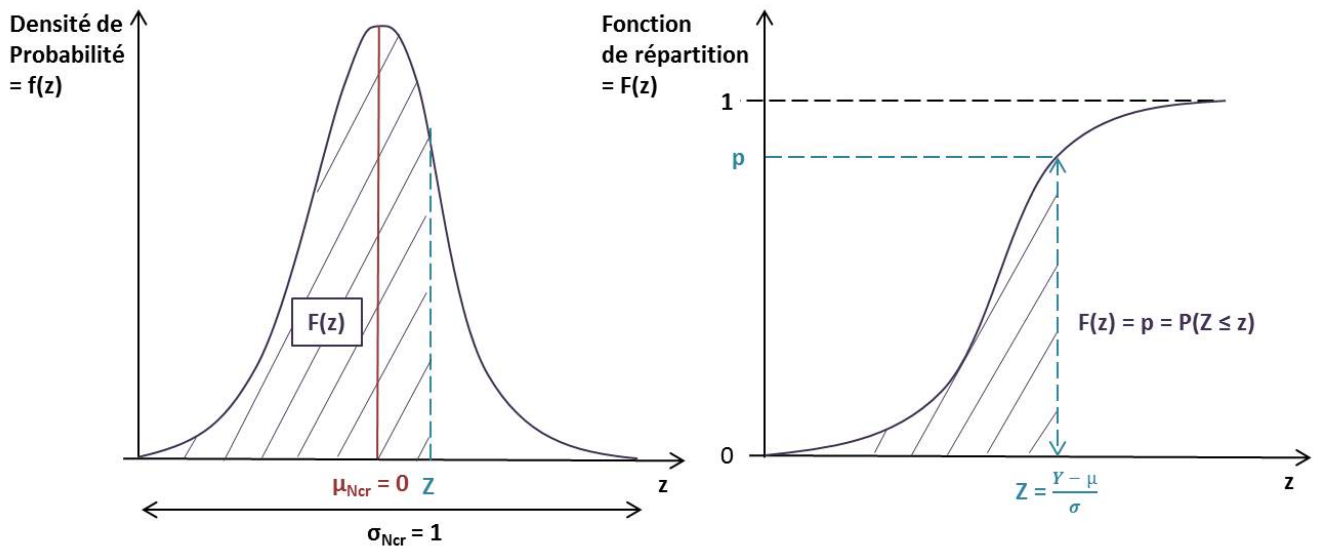


FIGURE 12 – Représentation graphique des paramètres de la densité de probabilité et de la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite.

Pour chaque jour, la probabilité p et l'écart-type sont alors connus. Il reste donc à trouver le paramètre de moyenne μ de la loi log-normale tel que l'observation x a une probabilité cumulée égale à $P(x)$. Nous cherchons donc la valeur de μ tel que $P(X \leq x) = F_n(x) = p$.

$$P(X \leq x) = F(x) = p \tag{3a}$$

Alors, par normalisation, nous pouvons écrire :

$$P\left(Z = \frac{Y - \mu}{\sigma} \leq z\right) = p \quad (3b)$$

En inversant la loi, nous obtenons :

$$\frac{Y - \mu}{\sigma} = qp \quad (3c)$$

Avec q : fonction quantile de la loi normale centrée réduite (par défaut), car Z suit une loi normale centrée réduite. La fonction quantile va renvoyer le quantile théorique de la probabilité qu'on lui associe (ici p). Ce quantile est donc égal à Z comme nous pouvons le voir dans la figure 12.

$$Y - \mu = qp \times \sigma \quad (3d)$$

$$\log(X) - \mu = qp \times \mu \times D^2 \quad (3e)$$

$$\mu = \frac{\log(X)}{1 + qp \times D^2} \quad (3f)$$

Pour chaque jour et pour chaque échéance, 50 membres sont tirés aléatoirement suivant la loi log-normale de paramètre σ et μ , définie en équation 3f.

Pour garder une temporalité réaliste des membres, la méthode de Schaake Shuffle va être appliquée (Clark et al., 2004). Cette méthode consiste à réorganiser les membres créés selon le rang des membres observés, ici ceux du système EPS-MORDOR. Par exemple, pour un ensemble de membres créés, le membre le plus fort de l'ensemble synthétique aura le même rang que le membre le plus fort du système EPS-MORDOR, et ceci au long des échéances de prévision.

L'ensemble que nous considérons comme parfait à une erreur relative autour de la moyenne de 0,01% ce qui est extrêmement faible. Cette méthode de création d'ensembles synthétiques permet non seulement de créer un ensemble "parfait", mais aussi de contrôler la qualité des ensembles créés en termes de finesse et de justesse.

4.1.2 Dégradation de la qualité sur la finesse et la justesse

Comme vu dans la partie 4.1.1, il est possible de créer des ensembles synthétiques de différente qualité. Pour influencer sur la finesse d'un ensemble synthétique, il faut jouer sur l'écart-type de l'ensemble qui dépend de la dispersion D qu'on lui attribue en entrée. La dispersion correspond à une erreur relative autour de la moyenne, mise au carré dans l'expression de l'écart-type de l'ensemble. Pour une dispersion de 0,2, cela correspond à une erreur relative de 4%. La gamme de dispersion choisie est étendue de $D = 0,01$ à $D = 0,2$ ce qui correspond à une erreur allant de 0,01% à 4%. Ces erreurs restent très faibles et très acceptables dans les systèmes de prévisions opérationnels (figure 13). Néanmoins, si une dispersion supérieure à 0,2 est utilisée pour la création d'un ensemble synthétique, certains débits obtenus lors du tirage aléatoire autour de la loi log-normale sont trop forts. Ceci est dû à la forme de la courbe de la densité de probabilité ; lorsque l'écart-type est grand, l'échantillon de x est plus grand donc il peut y avoir un tirage dans des valeurs extrêmes. Ceci explique notre limite à 4% de dispersion dans cette étude..

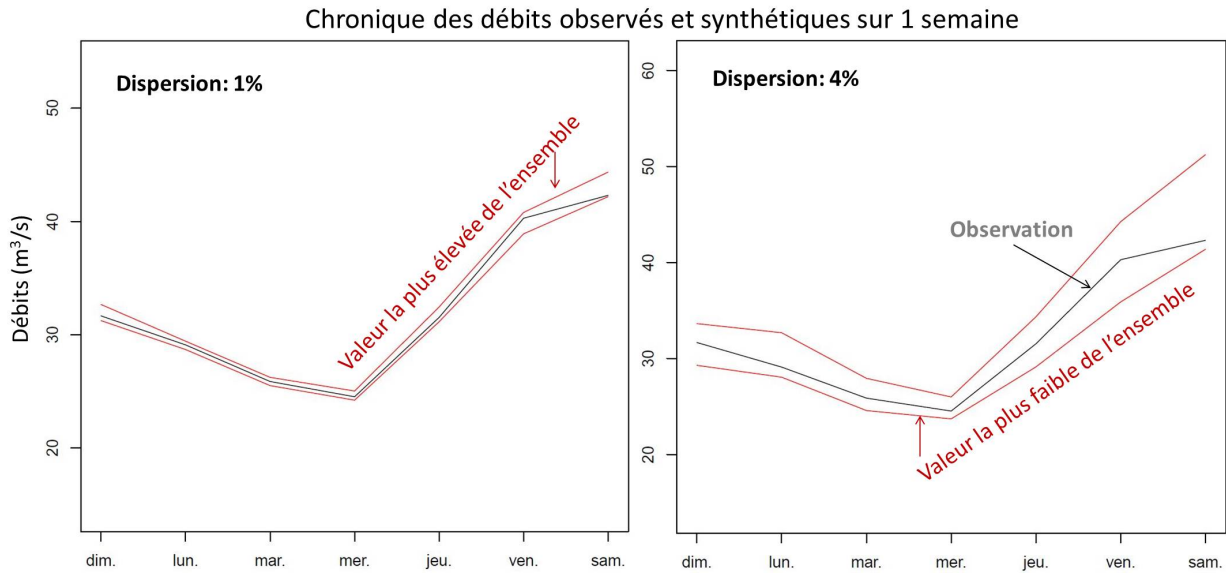


FIGURE 13 – Exemple d’ensembles synthétiques avec deux dispersions différentes pour le bassin versant 2 (La Dordogne à Bort-les-Orgues).

Lorsque la dispersion est augmentée, la moyenne de l’ensemble est impactée. La figure 14 montre la fonction de répartition et la courbe de densité cumulée de trois prévisions d’ensemble ayant une dispersion différente et une probabilité $F_n(x)$ d’apparition de l’observation différente.

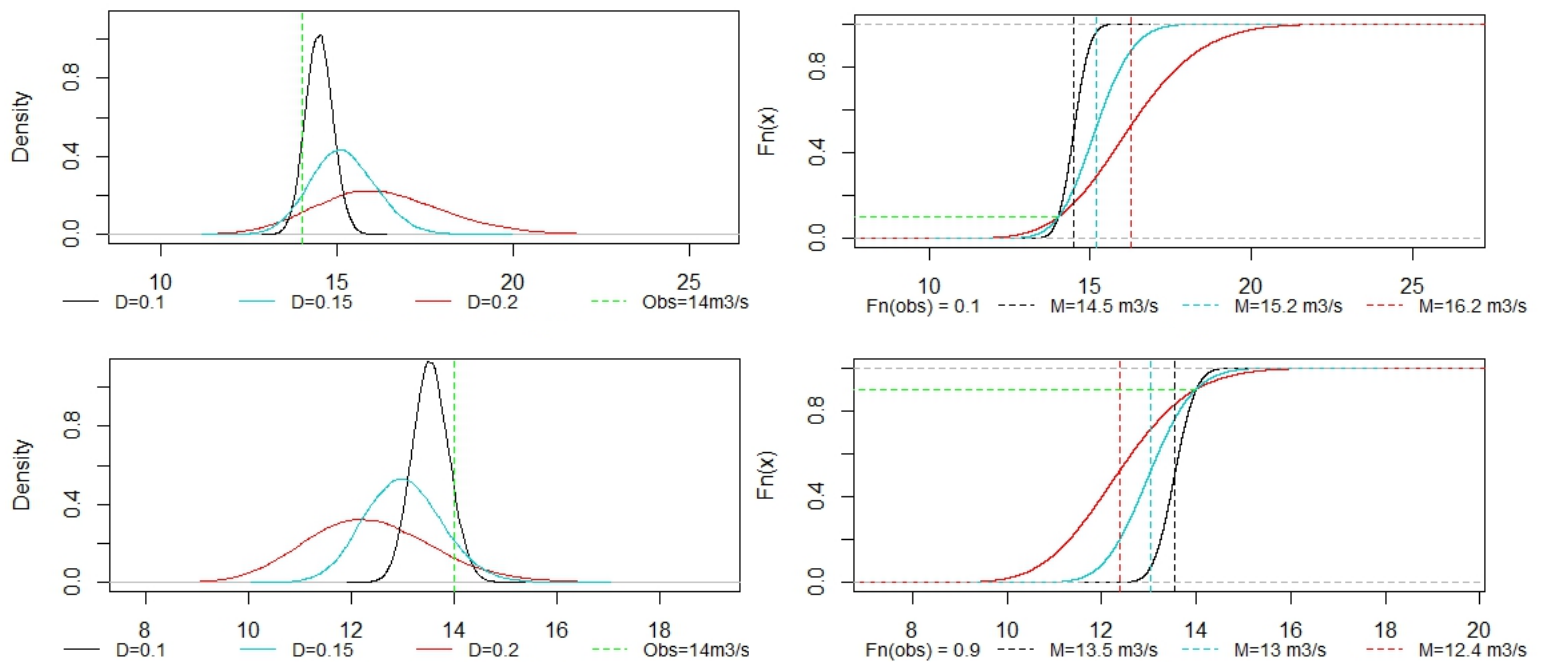


FIGURE 14 – Effet de la modification de la dispersion sur un ensemble synthétique : En haut : $F_n(x) = 0,1$ et en bas : $F_n(x) = 0,9$ (M = moyenne de l’ensemble).

Lorsque la dispersion est forte, la fonction de répartition est plus étalée et donc le tirage aléatoire des membres se fait sur une gamme de débits plus grande. De même, plus la dispersion est grande, plus la moyenne de l’ensemble s’éloigne de l’observation. Néanmoins, selon la probabilité $F_n(x)$ d’apparition de l’observation, la moyenne de l’ensemble est supérieure ou inférieure à l’observation (ici, $14\text{m}^3/\text{s}$). Par exemple, pour une probabilité de 0.1 (graphique de

droite), la moyenne de l'ensemble augmente avec la dispersion (de $14,5 \text{ m}^3/\text{s}$ pour $D=0,1$ à $16,2 \text{ m}^3/\text{s}$ pour $D=0,2$). La tendance est inverse pour une probabilité de 0,9.

En résumé, pour des probabilités inférieures à 0,5, la moyenne de l'ensemble augmente par rapport à l'observation. Pour des probabilités supérieures à 0,5, la moyenne de l'ensemble est plus faible que l'observation. Comme ces ensembles sont tirés aléatoirement, les probabilités sont réparties de manière homogène sur toute la période d'étude. Néanmoins, la différence entre l'observation et la moyenne de l'ensemble est plus importante pour les probabilités inférieures à 0,5 (figure 14).

Le fait que l'augmentation de la dispersion perturbe non seulement l'écart-type de l'ensemble mais aussi la moyenne de l'ensemble prouve que la dégradation de la qualité impacte la finesse et la justesse des prévisions synthétiques. Or, les ensembles créés par modification de la dispersion restent fiables. Cet attribut de qualité est essentiel dans un système de prévision, c'est pourquoi il est intéressant de le dégrader à son tour.

4.1.3 Dégradation de la qualité sur la fiabilité

Comme vu dans la partie 2.1.2, la qualité dépend de la finesse, mais aussi de la fiabilité. Pour influencer sur la qualité en termes de fiabilité, nous avons introduit un biais systématique dans les ensembles. Pour cela, la probabilité d'apparition $F_n(x)$ de l'observation va être modifiée. Ainsi, lorsqu'un ensemble est créé, la probabilité $F_n(x)$ va être élevée à une certaine puissance allant de 0,1 à 4. Cette puissance correspondra au biais que nous voulons imposer. Un biais de 0,1 va modifier la probabilité $F_n(x)$ en une valeur correspondant à des forts quantiles et donc sous-estimant la moyenne de l'ensemble par rapport à une moyenne non biaisée. Au contraire, pour une puissance de 4, la probabilité $F_n(x)$ va être modifiée en une valeur correspondant le plus souvent à des faibles quantiles, et donc la moyenne de l'ensemble sera surestimée par rapport à une moyenne non biaisée. Un biais sur les prévisions d'ensemble est alors créé à travers la modification de la probabilité $F_n(x)$. Ainsi, la fiabilité de la prévision sera perturbée.

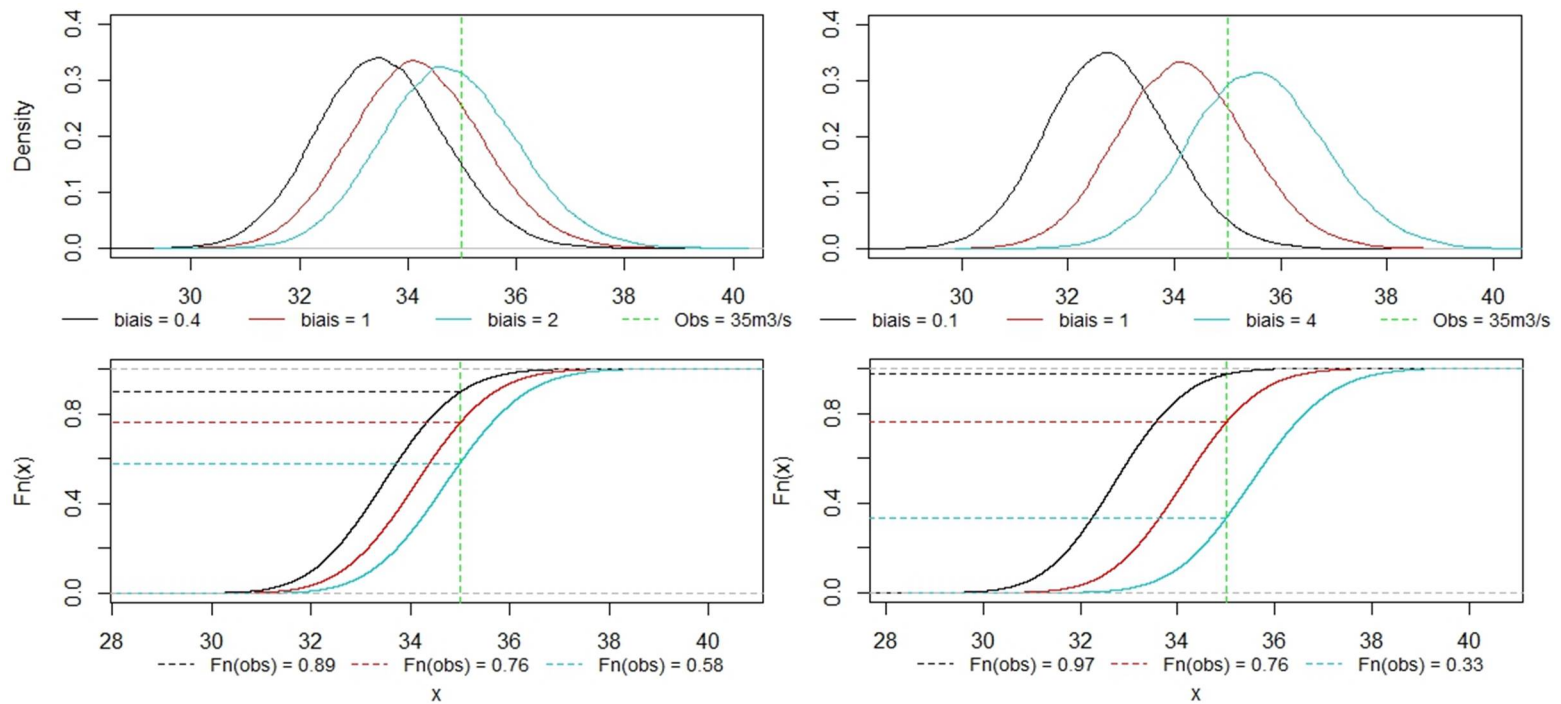


FIGURE 15 – Exemple de l'influence du biais sur les prévisions synthétiques pour $F_n(x) = 0,76$.

L'exemple figure 15 illustre bien l'influence de ce biais sur les ensembles synthétiques. Nous considérons que le débit observé est de $35 \text{ m}^3/\text{s}$ et que l'ensemble créé a une dispersion $D=0,1$

et une probabilité $F_n(x) = 0,76$. La courbe rouge représente la répartition d'un ensemble non biaisé selon ces paramètres. Sur la figure 15, la valeur de l'observation se retrouve bien à $F_n(x) = 0,76$ pour la courbe rouge et la moyenne de l'ensemble est décalée vers la droite du fait de la probabilité $F_n(x)$ qui est supérieure à 0,5 (partie 4.1.2). Lorsqu'un biais supérieur à 1 est imposé, la moyenne de l'ensemble synthétique est décalée vers de plus fortes valeurs. L'évaluation de la probabilité de l'observation dans la distribution de probabilité de l'ensemble se trouvera alors dans un quantile plus faible (courbe bleue). La tendance est inversée pour les biais inférieurs à 1. Plus le biais est extrême, plus les effets de celui-ci sont accentués.

Le couplage entre l'augmentation de la dispersion et le biais va accentuer les effets sur la moyenne de l'ensemble. Ainsi, pour un ensemble de biais 4 et de dispersion 0,2, la moyenne de l'ensemble va être d'autant plus forte que si seulement un des deux paramètres était appliqué.

Cette méthode ne peut néanmoins être utilisée et contrôlée que dans certaines conditions.

4.2 Limites de la méthode de création d'ensembles synthétiques

Lors de notre étude, nous avons pu observer que la création d'ensembles synthétiques et le contrôle de la qualité de ces ensembles dépendent de la grandeur de ses entrées. En effet, les illustrations précédentes ont été faites à partir de valeurs de débit observé supérieures à $1\text{m}^3/\text{s}$. Si les données d'entrées sont inférieures à $1\text{m}^3/\text{s}$, les effets dus à l'application d'un biais ne sont plus les mêmes. La figure 16 illustre bien ces propos. La tendance est l'inverse de celle observée en figure 15, pour un débit de $0,38\text{m}^3/\text{s}$ et une probabilité $F_n(x) = 0,76$.

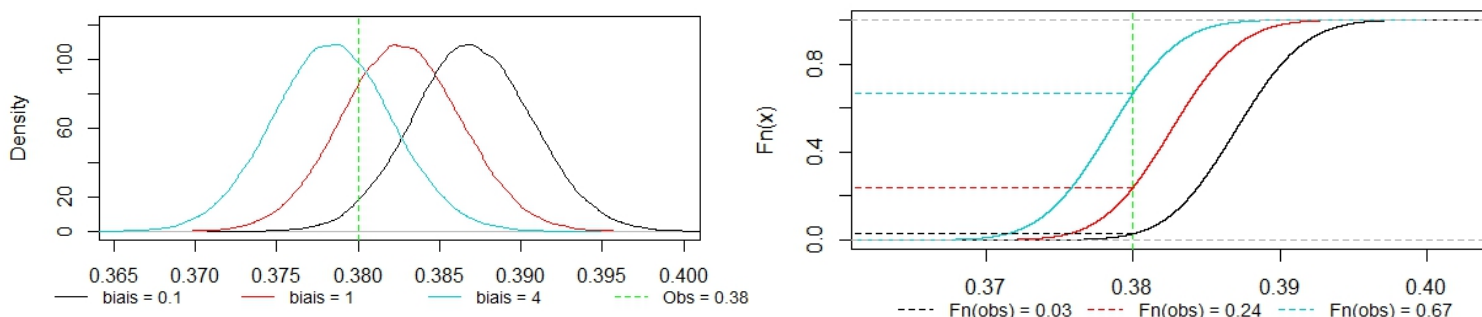


FIGURE 16 – Densité de probabilité et courbe de densité cumulée d'ensembles biaisés ou non, créés à partir d'un débit inférieur à $1\text{m}^3/\text{s}$.

Pour comprendre cette différence, il faut regarder ce qu'il se passe dans les différentes étapes présentées en partie 4.1.1. Une observation inférieure à $1\text{m}^3/\text{s}$ va donner une moyenne négative, car le log d'une valeur inférieure à 1 est négatif. La moyenne μ (log) du biais à 4 va être inférieure à celle obtenues sans biais, elle même inférieure à celle avec un biais à 0,1, ce qui est la tendance inverse des exemples présentés jusqu'ici. Les 50 membres seront tirés aléatoirement à partir de cette moyenne ce qui explique la tendance inverse de la figure 16. De même, la probabilité de l'observation dans l'ensemble sera modifiée, et correspondra à $1-F_n(x)$ imposé initialement (figure 16).

Cette limite ne constitue pas un problème dans notre étude, car les débits EPS-MORDOR sont convertis en m^3/s avant de créer ces ensembles. Ils sont ainsi en grande majorité supérieurs à $1\text{m}^3/\text{s}$. Dans un jeu de donnée où les débits sont en mm, cette limite devient un problème. En effet, dans le cas où un jeu de données en mm comporte des débits observés supérieurs et inférieurs à 1mm, il y aura deux effets opposés sur les ensembles créés sous l'influence d'un biais. Le contrôle de la qualité sera alors limité et imprévu.

Au total, 20 ensembles de prévisions de qualité différente ont été créés. Pour chaque type de biais (0,1 ; 0,4 ; sans biais ; 2 et 4), des ensembles de dispersions différentes (0,0.1% ; 1% ; 2.25% et 4%) sont créés. Tous ces ensembles vont être utilisés en entrée au modèle de gestion de réservoir afin d'évaluer la recette de gestion qu'ils donnent, et donc leur valeur économique.

4.3 Évaluation du lien entre qualité et valeur économique

L'évaluation du lien entre la valeur économique et la qualité des ensembles va être appliquée au modèle de gestion de réservoir. Pour pouvoir comparer tous les ensembles, les paramètres de contraintes du modèle de gestion seront fixés avec un débit turbinable maximal de trois fois le débits moyen sur la période d'étude, une capacité utile du réservoir de 5 jours et un réservoir qui peut être entièrement vidé. Le coefficient de stock initiale sera aussi fixé à 70% du volume maximal du réservoir.

Chaque ensemble de prévision de qualité différente va être une entrée du modèle. Les calculs de gestion seront faits à partir de la moyenne des membres de l'ensemble pour chaque jour et chaque échéance, ce qui correspond donc à une prévision déterministe. L'évaluation de la recette peut aussi être calculée en prenant en compte chaque membre de l'ensemble, mais les calculs sont plus lourds et donc n'ont pas été abordés pendant ce stage.

La gestion réalisée à partir de ces prévisions donnera une recette économique sur la période d'étude, et celle-ci sera comparée avec la recette totale de l'observation, celle de la climatologie et celle du système EPS-MORDOR. Pour comprendre le fonctionnement du modèle de gestion jour par jour, le gain de gestion va aussi être évalué par rapport à une recette de référence, celle de l'observation. De même pour l'évolution du prix seuil, du volume déversé et du volume turbiné (équation 4). Autrement dit, les sorties de gestion obtenues avec les prévisions synthétiques vont être comparées avec les sorties de gestion obtenues avec l'observation (modèle de gestion qui considère que la prévision est égale à l'observation).

$$\begin{aligned}
 \text{Gain de gestion} &= \text{Recette prévision} - \text{Recette référence} \\
 \text{Différence de prix seuil} &= \text{Prix seuil prévision} - \text{Prix seuil référence} \\
 \text{Différence de volume déversé} &= \text{Volume déversé prévision} - \text{Volume déversé référence} \\
 \text{Différence de volume turbiné} &= \text{Volume turbiné prévision} - \text{Volume turbiné référence}
 \end{aligned} \tag{4}$$

Les ensembles synthétiques créés vont permettre d'évaluer la sensibilité du modèle de gestion de réservoir. Cependant, pour mieux comprendre les variations de cette sensibilité, il est nécessaire dans un premier temps d'évaluer la qualité de ces ensembles synthétiques.

5 Résultats et discussions

Dans cette partie, pour mieux détailler les explications, seuls les résultats d'un bassin versant sont détaillés : l'Ain à Vouglans (surface = 1164 km²). Les résultats pour tous les bassins sont brièvement présentés en section 5.5.

5.1 Scores de qualité des ensembles synthétiques

5.1.1 Sur la fiabilité

Les ensembles créés avec la méthode présentée en partie 4.1.1 et 4.1.2 sont dits fiables. Pour évaluer leur fiabilité, le score graphique présenté en partie 2.1.2 est appliqué. La figure 17 montre les résultats obtenus pour un ensemble de dispersion 1% et pour l'échéance 1 jour. Le diagramme de PIT est plat et la courbe des fréquences cumulées suit la diagonale, ce qui est indicateur d'un ensemble fiable. La variation de la dispersion ne modifie pas la fiabilité de l'ensemble mais les graphiques ne sont pas montrés ici. La forme des diagrammes est la même pour toutes les échéances de l'ensemble et pour chaque dispersion imposée.

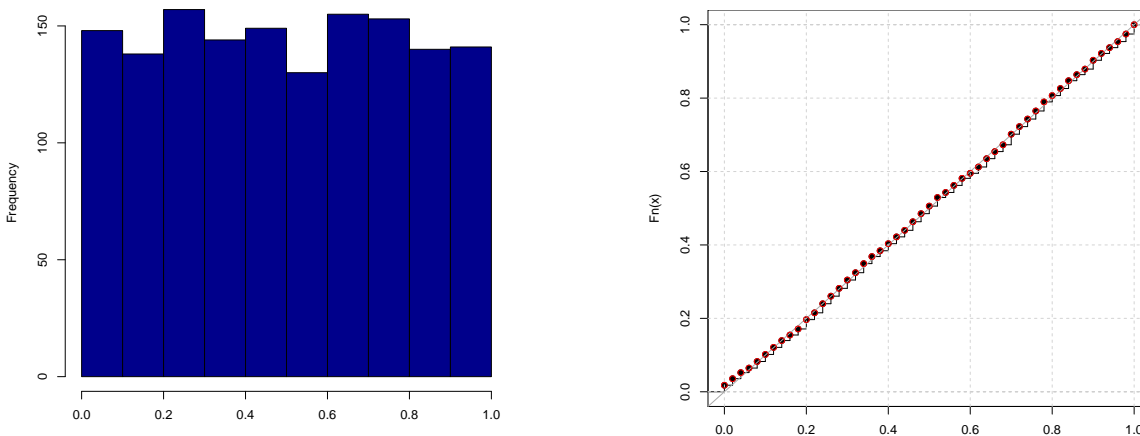
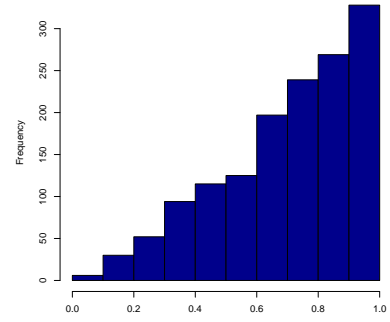
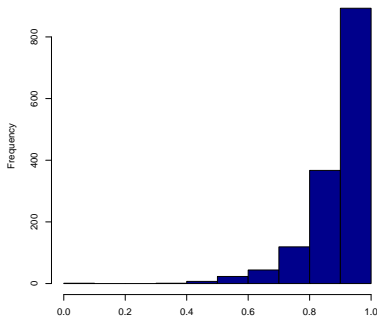


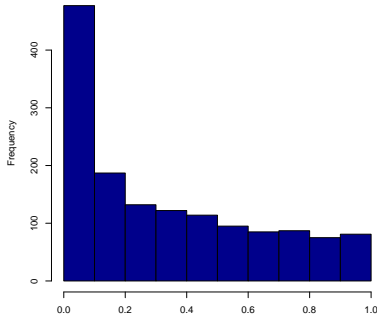
FIGURE 17 – Scores graphiques de fiabilité d'un ensemble sans biais (diagramme de PIT à gauche et courbe des fréquences cumulées à droite).

L'évaluation des ensembles créés sous l'influence d'un biais se fait de la même manière. La figure 18 montre les résultats obtenus pour chaque type de biais. La forme des diagrammes correspond bien à celle d'un ensemble biaisé comme illustré dans la partie 2.1.2, figure 4.

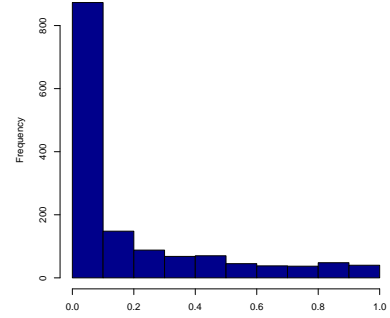
Lorsqu'un biais inférieur à 1 est appliqué (première ligne de la figure 18), l'observation se retrouve le plus souvent dans les forts quantiles (plus accentué pour un biais à 0,1). Ce résultat est donc en accord avec la figure 15 de la partie 4.1.3. La moyenne de l'ensemble va donc être sous-estimée par rapport à l'observation. Le diagramme obtenu avec un biais à 0,4 montre un biais moins fort que celui à 0,1. De même, pour un biais supérieur à 1, les diagrammes obtenus montrent que les ensembles sont biaisés. L'observation va se trouver le plus souvent dans les faibles quantiles et la moyenne de l'ensemble va être supérieure à l'observation. Les courbes de fréquences cumulées correspondant à chaque histogramme se trouvent en annexe 2, figure 34. Pour chaque biais, les résultats sont similaires à chaque échéance et pour toutes les dispersions.



Biais 0.1



Biais 0.4



Biais 2

Biais 4

FIGURE 18 – Scores graphiques de fiabilité d’ensembles biaisés : diagrammes de PIT.

La qualité de nos ensembles en termes de fiabilité a été évaluée graphiquement, mais d’autres scores de qualité décrits dans la partie 2.1.2 peuvent être calculés sur nos ensembles synthétiques.

5.1.2 Analyse globale des scores numériques de qualité

L’évaluation des scores de finesse et de justesse utilise le RMSE, le coefficient de corrélation et l’écart-type pour évaluer chaque ensemble. Comme pour la fiabilité, les résultats sont obtenus pour chaque échéance et avec tous les jours de la période d’étude. La figure 19 montre l’évolution de ces trois scores en fonction du biais de l’ensemble (graphiques du haut) et de la dispersion de l’ensemble (graphiques du bas) pour l’échéance 1 jour. Rappelons que ces scores utilisent la moyenne de l’ensemble pour les calculs.

Entre l’ensemble parfait et celui non biaisé de dispersion 4%, la qualité décroît proportionnellement à la dispersion. Tous les ensembles parfaits (dispersion = 0,01%) ont des scores de qualité très bons, quel que soit le biais imposé. Cela confirme bien qu’ils sont très proches de l’observation.

En détaillant l’évolution des scores en fonction du biais, il apparaît dans un premier temps que l’ensemble avec le score le plus fort pour le RMSE et l’écart-type, et le score le plus faible pour le coefficient de corrélation est celui avec la dispersion la plus forte, et ce pour n’importe quel biais. Les scores de qualité sont meilleurs lorsque la dispersion diminue. Plus le RMSE est fort et plus le coefficient de corrélation est faible, plus la moyenne de l’ensemble s’éloigne de l’observation et donc moins l’ensemble est juste. De même, plus l’écart-type est fort, moins l’ensemble est fin. Pour une même dispersion, l’évolution en fonction du biais est quasiment linéaire pour les deux dispersions les plus faibles, ce qui n’est pas le cas pour les deux autres dispersions (2% et 4%). Enfin, pour chaque dispersion, les ensembles de biais 0,4 ont un meilleur score que ceux de biais 0,1. La dispersion est donc très importante dans l’évaluation de la qualité

des prévisions d'ensemble en termes de finesse et justesse. Un ensemble biaisé, mais de très faible dispersion, reste relativement un ensemble de bonne qualité.

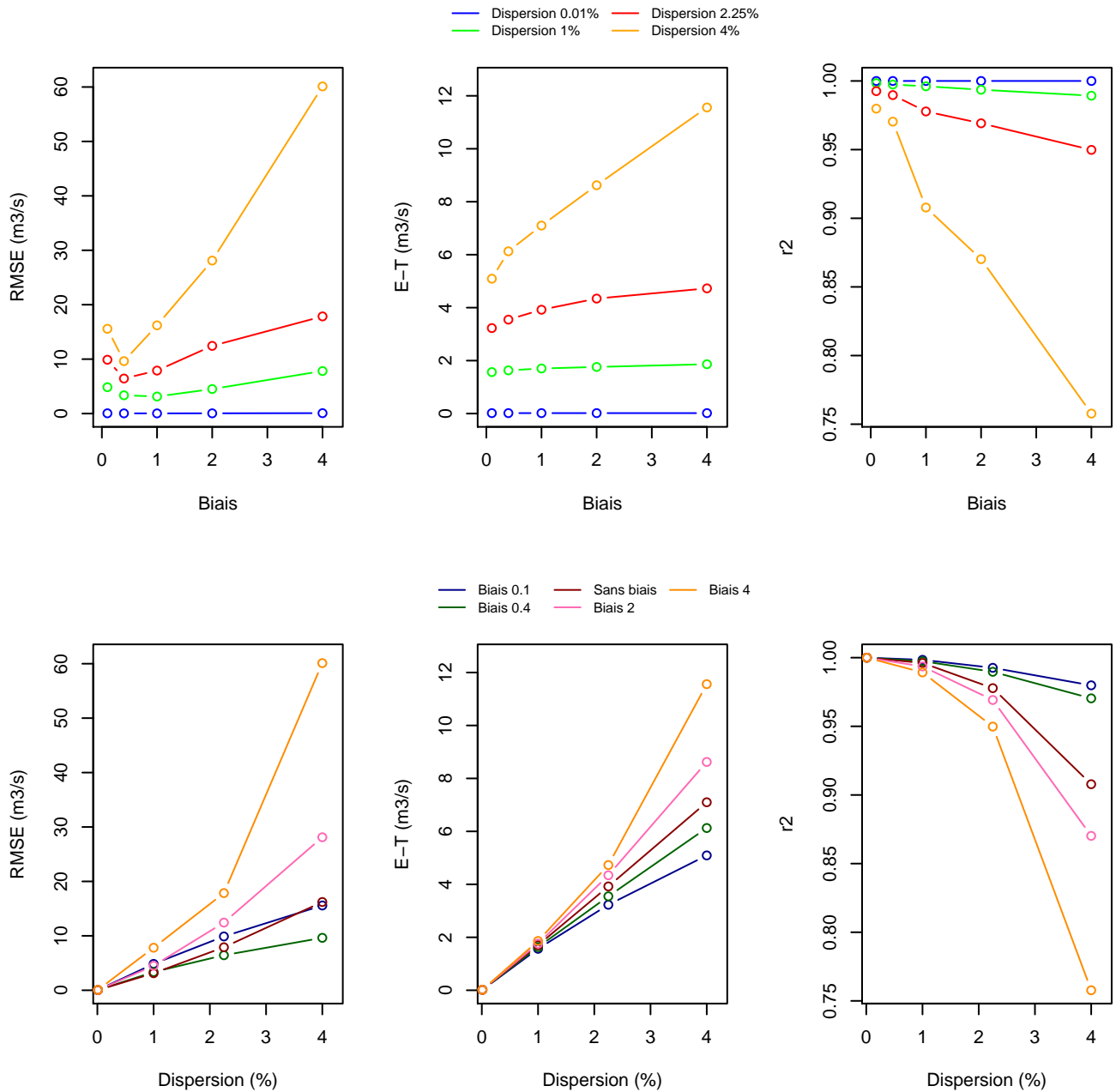


FIGURE 19 – Représentation de l'évolution des différents scores de qualité en fonction de la dispersion et du biais (E-T = écart-type).

En regardant maintenant l'évolution de chaque ensemble de biais différent en fonction de la dispersion, il est important de noter que la qualité des ensembles non biaisés décroît avec l'augmentation de la dispersion. Pour le RMSE, les ensembles de biais supérieurs à 1 ont des scores plus forts (à partir de 1% de dispersion) que les ensembles non biaisés. Pour les biais inférieurs à 1, la tendance est moins nette. Seuls les ensembles de biais 0,4 sont inférieurs à ceux non biaisés. Les deux autres scores montrent une tendance plus nette. Les ensembles de biais supérieurs à 1 ont des moins bons scores que ceux non biaisés et à l'inverse, les ensembles de biais inférieurs à 1 ont des meilleurs scores. Ces observations rejoignent donc les effets du biais sur les ensembles décrits en partie 4.1.3. Pour une dispersion donnée (sauf 0,01%), les biais

supérieurs à 1 vont sur-estimer les débits ce qui explique que les scores de ces ensembles soient supérieurs à ceux non biaisés. Au contraire, les biais inférieurs à 1 vont sous-estimer les débits, ce qui explique que les scores de ces ensembles soient inférieurs à ceux non biaisés. Ainsi, pour une dispersion de 4%, par exemple, l'ensemble non biaisé va sur-estimer ses débits. Si un biais est appliqué, selon sa valeur, il va améliorer ou dégrader la qualité en sur-estimant les débits déjà sur-estimés ou en les sous-estimant, ce qui les rapprocheraient de la valeur observée.

Les résultats sont donc bien en accord avec les dégradations associées à chaque ensemble. En conclusion, l'impact de la dispersion sur la qualité de l'ensemble est très important. Un ensemble de très faible dispersion va avoir une bonne qualité, quel que soit le biais imposé. Mais en ce qui concerne les ensembles dispersés, c'est l'interaction entre biais et dispersion qui ira jouer plus fortement sur la qualité des ensembles.

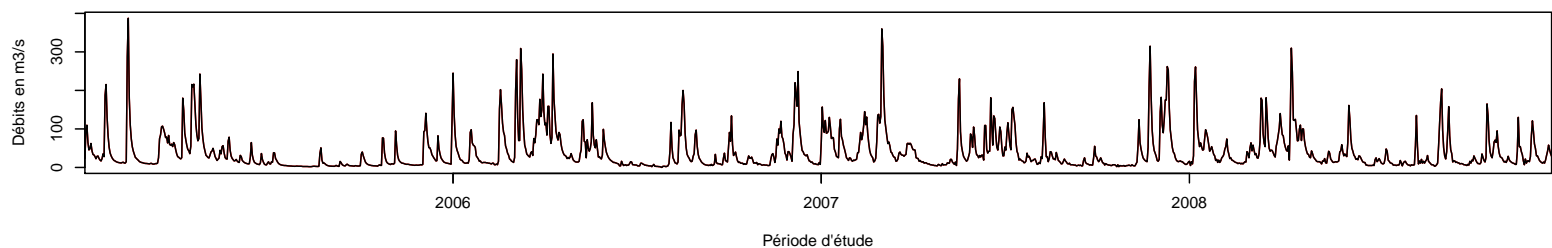
5.1.3 Conclusion sur la qualité des ensembles synthétiques

L'analyse des ensembles synthétiques créés dans notre étude a montré que parmi tous les ensembles, plusieurs catégories ont été créées :

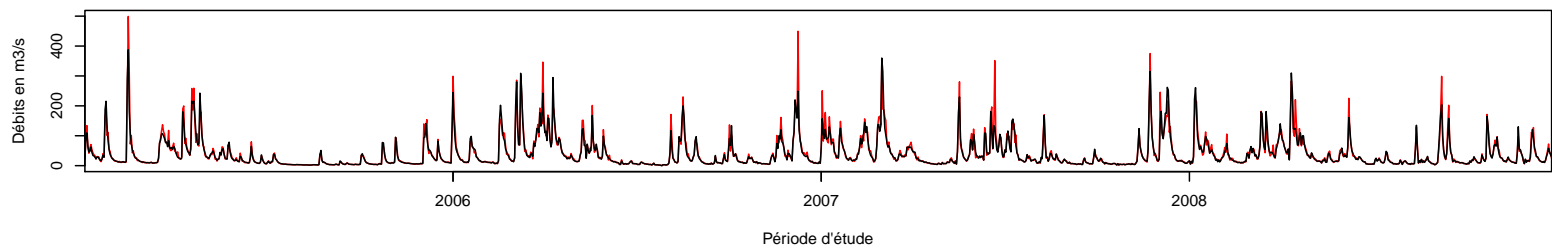
- L'ensemble parfait : juste, fin et fiable
- Les ensembles fiables, mais plus ou moins justes et fins (sans biais)
- Les ensembles relativement justes et fins, mais pas fiables (biais inférieurs à 1 et faible dispersion)
- Les ensembles de mauvaise qualité : ni justes, ni fins, ni fiables (biais supérieur à 1 et forte dispersion)

Afin de mieux visualiser l'effet de la dispersion et du biais sur la prévision hydrologique d'ensemble, la figure 20 montre plusieurs chroniques de débits prévus superposés aux observations :

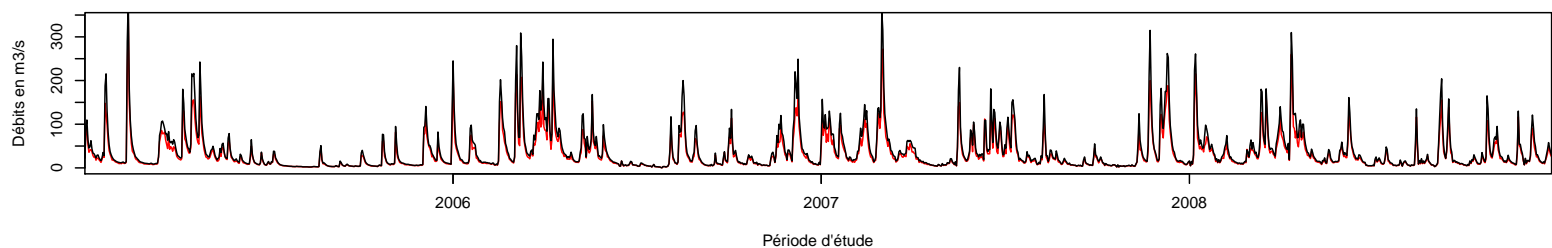
- La chronique des débits observés contre celle de la prévision parfaite.
- La chronique des débits observés contre celle de la prévision sans biais et dispersion 4%.
- La chronique des débits observés contre celle de la prévision de biais 0.1 et dispersion 4%.
- La chronique des débits observés contre celle de la prévision de biais 4 et de dispersion 4%.



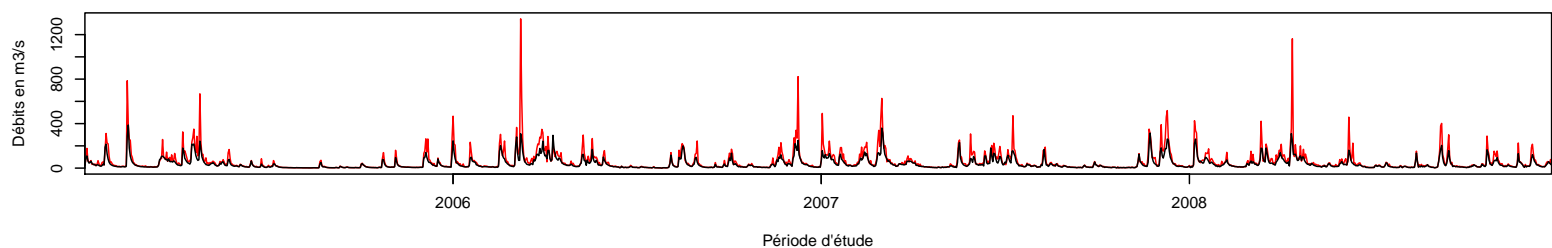
Comparaison entre débits observés et prévisions de biais 1 et dispersion 0,01%



Comparaison entre débits observés et prévisions de biais 1 et dispersion 4%



Comparaison entre débits observés et prévisions de biais 0,1 et dispersion 4%



Comparaison entre débits observés et prévisions de biais 4 et dispersion 4%

FIGURE 20 – Chronique des débits observés et prévus de 2005 à 2008 pour plusieurs systèmes de prévisions d'ensemble synthétiques créés dans notre étude. En noir, les débits observés et en rouge, la moyenne de l'ensemble prévue.

Sur la figure 20, le premier graphique montre bien une superposition parfaite des débits observés et de la moyenne des membres de l'ensemble parfait. Le deuxième graphique représente la superposition des débits observés et des prévisions non biaisées de dispersion 4%. Les débits sont majoritairement sur-estimés par rapport à l'observation. Au contraire, le troisième graphique montre que les débits prévus sont plus faibles que les débits observés et inversement pour le quatrième graphique. Il est important de noter que la différence entre observations et prévisions est plus grande pour les forts événements. De même, sur les deux derniers graphiques,

il est mis en évidence que la sur-estimation des débits du 4ème graphique de la figure 20 est plus forte que la sous-estimation des débits du troisième graphique. Pour un ensemble non biaisé et de dispersion 4%, les débits sur-estimés sont moins marqués que ceux des ensembles de biais 4 et de dispersion 4%.

Afin de compléter notre étude, l'évaluation des scores du système EPS-MORDOR va permettre de situer la qualité de ces prévisions dans celle de tous les ensembles synthétiques.

5.2 Scores de qualité de l'ensemble EPS-MORDOR

La qualité et la valeur économique de nos ensembles synthétiques vont être comparées à la gestion d'une prévision parfaite qui est l'observation, à la gestion de la pire prévision qui est la climatologie, mais aussi à la gestion des prévisions du système EPS-MORDOR sur les quatre années d'étude. Pour situer la qualité de cet ensemble réel dans ceux créés, les mêmes scores de qualité vont être calculés. Il est néanmoins difficile de comparer et de situer la prévision du système EPS-MORDOR dans les ensembles synthétiques. En effet, par construction, la dégradation de la qualité ne se fait pas en fonction de l'échéance pour les ensembles synthétiques. Or, comme le montrent les figures 21 et 22, la qualité de l'ensemble EPS-MORDOR évolue logiquement avec l'échéance. Ainsi, la fiabilité s'améliore pour les grandes échéances tandis que la finesse et la justesse se dégradent. De plus, les scores de fiabilité montrent que le système EPS-MORDOR n'est pas biaisé pour les premières échéances, mais sous-dispersif. À partir de l'échéance 5, il est possible de soupçonner un biais sur le système en plus de la sous-dispersion.

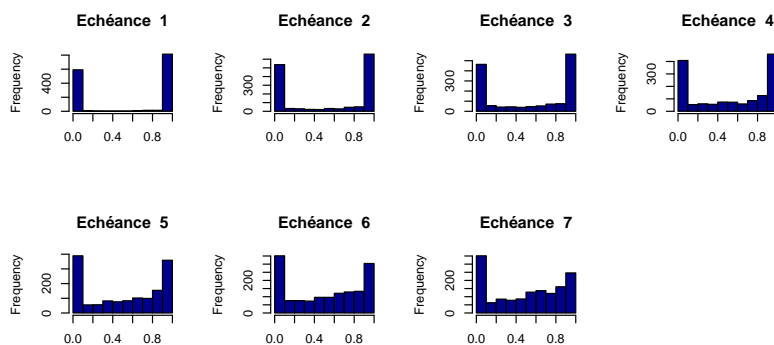


FIGURE 21 – Diagramme de PIT de l'ensemble de prévision du système EPS-MORDOR.

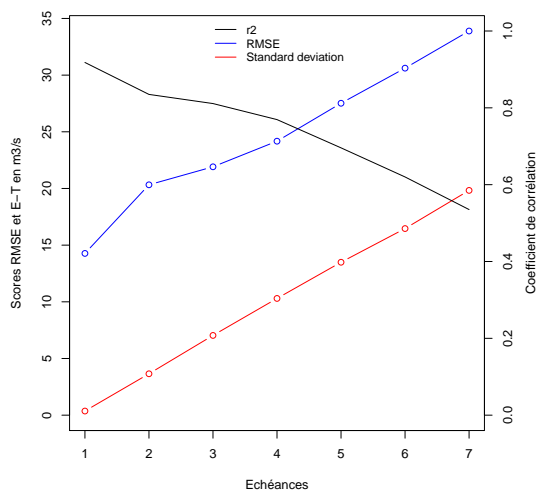


FIGURE 22 – Évolution des scores de justesse et finesse du système EPS-MORDOR.

Étant donné la différence de qualité des systèmes étudiés, il est seulement possible de dire que le système EPS-MORDOR est de meilleure qualité en termes de justesse que notre système de plus mauvaise qualité (dispersion 4% et biais 4).

Chaque ensemble est donc utilisé comme entrée du modèle de gestion de réservoir, ce qui donnera plusieurs résultats de gestion, comme la recette économique totale.

5.3 Lien entre qualité et valeur économique

La recette économique totale exprimée en M€ correspond à la somme des recettes journalières sur les quatre années de l'étude. L'évolution des recettes de chaque ensemble en fonction de la dispersion est représentée en figure 23. Sur cette figure, la recette de la gestion avec les débits observés pris comme prévision est aussi représentée, ainsi que celle de la climatologie et celle du système EPS-MORDOR.

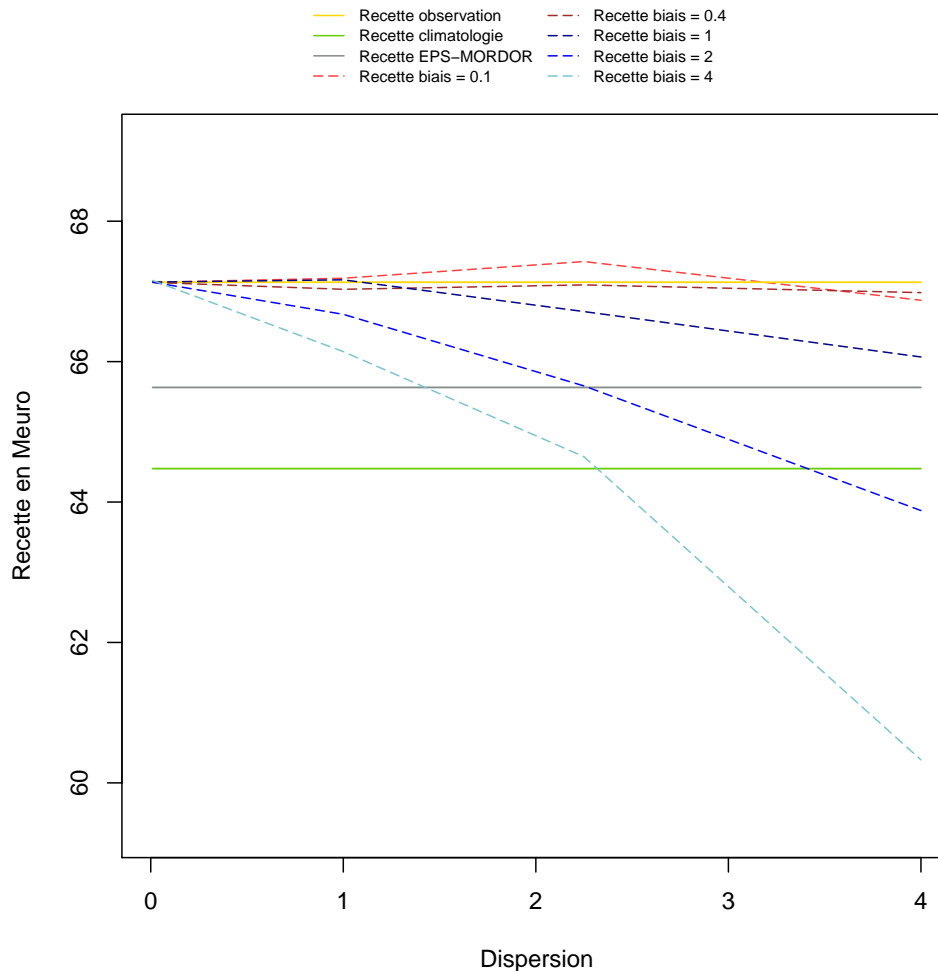


FIGURE 23 – Évolution des recettes totales obtenues pour tous les ensembles de prévisions pour l'Ain à Vouglans.

En comparant seulement les recettes de la climatologie, du système EPS-MORDOR et des prévisions considérées comme égales aux débits observés, il apparaît que la meilleure recette est celle de l'observation. En effet, la recette obtenue par la gestion des débits observés est considérée comme la recette maximale, car il ne peut pas y avoir de meilleure gestion que celle prévue par l'observation. De même, la recette de la climatologie est moins forte que celle de l'observation, car elle est considérée comme étant la plus mauvaise. Entre ces deux recettes se

situe celle du système EPS-MORDOR. Ces résultats s'accordent à ceux obtenus par Zalachori (2013) dans sa thèse.

Intéressons-nous maintenant à l'évolution des recettes de chacun de nos ensembles synthétiques. Quel que soit le biais imposé, les recettes des ensembles de dispersion 0,01% sont quasiment égales à celle de l'observation. Comme vu précédemment avec la synthèse des scores de qualité, les moyennes de ces ensembles sont très proches de l'observation. La dispersion est tellement faible que la moyenne des ensembles est quasiment égale à l'observation et ce quel que soit le biais. La règle de gestion donnée par ces prévisions est alors très proche de celle donnée par l'observation.

Lorsque la dispersion augmente, des différences s'observent entre les recettes économiques. Pour une dispersion à 1%, la recette économique des prévisions sans biais et avec un biais inférieur à 1 reste très proche de celle de l'observation tandis que pour les ensembles des biais 2 et 4, la recette économique est moins importante. En observant l'évolution des scores figure 19, la qualité des ensembles de prévisions est moindre pour la prévision du biais 4 en termes de RMSE et de coefficient de corrélation. Pour les ensembles de biais 0,1 et 2, le RMSE est quasiment identique, mais le coefficient de corrélation est plus faible pour le biais 2. Cette différence pourrait alors expliquer la différence de recette entre ces ensembles.

Les plus grandes différences se font pour les plus fortes dispersions. À partir de 1,5% de dispersion, pour un ensemble non biaisé, la recette décroît avec l'augmentation de la dispersion. Cette tendance s'explique bien par la qualité décroissante des ensembles non biaisés avec l'augmentation de la dispersion. Les ensembles de plus mauvaise qualité ont les recettes économiques les plus faibles. Mais il est intéressant de regarder l'évolution des ensembles de biais 0,1 et 0,4. Leur recette économique augmente puis diminue pour la dispersion la plus forte. Il est normal que pour ces prévisions d'ensemble la recette économique soit plus forte, vu qu'elles ont une meilleure qualité que les trois autres systèmes de prévisions synthétiques.

Les prévisions de plus mauvaise qualité ont bien une valeur économique plus faible que celle du système EPS-MORDOR et même que celle de la climatologie.

En comparant avec les prévisions non biaisées, les prévisions dont les moyennes des membres de l'ensemble sont sur-estimées donnent une valeur économique plus faible. Au contraire, les prévisions dont les moyennes des membres de l'ensemble sont sous-estimées donnent des recettes plus importantes. Cette observation coïncide avec l'évolution des scores de qualité des ensembles synthétiques. En d'autres termes, la quantité d'eau prévue a un impact sur la gestion du réservoir. De plus, il est clair que la dispersion influence beaucoup la valeur économique des prévisions. Mais c'est en couplant dispersion et biais de l'ensemble que la différence est plus marquante.

Il est donc possible de retrouver un lien entre la qualité des ensembles créés (figures 19 et 20) et la valeur économique associée donnée par la gestion du modèle. Néanmoins, une question peut se poser : comment est-il possible d'avoir une recette meilleure que celle de l'observation ? Pour comprendre ces résultats, l'analyse plus en détails de chaque jour de gestion est nécessaire.

5.4 Étude de la sensibilité du modèle de gestion de réservoir

Comme nous l'avons vu dans la partie 5.3, le modèle de gestion de réservoir répond à la qualité de ses entrées. Les premières interprétations ont montré que la valeur économique était liée à la qualité des prévisions hydrologiques. Il est nécessaire de comprendre en quoi ce lien consiste et comment le modèle réagit jour par jour à la qualité des prévisions. Pour cela, il est possible de voir l'évolution du gain économique, la différence de prix seuil utilisé chaque jour,

la différence de volume turbiné et déversé (formules 4 exprimées en partie 4.3).

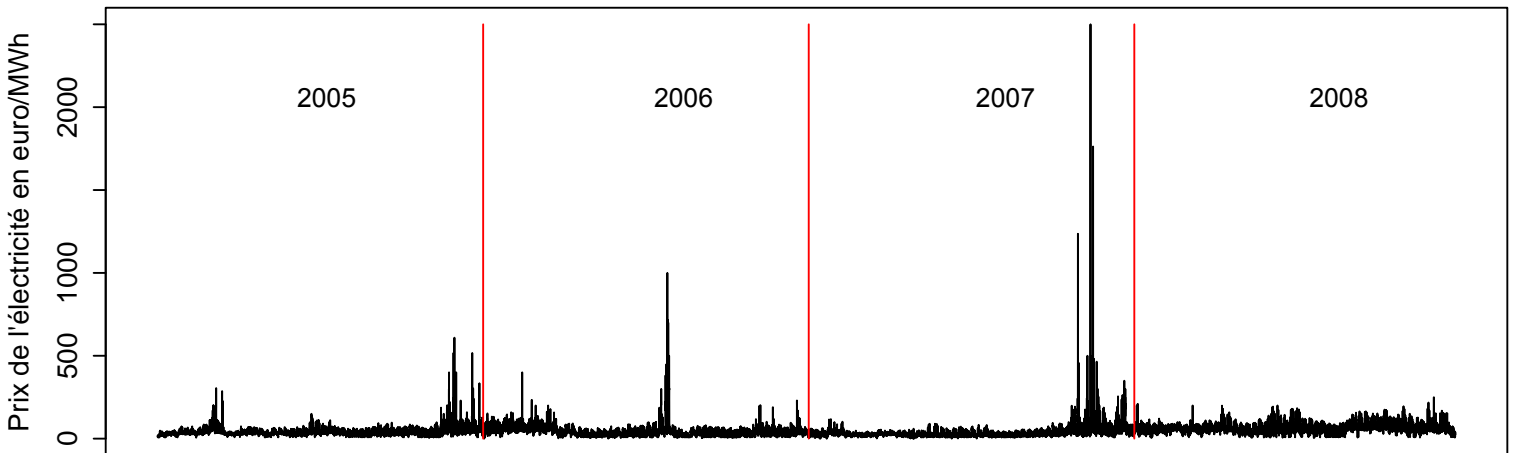


FIGURE 24 – Chronique des prix horaires de l'électricité entre 2005 et 2008.

Ces évolutions sont à comparer à la chronique des débits (figure 20) et à la chronique des prix horaires de l'électricité (figure 24). Sur cette chronique, deux événements avec des prix de l'électricité très forts sont visibles (milieu de l'année 2006 et fin 2007). Le pic le plus fort correspond à la vague de froid de septembre 2007 tandis que le deuxième pic correspond à la canicule de juillet 2006.

5.4.1 Sur les ensembles "parfaits"

Dans un premier temps, nous allons comparer les sorties de gestion (figure 25) à la chronique des prix de l'électricité (figure 24) et à celle des débits observés (figure 20). La figure 25 montre l'évolution des recettes hebdomadaires, du volume turbiné journalier et du prix seuil journalier sur toute la période d'étude. Le prix seuil journalier correspond à la moyenne des prix seuils horaires sur les 24 heures de simulation. Les volumes turbinés et déversés sont la somme des 24 volumes horaires de la simulation. En comparant les deux premiers graphiques de la figure 25, une relation entre les recettes et les volumes turbinés ressort. De même, un lien est retrouvé entre l'évolution du prix seuil et du prix de l'électricité, les pics de prix sont retrouvés aux mêmes périodes. Il est aussi important de voir que lorsque les prix seuils sont forts, les volumes turbinés sont plus faibles. Les volumes turbinés ont un seuil maximal ($11 \text{ m}^3/\text{s}$ le deuxième graphique figure 25). Cela correspond aux instants où les débits sont très forts et où le prix seuil est faible pour turbiner tous les apports prévus. La capacité maximale des turbines est alors atteinte.

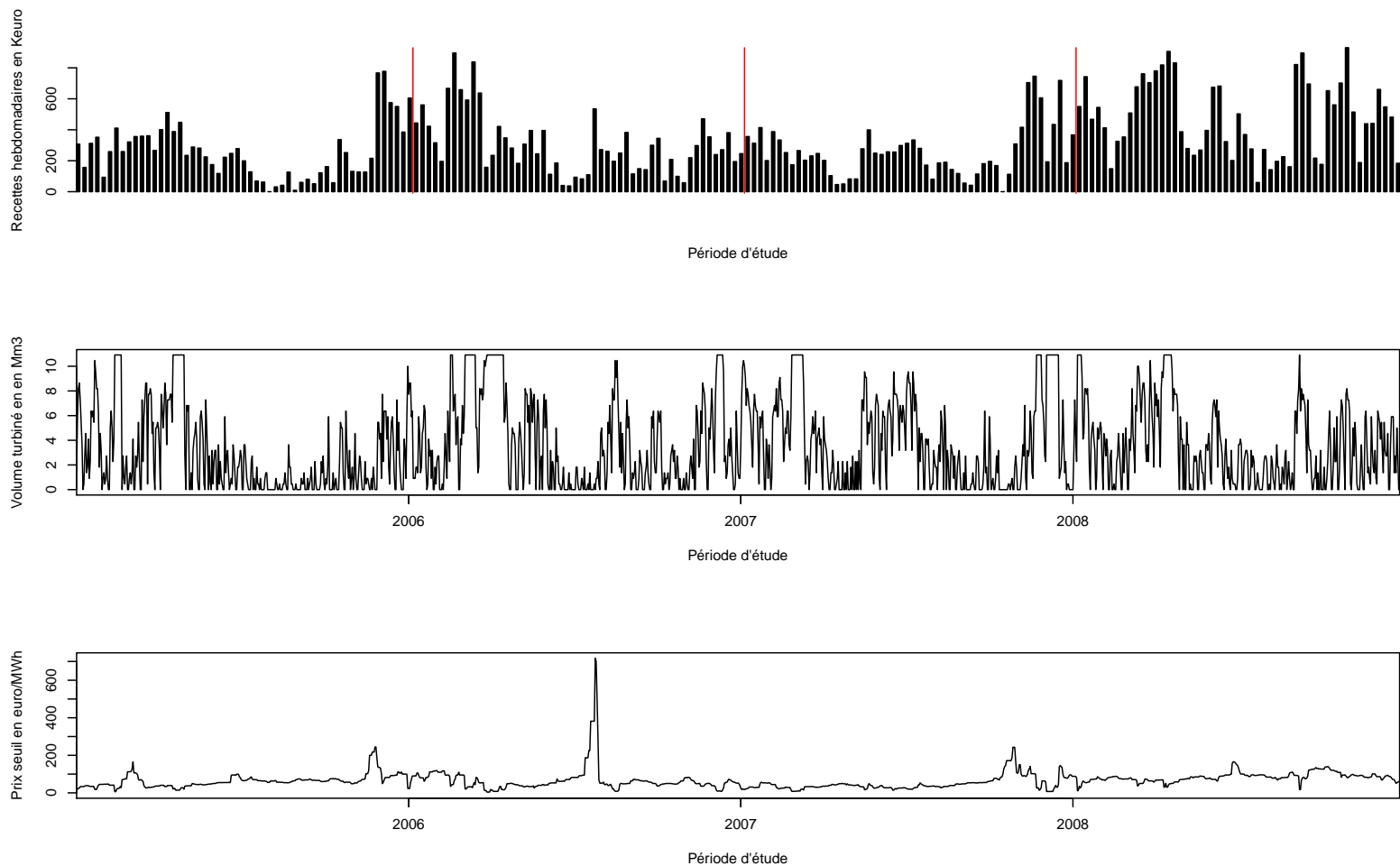


FIGURE 25 – Recettes hebdomadaires, volumes turbinés journaliers et prix seuils journaliers de la gestion issue de l'ensemble parfait.

Pour mieux comprendre ces relations, regardons maintenant la différence de gestion journalière entre les prévisions de référence (observation) et celle de la prévision "parfaite" en figure 26, avec un premier graphique représentant l'évolution du gain économique, puis le deuxième, la différence de volume turbiné et, enfin, le troisième, la différence de prix seuil. La différence de volume déversé entre ces deux gestions est très proche de zéro. Lorsqu'il y a un pic négatif, la variable issue de la gestion de la prévision est plus faible que celle issue de la gestion avec l'observation, et inversement pour les pics positifs. Les recettes obtenues, les prix seuils et les volumes turbinés issus de la gestion de l'ensemble "parfait" sont majoritairement égaux à ceux de la gestion de la prévision de référence. C'est pourquoi les deux recettes totales sont quasiment égales comme vu en figure 23. Néanmoins, certaines situations montrent une inégalité entre les variables. Les différences restent très faibles, ce qui explique qu'on ne les voit pratiquement pas sur l'évaluation des recettes totales. La question qui se pose est de savoir d'où ces différences peuvent venir, alors que les prévisions sont très proches de l'observation.

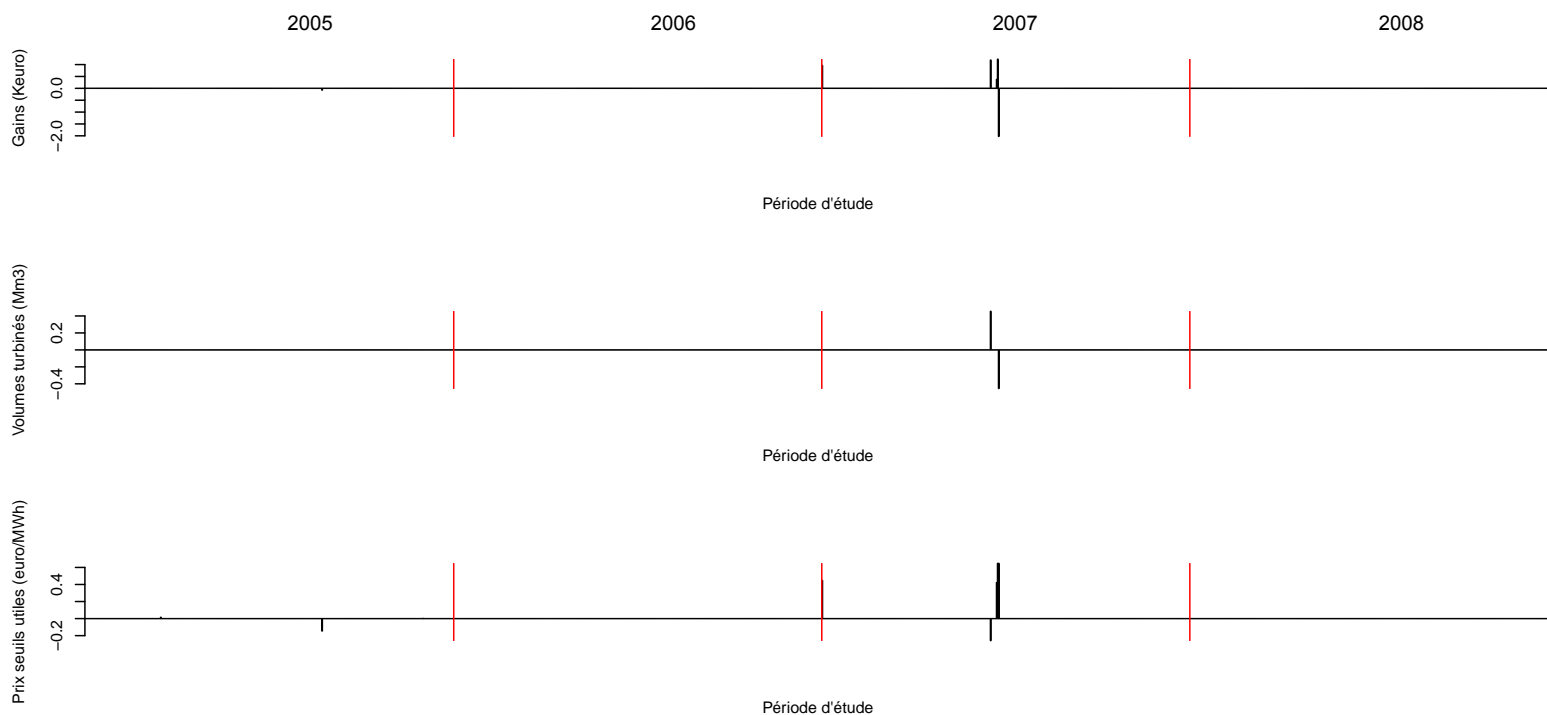


FIGURE 26 – Gains économiques journaliers, différence de volume turbiné journalier et de prix seuil journalier utilisé entre l'ensemble "parfait" et l'observation sur toute la période d'étude.

Penchons-nous, par exemple, sur l'ensemble de pics où les différences entre prix seuil, volume turbiné et gains commencent le 18/06/2007. Dans ce cas, la première différence de prix seuil est de 0.24 €/MWh le 16/06/2007. Cette différence s'explique par la manière dont le prix seuil est calculé. En effet, il est évalué en fonction des apports moyens sur la semaine. Ici, la différence d'apport est de 0.01 m³/s et c'est cette petite différence qui va impacter la gestion. Le nombre d'heures à turbiner va être défini à partir de cette moyenne et dans le cas présent, nous obtenons 142,0048 heures pour les prévisions parfaites et 141,9992 heures pour la gestion avec l'observation. Or, le prix seuil est défini selon la troncature du nombre d'heures à turbiner comme expliqué dans la partie 3.3. La différence d'heures turbinées sur la semaine revient donc à 1 heure ce qui explique la différence du prix seuil. Cette modification va perturber pendant quelques jours le stock initial pris en compte dans la gestion ce qui va avoir un impact sur la différence de gestion entre les deux systèmes de prévision. Le modèle semble donc extrêmement sensible à la différence d'apport moyen hebdomadaire qui influencera la troncature du prix seuil.

Il est important de noter que la différence sur l'évaluation du prix seuil et l'importance des apports moyens sur la semaine est visible ici, car nous comparons deux prévisions quasiment identiques. Dans une situation opérationnelle, avec un jeu de prévisions réel, cette sensibilité ne serait peut-être pas aussi marquante.

D'autres situations, comme celle de fin juin 2007, montrent une différence de prix seuil et de gains, mais pas de volume turbiné. Dans ce cas de figure, c'est au niveau de la rectification que la différence a lieu. Le volume à rectifier, ou les heures à partir desquelles il faut le rectifier, sont sensiblement différents pour les deux gestions. Deux nouveaux prix seuil sont alors évalués. Lorsque les heures intéressantes de turbinage sont définies par rapport au prix seuil, aucun prix horaire sur la semaine ne se situe entre les deux prix seuil. Le nombre d'heures où il est intéressant de turbiner sera le même et donc le volume turbiné aussi, alors que le prix seuil

sera différent. Dans ce cas, l'évaluation du nouveau prix seuil est correctement calculée, mais cela montre aussi que pour le même nombre d'heures turbinées, il existe plusieurs prix seuil correspondants. Au début de l'année 2007, la même situation se présente, mais cette fois sans rectification de la gestion.

De même que pour le cas précédent, cette sensibilité ne serait peut-être pas visible sur une simulation avec des prévisions plus réalistes. Les autres prévisions d'ensemble de biais différents et de dispersion 0,01% ont une gestion journalière assez proche de celle de l'observation, mais avec des écarts ponctuels plus fréquents. La prévision "parfaite" a la gestion la plus similaire à celle de l'observation.

L'évaluation de la recette économique dépend alors de la sensibilité du modèle sur les apports prévus, mais aussi sur l'évaluation du prix seuil. En effet, pour un même volume turbiné, les recettes peuvent être sensiblement différentes.

L'analyse de la sensibilité du modèle permet de mieux comprendre la gestion du réservoir. Elle permet aussi d'envisager des modifications sur les calculs de gestion qui seront évoquées en section 6. Le fait que le modèle soit sensible aux apports est un point important, mais une telle sensibilité est-elle justifiée? En effet, une différence de débit de l'ordre du centième de m^3/s impacte les paramètres de gestion. Or, cette différence peut relever de l'incertitude sur les débits du modèle de prévision hydrologique. L'analyse de la sensibilité du modèle sur des prévisions de différentes qualités pourrait permettre de comprendre encore mieux la simulation de gestion et la réaction du modèle face à la qualité de ses prévisions.

5.4.2 Sur la variation de la qualité des prévisions

Pour comprendre la réaction du modèle de gestion, nous allons comparer les gestions de trois systèmes de prévisions au pas de temps journalier :

- Système 1 : La gestion avec les débits observés
- Système 2 : La gestion avec la recette totale la plus faible (biais 4 et dispersion 4%) en figure 27
- Système 3 : La gestion avec la recette totale la plus forte (biais 0,1 et dispersion 2,25%) en figure 28

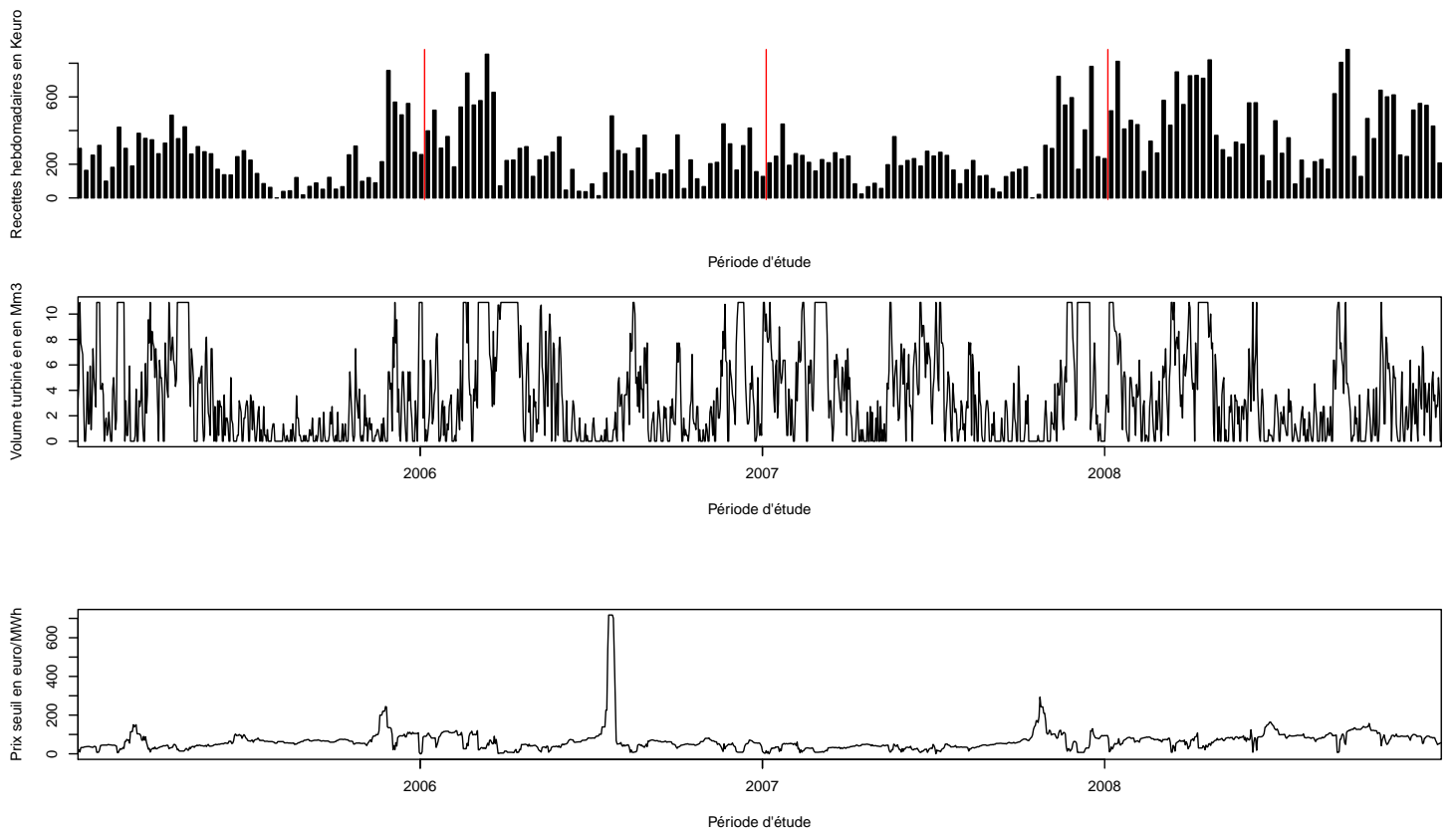


FIGURE 27 – Recettes hebdomadaires, volumes turbinés journaliers et prix seuils journaliers de la gestion issue du système 2 (biais 4 et dispersion 4%).

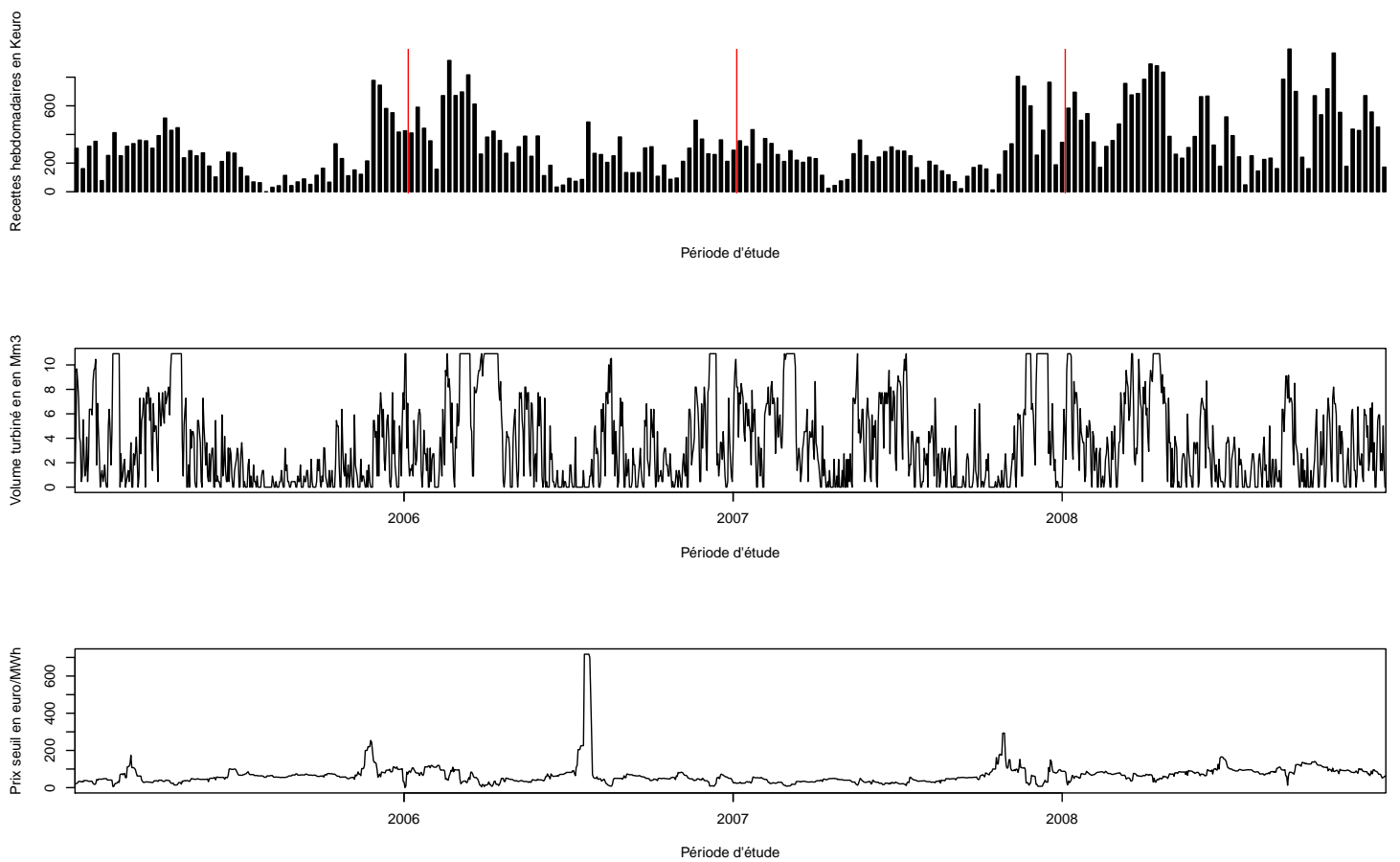


FIGURE 28 – Recettes hebdomadaires, volumes turbinés journaliers et prix seuils journaliers de la gestion issue du système 3 (biais 0,1 et dispersion 2,25%).

Sur les figures 27 et 28, nous retrouvons la même évolution que sur la figure 25. Plus il y a des forts débits, plus le volume turbiné est important et plus les recettes sont importantes. En comparant maintenant les systèmes 2 et 3, les pics de volumes turbinés journaliers du système 2 ont tendance à être plus forts que ceux du système 3. Au contraire, les prix seuils journaliers du système 2 sont plus faibles que ceux du système 3 (visible surtout sur l'année 2008). De même, les recettes hebdomadaires du système 2 sont plus faibles que celles du système 3. Ces différences n'étant pas évidentes visuellement, il est intéressant de comparer ces deux systèmes au système de référence pour mieux voir les différences de gestion.

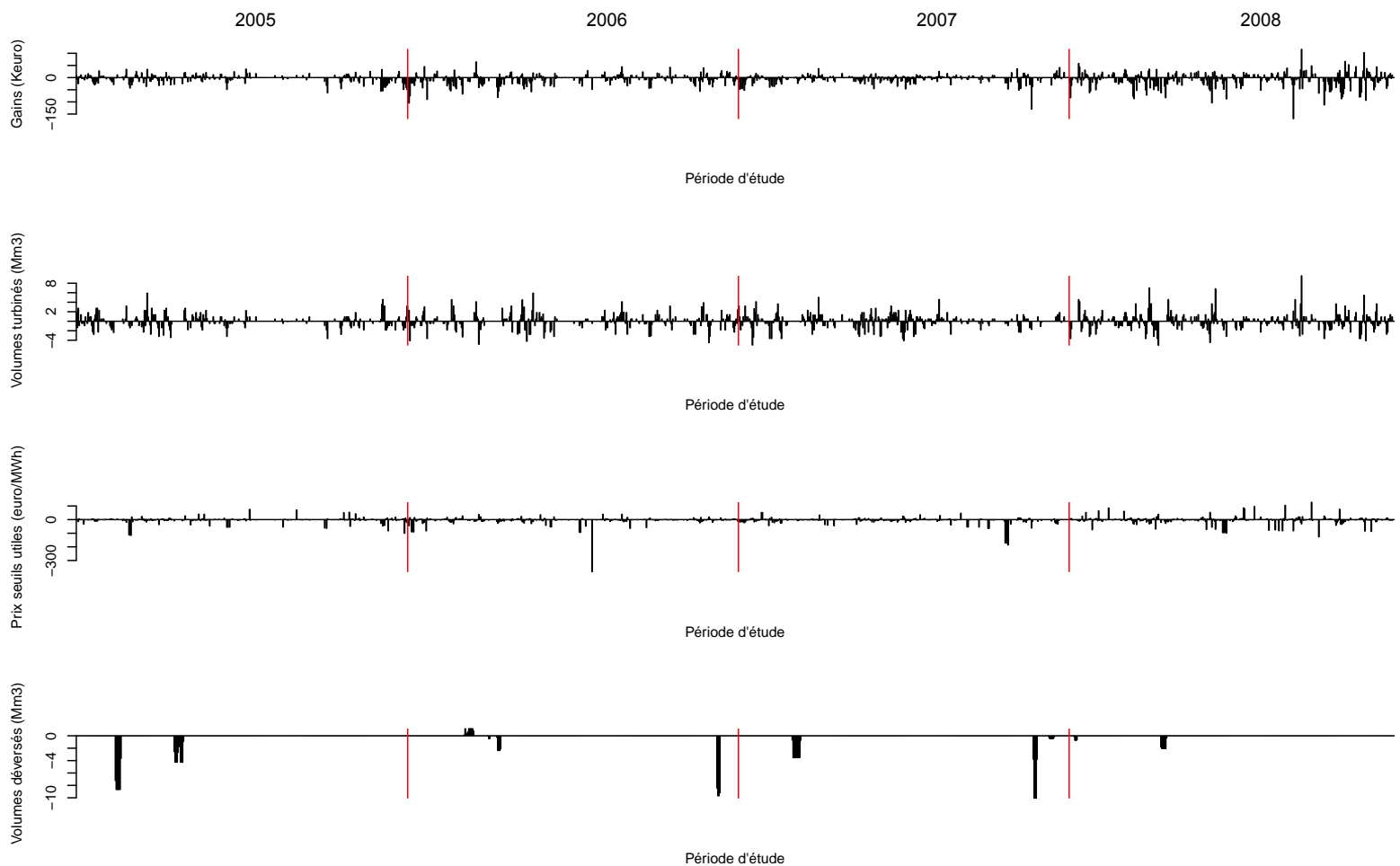


FIGURE 29 – Gains économiques journaliers, différence journalière de volume turbiné, de prix seuil utilisé et de volume déversé entre la gestion du système 2 (biais 4 et dispersion 4%) et 1 (observation) sur toute la période d'étude.

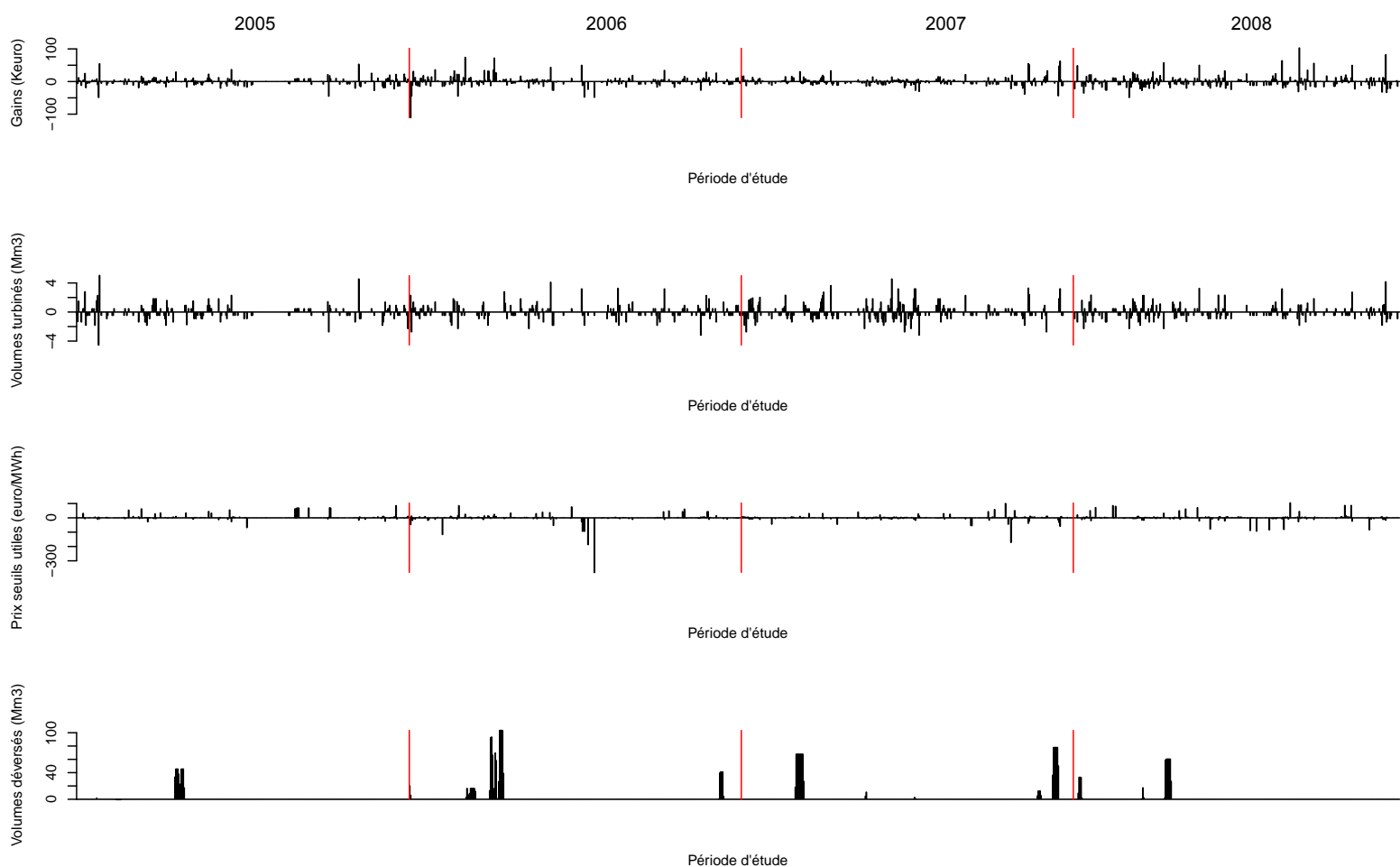


FIGURE 30 – Gains économiques journaliers, différence journalière de volume turbiné, de prix seuil utilisé et de volume déversé entre la gestion du système 3 (biais 0,1 et dispersion 2,25%) et 1 (observation) sur toute la période d'étude.

Sur les figures 29 et 30 sont présentées les différences de la gestion journalière du système 2 et du système 3 par rapport au système 1. Le premier graphique représente le gain économique, le deuxième, le volume turbiné, le troisième, le prix seuil utilisé pour calculer la recette totale et, enfin, le dernier, le volume déversé. Les prix seuils évalués lorsqu'il n'y a pas de volume turbiné ne sont pas représentés. En effet, si tous les prix seuils sont représentés, certaines situations ne seront pas représentatives de l'évolution de la recette économique totale de chaque système. Par exemple, en juillet 2006, comme nous l'avons vu sur la figure 24, le prix de l'électricité est très élevé. Mais, à cette même période, les apports sont très faibles (environ $4 \text{ m}^3/\text{s}$). Le prix seuil horaire est donc très fort (jusqu'à 700 €/MWh), mais les turbines ne sont pas activées, pour assurer un stock minimal dans la réserve. Ce fort prix seuil n'est donc pas pris en compte dans le calcul de la recette finale, et ce, pour tous les systèmes de prévisions. Globalement, la variation des pics est plus forte lorsque les débits sont plus forts (figures 20, 29 et 30, en comparant l'année 2008 et le milieu de l'année 2005).

Sur les deux figure (29 et 30), les pics sont répartis de façon hétérogène et dans le positif comme dans le négatif. Comparons maintenant, indépendamment, chaque paire de graphiques :

- Le gain relatif du système 2 par rapport au système 1 (figure 29) montre une majorité de gains négatifs ce qui veut dire que le système de prévision 2 a des recettes journalières le plus souvent inférieures à celles du système 1. Au contraire, le gain relatif du système

3 par rapport au système 1 montre que le gain économique est le plus souvent positif, et donc que les recettes journalières de la prévision sont plus souvent supérieures à celles de l'observation. Ces résultats sont en accord avec ceux des recettes totales (figure 23).

- La différence de volume turbiné entre le système 2 et le système 1 au pas de temps journalier ne montre pas une tendance particulière. À vue d'oeil, les pics positifs et négatifs se compensent. Or lorsque nous regardons plus précisément ces variations, il apparaît qu'il y a un plus grand volume turbiné pour le système 2 que pour le système 1. Cette différence est cependant très faible : quelques Mm^3 . À l'inverse, même si la tendance n'est pas flagrante, il y a plus de volume turbiné pour le système 1 que pour le système 3, mais toujours avec une faible différence.
- La différence de prix seuil entre le système 2 et 1 montre que la tendance est plutôt vers des valeurs négatives. Cela veut donc dire que le prix seuil journalier utilisé pour l'évaluation de la recette est plus faible pour le système 2 que pour le système 1. Cette tendance rejoint celle de l'évolution du gain économique et donc de la recette totale figure 23. La différence entre le système 3 et 1 montre à l'inverse que le prix seuil de la gestion du système de référence est plus fort que celui du système 3. La corrélation peut donc se faire avec le gain économique et les résultats de la figure 23.
- La différence de volume déversé est majoritairement positive sur la figure 30 et négative pour la figure 29. Il y a donc plus de volume déversé pour la gestion du système 3 que 1 et moins de volume pour la gestion du système 2 que 1. Cette tendance s'explique par la différence entre les apports prévus et observés. Par exemple, le système 3 sous-estime les débits d'apports à la retenue (partie 5.1.2). La gestion va être réalisée avec ce débit moyen sous-estimé et, lorsque la simulation de la gestion va se faire sur les débits observés, les apports seront plus importants et la gestion ne les aura pas pris en compte. Il y aura donc plus de volume déversé, et inversement pour le système 2.

Globalement, les tendances journalières coïncident avec les recettes totales obtenues. La gestion dépend donc beaucoup des apports moyens prévus sur la semaine. Plus les apports prévus sont faibles par rapport à l'observation, plus la recette sera forte. Cette relation ne s'applique que pour la différence entre prévisions et observations. En effet, nous avons vu en figures 25, 27 et 28 que les recettes les plus fortes correspondaient aux événements de forts débits.

L'étude des graphiques de la gestion journalière est intéressante. La figure 31 montre la gestion journalière du 01/01/2005 des trois systèmes présentés dans cette partie. Les apports moyens sont plus faibles pour le système 3 et plus forts pour le système 2. Entre ces deux systèmes se trouvent les apports moyens du système 1. Les prix seuil associés à chaque système vont être définis à partir de ces apports moyens et du temps qu'il faudra pour les turbiner. C'est pourquoi le prix seuil du système 2 sera plus faible que celui du système 1, lui-même plus faible que celui du système 3. Chaque gestion prévue (prix seuil) pour les premières 24 heures va être appliquée lors de l'étape de simulation avec les débits observés et va servir pour le calcul de la recette journalière. C'est pourquoi il existe des différences entre les recettes de gestion des différents systèmes de prévisions.

De plus, pour les systèmes 1 et 3, le modèle est obligé de définir deux prix seuil sur la semaine pour répondre aux contraintes de gestion. Cet exemple ne représente pas le nombre d'itérations moyen par système. La gestion sur les quatre années d'étude du système 2 montre beaucoup plus d'itérations que pour les deux autres systèmes. Le modèle a des difficultés à satisfaire les contraintes du barrage pour les forts débits et atteint le nombre maximum d'itérations sans trouver la gestion adéquate. Dans ces moments spécifiques, l'apport moyen est souvent trop fort et le modèle a atteint la capacité maximale des turbines, en plus de turbiner toutes les

heures de la semaine.

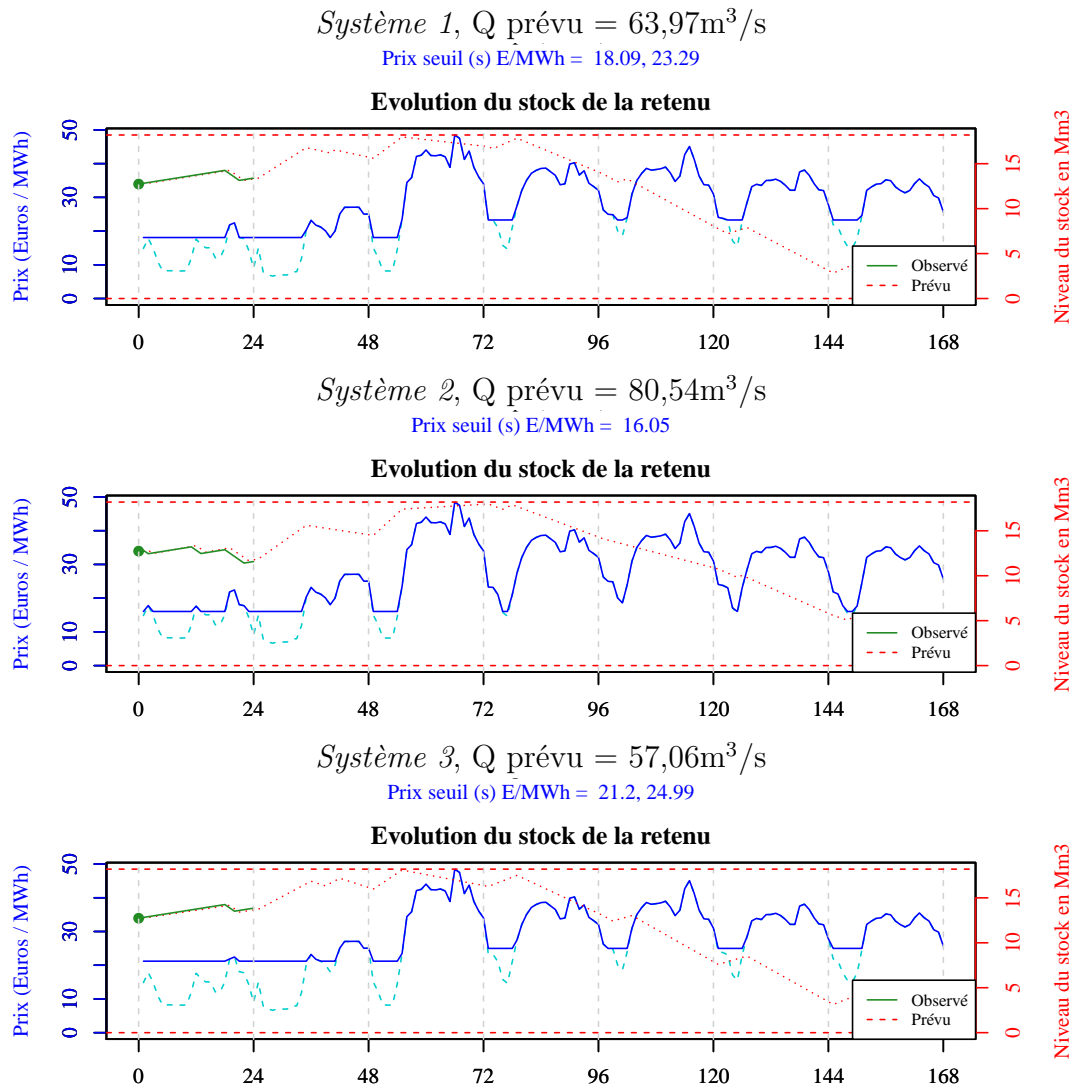


FIGURE 31 – Gestion du 01/01/2005 pour les trois systèmes présentés.

Un autre paramètre influe sur la gestion. C'est le stock initial dans le réservoir. La gestion heuristique hebdomadaire est censé rendre le stock final égale au stock initiale, en turbinant tout le volume apporté au réservoir. Plus le stock initial sera grand, plus il sera difficile de trouver une règle de gestion en évitant les débordements. C'est un des paramètres qui provoque l'hétérogénéité des pics en figure 29 et 30. Par exemple, pour la gestion du système 3, le stock initial est souvent très grand, le prix seuil devra alors être bas pour que le réservoir ne déborde pas, ce qui explique les situations où le prix seuil observé est supérieur au prix seuil prévu. C'est d'ailleurs ce qui explique que pour un biais de 0,4, les recettes totales sont inférieures à l'observation. Dans ce cas d'étude, les moyennes des débits sont sous-estimées mais moins que celles du système 3. Elles seront plus proches de la moyenne des débits observés.

En regardant les graphiques de gestion tel que figure 31, les prix seuil utilisés par le système de biais 0,4 sont légèrement supérieurs à ceux de la gestion avec l'observation. Cependant, après un laps de temps d'accumulation dans la réserve, le stock initial du système 3 devient plus fort que celui du système 1. Les débordements sont plus fréquents et le modèle essaie de trouver une gestion permettant de répondre aux contraintes du barrage. Ponctuellement, le prix seuil doit être abaissé. Une très faible différence de stock initial peut avoir un impact majeur dans la gestion du modèle, surtout lorsque les débits sont forts.

5.5 Résultats des autres bassins versants

La création d'ensembles synthétiques a été faite pour chaque bassin versant de l'étude. Le bassin versant de la Borne au Pont de Nicoulaud n'a pas répondu correctement à la création d'ensembles synthétiques car les débits créés sont inférieurs à $1 \text{ m}^3/\text{s}$ ce qui ne donne pas les mêmes résultats sur l'analyse du score de fiabilité (partie 4.2). Les résultats de la recette totale pour chaque système de prévision sont présentés en figure 32 pour les autres 10 bassins versant de l'étude. Les bassins versants sont classés en fonction de leur superficie, du plus grand (en haut à gauche) au plus petit (en bas à droite). L'apport moyen de chaque bassin versant sur les 4 années d'étude est également indiqué.

Sur la figure 32, l'évolution des recettes en fonction de chaque biais et chaque dispersion est représentée. Les valeurs associées à chaque case ont deux chiffres significatifs pour une question de lisibilité. Le graphique a été construit avec des données qui ont plus de deux chiffres significatifs, c'est pourquoi pour certaines cases la valeur de la recette est la même mais la couleur diffère.

La couleur bleue indique les recettes des prévisions qui sont supérieures à celle de la gestion avec l'observation tandis que la couleur rouge indique les recettes des prévisions qui sont inférieures à celle de l'observation. L'autre classe de couleur en bleu pâle représente des recettes proche de l'observation de plus ou moins 25 000 €. Ce montant a été choisi arbitrairement.

Les recettes des prévisions de dispersion 0,01% sont très peu différentes de celle de l'observation, sauf pour le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, qui montre des différences entre les recettes des systèmes de dispersion 0,01% et celle de l'observation. Les autres bassins dont la recettes des ensembles synthétiques est différente de celle de l'observation, montrent qu'il y a un écart de 50 000 € pour la Truyère à Grandval et 100 000 € pour le Tarn à Millau. Ces écarts restent faibles par rapport à la recette totale de plusieurs millions d'euros.

La couleur bleue sur la figure 32 est le plus souvent retrouvé pour les biais inférieurs à 1. La différence entre les recettes les plus fortes (en bleu) et la recette de la référence est plus faible que celle illustrée par la couleur rouge.

En effet, les recettes inférieures à la référence sont plus fréquentes et notamment pour les dispersions supérieures ou égales à 1% et pour les forts biais. La différence de recette pour un même bassin peut aussi être importante, pouvant aller jusqu'à environ 7 millions d'euros pour l'Ain à Vouglans ou encore l'Ardèche à Sauze.

Le bassin versant qui a les recettes les plus élevées est celui de plus grande superficie et les recettes les plus basses correspondent au bassin versant le plus petit. Mais cette tendance ne s'observe pas pour tous les bassins versant, par exemple, l'Ain à Vouglans est de plus petite superficie que la Truyère à Grandval et pourtant ses recettes sont quasiment le double. L'importance des recettes dépend donc de la superficie du bassin versant mais aussi, et surtout, des apports hydrologiques.

Chaque bassin versant répond différemment et, dans certains cas, il n'y a pas de recettes plus faibles que celle de la référence. C'est pourquoi chaque bassin versant et chaque système de prévision doit être analysé indépendamment, surtout pour les biais inférieurs à 1 où la réponse de la gestion n'est pas toujours la même que celle que nous avons expliquée dans les parties précédentes.

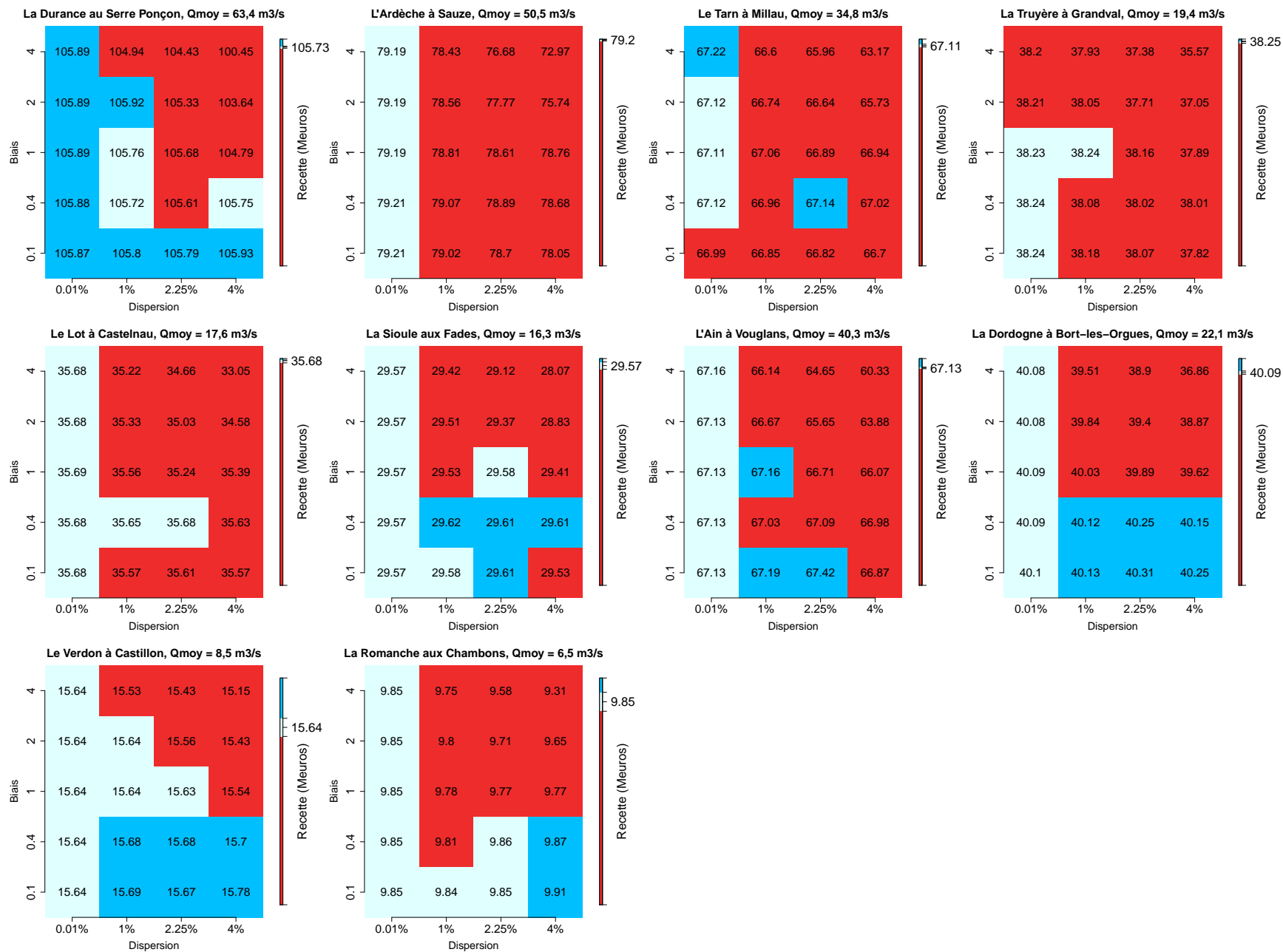


FIGURE 32 – Évolution des recettes économiques totales de tous les bassins versants en fonction de la dispersion et du biais par rapport à la recette de l'observation.

5.6 Conclusion sur la sensibilité du modèle à la qualité des prévisions

En conclusion de cette partie, nous pouvons dire que le lien entre la qualité et la valeur économique existe dans le cadre de notre modèle de gestion de réservoir hydroélectrique. Globalement, plus les apports sont importants, plus le volume turbiné est important et plus la recette est forte. La différence de recette entre chaque ensemble de qualité différente s'explique alors avec l'application de la gestion prévue sur les valeurs observées.

Sur un ensemble fiable, plus l'ensemble est dispersif, plus la valeur économique est faible. Mais avec l'introduction du biais, les tendances peuvent changer notamment à cause de l'impact que ce dernier a sur la moyenne des ensembles créés. Pour les prévisions où la moyenne de l'ensemble est surestimée par rapport à l'observation, la valeur économique sera plus faible que les prévisions où la moyenne de l'ensemble est sous-estimée.

La gestion de notre modèle est donc sensible aux apports reçus et à la qualité des prévisions. L'étude d'un ensemble "parfait" a pu mettre en avant des situations où les méthodes de calcul de gestion pourraient être à améliorer. La gestion dépend aussi des conditions initiales que nous lui avons imposées. En effet, si la capacité maximale des turbines, et celle du stock du réservoir, étaient plus importantes, la gestion n'aurait pas été la même.

Néanmoins, chaque jour est un cas particulier, d'où l'intérêt de comprendre jour par jour ce que le modèle de gestion renvoie.

6 Conclusion générale et perspectives

L'étude du lien possible entre la qualité et la valeur économique pour l'hydroélectricité n'est pas un thème courant dans les revues scientifiques. De plus, les études menées à ce sujet s'appliquent uniquement à des systèmes spécifiques que les auteurs ont étudié à des fins spécifiques, c'est-à-dire à un système de prévisions des crues et d'aide à la décision ou encore un modèle de gestion de réservoir en particulier. Ces études de cas ne peuvent donc pas être appliquées à d'autres systèmes. A notre connaissance, aucune recherche n'a utilisé la création d'ensembles de prévisions synthétiques pour ce type d'analyse. Le caractère innovant de cette étude permet de montrer qu'il est possible de créer plusieurs ensembles, tout en contrôlant leur qualité, afin de mieux comprendre le lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrologiques dans un cadre décisionnel. C'est grâce à la connaissance de la qualité de nos ensembles de prévisions synthétiques qu'il a été possible de comprendre l'importance que chacune de nos prévisions avait dans notre modèle de gestion de réservoir.

Les résultats ont montré que, pour un ensemble "parfait", l'augmentation de la dispersion, et donc la diminution de la qualité des ensembles en termes de finesse et justesse, induisent une diminution de la valeur économique. L'introduction d'un biais dans la construction des ensembles complexifie les résultats, car, selon le type de biais, et donc selon la qualité de la prévision, la valeur économique de la prévision peut être supérieure ou inférieure à celle de l'observation. Nous pouvons imaginer que pour des dispersions allant jusqu'à 9%, les valeurs économiques seraient toutes plus faibles que l'observation. Ce test serait donc une des perspectives à envisager pour la suite de l'étude, afin de déterminer si la finesse et la justesse ont bien un poids plus lourd que la fiabilité dans l'évaluation du lien entre la qualité et la valeur économique d'une prévision. De même, il est nécessaire de mieux comprendre l'évolution de la recette en fonction du biais pour tous les bassins versants et pour chaque cas différent.

La comparaison des résultats entre la gestion de l'ensemble "parfait" et l'observation a révélé que l'évaluation du prix seuil peut être revue. En effet, il serait intéressant de tester une gestion avec un prix seuil évalué par l'arrondi du nombre d'heure de turbinage et non par la troncature; mais seulement pour les cas où la valeur du nombre d'heures à turbiner est très proche de l'arrondi supérieur. Ainsi, les situations montrées en partie 5.4.1 disparaîtraient.

De plus, l'évaluation de la recette économique se fait en fonction du prix seuil horaire et du volume turbiné. Or, d'un point de vue économique, et pour une gestion plus réaliste, la recette économique pourrait être évaluée avec le prix horaire de l'électricité quand les turbines sont activées.

Enfin, dans la thèse de Zalachori (2013), la question de mettre une pénalisation sur la recette économique a été abordée. La pénalisation en question se faisait sur la différence de stock sur le dernier jour de la période d'étude. Cette différence ne pesait pas beaucoup dans l'évaluation de la recette économique. Au vu des résultats, il serait intéressant d'instaurer une pénalisation journalière sur la différence de stock entre le début de la gestion et la fin de la gestion. De plus, comme nous l'avons vu dans la partie 5.4.2, l'ensemble avec la recette économique la plus forte (système 3) est aussi celui avec le plus de volume déversé. Or, dans la gestion d'un réservoir, tout volume déversé représente une perte potentielle en termes de valeur économique. La pénalisation devrait donc aussi se faire sur la quantité d'eau qui a été déversée chaque jour de la gestion.

Des premiers tests sur ces pénalisations ont été faits, mais ne sont pas concluants. Pour la suite, il serait important de réfléchir au moyen possible d'introduire ces pénalisations dans le modèle de gestion.

Références

- Anghileri, D., Voisin, N., Castelletti, A., Pianosi, F., Nijssen, B., and Lettenmaier, D. (2016). Value of long-term streamflow forecasts to reservoir operations for water supply in snow-dominated river catchments. *AGU Water Resources Research*, page 4209–4225.
- Bontron, G. (2014). *Prévision quantitative des précipitations : adaptation probabiliste par recherche d’analogues. Utilisation des Réanalyses NCEP / NCAR et application aux précipitations du Sud-Est de la France*. PhD thesis.
- Boucher, M. A., Tremblay, D., Delorme, L., Perreault, L., and Anctil, F. (2012). Hydro-economic assessment of hydrological forecasting systems. *Journal of Hydrology*, 416-417 :133–144.
- Buizza, R. (2008). The value of probabilistic prediction. *Atmospheric Science Letters*, 9(2) :36–42.
- Clark, M., Gangopadhyay, S., Hay, L., Rajagopalan, B., and Wilby, R. (2004). The schaaake shuffle : A method for reconstructing space-time variability in forecasted precipitation and temperature fields. *Journal of Hydrometeorology*, 5(1) :243–262.
- Dale, M., Wicks, J., Mylne, K., Pappenberger, F., Laeger, S., and Taylor, S. (2012). Probabilistic flood forecasting and decision-making : an innovative risk-based approach. *Natural Hazards*, 70(1) :159–172.
- Garçon, R., Houdant, B., Garavaglia, F., Mathevet, T., Paquet, E., and Gaillard, J. (2009). Expertise humaine des prévisions hydrométéorologiques et communication de leurs incertitudes dans un contexte décisionnel. *La houille blanche*, 5 :1–10.
- Jolliffe, I.T. ; Stephenson, B. (2002). *Forecast Verification-A Practitioner’s guide in atmospheric science*. John Wiley and Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England.
- Ma, F., Ye, A., Deng, X., Zhou, Z., Liu, X., Duan, Q., Xu, J., Miao, C., Di, Z., and Gong, W. (2016). Evaluating the skill of nmme seasonal precipitation ensemble predictions for 17 hydroclimatic regions in continental china. *International Journal of Climatology*, 36(1) :132–144.
- Murphy, A. (1993). What is a good forecast? an essay on the nature of goodness in weather forecasting. *American Meteorological Society*, 8 :281–293.
- Palmer, T. (2002). L’avenir de la prévision d’ensemble. *La Météorologie*, 36 :22–30.
- Pappenberger, F., Cloke, H. L., Parker, D. J., Wetterhall, F., Richardson, D. S., and Thielen, J. (2015). The monetary benefit of early flood warnings in europe. *Environmental Science and Policy*, 51 :278–291.
- Randrianasolo, A. (2012). *Généralisation de l’approche d’ensemble à la prévision hydrologique dans les bassins versants non jaugés*. PhD thesis.
- Randrianasolo, A., Thirel, G., Ramos, M. H., and Martin, E. (2014). Impact of streamflow data assimilation and length of the verification period on the quality of short-term ensemble hydrologic forecasts. *Journal of Hydrology*, 519(PD) :2676–2691.
- Renard, B. (cours). Probabilités et statistiques appliquées à l’hydrologie. pages 1–91.

- Richardson, D. (2000). Skill and relative economic value of the ecmwf ensemble prediction system. *Q. J. R. Meteorol. SOC*, 126 :649–667.
- RTE (2014). Consommation française d’électricité : Caractéristiques et méthode de prévision. Technical report.
- Stakhiva, E. and Stewart, B. (2010). Needs for climate information in support of decision-making in the water sector. *Procedia Environmental Sciences*, 1 :102–119.
- Thiboult, A. and Anctil, F. (2015). On the difficulty to optimally implement the ensemble kalman filter : An experiment based on many hydrological models and catchments. *Journal of Hydrology*, 529 :1147–1160.
- Velazquez, J., Anctil, F., Ramos, M., and Perrin, C. (2011). Can a multi-model approach improve hydrological ensemble forecasting ? a study on 29 french catchments using 16 hydrological model structures. *Advances in Geosciences*, 29 :33–42.
- Yuan, X. (2016). An experimental seasonal hydrological forecasting system over the yellow river basin. part 2 : The added value from climate forecast models. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20(6) :2453–2466.
- Zalachori, I. (2013). *Prévisions hydrologiques d’ensemble : développements pour améliorer la qualité des prévisions et estimer leur utilité*. PhD thesis.

Sitographie

- [a] *IMproving PRedictions and management of hydrological EXtremes.*, Commission Européenne, (2016-05-02), disponible sur :http://cordis.europa.eu/project/rcn/196811_en.html.
- [b] *Hydraulique*, EDF, (2016), disponible sur :<https://www.edf.fr/groupe-edf/espaces-dedies/1-energie-de-a-a-z/tout-sur-1-energie/produire-de-1-electricite?theme=2647>.
- [c] *Les techniques de prévision*, Météo-France, disponible sur :<http://www.meteofrance.fr/prevoir-le-temps/la-prevision-du-temps/les-techniques-de-prevision>.
- [d] *Forecast verification*, Collaboration for Australian Weather and Climate Research, (26 January 2015), disponible sur :<http://cawcr.gov.au/projects/verification/>.
- [e] *Hydroélectricité*, Connaissance des énergies, (2016), disponible sur :
<http://www.connaissancedesenergies.org/fiche-pedagogique/hydroelectricite>.
- [f] *A propos d’EPEX SPOT, POWER FOR TODAY. POWER FOR TOMORROW*, EPEX-SPOT European power exchange, (2016), disponible sur :http://www.epexspot.com/fr/epex_spot_se/a_propos_d_epex.

Annexes

Annexe 1

Les données hydrologiques utilisées sont issues du modèle de prévisions MORDOR, développé par EDF depuis les années 1990. Ce modèle prend en entrée la température de l'air et les précipitations journalières. Il est adapté aux prévisions d'ensemble journalières. Le modèle se base sur la gestion de 4 réservoirs qui représentent les paramètres physiques du bassin versant : la percolation sub-superficielle (L), la percolation profonde (N), les prélèvements qui ne contribuent pas à l'écoulement (Z), l'état hydrique superficielle (U). La version de MORDOR utilisée par Zalachori (2013) prend en compte 10 paramètres de calage : le coefficient de correction de pluie (X1), les 3 capacités de réservoirs (X8, X9, X10), les 4 paramètres pour la vidange des deux réservoirs de percolation (respectivement : X2, X3 et X4, X5), ainsi que les 2 paramètres pour fixer la forme de l'hydrogramme unitaire (X6, X7). Le modèle comporte aussi une fonction de gestion de la neige. La figure 33 ci-dessous représente le fonctionnement schématique du modèle MORDOR.

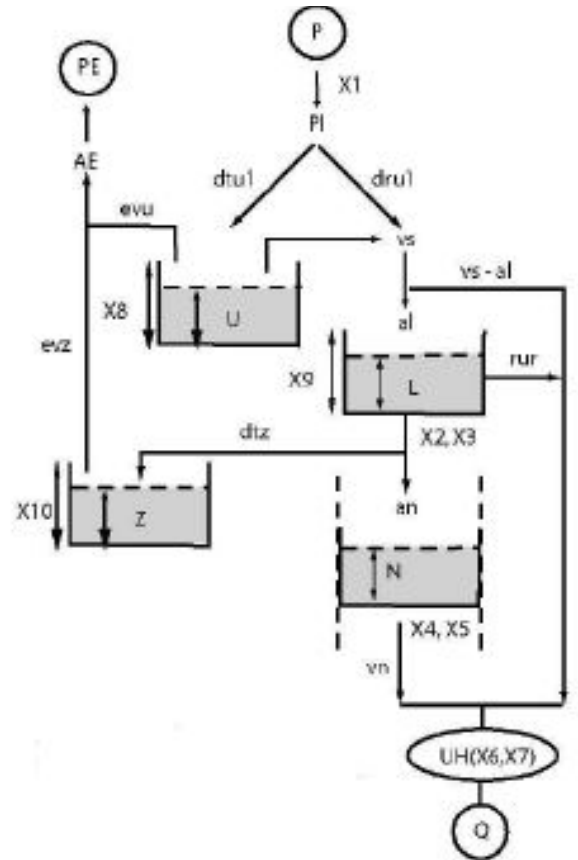


FIGURE 33 – Fonctionnement schématique du modèle MORDOR.

Annexe 2

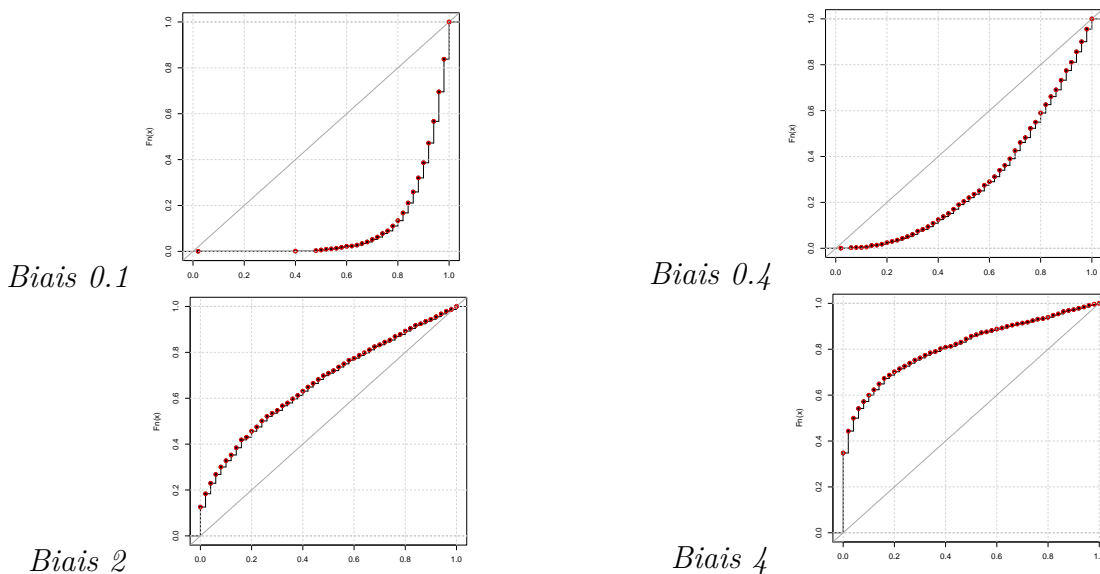


FIGURE 34 – Scores graphiques de fiabilité d'ensembles biaisés.

Résumé

La valeur économique d'une prévision hydrologique est une notion connue et utilisée dans le domaine de la prise de décision pour la prévision de crue. Cependant, la relation entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique est peu étudiée dans un contexte hydroélectrique. Des recherches ont montré que de meilleures prévisions hydrologiques donnaient une meilleure recette économique mais que ce lien n'était pas direct. L'étude présentée dans ce rapport cherche à mettre en évidence ce lien, dans le cas de la gestion d'une retenue hydroélectrique. Le modèle de gestion utilisé est un modèle heuristique modélisant un barrage de type éclusé. Ce modèle va donner une règle de gestion calculée à partir des prévisions hydrologiques et cette règle de gestion renvoie une recette économique.

Nous avons à disposition des données de prévisions entre 2005 et 2008 pour onze bassins versants. Elles sont issues du modèle de prévision de la compagnie EDF : EPS-MORDOR. Nous avons aussi des données de débits observés sur cette période issues de la banque HYDRO et des données de météorologie observées issues de la ré-analyse SAFRAN de Météo-France. L'analyse de la sensibilité du modèle de gestion est faite à travers ces trois jeux de données mais aussi à travers des ensembles synthétiques de différentes qualités. En effet, plusieurs ensembles synthétiques de qualité contrôlée ont été créés allant de la prévision "parfaite" à la plus mauvaise que nous pouvons synthétiser. Chaque jeu de prévision est une entrée du modèle de gestion.

Le modèle de gestion montre, à travers les résultats, qu'il répond différemment à chacune de ses entrées. La recette de gestion est meilleure pour l'observation et moins bonne pour les prévisions EPS-MORDOR et pour la climatologie. De plus, l'évolution des recettes de gestion pour les ensembles synthétiques montre que le modèle est sensible à la qualité de ses entrées. Dans notre cas, nous pouvons dire que la qualité des prévisions a un impact sur la gestion d'un réservoir hydroélectrique et donc sur la valeur économique. Mais ces tests ont aussi permis de pointer certaines améliorations à faire sur l'évaluation de la recette de gestion.

Mots clés : qualité d'une prévision hydrologique, valeur économique d'une prévision hydrologique, hydroélectricité, gestion de réservoir, prévision d'ensemble synthétique