

NNT : 2020AGPT0001

Doctorat AgroParisTech

THÈSE

pour obtenir le grade de docteur délivré par

**L'Institut des Sciences et Industries
du Vivant et de l'Environnement**

(AgroParisTech)

Spécialité : Hydrologie

présentée et soutenue publiquement par

Manon Cassagnole

le 29/05/2020

Analyse du lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique pour le secteur hydroélectrique

Directrice de thèse : **Maria-Helena RAMOS**
Co-encadrement de la thèse : **Guillaume THIREL**

Jury

M. Pierre RIBSTEIN, Professeur émérite, Sorbonne Université, Paris
M. Christophe CUDENNEC, Professeur, Agrocampus Ouest, Rennes
Mme Florence HABETS, Directrice de recherche, CNRS, Paris
M. Andrea CASTELLETTI, Professeur associé, École polytechnique de Milan
M. Amaury TILMANT, Professeur agrégé, Université Laval, Québec
Mme Maria-Helena RAMOS, Directrice de recherche, INRAE, UR HYCAR, Antony
M. Guillaume THIREL, Chargé de recherche, INRAE, UR HYCAR, Antony
M. Rémy GARÇON, Expert hydroélectricité, EDF, DTG, Grenoble

Président
Rapporteur
Rapporteuse
Examineur
Examineur
Directrice de thèse
Co-encadrant
Invité

Remerciements

Dans cette partie, je voudrais exprimer toute ma gratitude aux personnes qui ont contribué à la réalisation de ce manuscrit.

Je voudrais remercier en premier lieu mes encadrants de thèse : Maria-Helena Ramos et Guillaume Thirel. Helena, merci de m'avoir fait confiance et de m'avoir aidé à mener à bien ce projet de thèse. Grâce à toi, j'ai eu l'opportunité de parcourir le monde pour la recherche, ce qui n'arrive pas à beaucoup de doctorants ! Je voudrais également te remercier pour tes conseils et pour ton encadrement rigoureux et formateur. Tu m'as poussée dans mes retranchements pour en tirer le meilleur de moi-même et finalement, je t'en remercie. Merci également pour la passion que tu as portée pour ce sujet, ce fut un vrai moteur au long de ces trois années. Guillaume, merci pour ton soutien et ta disponibilité. Tu as apporté un regard extérieur à ce travail, ce qui m'a beaucoup aidé.

Je voudrais également remercier les membres du jury pour les discussions très intéressantes que nous avons eues. Je les remercie également de s'être rendus disponibles pendant cette période de trouble. Une soutenance 100% visio était une grande première pour tout le monde et je tiens vraiment les remercier de s'être prêtés au jeu.

Cette thèse n'aurait pas été la même sans les collaborations que nous avons eues. Je remercie donc tous les membres du projet IMPREX et particulièrement Matteo et Andrea qui m'ont accueillie dans leur équipe pendant une semaine et avec qui j'ai beaucoup échangé pendant ces trois années. Je remercie également tous ceux avec qui j'ai pu travailler, de près ou de loin, à EDF. Votre expertise opérationnelle m'a beaucoup appris et m'a aidé à faire un lien entre mes travaux de recherche et l'application opérationnelle. Je tenais à remercier particulièrement Rémy, Joël, Frederick et Thomas qui se sont beaucoup investis dans ce travail de recherche. Votre aide m'a été très précieuse et j'ai beaucoup appris de nos échanges.

Il est aussi important que je remercie toutes les personnes de l'INRAE pour m'avoir accueillie pendant 3 ans dans leur vie. Je n'aurais pas pu espérer un meilleur cadre de travail pour faire ma thèse. Je dois d'abord commencer par remercier Charles et Vazken pour vos conseils, pour tout ce que vous m'avez appris pendant ces trois années et surtout pour les dégustations de bière maison ! Merci à Olivier pour les nombreuses fois où tu m'as sauvée sur R... Je n'étais pas toujours solide sur mes appuis... Pierre, je te remercie pour avoir pris de temps de décortiquer avec moi PREMHYCE et pour tes leçons de mode et de technique au sport ! Je voudrais également remercier tous les autres membres de l'équipe hydro pour nos discussions à la cantine et pour m'avoir fait découvrir les deux sports officiels de cette équipe : chez Mamane (oui oui, c'est bien un sport d'endurance) et le frisbee. Pour tout ça merci à François T, Benoit, Gaëlle, Arnaud, Romane, Valentin, Lila, François B et Carina. Je remercie finalement tous les sportifs (mais pas que) de l'INRAE pour ces bons moments : Julien, Mathieu, Sylvain, Yannick, Maria, Cédric, Valérie, Roger, Thomas, Nathalie et Véronique. Enfin, merci à toute l'équipe de Metis pour m'avoir accompagnée dans les derniers mois de la thèse, et d'avoir prolongé les entraînements de volley (même si Marc, tu m'as volé la réplique du scribe).

Dans mes moments de doute comme de joie, je me suis toujours sentie comprise et soutenue par tous les doctorants que j'ai pu côtoyer. Un grand merci aux anciens qui m'ont montré la voie et qui m'ont donné leurs premiers conseils : Philippe et Andrea (mes deux premiers co-bureau), Fernando, Angelica et Carine. Merci aussi à Louise et Ioanna qui ont eu la gentillesse de se replonger dans leur thèse pour faire avancer la mienne ! Un

grand merci aux doctorants de l'autre côté du couloir : Cédric et Léonard. La route a pu être sinueuse, mais je n'oublierai jamais tous les moments passés avec vous et tout ce que vous avez pu m'apporter. J'ai également une pensée pour tous ceux qui devront bientôt écrire leurs remerciements : Daniela (pour nos bons moments passés ensemble et pour ton soutien au volley !), PRG, Anthony, Paul, Antoine, Thibault, Alexis, Timo, Florent, Aya, Samy, Momo, Flore, Diane, Pedro, Mounir et Noélie. Enfin, je voudrais remercier de tout cœur les deux doctorants qui ont partagé si longtemps mon bureau, et qui sont devenus au cours du temps, deux amis : Morgane et José (ou Morguy et Josex pour les intimes). Même si nous étions le bureau maudit, je n'aurais pas pu rêver mieux que de vous avoir tous les deux quotidiennement à mes côtés. Nous avons créé un lien indéfectible en partageant nos peurs, nos peines, nos joies, nos énervements, nos réussites et nos échecs. Vous avez embelli mon quotidien, malgré quelques débats houleux mais toujours très instructifs ! Je suis certaine qu'on se retrouvera souvent pour parler du bon vieux temps, que ce soit en haut du Machu Picchu ou dans les vignobles alsaciens.

Les personnes que je voudrais remercier maintenant ont contribué malgré elles à l'aboutissement de cette thèse. Elles ont été mon armée de l'ombre, composée de mes amis et de ma famille. Vous avez tant apporté, sans être spécialiste de mon domaine d'étude. Il y a cependant quelques exceptions, lorsque la frontière entre collègues et amis a été franchie. Je tiens donc à remercier Julie pour ta bonne humeur (ton "SALUUUUUT" de tous les matins), ton côté kamikaze, nos trajets en bus, ta connaissance de l'échelle de B. et de Greg, tes conseils littéraires et nos parties de badminton. Merci Céline. Comment ne pas remercier Laure pour m'avoir ouvert la porte de ton bureau, pour tes Mojitos, nos discussions, nos (trop petits) trajets en bus avec Julie et pour nos soirées de folies. Merci à Gaia pour ton brin de folie, tes repas italiens, pour avoir essayé de regarder Zodiac avec moi et pour nos crises de rire. Enfin, merci à Alban pour m'avoir convertie au vélo (si si j'en fais vraiment maintenant) et pour les bons moments passés avant que tu t'enfuis dans le grand froid. Il y a tant d'autres choses pour lesquelles je dois vous remercier, mais que j'ai sans doute oubliées sur cette page ! Bref, merci à vous tous d'avoir été là du début à la fin !

J'entame maintenant la partie des remerciements où j'ai le plus de pression : les amis de la fac. Merci pour toutes les soirées/journées à Bzz, Tri, Clau, Joly, Ju ($\times 2$), El terror, William, Clem, Lolo et Enguegue. Vous m'avez souvent sorti la tête de la thèse, ce qui m'a permis de toujours mieux la retrouver. À cet instant, je sais qu'il y en a trois qui commencent à suer... Et pour ces trois personnes-là, je voudrais écrire un peu plus de mots : Ly, merci de toujours m'avoir consolé dans les moments les plus difficiles de la thèse ; S, merci d'avoir ri avec moi de ces moments difficiles et Ysi merci de m'avoir montré que ces moments n'étaient pas si terribles (une grue qui tombe, c'est pire). Vous avez été le trio de soutien parfait, des amies plus que présentes et les organisatrices des Olympiades les plus géniales que la Terre ait connue. Enfin, je remercie aussi celles qui m'ont suivie de mon premier à mon dernier jour d'école : Ali, Popo et Lulu.

Je voudrais également remercier mes parents, ma grand-mère, ma grande tante, Ben, Natou, Wanou et ma sœur pour m'avoir dit que tout allait bien se passer quoi qu'il arrive (et de m'avoir demandé dès le deuxième jour de la thèse si j'avais commencé la rédaction du manuscrit). Je n'aurais sans doute jamais pu arriver jusque-là sans votre soutien. Merci à Frank d'avoir pris le temps de relire tout le manuscrit.

Enfin, Gaboune, merci pour tout ton soutien. Sans toi, je serais encore dans la queue de la coupole de Santa Maria del Fiore (j'aurais peut-être atteint l'ombre).

Table des matières

1	Introduction générale	1
1.1	L'hydroélectricité : un secteur en expansion	1
1.1.1	L'importance du secteur	1
1.1.2	Une énergie renouvelable controversée	2
1.1.3	Les types d'ouvrages hydroélectriques	4
1.1.4	La gestion d'une réserve hydraulique	5
1.1.5	Les horizons temporels de la gestion hydroélectrique	7
1.2	La prévision hydrométéorologique	8
1.2.1	Principes	8
1.2.2	Les types de prévision	10
1.2.3	Qu'est-ce qu'une bonne prévision ?	10
1.2.4	La prévision hydrométéorologique pour le secteur hydroélectrique	11
1.3	Le prix de l'électricité	12
1.3.1	Le marché EPEX spot	12
1.3.2	Facteurs d'influence du prix	13
1.3.3	Quantification de la valeur de la prévision	14
1.4	Lien entre qualité et valeur des prévisions hydrologiques : un défi scientifique	14
1.5	Objectifs de la thèse et questions scientifiques	15
1.6	Un travail de recherche collaboratif	16
1.6.1	Le projet IMPREX H2020	16
1.6.2	Le partenaire opérationnel : EDF	16
1.7	Structure du manuscrit	18
2	Gérer et analyser les apports à un réservoir hydroélectrique	19
2.1	Introduction	19
2.2	La modélisation de la gestion des réserves en eau	20
2.2.1	Les objectifs de gestion	20
2.2.2	Les contraintes de gestion	22
2.2.3	Généralités sur les méthodes d'optimisation	23
2.2.4	Algorithmes d'optimisation	26
2.3	Les méthodes d'évaluation de la prévision hydrométéorologique	32
2.3.1	Comment définir et évaluer la qualité d'une prévision hydrométéorologique ?	32
2.3.2	Peut-on améliorer la qualité des prévisions hydrométéorologiques brutes ?	36
2.3.3	Comment évaluer la valeur de la prévision hydrométéorologique ?	39
2.4	Lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrométéorologiques	41

2.5	Conclusions	47
3	Objectifs et protocole expérimental de la thèse	49
3.1	Introduction	49
3.2	Approches adoptées	50
3.2.1	Approche conceptuelle à courte échéance (CT1)	50
3.2.2	Approche opérationnelle à courte échéance (CT2)	51
3.2.3	Approche par programmation dynamique à moyenne échéance (MT)	52
3.2.4	Approche de gestion couplée (MTCT)	52
3.3	Données hydrométéorologiques	54
3.3.1	Les données observées	54
3.3.2	Les données de prévision	54
3.3.2.1	Les prévisions météorologiques	55
3.3.2.2	Les prévisions hydrologiques issues des modèles MOR-DOR et GR6J	55
3.3.2.3	Les prévisions hydrométéorologiques s'appuyant sur les historiques passés	58
3.3.3	Les bassins versants de l'étude	59
3.4	Modèles de gestion	61
3.4.1	De Valprevi à ValpreviPL : programmation linéaire d'une heuristique	61
3.4.1.1	L'heuristique de gestion	61
3.4.1.2	De l'heuristique à l'optimisation linéaire	64
3.4.1.3	Comparaison des modèles heuristique et linéaire	66
3.4.2	Multi-DDP : programmation dynamique	66
3.4.3	Prise en compte du prix de l'électricité dans la gestion	70
3.5	Synthèse	72
4	Approche conceptuelle à courte échéance	75
4.1	Mise en œuvre et résumé en français de l'article : "Impact of the quality of hydrological forecasts on the management and revenue of hydroelectric reservoirs - a conceptual approach"	75
4.2	Introduction	77
4.3	Data and methods	81
4.3.1	Case study areas and streamflow data	81
4.3.2	Generation of synthetic hydrological forecasts	82
4.3.3	Reservoir management model	84
4.3.4	Evaluation of forecast quality	86
4.4	Results and discussions	88
4.4.1	Quality of the generated synthetic hydrological forecasts	88
4.4.2	Economic value of the generated synthetic hydrological forecasts	93
4.4.3	Influence of forecast bias on the total amount and hours of electricity production	95
4.4.4	Influence of forecast bias on the rate of electricity production	97
4.4.5	Influence of forecast bias on the evolution of reservoir storage and on spillage	99
4.5	Conclusions	102

5	Approche opérationnelle à courte échéance	105
5.1	Introduction	105
5.2	Mise en œuvre	105
5.2.1	Les systèmes de prévision utilisés	106
5.2.2	Les modes de gestion examinés	109
5.2.3	Influence de la capacité de stockage des réserves hydroélectriques	110
5.3	Qualité des différents systèmes de prévision opérationnelle	111
5.3.1	La précision	111
5.3.2	La fiabilité et la finesse	113
5.3.3	La qualité globale	115
5.3.4	Synthèse	116
5.4	La valeur économique des prévisions hydrométéorologiques	118
5.4.1	Le gain économique de gestion	118
5.4.2	Facteurs d'influence sur les revenus de gestion	120
5.4.3	Synthèse sur la valeur de la prévision	127
5.5	Relation qualité-valeur économique des prévisions hydrométéorologiques	127
5.5.1	Apport de l'utilisation d'un modèle hydrologique	131
5.5.2	Apport de l'utilisation d'un modèle de prévision météorologique	131
5.5.3	Apport de l'utilisation d'un prétraitement des prévisions météorologiques	132
5.5.4	Apport de l'utilisation d'un post-traitement des prévisions hydrologiques	133
5.5.5	Synthèse sur la relation qualité-valeur économique	134
5.6	Influence de la taille du réservoir sur la gestion	134
5.7	Conclusions	141
6	Approche de programmation dynamique à moyenne échéance	145
6.1	Mise en œuvre	145
6.1.1	Introduction	145
6.1.2	Correction des biais des prévisions météorologiques saisonnières	147
6.1.3	Calage du modèle GR6J	148
6.1.4	La modélisation de la gestion	148
6.1.5	La valeur économique des prévisions hydrométéorologiques	149
6.2	La qualité des prévisions saisonnières	150
6.2.1	Précipitations et températures	150
6.2.2	Débits	161
6.3	Gestion mono-objectif d'une réserve hydroélectrique	171
6.3.1	Les valeurs marginales de l'eau	171
6.3.2	Bilan de gestion	173
6.3.3	Valeur économique des prévisions hydrométéorologiques	176
6.3.4	Analyse de la gestion mono-objectif des années 2001 et 2002	178
6.4	Gestion des réservoirs multi-objectifs	181
6.4.1	Bilan de gestion	181
6.4.2	Valeur économique des prévisions hydrométéorologiques	184
6.4.3	Analyse de la gestion multi-objectifs des années 2001 et 2002	185
6.5	Analyse du volume d'eau déversé	188
6.6	Conclusions	190

7	Approche de gestion couplée	193
7.1	Mise en œuvre	193
7.1.1	Introduction	193
7.1.2	Principe du couplage	194
7.1.3	Cas d'étude	196
7.2	Apport de la gestion couplée	196
7.2.1	Valeurs marginales de l'eau	196
7.2.2	Évolution du stock journalier	199
7.2.3	Production et revenus de gestion	200
7.3	Conclusions	205
8	Conclusions et perspectives	207
8.1	Rappel des objectifs et outils développés	207
8.2	Conclusions	209
8.3	Perspectives	214
	Bibliographie	217

Table des figures

2.1	Schéma explicatif de la méthode ISO (à gauche) et de la méthode ESO (à droite). La figure a été adaptée de la représentation proposée par Labadie (2004)	24
2.2	Schéma explicatif des différentes méthodes d'optimisation classées selon leur produit d'optimisation. La figure a été adaptée de la représentation proposée par Dobson et al. (2019). L'exemple schématique (a) représente une séquence de décisions (par exemple, de stockage/déstockage) en fonction du temps. L'exemple (b) représente une stratégie de gestion optimale représentant les décisions à adopter en fonction de l'état du réservoir (stock) au temps t . L'exemple (c) schématise une méthode d'optimisation en temps réel avec une actualisation des séquences de décisions.	25
2.3	Principe d'optimalité de Bellman sur une grille discrétisée entre le stock et le temps. Les valeurs de Bellman F sont évaluées à chaque point de grille lors de l'optimisation en maximisant la fonction objectif selon les différentes commandes u testées et pour chaque niveau de stock S . Les commandes u correspondent à différentes décisions possibles de déstockage au temps t . Les points de grille représentent les différentes valeurs de stock discrétisé, en fonction du temps (François, 2014).	29
2.4	Représentation graphique du diagramme de PIT et de ses différentes interprétations. Chaque ligne représente une série de prévisions, interprétées comme étant liées à une sous-estimation (rouge), une surestimation (jaune), une sous-dispersion (vert) et une surdispersion (bleu). La figure est issue de la thèse de Bourgin (2014).	34
2.5	Représentation graphique du score CRPS. La ligne bleue représente la distribution des prévisions. La ligne noire représente la distribution des observations. La zone orange représente la surface utilisée pour calculer le CRPS. Figure modifiée, issue de la thèse de Bourgin (2014).	36
3.1	Schéma représentant la chaîne de prévision hydrométéorologique utilisée en contexte de gestion hydroélectrique.	50
3.2	Schéma récapitulatif des données et modèles utilisés dans les quatre approches expérimentales de la thèse. P = Précipitation, T = Température et Q = Débit.	53
3.3	Schéma du modèle hydrologique MORDOR (Courbariaux, 2016)	56
3.4	Schéma du modèle hydrologique GR6J, modifié de la thèse de Pushpalatha (2013) et issu de la thèse de Poncelet (2016)	58

3.5	Principe de la méthode ESP pour la prévision hydrologique. D'après : L. Crochemore (présentation orale).	59
3.6	Localisation des 15 bassins versants français utilisés dans la thèse.	60
3.7	Exemple de gestion du modèle Valprevi : itération 1.	63
3.8	Exemple de gestion du modèle Valprevi : itération 2. Il faut noter, ici, la différence d'échelle du niveau du stock entre les figures 3.7 et 3.8.	63
3.9	Exemple de gestion du modèle Valprevi : itération 3.	63
3.10	Exemple illustratif d'une courbe-guide annuelle avec un objectif de stock estival fixé au 1er juillet. La courbe verte représente la courbe-guide pour une gestion multi-objectifs et la courbe orange pour une gestion mono-objectif.	69
3.11	Relation entre la température journalière (données SAFRAN) et la consommation journalière (données RTE) entre 2001 et 2010. Chaque couleur représente une régression selon les jours de la semaine (bleu = dimanches et jours fériés, orange = samedis et gris = jour de la semaine).	71
3.12	Relation entre la consommation (données RTE) et le prix de l'électricité (données EPEX SPOT) journalier entre 2001 et 2010.	72
4.1	Schéma récapitulatif des données et modèles utilisés pour l'étude à courte échéance dans un contexte conceptuel.	77
4.2	Location and hydrological regime of the 10 studied catchments in France. Lines represent the 75th (upper black line), 50th (central red line) and 25th (lower black line) percentiles of interannual daily flows (in m ³ /s), evaluated with observed streamflow data available for the period 1958-2008.	82
4.3	IQR score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value.	88
4.4	PIT diagram for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). For each system, each line represents one of the 10 studied catchments. Forecast are based on ensembles generated with a 4 % spread factor.	90
4.5	Pbias score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value.	91

4.6 NRMSE score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value. 92

4.7 NCRPS score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value. 92

4.8 Percentage gain in hydropower revenue (N.Gain in %) for synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value. 94

4.9 Total production of the synthetic ensemble forecasting systems as a percentage of the total production of the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations): unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value. 95

4.10 Total hours of production of the synthetic ensemble forecasting systems as a percentage of the total hours of production of the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations): unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value. 97

4.11 Differences in production hours (top) and median electricity prices (bottom) between the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations) and two synthetic ensemble forecasting systems: under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Differences are pooled into four classes of production rate (from lower C1 to higher C4 production rate). Synthetic systems are based on ensembles generated with spread factors 4 %. Boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. 98

4.12	Normalized differences in reservoir level (stock) between the operation with the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations) and the operation with the synthetic forecasting systems: unbiased system (UnB), under-dispersed system (UnD), under-estimating system (UnE) and over-estimating system (OvE). Synthetic systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments.	100
4.13	Spilled water from the management based on the synthetic ensemble forecasting systems as a percentage of the total spillage of the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations): unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Synthetic systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value.	102
5.1	Rappel des données et modèles utilisés pour l'étude à courte échéance dans un contexte opérationnel.	106
5.2	Score de performance en précision (RMSE_SS) des systèmes de prévision CEP (orange), CEPH (rose), CEPHH (rouge) et ESP (bleu), sur les quinze bassins versants, et pour les échéances de prévision d'un, trois et sept jours. Les boîtes à moustaches décrivent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale. Le système de référence est le système HistQ.	112
5.3	Score de fiabilité des quinze bassins versants pour l'échéance de prévision d'un jour (graphiques du haut) et de sept jours (graphiques du bas). Les systèmes de prévision sont représentés en colonnes (CEP = orange, CEPH = rose, CEPHH = rouge et ESP = bleu).	113
5.4	Score de performance en finesse (IQRS) des systèmes de prévision CEP (orange), CEPH (rose), CEPHH (rouge) et ESP (bleu), sur les quinze bassins versants, et pour les échéances de prévision d'un, trois et sept jours (en colonne). Les boîtes à moustaches décrivent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale. Le système de référence est le système HistQ.	114
5.5	Score de performance en qualité globale (CRPSS) des systèmes de prévision CEP (orange), CEPH (rose), CEPHH (rouge) et ESP (bleu), sur les quinze bassins versants, et pour les échéances de prévision d'un, trois et sept jours (en colonne). Les boîtes à moustaches décrivent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale. Le système de référence est le système HistQ.	116
5.6	Gains économiques relatifs de gestion (GR), pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion (MI, MR et MO) : en rouge, CEPHH, en rose, CEPH, en orange, CEP, en bleu, ESP et en vert, HistQ. Les boîtes à moustaches représentent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale des gains économiques relatifs de gestion.	119

5.7	Gains relatifs de production, pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion (MI, MR et MO) : en rouge, CEPHH, en rose, CEPH, en orange, CEP, en bleu, ESP et en vert, HistQ. Les boîtes à moustaches représentent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale des gains relatifs de production.	121
5.8	Nombre d'heures de production sur toute la période d'étude 2011-2015, pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion (MI, MR et MO). Chaque couleur représente un système de prévision : violet = observation, rouge = CEPHH, rose = CEPH, orange = CEP, bleu = ESP et vert = HistQ. Les boîtes à moustaches représentent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale du nombres d'heures de production.	122
5.9	Gains économiques relatifs de gestion, gains relatifs de production et nombre d'heures de production sur l'Ain à Vouglans.	123
5.10	Répartition du nombre d'heures de production en fonction du taux de production sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Les colonnes représentent les trois modes de gestion et les lignes représentent les systèmes de prévision utilisés pour la gestion.	124
5.11	Prix moyens de l'électricité correspondant aux heures de production pour chaque système de prévision et chaque mode de gestion, sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans.	126
5.12	Pourcentages d'amélioration des revenus de gestion en fonction des pourcentages d'amélioration de la qualité des prévisions à l'échéance de prévision d'un jour, pour les trois modes de gestion, et pour chaque bassin versant. Les formes représentent les scores de qualité CRPS (rond), IQR (triangle) et RMSE (carré). Les couleurs représentent les outils employés pour améliorer les systèmes de prévision : le modèle hydrologique (bleu), le modèle météorologique (orange), le prétraitement (rose) et le post-traitement (rouge).	130
5.13	Évolution médiane sur les 15 bassins versants de l'efficacité de l'optimisation, du respect des contraintes de stock, des gains économiques de gestion et des gains de production, en fonction de la capacité de stockage. Chaque ligne représente une sortie de gestion, chaque colonne représente un mode de gestion et chaque couleur représente un système de prévision.	137
5.14	Évolution (graphiques <i>a</i>) du volume hebdomadaire prévu au pas de temps journalier avec le système de prévision parfait et ESP, (graphiques <i>b</i>) du stock journalier et (graphiques <i>c</i>) des différences journalières de production entre les systèmes de prévision parfait et ESP, pour des gestions avec des réservoirs de capacité de stockage de 5 jours d'apports moyens (à gauche) et de 20 jours d'apports moyens (à droite).	140
6.1	Schéma récapitulatif des données et modèles utilisés pour l'étude à moyenne échéance avec un modèle de gestion s'appuyant sur la programmation dynamique (lignes et encadrés en vert).	146

6.2	Schéma illustratif du potentiel maximum d'amélioration (PMA) et de la valeur d'une prévision. La gestion parfaite correspond à la gestion avec les débits observés. La valeur de chaque système de prévision (ESP, SEAS5 et SEAS5_C) est évaluée en fonction des revenus de gestion obtenus avec le système de prévision de référence (HistQ). Cette figure est inspirée de la figure proposée par A. Castelletti et M. Giuliani dans le livrable D8.1 du projet IMPREX (Ramos et al., 2019).	150
6.3	Biais mensuels des précipitations (graphiques <i>a</i> et <i>b</i>) et des températures (graphiques <i>c</i> et <i>d</i>) pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente un mois de l'année pour lequel la prévision est valable et chaque colonne représente l'échéance (en mois) avec laquelle ce mois-cible a été prévu.	151
6.4	Score de fiabilité des précipitations prévues pour le premier mois d'échéance, sur toutes les saisons de l'année et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	153
6.5	Score de fiabilité des températures prévues pour le premier mois d'échéance, sur toutes les saisons de l'année et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	154
6.6	Score de compétence de finesse (IQRS) des précipitations des systèmes de prévision SEAS5 (graphiques <i>a</i> et <i>b</i>) et SEAS5_C (graphiques <i>c</i> et <i>d</i>) par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.	155
6.7	Score de compétence de finesse (IQRS) des températures du système de prévision SEAS5 par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de l'Ain à Vouglans (graphique <i>a</i>) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique <i>b</i>). Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.	156
6.8	Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des précipitations SEAS5 (graphiques <i>a</i> et <i>b</i>) et SEAS5_C (graphiques <i>c</i> et <i>d</i>) par rapport au système ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.	158
6.9	Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des températures SEAS5 (graphiques <i>a</i> et <i>b</i>) et SEAS5_C (graphiques <i>c</i> et <i>d</i>) par rapport au système ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.	159

6.10	Biais mensuels des débits prévus émis par les systèmes de prévision SEAS5 (graphique <i>a</i>), SEAS5_C (graphique <i>b</i>), ESP (graphique <i>c</i>) et HistQ (graphique <i>d</i>), sur l'Ain à Vouglans. Chaque ligne des graphiques représente un mois de l'année pour lequel la prévision est valable et chaque colonne des graphiques représente l'échéance (en mois) avec laquelle ce mois-cible a été prévu.	162
6.11	Biais mensuels des débits prévus émis par les systèmes de prévision SEAS5 (graphique <i>a</i>), SEAS5_C (graphique <i>b</i>), ESP (graphique <i>c</i>) et HistQ (graphique <i>d</i>), sur la Durance à Serre-Ponçon. Chaque ligne des graphiques représente un mois de l'année pour lequel la prévision est valable et chaque colonne des graphiques représente l'échéance (en mois) avec laquelle ce mois-cible a été prévu.	163
6.12	Score de fiabilité (PIT) de la prévision des débits pour le premier mois d'échéance, sur toutes les saisons de l'année et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	164
6.13	Score de compétence de finesse (IQRS) des débits des systèmes de prévision SEAS5 (graphiques <i>a</i> et <i>b</i>) et SEAS5_C (graphiques <i>c</i> et <i>d</i>) par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.	165
6.14	Score de compétence de finesse (IQRS) des débits du système de prévision HistQ par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de l'Ain à Vouglans (graphique <i>a</i>) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique <i>b</i>). Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.	166
6.15	Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des débits des systèmes de prévision SEAS5 (graphiques <i>a</i> et <i>b</i>) et SEAS5_C (graphiques <i>c</i> et <i>d</i>) par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.	168

6.16	Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des débits du système de prévision HistQ par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de l'Ain à Vouglans (graphique <i>a</i>) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique <i>b</i>). Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.	170
6.17	Illustration des grilles moyennes interannuelles des valeurs marginales de l'eau issues du modèle multi-DDP sur les bassins de la Durance à Serre-Ponçon (en haut) et de l'Ain à Vouglans (en bas). Les grilles moyennes ont été construites avec le système de prévision parfait (OBS), à partir de toutes les prévisions émises le 1 ^{er} janvier entre 1981 et 2015.	172
6.18	Débits observés journaliers (graphique <i>a</i>), prix de l'électricité moyen hebdomadaire (graphique <i>b</i>), stock journalier (graphique <i>c</i>) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique <i>d</i>) de la gestion multi-DDP mono-objectif à moyenne échéance sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d'entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.	174
6.19	Débits observés journaliers (graphique <i>a</i>), prix de l'électricité moyen hebdomadaire (graphique <i>b</i>), stock journalier (graphique <i>c</i>) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique <i>d</i>) de la gestion multi-DDP mono-objectif à moyenne échéance sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d'entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.	175
6.20	Revenus de gestion, PMA et valeur économique des prévisions hydrométéorologiques (VP) sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans, pour une gestion mono-objectif.	178
6.21	Débits moyens (graphique <i>a</i>), évolution des stocks journaliers (graphique <i>b</i>) et revenus mensuels de gestion (graphique <i>c</i>) pour la gestion mono-objectif des années 2001-2002 sur la Durance à Serre-Ponçon, et pour les différents systèmes de prévision (OBS, HistQ, ESP, SEAS5 et SEAS5_C).	180
6.22	Débits observés journaliers (graphique <i>a</i>), prix de l'électricité moyen hebdomadaire (graphique <i>b</i>), stock journalier (graphique <i>c</i>) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique <i>d</i>) de la gestion multi-DDP multi-objectifs à moyenne échéance sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d'entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.	182
6.23	Débits observés journaliers (graphique <i>a</i>), prix de l'électricité moyen hebdomadaire (graphique <i>b</i>), stock journalier (graphique <i>c</i>) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique <i>d</i>) de la gestion multi-DDP multi-objectifs à moyenne échéance sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d'entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.	183
6.24	Revenus de gestion, PMA et valeur économique des prévisions hydrométéorologiques (VP) sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans, pour une gestion multi-objectifs.	184

6.25	Débits moyens (graphique <i>a</i>), évolution des courbes-guides de remplissage (graphique <i>b</i>), évolution des stocks journaliers (graphique <i>c</i>) et revenus mensuels de gestion (graphique <i>d</i>) pour la gestion multi-objectifs des années 2001-2002 sur la Durance à Serre-Ponçon, et pour les différents systèmes de prévision (OBS, HistQ, ESP, SEAS5 et SEAS5_C).	186
6.26	Évolution du volume cumulé des 5 systèmes de prévision pour chaque bassin versant, et pour les gestions mono-objectif et multi-objectifs.	189
7.1	Schéma récapitulatif des données et modèles utilisés pour l'étude du couplage de gestion courte-longue échéances (pointillets violets).	194
7.2	Schéma du principe de la gestion couplée des réservoirs, représentant ses différentes étapes.	196
7.3	Grilles des valeurs marginales de l'eau utilisées pour la gestion couplée, pour les bassins versants de l'Ain à Vouglans (graphiques <i>a</i> et <i>c</i>) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphiques <i>b</i> et <i>d</i>), selon les apports des systèmes de prévision à moyenne échéance ESP (graphiques <i>a</i> et <i>b</i>) et HistQ (graphiques <i>c</i> et <i>d</i>). Ces grilles représentent toutes les valeurs marginales de l'eau à j+7 jours de chaque jour de prévision de la période 01/01/2011 au 31/12/2015.	197
7.4	Débits observés sur la Durance à Serre-Ponçon (graphique <i>a</i>) et sur l'Ain à Vouglans (graphique <i>b</i>), et prix de l'électricité moyen journalier observé sur la période d'étude (graphique <i>c</i>). Le pic de prix moyen journalier au début de l'année 2012 (367 €/MWh) a été coupé sur le graphique pour faciliter la visualisation.	198
7.5	Évolution du stock pour chaque système de prévision à courte échéance (CE) étudié et pour une gestion couplée avec les prévisions à moyenne échéance ESP et une gestion non-couplée. Cas de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	199
7.6	Évolution de la production quinzomadaire pour chaque système de prévision à courte échéance (CE) étudié et pour une gestion couplée avec les prévisions à moyenne échéance ESP et pour une gestion non-couplée. Cas de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	201
7.7	Gains relatifs en revenus de la gestion couplée par rapport à une gestion non-couplée, pour différents systèmes de prévision à courte échéance (CE) et à moyenne échéance (ESP, HistQ en colonne), et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	203
7.8	Gains relatifs en production totale de la gestion couplée par rapport à une gestion non-couplée, pour différents systèmes de prévision à courte échéance (CE) et à moyenne échéance (ESP, HistQ en colonne), et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	203

Liste des tableaux

2.1	Exemples d'études ayant valorisé la prévision hydrométéorologique pour la gestion des réserves en eau.	40
3.1	Caractéristiques des 15 bassins versants utilisés dans la thèse : nom (première colonne), régime hydrologique (deuxième colonne) et surface (troisième colonne). La quatrième colonne montre les approches pour lesquelles chaque bassin versant est sélectionné (voir figure 3.2 pour les acronymes). . .	60
3.2	Tableau récapitulatif des questions abordées dans cette thèse et des moyens mis en œuvre pour y répondre à partir de quatre approches distinctes. . . .	73
5.1	Capacité maximale de production (Q_p), volume maximal du réservoir (V_{max}), et débits journaliers moyens historiques (\bar{Q}), pour un coefficient de vidange de 1,66 jour et pour les quinze bassins versants de l'étude. . . .	111
5.2	Tableau récapitulatif des gains (+) ou pertes (-) en qualité, selon les attributs de qualité et les outils employés pour produire les prévisions hydrologiques de cette étude.	117
6.1	Valeurs des paramètres du modèle hydrologique GR6J (X1 à X6) et des paramètres du module CemaNeige (X7 et X8) pour les bassins versants de la Durance à Serre Ponçon et de l'Ain à Vouglans.	148
6.2	Caractéristiques utilisées dans l'approche dynamique à moyenne échéance pour les réservoirs de Serre-Ponçon et de Vouglans.	149

Introduction générale

1.1 L'hydroélectricité : un secteur en expansion

1.1.1 L'importance du secteur

L'utilisation de l'énergie hydraulique remonte à plus de deux mille ans, lorsque la civilisation grecque utilisait des meules à eau pour moulinier le grain¹, et des norias pour l'irrigation. D'après le site internet de l'Association Internationale de l'Hydroélectricité², à partir du XIX^e siècle, la mise en place des premières turbines permettant de créer de l'électricité à partir de l'eau marque le début du développement de l'énergie hydroélectrique dans le monde. De grands projets de construction d'ouvrages hydroélectriques ont été lancés durant l'entre-deux-guerres. Par exemple, aux Etats-Unis, la construction du barrage Hoover inauguré en 1936 fut l'un des projets hydroélectriques majeurs de l'époque. En France, d'importants aménagements hydroélectriques existent depuis le XIX^e siècle, comme la centrale au fil de l'eau de Cusset sur le Rhône (communication personnelle, EDF DTG Grenoble). La multiplication de la construction de grands ouvrages hydroélectriques est liée à la politique d'équipement hydroélectrique qui débuta après la Première Guerre mondiale avec la Loi sur l'Eau du 16 octobre 1919³. Cette loi a permis de nationaliser l'énergie hydraulique. D'importants ouvrages hydrauliques ont alors vu le jour comme le barrage de Bromme, inauguré en 1932 dans le Massif central (puissance de 167 MW), le barrage du Chambon, inauguré en 1934 dans les Alpes (hauteur de 136 mètres)³ et le barrage d'Eguzon sur la Creuse, inauguré en 1926.

Après la Seconde Guerre mondiale, la forte croissance économique et démographique a amené les services publics à construire de grands ouvrages hydroélectriques dans plusieurs régions du monde, comme en Europe, en Amérique du Nord, en Union Soviétique et au Japon². Entre 1945 et 1960, 120 grands barrages hydroélectriques furent construits en France, avec parmi eux le barrage de Tignes (1952) d'une hauteur de 180 mètres (plus

1. <https://www.energy.gov/eere/water/history-hydropower>

2. <https://www.hydropower.org/>

3. <http://www.barrages-cfbr.eu/Histoire-13.html>

haut barrage de France)³. Les plus grands réservoirs hydroélectriques français ont été construits entre 1960 et 2000, avec l'inauguration du barrage de Serre-Ponçon en 1960, de Vouglans en 1962 et de Sainte-Croix en 1974³.

Au cours des dernières décennies, le Brésil et la Chine sont devenus les leaders mondiaux de l'hydroélectricité, avec une puissance installée en 2018 de 100 273 MW (Brésil) et 341 190 MW (Chine), ce qui représente respectivement 64 % et 19,2 % de la production d'énergie totale de ces pays (IHA, 2018). Le développement intense de l'hydroélectricité dans ces deux pays et dans les pays en émergence économique s'explique par une plus forte demande en énergie, directement liée à la croissance démographique². Ces pays ont alors eu recours au développement de l'hydroélectricité, source d'énergie abordable économiquement, fiable et durable, ce qui, aujourd'hui encore, permet de soutenir une croissance économique rapide². De plus, le développement de cette énergie renouvelable est de plus en plus financé par le commerce Sud-Sud (entre pays en développement)² et par la Banque Mondiale pour le développement, dont les prêts sont passés de quelques millions de dollars en 1999 à près de deux milliards de dollars en 2014².

D'après le rapport de 2018 de l'Association internationale d'hydroélectricité (IHA, 2018), la capacité totale de production des centrales hydroélectriques dans le monde atteint plus de 1 200 GW, ce qui fait de l'hydroélectricité la première source d'énergie renouvelable dans le monde. En effet, la part de la production mondiale d'énergie renouvelable est de 25,6 % en 2018, dont 15,9 % sont issus de la production hydroélectrique (IHA, 2018).

Aujourd'hui, la France est le troisième pays d'Europe qui détient la plus forte capacité de production hydroélectrique, derrière la Norvège et la Turquie, avec 25 517 MW de puissance installée sur le territoire (IHA, 2018). En 2017, cette capacité installée a permis de produire avec l'hydraulique 10,1 % de la production totale française⁴. La part d'énergie renouvelable a été de 16,8 % en 2017, dont 9,2 % représentés par l'énergie hydraulique⁴, ce qui fait de l'hydroélectricité la première source d'énergie renouvelable française.

1.1.2 Une énergie renouvelable controversée

L'hydroélectricité est une énergie renouvelable dépendante des ressources en eau et donc des variabilités climatiques. Par exemple, durant l'année 2017, la France a été soumise à plusieurs épisodes de sécheresse, ce qui a causé une diminution de la production hydroélectrique de plus de 16 % par rapport à l'année 2016⁴. Afin de limiter l'impact des variations climatiques et de satisfaire au mieux la demande en production hydroélectrique, des réserves hydrauliques sont construites. Elles sont composées d'un barrage formant un réservoir et d'un volume d'eau stockable, appelé réserve ou retenue (Roche et al., 2012a). Les réserves hydrauliques permettent de stocker et déstocker l'eau en réserve selon la demande en énergie. L'hydroélectricité est donc une énergie renouvelable qui permet de « stocker de l'énergie » à travers des réserves en eau, ce qui n'est pas le cas des autres énergies renouvelables. Les réservoirs de grande taille permettent donc de limiter l'impact de la variabilité climatique.

4. <https://www.edf.fr/groupe-edf/espaces-dedies/l-energie-de-a-a-z/tout-sur-l-energie/produire-de-l-electricite/l-hydraulique-en-chiffres>

L'hydroélectricité est une énergie renouvelable qui possède plusieurs avantages dans son utilisation. Hancock et Sovacool (2018) soulignent le fait que l'hydroélectricité est une énergie renouvelable peu coûteuse (maintenance, mise en service), durable, fiable et efficace, car elle peut produire de l'énergie « sur demande » grâce à sa retenue d'eau. De plus, les auteurs mettent en valeur le fait que l'hydroélectricité ne rejette pas de gaz à effet de serre dans l'atmosphère. Son expansion dans les pays en développement permettrait donc d'éviter l'émission de près de trois milliards de tonnes de dioxyde de carbone par an (Hancock et Sovacool, 2018). En outre, une réserve en eau destinée à la production hydroélectrique peut présenter d'autres intérêts, comme la régulation des bas débits, le contrôle des crues, la mise à disposition de l'eau pour l'agriculture, sans compter la dimension récréative des réserves en eau (tourisme, pêche, baignade, sports nautiques) (Hancock et Sovacool, 2018). En France, le parc hydroélectrique EDF Durance-Verdon, situé dans les Alpes, génère plusieurs millions d'euros de chiffre d'affaires avec le tourisme, ce qui a représenté en 2013, 16 % des bénéfices économiques du parc hydroélectrique, contre 9 % qui sont associés à la production hydroélectrique, 12 % qui sont associés à l'eau potable et 63 % à l'agriculture. De plus, on estime que ce parc hydroélectrique a permis de créer 47 000 emplois (communication personnelle, EDF DTG Grenoble).

Néanmoins, la construction d'une réserve hydraulique, qu'elle soit destinée à l'hydroélectricité ou à un autre usage, peut également avoir un impact négatif sur l'environnement et les populations autour de la réserve en eau. En France, un collectif scientifique a réalisé une étude sur l'impact cumulé des réserves en eau sur le milieu aquatique (Carluer et al., 2016). L'étude conclut que les effets d'une retenue s'expriment à la fois en amont et en aval des cours d'eau. Les principaux impacts d'une réserve en eau sont : (1) l'apparition de processus physiques, chimiques et biologiques (évaporation plus intense, stockage de carbone, d'azote et de phosphate, dénitrification, apparition d'espèces invasives), (2) la modification des caractéristiques du cours d'eau (régime hydrologique, sédimentation accrue, modification des habitats, modification des caractéristiques physico-chimiques de l'eau comme la température, évolution des communautés biologiques présentes) et (3) des impacts écologiques en amont du cours d'eau (migration de certaines espèces de poissons ou d'invertébrés, modification de la flore avec une perte des forêts et de la végétation, modification de l'érosion, pertes agricoles). La présence d'une retenue crée également une pollution visuelle et peut avoir des impacts socio-culturels (Botelho et al., 2017). Par exemple, la construction d'un ouvrage hydraulique peut causer le déplacement des populations, l'immersion de leurs habitations et/ou de vestiges historiques (Botelho et al., 2017). Récemment, la construction du barrage des Trois-Gorges en Chine a provoqué le déplacement de près de 1,3 million de personnes (Tan et Hugo, 2011).

En France, la production hydroélectrique est encadrée par plusieurs réglementations dans le but de garantir la protection de l'environnement. Ainsi, la loi du 16 octobre 1919 a introduit le concept de « débit réservé », permettant de garantir les conditions nécessaires au développement de l'activité biologique des cours d'eau⁵. Le débit réservé permet également d'assurer l'alimentation des nappes superficielles et souterraines⁶. La dernière loi en vigueur, datant du 31 décembre 2006⁷, impose un débit minimum environnemental égal

5. <https://www.ecologique-solidaire.gouv.fr/hydroelectricite>

6. <http://www.gers.gouv.fr/Politiques-publiques/Environnement/Gestion-de-l-eau/Irrigation-et-gestion-des-prelevements/Obligation-de-respect-du-debit-reserve>

7. <https://www.legifrance.gouv.fr/affichCodeArticle.do?idArticle=LEGIARTI000006833152&cidTexte=LEGITEXT000006074220>

à un dixième du module hydrologique pour l'essentiel des cours d'eau, et un vingtième pour les bassins versants où le module est supérieur à $80 \text{ m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$. Concernant la protection des espèces aquatiques, la première loi évoquant la protection des milieux date du 31 mai 1865⁸. Cette loi envisage la mise en place d'échelles à poissons pour préserver la continuité écologique des cours d'eau malgré la présence de barrages. Ces échelles existent également pour faire passer les sédiments et ainsi modérer leur accumulation derrière le barrage⁵. En plus des enjeux écologiques, pris en compte dans l'instruction de nouveaux projets ou demandes de concession⁵, les ouvrages hydroélectriques doivent également faire l'objet d'une surveillance pour la sécurité et la sûreté de l'ouvrage (étude de danger, revue de sûreté, visites techniques), répétée une fois par an ou une fois tous les dix ans selon les caractéristiques des réservoirs⁹.

Enfin, on notera que les impacts des réserves en eau sur le milieu aquatique dépendent en partie des caractéristiques du bassin versant (hydrologie, climat, occupation du sol) et des caractéristiques du réservoir (taille, morphologie, volume, usages, temps de rétention d'eau dans la réserve) (Carluer et al., 2016). L'impact des réserves en eau dépend donc des conditions hydroclimatiques locales, mais aussi du type d'ouvrage.

1.1.3 Les types d'ouvrages hydroélectriques

Sur le territoire français, on retrouve quatre grands types d'ouvrages hydroélectriques :

- **les ouvrages au fil de l'eau** : l'électricité est produite en continu et il n'y a pas de réserve en eau. Ils assurent donc une production hydroélectrique en continu, mais restent très dépendants des variations de débits. Sur le territoire français, il existe plus de 1 900 centrales au fil de l'eau qui produisent plus de 50 % de l'énergie hydraulique¹⁰. Ces ouvrages ont une puissance de production cumulée d'environ 7 600 MW¹⁰. Parmi eux, certains peuvent atteindre des puissances importantes, comme la trentaine d'ouvrages disposés sur le Rhône et le Rhin, qui produisent près des deux-tiers de la production au fil de l'eau¹¹. Ces barrages ont souvent peu d'impact sur l'hydrologie des cours d'eau, mais ils peuvent en avoir un plus fort sur la biodiversité, notamment sur les poissons, qui peuvent se faire emporter par les canaux de déviation et dans les turbines.
- **les ouvrages de type « éclusée »** : ils sont caractérisés par une retenue pouvant aller jusqu'à 400 heures de production⁵, ce qui représente un stockage journalier à hebdomadaire. Ces ouvrages sont plus souvent retrouvés en moyenne montagne. En France, leur puissance installée cumulée est d'environ 4 800 MW¹⁰, avec près de 150 centrales de ce type¹⁰. Les réserves éclusées ont un plus fort impact sur l'hydrologie des cours d'eau que les ouvrages au fil de l'eau. Elles peuvent également favoriser le développement de processus biochimiques liés au stockage de

8. <http://www.hydrauxois.org/2017/07/genese-de-la-continuite-des-rivieres-en.html>

9. <http://www.gers.gouv.fr/Politiques-publiques/Environnement/Gestion-de-l-eau/Ouvrages-hydrauliques-plans-d-eau-barrages-moulins-diges/Les-barrages-au-titre-de-la-securite-publique>

10. http://www.energies-renouvelables.org/observ-er/html/energie_renouvelable_france/35-45_Hydraulique-SR.pdf

11. <https://www.france-hydro-electricite.fr/energie>

l'eau. Plus la taille du réservoir est importante, plus les impacts socio-économiques et environnementaux risquent de l'être également (déplacement des populations, ensevelissement de villages, destruction du paysage).

- **les ouvrages de type « lac-réservoir »** : la retenue de ces ouvrages est plus importante, nécessitant, parfois, des barrages de grande taille. Les lacs-réservoirs permettent de limiter l'impact des variations hydroclimatiques sur la production d'électricité, grâce à leur capacité de stockage⁵. Ces ouvrages permettent de répondre aux pics de consommation en fournissant en quelques minutes une grande puissance de production⁵, allant jusqu'à 9 000 MW¹⁰. En France, il existe une centaine d'ouvrages de ce type, principalement situés en moyenne et haute montagne⁵. Sur ce type d'ouvrage, les impacts socio-économiques et environnementaux peuvent être importants.
- **les ouvrages de type « STEP »** : ils sont composés d'un double réservoir d'eau, l'un en amont et l'autre en aval. Ils permettent ainsi de faire un transfert d'eau, et donc d'énergie, en pompant l'eau du réservoir situé en aval durant les périodes de faible consommation électrique vers le réservoir situé en amont. Dans le réservoir en amont, l'eau sera utilisée pour produire de l'électricité aux heures où la consommation est forte, puis stockée à nouveau dans la réserve en aval¹². La France recense une dizaine d'ouvrages de type STEP, pour une puissance installée cumulée de 4 500 MW¹⁰.

1.1.4 La gestion d'une réserve hydraulique

Les ouvrages hydroélectriques de type « éclusée », lac-réservoir et STEP sont constitués d'une réserve en eau. Ils nécessitent donc une gestion de leur retenue pour satisfaire au mieux les attentes portées par l'ouvrage (Roche et al., 2012a). Gérer une réserve en eau utile à la production hydroélectrique consiste à stocker et déstocker l'eau pour répondre au mieux à la demande en électricité (Roche et al., 2012a). Lorsque la demande est forte, l'eau est déstockée en étant acheminée dans des conduites forcées jusqu'à l'usine de production d'électricité. Selon les ouvrages hydroélectriques, la hauteur de chute entre la prise d'eau et l'usine de production peut varier entre 30 et 300 mètres¹³. En contact avec l'eau, les turbines vont s'activer et produire un mouvement de rotation qui va générer de l'énergie. Par la suite, 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 utilisée pour la production est ensuite conduite par un canal d'évacuation vers le lit aval de la rivière.

Sommairement, gérer une réserve en eau pour la production hydroélectrique revient à décider à quels moments il est plus intéressant de produire de l'énergie (donc utiliser l'eau dans la retenue) ou de stocker l'eau dans le réservoir (pour l'utiliser plus tard). La prise de décisions dans un tel contexte relève donc d'un défi, car elle doit faire face à des décisions contradictoires dans le temps (Dobson et al., 2019). En effet, la décision de déstocker l'eau en réserve ne dépend pas uniquement de l'état du système le jour de la décision (niveau du stock, apports, demande en énergie), mais également des états du système dans le futur

12. <https://www.edf.fr/groupe-edf/espaces-dedies/l-energie-de-a-a-z/tout-sur-l-energie/produire-de-l-electricite/les-stations-de-transfert-d-energie-par-pompage>

13. <https://www.edf.fr/groupe-edf/espaces-dedies/l-energie-de-a-a-z/tout-sur-l-energie/produire-de-l-electricite/les-differents-types-de-centrales-hydrauliques>

(les apports prévus et la demande prévue pour des échéances temporelles plus lointaines). La prise de décisions est donc complexe, car elle doit déterminer l'impact qu'aura la décision au jour j , sur l'état du système au jour $j+t$, dans un contexte d'avenir inconnu (apports hydrologiques incertains et variation de la demande en énergie). Ainsi, déstocker l'eau en réserve au jour j induit une diminution du stock pour les jours suivants. Si le stock au jour $j+1$ est trop bas pour produire de l'énergie (apport faible au jour $j+1$), mais que la demande en énergie est plus forte qu'au jour j , la gestion n'aura pas été optimale. En effet, elle n'aura pas su capturer l'intérêt de stocker l'eau au jour j pour l'utiliser à un moment futur plus favorable à la production. Le gestionnaire d'une réserve hydroélectrique doit ainsi quotidiennement s'interroger sur le problème suivant : **vaut-il mieux utiliser l'eau pour un bénéfice/coût immédiat, ou la garder pour l'utiliser dans un futur incertain mais potentiellement plus avantageux ?**

Afin d'aider le gestionnaire dans sa prise de décisions, des outils existent permettant d'orienter la décision par une modélisation du système physique. Cette modélisation permet de trouver une séquence de décisions optimales, répondant ainsi aux attentes apportées par l'ouvrage. On parlera alors d'optimisation de la gestion, ce qui prend en compte les éléments ci-dessous :

- **le système physique**, qui représente l'ouvrage en lui-même et son environnement. Il comporte les aménagements (collecteur, prise d'eau, dérivation) et les contraintes à prendre en compte dans la gestion de la réserve en eau pour (1) la sécurité de l'ouvrage et des populations environnantes (la capacité de stockage maximale et minimale de la retenue), (2) l'environnement (un débit réservé) et (3) l'exploitation de la réserve (la capacité maximale de production de l'usine hydroélectrique). Le système physique est également représenté par des variables non-contrôlables comme, par exemple, les volumes d'eau entrant dans le réservoir (débit) et les volumes d'eau sortant du réservoir (évaporation).
- **les usages à satisfaire**, qui sont souvent traduits par un (des) objectif(s) de gestion (hydroélectricité, agriculture, tourisme, soutien d'étiage). On parlera alors d'objectif unique si la réserve en eau doit seulement satisfaire la demande en énergie hydraulique. Le plus souvent, une réserve en eau aura plusieurs usages. Dans ce cas, les objectifs de gestion sont dits multiples (hydroélectricité et irrigation, par exemple).

Les enjeux de la gestion sont quantifiés dans la modélisation du système par une « fonction objectif » qui sera optimisée (par exemple, la maximisation de la production ou du revenu de production). Les aléas pris en compte dans l'optimisation de la gestion sont distingués selon deux classes : les aléas hydrologiques et les aléas relatifs à la demande. Les aléas hydrologiques ont un impact sur le système physique, la ressource en eau et donc les usages à satisfaire. La prévision hydrométéorologique permet de faire face aux aléas hydrologiques en apportant une information à court et/ou moyen terme (prévision des apports, prévision du risque d'épuisement de la retenue, prévision du risque de déversement). Les aléas sur la demande dépendent de l'objectif de gestion. Pour une réserve hydroélectrique, les aléas sur la demande sont souvent représentés par la fluctuation du prix de l'électricité dans le marché de l'électricité. Ils traduisent l'équilibre offre/demande en électricité, représentant la capacité de répondre à la demande en électricité avec la production disponible. Des systèmes de prévision des prix de l'électricité peuvent être incorporés dans la modélisation de la gestion pour faire face à cet aléa.

La gestion des réserves hydroélectriques est donc régie par des séquences de décisions, qui sont établies en fonction des intérêts immédiats et futurs de la production. Dans le but d'aider à la prise de décisions, le système de gestion est souvent modélisé. La modélisation génère une règle de gestion (décision) optimale, construite en fonction du problème d'optimisation qui, quant à lui, dépend : (1) des apports hydrologiques futurs au réservoir, (2) de la fluctuation de l'équilibre offre/demande et (3) du système à optimiser (taille du réservoir, capacité de production, contraintes de gestion) (Boucher et Ramos, 2018). De plus, la gestion d'une réserve hydroélectrique peut s'opérer de différentes manières selon l'horizon temporel de gestion, indépendamment de l'objectif de gestion qui peut rester identique (par exemple, la production hydroélectrique).

1.1.5 Les horizons temporels de la gestion hydroélectrique

Kerttula (2011) et Boucher et Ramos (2018) reportent trois principaux horizons temporels différents, chacun représentant un objectif de gestion propre à la production hydroélectrique. Le premier horizon temporel correspond à l'optimisation à long terme (trois à vingt ans). Cet horizon d'optimisation a, par exemple, pour objectif de mesurer l'intérêt d'investir dans la rénovation des centrales hydroélectriques, ou encore, d'explorer l'impact du changement climatique et du bouquet énergétique sur les revenus annuels de la production hydroélectrique (Ando et al., 2017 ; Gaudard et al., 2016 ; François et al., 2015).

L'optimisation à moyen terme est définie par un horizon temporel compris entre un mois et trois ans. L'objectif de la production hydroélectrique à cet horizon est d'appréhender le cycle annuel de la demande en énergie, afin de gérer le stock en eau dans le but d'allouer la production en conséquence (François et al., 2014).

Le dernier horizon temporel correspond à la gestion à courte échéance, située entre un et quinze jours. Cette gestion permet de planifier une règle de gestion pouvant être détaillée à des pas de temps plus fins (journaliers, horaires ou sub-horaires). La gestion à court terme doit faire face à l'incertitude liée à la fluctuation du marché de l'électricité. La production est valorisée selon le prix de revente de l'électricité.

Dans cette thèse

Nous nous intéressons aux systèmes hydroélectriques de type éclusée et lacs-réservoirs et aux horizons de gestion à court et moyen termes. La hauteur de chute entre la prise d'eau et l'usine de production n'est pas prise en compte dans la modélisation de la gestion. Nous donnons une dimension économique à la production hydroélectrique en optimisant la gestion selon la maximisation des revenus de production (prise en compte des prix auxquels l'énergie est vendue). Les règles de gestion élaborées avec nos modèles d'optimisation de la gestion d'une réserve hydroélectrique sont définies en fonction des prévisions hydrologiques, des prix de l'électricité et des contraintes de gestion imposées par les dimensions physiques des réservoirs.

1.2 La prévision hydrométéorologique

1.2.1 Principes

Dans Roche et al. (2012b), l'exercice qui représente la prévision hydrométéorologique est ainsi défini :

« [...] anticiper sur l'occurrence d'un évènement et le décrire avec plus ou moins de précision, qu'il s'agisse de la date de sa survenue ou de son ampleur ».

La prévision hydrométéorologique se décompose en deux grandes étapes : la prévision météorologique et la prévision hydrologique. La prévision météorologique se fonde sur plusieurs données afin de modéliser le comportement de l'atmosphère. Météo-France distingue trois phases qui permettent d'établir une prévision météorologique¹⁴ :

- **recueillir les données observées** : une prévision météorologique est réalisée, entre autres, à partir des conditions de l'atmosphère au jour d'initialisation de la prévision (température, pression atmosphérique, humidité, vent). Les données observées sont collectées à 90 % par des satellites météorologiques et les 10 % restants sont collectés par des stations au sol, des capteurs embarqués sur des avions de ligne, des navires de commerce ou des bouées ancrées et dérivantes. Par la suite, les données sont sélectionnées selon leur niveau d'intérêt, puis elles sont combinées aux dernières prévisions pour établir l'état initial du modèle de prévision météorologique. On parle alors d'assimilation de données.
- **simuler le comportement de l'atmosphère** : à partir de l'état initial, les modèles de prévision météorologique simulent l'évolution de l'atmosphère à une échéance temporelle donnée. Les modèles de prévision atmosphérique simulent les lois physiques de l'évolution de l'atmosphère (mécanique des fluides, changements d'état de l'eau, turbulences, rayonnements). Les simulations sont réalisées sur une grille à trois dimensions de mailles (cubes) plus ou moins larges. On parle alors de résolution spatiale du modèle. Le découpage horizontal s'effectue selon la résolution horizontale des mailles et le découpage vertical s'effectue en fonction du nombre de couches atmosphériques prises en compte dans le modèle (niveaux du modèle). Par exemple, Météo-France utilise des modèles de prévision météorologique pour la France, sur des mailles horizontales de 1,3 km (modèle AROME, qui couvre un domaine limité à la France métropolitaine)¹⁵ ou 7,5 km (modèle ARPEGE, qui peut être exploité dans n'importe quelle région du monde)¹⁵. Pour simuler l'état de l'atmosphère, les modèles numériques de prévision météorologique déterminent, sur chacune des mailles, une valeur de pression, de vent, de température et d'humidité.
- **expertiser les sorties du modèle** : les sorties d'un modèle météorologique sont expertisées par les prévisionnistes. À l'état brut, les sorties du modèle correspondent à des scénarios d'évolution des principaux paramètres météorologiques

14. <http://www.meteofrance.fr/prevoir-le-temps/la-prevision-du-temps/les-etapes-de-prevision>

15. <http://www.meteofrance.fr/prevoir-le-temps/la-prevision-du-temps/les-modeles-de-prevision-de-meteo-france>

(précipitations, températures, vents). Les prévisionnistes sélectionnent parmi les différents scénarios ceux qui leur apparaissent comme étant les plus probables, et les déclinent en produits de prévision pour les utilisateurs.

La résolution spatiale et temporelle d'un modèle météorologique dépend de la puissance de calcul disponible mais aussi des attentes face aux sorties du modèle (échéance temporelle de prévision, nombre de scénarios souhaité). Par exemple, le modèle AROME produit des prévisions météorologiques détaillées, allant de trois à trente-six heures d'échéance, qui sont utiles pour la prévision des phénomènes potentiellement dangereux comme les orages¹⁵. Le modèle ARPEGE produit des prévisions à plus grande échelle pour mieux anticiper les phénomènes comme les dépressions et les anticyclones¹⁵. Il est utilisé pour les prévisions météorologiques jusqu'à trois ou quatre jours. Au-delà, le modèle du Centre européen de prévision météorologique à moyen terme (CEPMMT), basé à Reading (Royaume-Uni), est utilisé (jusqu'à une échéance de quinze jours)¹⁵. Les produits de la prévision météorologique utiles pour la prévision hydrologique sont souvent des prévisions des précipitations et des températures. Généralement, les prévisions sont livrées sous forme de grilles, avec une valeur de précipitation et de température pour chaque point de grille et chaque scénario de prévision.

La prévision hydrologique s'appuie sur la modélisation des processus hydrologiques au sein d'un bassin versant. La prévision hydrologique se fait donc, la plupart du temps, à l'échelle du bassin versant. Les prévisions des précipitations et des températures sont donc extraites et agrégées à cette échelle.

Un modèle hydrologique permet de simuler les états (humidité des sols, niveau des nappes, stock de neige) d'un bassin versant et de les actualiser au cours du temps, en fonction de variables telles que la précipitation, la température et l'évapotranspiration. Il permet donc de représenter plus simplement la complexité du bassin versant et le passage de la précipitation au débit. Ces modèles sont généralement appelés « modèles pluie-débit ». À l'échelle du bassin versant, cette représentation simplifiée peut s'appuyer sur des paramètres physiques propres au bassin versant (occupation du sol, perméabilité des sols), ou sur des paramètres globaux, qui représentent les processus physiques à l'intérieur du bassin versant par des réservoirs conceptuels schématisant des réservoirs réels (réservoir sol, réservoir souterrain).

La prévision hydrologique est donc réalisée à partir d'un modèle pluie-débit. Elle est généralement produite à une fréquence régulière (horaire, journalière ou mensuelle) et repose à chaque nouvelle prévision sur : (1) l'état du système représenté par l'état du modèle hydrologique (niveau de remplissage des réservoirs conceptuels), (2) les dernières variables observées intégrées dans le modèle de prévision (débits, stock de neige, humidité des sols) et (3) les prévisions météorologiques considérées en entrée du modèle hydrologique. Le modèle de prévision hydrologique simule les débits prévus sur une échéance temporelle donnée, en fonction de l'état du modèle et des prévisions météorologiques actualisées à chaque initialisation de la prévision. La prise en compte des dernières variables observées correspond à l'étape d'assimilation de données et permet d'améliorer les conditions initiales de la prévision en prenant comme référence les dernières observations disponibles.

La prévision hydrométéorologique fait partie d'une chaîne d'informations, de modèles et de décisions. Cette chaîne, communément appelée « chaîne de prévision », s'appuie sur des modèles hydrométéorologiques propres à un secteur d'application (crue, étiage,

gestion). Dans le secteur de la gestion hydroélectrique, la chaîne de prévision est composée de modèles de prévision (météorologique et hydrologique) et d'un modèle d'optimisation de la gestion qui permet de délivrer une règle de gestion, pouvant aider le gestionnaire dans sa prise de décisions.

1.2.2 Les types de prévision

Aujourd'hui, il existe deux principaux types de prévision hydrométéorologique : les prévisions déterministes et les prévisions probabilistes. Une prévision météorologique déterministe est définie comme étant l'unique scénario d'une simulation des conditions atmosphériques futures. Cependant, il est impossible d'évaluer les incertitudes de cette prévision, étant donné qu'elle ne s'appuie que sur une seule évaluation de l'état initial et une seule évolution future de l'atmosphère (simulation du modèle météorologique). La prévision déterministe météorologique est considérée comme une donnée d'entrée au modèle de prévision hydrologique, donnant alors une prévision hydrologique déterministe. Malgré les avancées scientifiques de la modélisation du comportement de l'atmosphère, un unique scénario ne sera jamais représentatif du caractère aléatoire de ce dernier. Ainsi, les centres de prévision météorologique produisent également des prévisions probabilistes, qui permettent de mieux reproduire le caractère aléatoire du comportement de l'atmosphère.

Une prévision météorologique probabiliste est souvent définie à partir d'un ensemble de plusieurs scénarios, évalués à partir d'un jeu de conditions initiales de l'atmosphère qui va être légèrement perturbé (Palmer, 2002) ou d'une paramétrisation différente du modèle météorologique. Ces petites différences entre les conditions initiales et/ou de paramétrisation vont représenter les incertitudes existantes sur les conditions atmosphériques. Elles peuvent mener à des prévisions météorologiques très différentes. 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 sont plus informatives (en termes de quantification de l'incertitude de prévision) que les prévisions déterministes. Leur qualité est souvent meilleure que celle des prévisions déterministes à scénario unique (Boucher et al., 2011 ; Garçon et al., 2009 ; Roulin, 2007 ; Mylne, 2002), même en considérant la moyenne des membres de la prévision d'ensemble (Velázquez et al., 2011). De plus, les prévisions d'ensemble laissent un plus grand éventail de possibilités au gestionnaire de l'eau, ce qui traduit une meilleure utilité, comparativement aux prévisions déterministes (Boucher et al., 2012 ; Dale et al., 2012 ; Buizza, 2008 ; Mylne, 2002 ; Palmer, 2002 ; Richardson, 2000).

1.2.3 Qu'est-ce qu'une bonne prévision ?

Dans son article, Murphy (1993) définit une bonne prévision selon trois critères : la cohérence, la qualité et la valeur. La cohérence d'une prévision reflète l'accord entre le jugement d'un prévisionniste et les prévisions qu'il émet. Elle est rarement étudiée du fait de la difficulté de sa quantification.

La qualité d'une prévision correspond au degré de correspondance entre une prévision et l'observation associée. Elle est plus fréquemment étudiée dans la littérature que la cohérence et la valeur des prévisions. Murphy (1993) liste plusieurs attributs de qualité : fiabilité, précision, finesse, biais, résolution, incertitude, dont les plus communs sont détaillés dans le chapitre 2.3.1.

Enfin, la valeur d'une prévision représente les bénéfices réalisés à travers l'utilisation de la prévision dans la prise de décisions. Une prévision n'a donc pas de valeur intrinsèque, elle acquiert sa valeur à travers son utilité auprès des utilisateurs. La valeur d'une prévision peut être évaluée en termes de bénéfice économique (€) ou en termes de gain ou perte non-économique (e.g., pertes humaines). Par exemple, la valeur des prévisions en contexte de crue peut être évaluée selon les dommages matériels évités (destruction d'infrastructures publiques, destruction des biens personnels) ou selon les vies humaines sauvées grâce à la prise en compte de la prévision hydrométéorologique. Il est difficile d'évaluer la valeur d'une prévision, car elle dépend de plusieurs facteurs très variables : par exemple, de l'utilisateur et de la marche à suivre dans la prise de décisions, ou du contexte de la décision (crue, gestion hydroélectrique). En contexte de gestion des réserves hydroélectriques, la valeur de la prévision s'évalue par la satisfaction des objectifs de gestion. Elle peut donc s'exprimer en unités de production ou en unités économiques (en fonction des prix de vente de l'énergie).

1.2.4 La prévision hydrométéorologique pour le secteur hydro-électrique

Les prévisions hydrométéorologiques ont un rôle bien précis dans le secteur de l'hydroélectricité. Elles aident à respecter les enjeux autour de la production hydroélectrique, tels que la protection de l'ouvrage et des populations en aval, et le respect des contraintes environnementales. Elles fournissent également une information sur l'évolution future des conditions hydrologiques pour l'optimisation de la production électrique (Roche et al., 2012a ; Garçon et al., 2009).

Tandis que les prévisions à plusieurs scénarios ont été utilisées pour la gestion des réserves en eau à l'échelle saisonnière depuis les années 1970, la prise en compte des prévisions d'ensemble pour la gestion des réserves en eau à court terme est plus récente. Ce domaine a rapidement évolué au cours de la dernière décennie (Boucher et Ramos, 2018). Aujourd'hui, des systèmes de prévision d'ensemble sont opérationnels (ou quasi-opérationnels) dans plusieurs compagnies de production hydroélectrique, comme, par exemple, chez la CNR (Compagnie Nationale du Rhône) et EDF en France.

Dans la gestion des réserves en eau utiles à la production hydroélectrique, les différentes échéances de prévision sont utilisées pour l'optimisation de la gestion en fonction des différents objectifs de gestion (Boucher et Ramos, 2018 ; Kerttula, 2011) :

- les prévisions à très courte échéance (entre deux et trois jours d'échéance) sont utiles pour la gestion des crues et la sécurité des ouvrages et des populations en aval de la retenue. Les prévisions peuvent être initialisées plusieurs fois par jour, à des pas de temps très fins. Elles permettent donc d'établir une règle de gestion détaillée à des pas de temps horaires ou sub-horaires.

- les prévisions à courte échéance (entre sept et quinze jours d'échéance) sont utiles pour la planification de la production hydroélectrique et sa valorisation, liée aux bénéfices de vente de l'électricité. En effet, elles donnent une information sur les volumes d'eau entrant dans la réserve, ce qui permet de mieux placer les moments de stockage et déstockage de l'eau. Les prévisions sont généralement initialisées tous les jours, au pas de temps journalier, même si la gestion peut être discrétisée au pas de temps horaire pour mieux prendre en compte les fluctuations du prix de l'électricité.
- les prévisions à moyenne échéance (un mois à trois ans d'échéance) sont utiles pour la planification de la gestion à l'échelle saisonnière. Elles donnent une information sur les possibles niveaux futurs de stock en eau, ce qui permet de mieux allouer la production dans le temps (François et al., 2014). Les prévisions sont initialisées moins fréquemment (mensuellement ou bimensuellement) et sont émises, souvent, au pas de temps journalier.

Dans cette thèse

Nous utilisons des modèles de prévision hydrologique conceptuels, alimentés par des prévisions météorologiques d'ensemble. Ces modèles fournissent des prévisions d'ensemble d'apports aux réservoirs dont on évalue la qualité et la valeur économique dans un contexte de gestion hydroélectrique. Les échéances maximales de prévision utilisées vont de sept jours à deux ans, car elles sont utiles à la gestion de la production hydroélectrique à courte et moyenne échéances, auxquelles nous portons intérêt.

1.3 Le prix de l'électricité

1.3.1 Le marché EPEX spot

Depuis plus de dix ans, le marché de l'électricité est devenu libre en France, c'est-à-dire qu'il offre des prix et des services compétitifs dans le but affiché de garantir une sécurité d'approvisionnement en électricité. Le marché de l'électricité est composé de plusieurs entreprises qui organisent la production d'énergie, la négociation des prix de l'électricité, la commercialisation de la production, le transport et la fourniture d'énergie. Les producteurs d'électricité désirent vendre l'énergie au meilleur prix à des fournisseurs. L'achat de l'électricité par les fournisseurs se fait directement sur le marché de l'électricité.

Le marché EPEX SPOT couvre la gestion du marché de l'électricité en Allemagne, en France, au Royaume-Uni, aux Pays-Bas, en Belgique, en Autriche, en Suisse et au Luxembourg. Il est composé d'une plateforme où les transactions d'achat et de vente peuvent être proposées entre les membres du marché. Les accords formés obligent ainsi chaque partie à acheter ou vendre une quantité d'électricité aux prix du marché diffusés par le marché EPEX SPOT¹⁶. Le marché EPEX SPOT délivre plusieurs produits divisés en deux grandes catégories :

16. https://www.epexspot.com/fr/epex_spot_se/epex_spot_et_le_marche_de_l_electricite

- **les produits SPOT** : les produits SPOT correspondent au prix journalier *day-ahead* (prix défini la veille pour une livraison le lendemain). Ce prix traduit donc l'équilibre offre-demande à très courte échéance. Il est soumis à des ajustements le jour de la livraison en fonction du respect de l'équilibre offre-demande.
- **les produits à terme** : les produits à terme correspondent à des contrats à long terme (plusieurs mois ou années). Les prix sont fixés par les acheteurs/vendeurs. Ces contrats permettent d'éviter les fluctuations des prix SPOT.

1.3.2 Facteurs d'influence du prix

Le prix de l'électricité est très volatil. Il dépend de plusieurs facteurs susceptibles de le faire varier, dont les principaux sont listés ci-dessous :

- **le climat** : celui-ci va jouer un rôle important dans la variation du prix de l'électricité, car il est directement lié à la demande en électricité (RTE, 2014). En France, la demande est plus forte en hiver avec l'utilisation du chauffage électrique. Il peut également y avoir une forte demande en été avec l'utilisation de la climatisation. Le prix évolue donc selon une tendance saisonnière, avec un prix généralement plus fort en hiver et plus faible en été, à l'exception des épisodes caniculaires. La vague de froid de janvier 2017 a entraîné des tensions sur l'équilibre offre/demande, et donc une augmentation des prix SPOT de l'électricité, dépassant 100 €/MWh sur une centaine d'heures répartie sur tout le mois et en particulier entre le 24 et 26 janvier (CRE, 2017).
- **la demande** (ou consommation) en électricité et **la disponibilité** de la production électrique (ou offre) : d'après le rapport de 2014 du réseau de transport de l'électricité (RTE, 2014), les chroniques de consommation d'électricité montrent que la consommation journalière est forte en journée et basse la nuit. De même, la consommation est plus faible le week-end qu'en semaine, surtout le dimanche du fait de la fermeture des industries et des commerces. La tendance hebdomadaire est identique pour toutes les saisons de l'année. En 2015, il n'y a eu aucun pic de prix SPOT en raison de l'absence de tension sur l'équilibre offre/demande (prix SPOT moyen annuel de 38,6 €/MWh) (CRE, 2016). Par contraste, en septembre et en octobre 2017, la disponibilité du parc nucléaire a chuté, en raison de la surveillance accrue de plusieurs centrales nucléaires et la mise en arrêt le 28 septembre des quatre réacteurs de la centrale nucléaire de Tricastin. Ce contexte a provoqué une tension sur l'équilibre offre-demande et une augmentation des prix de l'électricité SPOT, qui ont atteint 80 €/MWh (CRE, 2018).
- **l'équilibre offre/demande d'autres pays et les mouvements sociaux et politiques** : par exemple, le 25 avril 2016, le président de la République française a annoncé la mise en place d'une taxe carbone dans l'industrie du charbon. Cette annonce a provoqué une hausse ponctuelle du prix à terme de 3 €/MWh (CRE, 2016). Pour donner un autre exemple, en novembre 2018, les prix de l'électricité SPOT en France ont dépassé 200 €/MWh sous l'influence de la faible disponibilité nucléaire en Belgique (2 GW disponibles pour 6 GW installés), d'une vague de froid (jusqu'à 5 °C en dessous des normales de saison) et de la réduction de la disponibilité nucléaire en France, en partie due à plusieurs mouvements sociaux (CRE, 2019).

1.3.3 Quantification de la valeur de la prévision

Le prix de l'électricité reflète la demande et la disponibilité de la production. L'optimisation de la gestion d'une réserve hydroélectrique, dont l'objectif est de participer au mieux à la satisfaction de la demande, cherche à placer les moments de production quand la demande en électricité est forte, et donc quand le prix de l'électricité l'est également. À travers le prix de l'électricité, la production peut donc être valorisée économiquement selon un revenu de gestion hypothétique. Par exemple, produire à un moment où le prix de l'électricité est à 40 €/MWh revient, hypothétiquement, à vendre l'électricité produite à ce prix.

Dans cette thèse

Nous valorisons la prévision hydrométéorologique à travers la gestion des réserves en eau destinées à la production hydroélectrique, en considérant le prix de l'électricité EPEX SPOT observé. Lorsque le prix EPEX SPOT n'est pas disponible (avant 2001), nous produisons des prévisions du prix de l'électricité à partir de la température observée et de son lien avec la consommation en électricité.

1.4 Lien entre qualité et valeur des prévisions hydrologiques : un défi scientifique

D'après Murphy (1993), il existe un lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique, mais ce lien est difficile à mettre en évidence, car il dépend essentiellement du cas d'application pour lequel la valeur de la prévision est mesurée.

Ces dernières années, plusieurs études ont montré l'intérêt de l'utilisation de la prévision hydrologique pour l'aide à la décision en contexte de crue (Pappenberger et al., 2015 ; Dale et al., 2012 ; Weerts et al., 2011 ; Buizza, 2008 ; Richardson, 2000) ou dans un contexte de gestion des ressources en eau (Crochemore et al., 2016b ; Anghileri et al., 2016 ; Boucher et al., 2012 ; Stakhiva et Stewart, 2010). L'importance de considérer les incertitudes et l'amélioration des systèmes de prévision pour la prise de décisions en contexte incertain est également étudiée dans les études de Krzysztofowicz (1999), Ramos et al. (2010) et Coccia et Todini (2011).

L'intérêt économique de la prise en compte des prévisions hydrologiques comme aide à la décision peut se chiffrer en plusieurs milliers d'euros. Hamlet et al. (2002) ont montré que les bénéfices générés par l'utilisation de la prévision saisonnière pour la gestion d'une réserve en eau servant à l'irrigation, la production hydroélectrique, la navigation, la protection des crues et le tourisme peuvent atteindre 153 millions d'euros par an. D'autres études, comme celle de Maurer et Lettenmaier (2004), ont montré que l'utilisation de la prévision peut apporter une amélioration de la satisfaction des objectifs de gestion de l'ouvrage hydraulique. Les auteurs ont montré que l'amélioration de la prévision permet d'améliorer les revenus de gestion de 7,1 % (avec une prévision parfaite égale à l'observation) et de 1,9 % (avec une prévision hydrométéorologique améliorée) par rapport aux revenus de gestion générés à un système de prévision de prédictibilité nulle. Dans cette étude, ces pourcentages d'amélioration des revenus de gestion représentent respectivement

un bénéfice de 25,7 millions d'euros et 6,8 millions d'euros. En contexte de gestion des crues, Pappenberger et al. (2015) ont montré que les bénéfices potentiels de l'amélioration des systèmes de prévision des crues européens sont de l'ordre de 400 euros pour un euro investi dans les systèmes de prévision des crues.

Les études existant dans la littérature sur l'utilité de la prévision hydrologique pour l'aide à la décision ne permettent pas d'établir un lien clair entre la qualité de la prévision et sa valeur économique. En effet, le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique dépend du système de prévision utilisé, du contexte hydrologique et géologique de la zone d'étude, du système de gestion et des modèles d'aide à la décision utilisés (Turner et al., 2017 ; Anghileri et al., 2016 ; Pappenberger et al., 2015 ; Boucher et al., 2012). Maurer et Lettenmaier (2004), Turner et al. (2017) et Anghileri et al. (2016) montrent tous que l'utilité d'un même système de prévision diminue à mesure que la taille du réservoir d'eau à gérer augmente. Par exemple, dans l'étude de Maurer et Lettenmaier (2004), les bénéfices de la prévision pour un grand réservoir atteignent 1,8 % contre 7,1 % pour un réservoir de taille réduite.

Dans cette thèse

Mesurer le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique dans le secteur de la production hydroélectrique représente un défi scientifique, car il dépend de plusieurs facteurs : du système de prévision, du système de gestion et de sa modélisation. Notre travail sur le sujet a débuté il y a plus de trois ans avec mon stage de Master 2 (Cassagnole, 2016 ; Cassagnole et al., 5-7/06/2016). En France, nous produisons, à notre connaissance, la première étude sur le sujet. Cela traduit donc l'originalité de cette thèse.

De plus, dans la littérature internationale, quelques études récentes se focalisent sur un cas d'étude précis (Arsenault et Côté, 2019 ; Marcos et al., 2018 ; Turner et al., 2017). Dans cette thèse, nous présentons une méthodologie applicable sur plusieurs bassins versants français pour mettre en évidence un lien plus général entre la qualité et la valeur économique sur différents bassins versants.

1.5 Objectifs de la thèse et questions scientifiques

L'objectif principal de cette thèse est de déterminer s'il existe un lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique pour le secteur hydroélectrique. Afin de répondre à cet objectif, nous avons posé plusieurs questions scientifiques (sous-objectifs), auxquelles nous répondrons dans ce manuscrit :

1. Dans quelle mesure un modèle de gestion d'une réserve hydroélectrique est sensible à la qualité de ses entrées (prévisions d'apports en eau) ?
2. Dans quelle mesure la qualité d'une prévision à courte échéance influence sa valeur économique ?
3. Retrouve-t-on un lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions à toutes les échéances de prévision/gestion du secteur hydroélectrique ?
4. Le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et la valeur économique est-il dépendant de la taille du réservoir ?

5. Peut-on améliorer la gestion à court terme d'une réserve de type lac-réservoir en prenant en compte une information sur la valeur marginale de l'eau donnée par la gestion à plus longue échéance ?

1.6 Un travail de recherche collaboratif

1.6.1 Le projet IMPREX H2020

Afin de faire avancer les recherches sur l'utilité et la valeur des services climatiques et de la prévision hydrométéorologique dans divers secteurs d'application, le projet IMPREX H2020 a été lancé en 2015¹⁷ (Ramos et al., 2016 ; Van Den Hurk et al., 2016). Quatre objectifs spécifiques étaient à l'origine du projet : (1) développer des outils afin d'améliorer les systèmes de prévision hydrométéorologique pour les extrêmes (crues et étiages) ; (2) développer des outils permettant de mieux évaluer les risques liés aux événements hydrométéorologiques extrêmes ; (3) démontrer la valeur de l'information climatique et hydrologique pour plusieurs secteurs d'application comme la gestion des crues, la production hydroélectrique, la navigation ou encore l'irrigation agricole ; (4) élaborer un prototype de service hydro-climatique pour les risques multisectoriels et transrégionaux liés aux aléas hydrologiques. Cette thèse contribue aux recherches menées dans le secteur d'application « hydroélectricité ».

1.6.2 Le partenaire opérationnel : EDF

Dans cette thèse, nous avons eu l'opportunité de travailler avec EDF, qui est le principal producteur d'électricité en France. Nous nous sommes ainsi intéressés à leurs méthodes employées en opérationnel pour la réalisation des prévisions hydrologiques et leur usage. Nous nous appuyons ici sur les articles de Desaint et al. (2009), Moulin et al. (2019) et Ramos et al. (2010), sur une interview de M.Le Lay et R.Garçon (EDF DTG Grenoble) réalisée par M.H. Ramos en mars 2013, ainsi que sur les nombreuses réunions tenues au long de la thèse avec R.Garçon, J.Gailhard (EDF DTG Grenoble), F. Hendrickx (EDF Lab Chatou) et T.Ouillon (EDF Lab Saclay).

Depuis les années 1970, EDF produit des prévisions hydrométéorologiques dans deux centres de prévision opérationnels : Grenoble et Toulouse. Ces prévisions sont utiles pour la sûreté des cours d'eau (gestion des aménagements en crue) et la gestion des ressources en eau (optimisation de la production hydroélectrique, respect de la réglementation environnementale). Les horizons de prévision utiles pour la gestion opérationnelle des ouvrages hydroélectriques s'étendent de quelques jours à plusieurs mois. On distingue alors deux différents produits de prévision :

- **les prévisions à courte échéance** : EDF utilise les prévisions météorologiques d'ensemble issues du modèle européen du CEPMMT¹⁸. Ces prévisions sont émises au pas de temps journalier et à une échéance maximale de quatorze jours. Elles sont

17. <https://www.imprex.eu/>

18. Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme

composées de cinquante membres¹⁹. Les prévisions météorologiques sont corrigées par un traitement statistique élaboré à partir d'une étude statistique des biais et de la dispersion des prévisions. Ensuite, le modèle hydrologique conceptuel opérationnel MORDOR (Garçon, 1996) est utilisé pour produire des prévisions hydrologiques d'ensemble à partir des prévisions météorologiques du CEPMMT corrigées. Un deuxième traitement statistique est appliqué sur les prévisions hydrologiques d'ensemble. À chaque étape de la réalisation d'une prévision hydrologique, le prévisionniste peut apporter son expertise. Les bulletins de prévision émis concernent une quarantaine de points sur une trentaine de cours d'eau, principalement situés au niveau des aménagements de production.

- **les prévisions à moyenne échéance** : EDF produit également des prévisions hydrologiques saisonnières à échéance de quelques mois, qui sont construites à partir des historiques des précipitations et températures observées (aucun modèle de prévision météorologique n'est utilisé). Ces prévisions sont actualisées toutes les semaines et sont également produites à partir du modèle hydrologique MORDOR.

Les prévisions à courte et moyenne échéance sont transmises aux gestionnaires de barrages qui exploitent leur vallée à l'aide de deux modèles de gestion : un modèle à courte échéance, et un modèle à moyenne échéance nommé MORGANE. L'orchestration de la gestion/production hydraulique est réalisée au niveau national à partir du Centre Opérationnel Production-Marché de Lyon.

Le modèle MORGANE est lancé chaque semaine, et prend en compte des scénarios de prévision hydrologique s'appuyant sur l'historique des débits, à moyenne échéance (et éventuellement une prévision hydrométéorologique déterministe à courte échéance, également fournie par la DTG). Le modèle MORGANE délivre, chaque semaine, une stratégie de gestion à moyenne échéance qui dépend de l'évolution du stock minimal et maximal à suivre, et les valeurs économiques du stock. Ces notions sont plus détaillées dans la suite du manuscrit.

La stratégie de gestion du modèle MORGANE est intégrée dans les modèles de gestion à court terme. Les modèles de gestion à court terme sont utilisés par les gestionnaires d'EDF. Ils opèrent une gestion à un horizon hebdomadaire ou bimensuel, en fonction des prévisions hydrologiques à courte échéance délivrées par les centres de prévision opérationnels. Ce modèle donne un planning de production en exploitant les sorties de gestion du modèle MORGANE pour chaque semaine de la période d'étude.

Dans cette thèse

Nous utilisons des modèles de gestion à court et moyen termes qui représentent, de manière simplifiée, les modèles de gestion opérationnels à EDF.

19. <https://www.ecmwf.int/en/forecasts/documentation-and-support/medium-range-forecasts>

1.7 Structure du manuscrit

Ce manuscrit de thèse se divise en **huit chapitres**, en incluant ce chapitre introductif. Ils représentent les différentes étapes qui ont conduit à répondre à nos questions scientifiques. Le **chapitre 2** s'intéresse aux méthodes d'optimisation de la gestion ainsi qu'à l'évaluation de la qualité et de la valeur d'une prévision. Il dresse également un état de l'art sur les études passées qui ont cherché à mettre en évidence un lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique. Le **chapitre 3** expose les différentes expérimentations que nous avons menées afin de répondre à l'objectif principal de la thèse. Il présente également les données et les modèles utilisés. La description des résultats des expérimentations commence avec le **chapitre 4**, qui présente l'étude de sensibilité de notre modèle de gestion à courte échéance des réserves hydroélectriques, en utilisant des séries d'apports en eau synthétiques, de qualité contrôlée. Le **chapitre 5** se focalise sur l'analyse du lien entre la qualité des prévisions opérationnelles et leur valeur économique à travers le même modèle de gestion que celui utilisé dans le chapitre 4. Dans ce chapitre, l'impact de la qualité sur la valeur est également étudié, ainsi que l'influence du système de gestion sur le lien entre la qualité et la valeur. Pour le **chapitre 6**, on se propose de faire varier l'échelle de temps, en explorant le lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions hydrologiques à moyenne échéance. Le modèle de gestion et les objectifs de gestion sont alors différents des précédents chapitres. Le **chapitre 7** présente l'intérêt de gérer une réserve en eau pour la production hydroélectrique avec un couplage de gestion et d'information hydrologique à courte et à longue échéance. Enfin, le **chapitre 8** présente une conclusion générale, qui résume l'ensemble de ces travaux de thèse en répondant aux différentes questions posées, et propose des perspectives de recherche qui pourraient être menées dans le futur.

Gérer et analyser les apports à un réservoir hydroélectrique

2.1 Introduction

La gestion d'une réserve en eau utile à la production hydroélectrique (réserve hydroélectrique) a pour but de produire suffisamment d'électricité pour satisfaire la demande. La problématique peut se résumer, de manière très simplifiée, à choisir entre déstocker l'eau contenue dans le réservoir afin de produire de l'énergie dans l'immédiat, ou stocker l'eau dans le réservoir, et donc de l'énergie, pour l'utiliser plus tard. Des modèles numériques permettent de modéliser le problème réel en optimisant la gestion dans le but de définir une séquence de décisions (ou « règle de gestion ») qui répondra au mieux aux besoins du gestionnaire.

L'optimisation de la gestion d'une réserve hydroélectrique consiste à satisfaire les objectifs de gestion propres à l'ouvrage en maximisant, par exemple, la production hydroélectrique. Lorsqu'il n'y a qu'un seul objectif de gestion, la gestion sera dite « mono-objectif ». Néanmoins, une réserve en eau peut servir à répondre à la demande de plusieurs utilisateurs, outre le producteur hydroélectrique, comme l'allocation de l'eau pour l'agriculture, la protection des crues, la dimension récréative de la réserve en eau. Dans ce cas, la gestion de la réserve en eau est dite « multi-objectifs » et représente un enjeu de gestion et de modélisation plus complexe.

Les modèles de gestion prennent en compte, la plupart du temps, des prévisions hydrométéorologiques, qui donnent une information sur les volumes d'eau entrant dans le réservoir. Le résultat d'un modèle de gestion est donc dépendant de la qualité de l'information qui lui est fournie en entrée. Elle est définie selon plusieurs attributs, et se mesure avec des scores de qualité numériques ou graphiques. La qualité d'un système de prévision est souvent établie en comparant les prévisions hydrométéorologiques aux observations correspondantes.

La valeur d'une prévision utile pour le secteur hydroélectrique est mesurée par l'aide qu'elle apporte au gestionnaire pour satisfaire au mieux les objectifs de gestion. Elle peut s'exprimer de manière économique si les objectifs de gestion s'intéressent aux revenus de gestion (dans ce cas, la production est valorisée par le prix de l'électricité). La valeur de la prévision varie donc en fonction de la qualité de la prévision hydrométéorologique, du système physique à modéliser et des objectifs de gestion. Il existe plusieurs études qui cherchent à mesurer la qualité d'un système de prévision hydrométéorologique, mais très peu analysent le lien entre la qualité et la valeur de ces prévisions.

Établir un lien entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques et leur valeur économique est rarement simple, car ce lien dépend du contexte géographique de l'étude, du système de prévision et des modèles d'aide à la décision utilisés. Les études ayant cherché à mettre en évidence l'existence de ce lien pour le secteur hydroélectrique n'en ont pas toujours établi un qui soit clair.

L'objectif de ce chapitre est de présenter un état de l'art des méthodes et des études existantes qui cherchent à établir un lien entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques et leur valeur. Dans un premier temps, nous nous intéressons aux méthodes numériques utilisées pour modéliser la gestion des réserves hydroélectriques et pour quantifier les besoins du gestionnaire. Les résultats d'un modèle de gestion étant dépendants de la qualité des entrées, nous nous focalisons, dans un deuxième temps, sur les méthodes usuellement employées pour mesurer la qualité des prévisions hydrométéorologiques. Quelques méthodes évaluant la valeur d'une prévision sont également évoquées. Enfin, nous présentons une synthèse des études ayant cherché à mettre en évidence le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur pour le secteur hydroélectrique.

2.2 La modélisation de la gestion des réserves en eau

Dans cette partie, nous présentons les méthodes utilisées dans la littérature pour modéliser, et optimiser, la gestion d'une réserve en eau. La modélisation de la gestion peut être décrite selon trois éléments : les objectifs de gestion, les contraintes de gestion et les algorithmes employés, qui permettent de répondre aux objectifs tout en respectant les contraintes de gestion. Nous nous appuyons principalement sur cinq études (Dobson et al., 2019 ; Ahmad et al., 2014 ; Rani et Moreira, 2010 ; Celeste et Billib, 2009 ; Labadie, 2004), qui dressent un état de l'art des méthodes utilisées pour modéliser la gestion des réserves en eau, qu'elles aient pour objectif de satisfaire la demande en électricité (réserves hydroélectriques) ou, par exemple, la demande en eau pour l'irrigation de terres agricoles.

2.2.1 Les objectifs de gestion

Un des aspects les plus complexes de la modélisation de la gestion des réserves en eau est de traduire numériquement les attentes de gestion de la réserve, qu'elles comprennent un unique objectif ou plusieurs objectifs de gestion. Pour faciliter l'implémentation des attentes de gestion de l'ouvrage dans une modélisation numérique, les systèmes réels (volume du réservoir, hauteur de chute, capacité de production) sont généralement simplifiés et les objectifs de gestion sont traduits par une fonction objectif à maximiser ou minimiser.

En prenant pour exemple la gestion d'une réserve en eau ayant pour unique objectif la satisfaction de la demande en électricité, le problème de gestion à résoudre consiste à définir les moments où il est plus optimal de déstocker l'eau pour la production, et ceux où il est plus optimal de stocker l'eau pour une utilisation future. La fonction objectif, liée à ce problème de gestion, peut alors être exprimée en termes économiques (maximisation des revenus liés à la production hydroélectrique ou minimisation du coût d'activation des turbines) ou en termes énergétiques (maximisation de la production) (François, 2014 ; Roche et al., 2012a).

Une fonction objectif exprimée en termes économiques, par la maximisation des revenus de gestion sur une fenêtre d'optimisation allant de $t = 1$ à T , peut être représentée par le problème suivant :

$$\max_{r_t} \sum_{t=1}^T (f(u_t, s_t, p_t, q_t) + F_{t+1}(S_{t+1})) \quad (2.1)$$

où les variables u_t , s_t , p_t et q_t représentent, respectivement, le volume d'eau à déstocker, le volume d'eau dans le réservoir (état du réservoir), le prix de l'électricité et les apports au réservoir prévus à l'instant t . Le terme $f(u_t, s_t, p_t, q_t)$ de la fonction objectif maximise le revenu de production immédiat en fonction du volume déstocké pour la production, de l'état du réservoir, des apports au réservoir et du prix de l'électricité à l'instant t . Le terme $F_{t+1}(S_{t+1})$ représente les revenus potentiels futurs donnés pour un niveau de stock S_{t+1} . La fonction objectif représentée par le problème 2.1 permet donc de maximiser les revenus immédiats à l'instant t tout en prenant en compte les revenus potentiels futurs à l'instant $t + 1$. Or, selon les objectifs de gestion, il est possible de ne pas considérer les revenus potentiels futurs dans la fonction objectif (terme $F_{t+1}(S_{t+1})$). Dans ce cas, seuls les revenus de gestion immédiats sont maximisés (terme $f(u_t, s_t, p_t, q_t)$).

Il est rare qu'une réserve en eau soit destinée à répondre à un unique objectif, et souvent le gestionnaire doit partager la ressource avec plusieurs utilisateurs. La modélisation de la gestion est alors plus complexe, car elle doit prendre en compte plusieurs objectifs qui ne s'expriment pas toujours dans la même unité. Dans la littérature, il existe plusieurs manières de représenter un problème multi-objectifs dans la modélisation de la gestion. La manière la plus simple s'applique lorsque les différents objectifs peuvent s'exprimer dans la même unité. La fonction objectif peut alors s'écrire sous la forme d'une équation mono-objectif, en maximisant (minimisant) les revenus (coûts) totaux de tous les objectifs de gestion. Arjoon et al. (2014) utilisent cette manière de représenter leur problème multi-objectifs. Leur étude explique que, en 2011, le gouvernement éthiopien avait programmé la construction d'un barrage en amont du Nil. Le réservoir constitué par le barrage permettrait de stocker l'eau dans le but de produire de l'électricité, distribuée, par la suite, en Éthiopie et dans les pays voisins. Il permettrait également de limiter des inondations. Or, l'Égypte et le Soudan sont tributaires des crues du Nil pour le développement de leur agriculture, ce qui crée des conflits d'usage entre ces pays. Pour répondre au problème multi-objectifs de la modélisation de la gestion, les auteurs ont exprimé une unique fonction objectif cherchant à maximiser les revenus liés à l'agriculture (via l'irrigation) et à l'hydroélectricité. Les revenus liés à l'hydroélectricité sont exprimés en fonction du prix de l'électricité, de la capacité de production de l'usine et des pertes économiques liées à la

mise en route de la production, tandis que les revenus liés à l'agriculture sont exprimés en fonction des revenus de la production agricole, de la taille de la surface agricole exploitée et des coûts de production de la culture.

Selon les objectifs de gestion d'une réserve en eau, il n'est pas toujours possible d'exprimer les différents objectifs dans la même unité. Une autre approche consiste à résoudre un problème multi-objectifs en trouvant l'optimum à partir d'un ensemble de solutions optimales de Pareto, représentées sous forme de front de Pareto. Un front de Pareto représente donc toutes les solutions possibles pour satisfaire les objectifs de gestion. La solution optimale correspond au meilleur compromis concernant la satisfaction des objectifs de gestion. On considère alors qu'on ne peut pas satisfaire la demande en eau d'un objectif sans altérer celle d'un autre objectif. Le décideur peut alors visualiser l'impact d'une décision sur tous les objectifs de gestion. Prendre une décision à partir d'un front de Pareto revient à attribuer indirectement un poids à chaque objectif de gestion. Certaines études comme celle de Giuliani et al. (2016) s'appuient sur la construction d'un front de Pareto à partir de l'attribution de poids à chaque objectif de gestion (Giuliani et al., 2016 ; Gass et Saaty, 1955), avec une optimisation mono-objectif répétée pour chaque point optimal de Pareto généré en adaptant la pondération des objectifs. Quinn et al. (2018) utilisent également cette méthode pour représenter leur problème de gestion multi-objectifs. Leur étude se focalise sur une réserve en eau au Viêt Nam dont la ressource doit être partagée entre la production hydroélectrique, l'allocation en eau dans plusieurs secteurs (irrigation et eau potable) et la protection des crues de la ville de Hanoï. Cette étude montre que la production hydroélectrique est robuste dans ce système, mais que l'augmentation du débit moyen dans la rivière et la variabilité de l'intensité des moussons conduisent les gestionnaires à faire face à des difficultés concernant la gestion de la protection des crues. De plus, les auteurs soulignent que la demande croissante en eau pour l'agriculture ne peut être tolérée que si les débits moyens de la rivière augmentent.

Lorsque les objectifs de gestion ne peuvent pas s'exprimer dans la même unité, il est également possible de simplifier le problème de gestion en exprimant un des objectifs de gestion comme une contrainte de gestion. Par exemple, François (2014) et François et al. (2014) étudient l'évolution du système de gestion d'un bassin versant français, la Durance à Serre-Ponçon, en contexte de changement climatique. La réserve en eau doit satisfaire des demandes pour l'agriculture, pour le tourisme et pour la production hydroélectrique. Les auteurs définissent les demandes en eau pour l'irrigation et le tourisme comme étant des contraintes de gestion et non pas des objectifs à maximiser ou minimiser.

2.2.2 Les contraintes de gestion

L'optimisation de la gestion des réserves en eau doit répondre aux objectifs de gestion tout en respectant les contraintes imposées par le système à gérer. Dobson et al. (2019) classent les contraintes de gestion dans deux catégories : les contraintes strictes, qui ne peuvent en aucun cas être violées, et les contraintes souples, qui ne devraient pas être violées, mais qui ne sont pas « physiquement » inviolables.

Les contraintes strictes sont souvent représentées par les dimensions physiques de l'ouvrage comme la capacité minimale du réservoir ou encore la capacité maximale de production (définie en fonction des turbines installées). Par définition, les contraintes

souples peuvent être occasionnellement violées. C'est le cas lorsqu'il y a un déversement et que la contrainte de volume maximal n'est pas satisfaite, ou encore lorsque les objectifs de gestion sont traduits comme étant des contraintes de gestion (François, 2014 ; François et al., 2014).

Dans le cas spécifique de la gestion d'une réserve hydroélectrique, les contraintes généralement retrouvées dans la littérature sont les suivantes :

- les hauteurs d'eau minimale et maximale du réservoir ;
- 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, qui ne peut pas dépasser une valeur Q_{max} afin de respecter les dimensions de l'évacuateur de crue ;
- le débit réservé délivré en continu pour maintenir l'activité biologique et environnementale à l'aval du barrage. Ce débit est acheminé dans des conduits qui rejoignent directement le lit de la rivière.

Les contraintes de gestion servent de limites à la résolution du problème de gestion. Elles sont donc prises en compte dans l'optimisation de la gestion, qui cherche à maximiser ou minimiser la fonction objectif.

2.2.3 Généralités sur les méthodes d'optimisation

Il existe plusieurs manières de classer les méthodes d'optimisation de la gestion d'une réserve en eau, dont trois sont plus fréquemment utilisées : (1) par la manière de considérer les aléas futurs, (2) par les produits de l'optimisation et (3) par les algorithmes d'optimisation (décrits dans la partie 2.2.4).

Dans l'optimisation de la gestion, il y a deux manières de prendre en compte les aléas futurs : en avenir connu et en avenir inconnu (ou incertain). Ces deux aspects se distinguent dans leur manière de prendre en considération les aléas futurs (prévision des apports au réservoir et prévision des prix ou de la consommation).

L'optimisation en avenir connu considère l'information de la prévision comme étant déterministe. Elle prend en compte chaque trace de la prévision (évolution future) comme connue. On distingue alors deux cas possibles d'optimisation en avenir connu, en considérant des prévisions hydrométéorologiques : le cas où la trajectoire hydrologique est unique (par exemple, une prévision déterministe), et le cas où il y a plusieurs trajectoires hydrologiques, chacune prise en compte séparément dans la gestion (par exemple, une prévision d'ensemble avec ses membres). Dans ce dernier cas, chaque trace hydrologique est considérée comme équiprobable et l'optimisation est effectuée séparément sur chaque trace. Ainsi, la plupart des aspects stochastiques du problème, y compris les corrélations spatiales et temporelles des apports hydrologiques, sont implicitement inclus dans l'optimisation, et les méthodes d'optimisation déterministes peuvent être directement utilisées.

L'optimisation de la gestion considérant individuellement plusieurs traces hydrologiques issues d'une prévision d'ensemble est nommée optimisation stochastique implicite (ISO) dans la littérature (Giuliani et al., 2016 ; Rani et Moreira, 2010 ; Celeste et Billib, 2009). Les méthodes d'optimisation ISO se décomposent souvent en trois étapes : (1) trouver la règle de gestion optimale pour chaque trajectoire hydrologique donnée ; (2) trouver des variables qui conditionnent l'opérateur de gestion ; (3) effectuer une analyse

de régression pour chaque gestion optimale afin de trouver un unique opérateur de gestion (Giuliani et al., 2016 ; Celeste et Billib, 2009). Les processus suivis dans les méthodes ISO sont schématisés sur la figure 2.1 (à gauche).

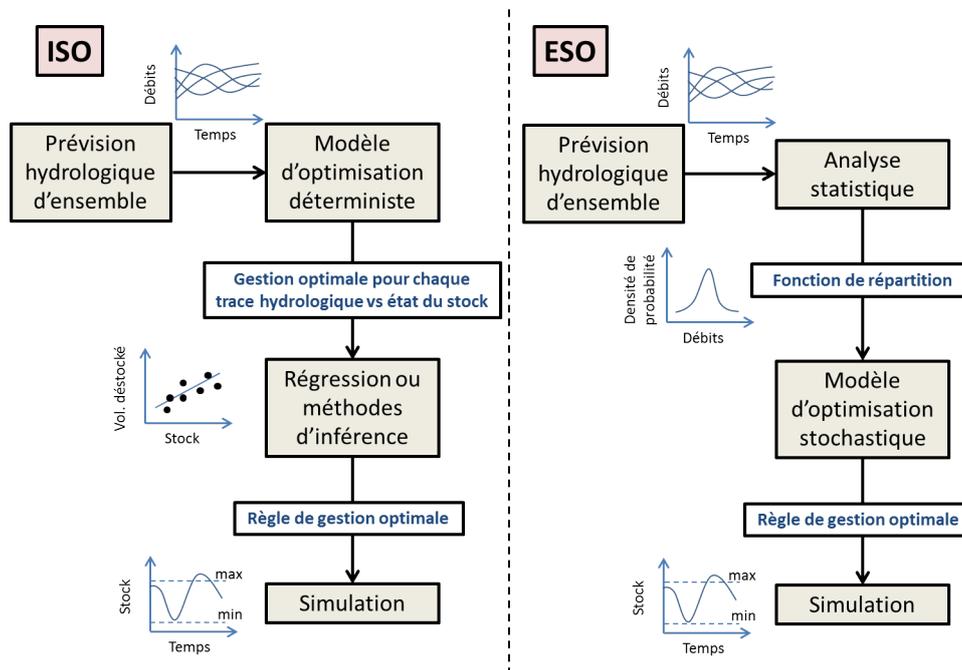


Figure 2.1 – Schéma explicatif de la méthode ISO (à gauche) et de la méthode ESO (à droite). La figure a été adaptée de la représentation proposée par Labadie (2004)

Les méthodes d'optimisation ISO ne tiennent pas compte des incertitudes des prévisions hydrologiques, ou de celles des prix de l'électricité. Or, la représentation de ces incertitudes dans l'optimisation de la gestion est importante, car elles permettent de mieux se figurer les aléas futurs. Il existe des méthodes d'optimisation qui prennent en considération les incertitudes des apports futurs au réservoir et des prix futurs de l'électricité. Ces méthodes d'optimisation stochastique explicite (ESO) prennent en compte l'aspect probabiliste de l'information future à travers une fonction de répartition (Rani et Moreira, 2010 ; Celeste et Billib, 2009). On parle alors d'optimisation en avenir inconnu. L'optimisation prend en compte la probabilité de passer d'un état du système à un autre. Les processus réalisés dans les méthodes ESO sont schématisés sur la figure 2.1 (à droite).

Dobson et al. (2019) proposent une classification différente des méthodes d'optimisation de la gestion, s'appuyant sur les produits de l'optimisation. Les auteurs définissent alors trois classes de produit, qui sont décrites ci-dessous et représentées sur la figure 2.2 :

1. la méthode d'optimisation RS (*Release Sequence*) délivre une séquence de décisions, comme le lâcher des eaux (en (a) sur la figure 2.2). L'optimisation permet de trouver la séquence de décisions optimale sur une période donnée (par exemple, une séquence de déstockages et de stockages en fonction du temps). Cette méthode est souvent utilisée dans des systèmes où les entrées du modèle d'optimisation sont considérées comme déterministes (méthode ISO). La méthode RS est souvent utilisée comme référence pour comparer d'autres méthodes d'optimisation ou pour évaluer avec quel scénario d'entrée la méthode d'optimisation est performante.

2. la méthode d'optimisation OP (*Operating Policy*) délivre une stratégie d'opération/gestion optimale qui permet de déterminer une séquence de décisions optimales à prendre en fonction de l'état du système, par exemple, en fonction du niveau d'eau dans le réservoir (en **(b)** sur la figure 2.2). À un instant donné t , selon l'état du système, la stratégie de gestion indique la commande optimale à suivre. Cette méthode produit donc une stratégie d'opération/gestion qui, par la suite, aide à prendre une décision optimale en fonction du temps, tout en connaissant l'impact que cette décision aura sur l'état du système.
3. la méthode d'optimisation en temps réel RTO (*Real Time Optimization*) utilise une séquence de décisions définie par les méthodes RS sur un horizon temporel glissant (en **(c)** sur la figure 2.2). En d'autres termes, la décision est actualisée en fonction des prévisions disponibles en temps réel. L'état du système est donc actualisé à chaque nouvelle prévision.

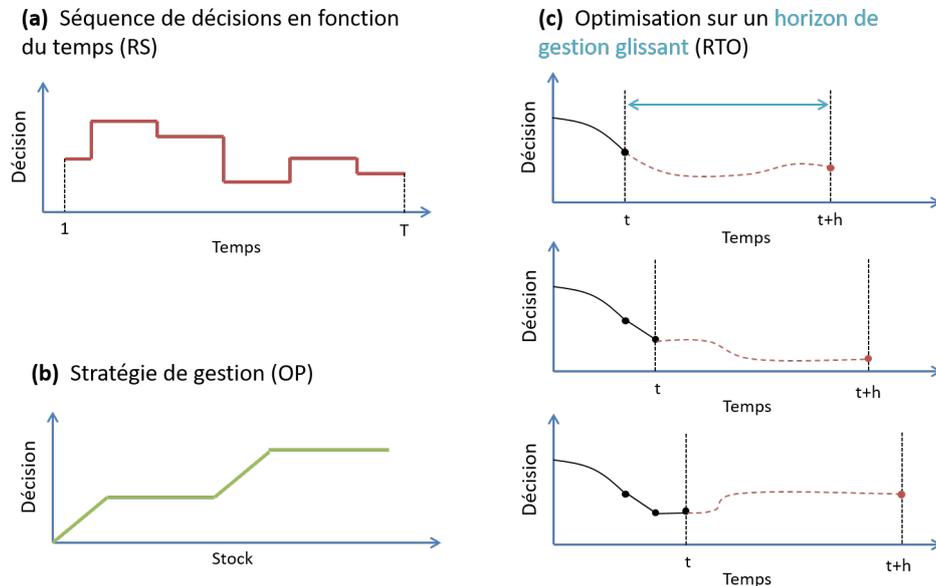


Figure 2.2 – Schéma explicatif des différentes méthodes d'optimisation classées selon leur produit d'optimisation. La figure a été adaptée de la représentation proposée par Dobson et al. (2019). L'exemple schématique (a) représente une séquence de décisions (par exemple, de stockage/déstockage) en fonction du temps. L'exemple (b) représente une stratégie de gestion optimale représentant les décisions à adopter en fonction de l'état du réservoir (stock) au temps t . L'exemple (c) schématise une méthode d'optimisation en temps réel avec une actualisation des séquences de décisions.

Il existe une troisième manière de classer les méthodes d'optimisation : selon l'algorithme d'optimisation appliqué pour résoudre le problème de gestion. Dans la partie suivante, nous présentons quelques algorithmes d'optimisation fréquemment utilisés dans la littérature. Ils permettent de résoudre mathématiquement le problème de gestion en fonction des objectifs et des contraintes de gestion.

2.2.4 Algorithmes d'optimisation

Programmation linéaire et non-linéaire

Un problème d'optimisation linéaire se définit par la maximisation ou la minimisation d'une fonction linéaire, soumise à un ensemble de contraintes linéaires. Les fonctions linéaires traduisent une proportionnalité entre deux variables (par exemple, $y = ax$, où a représente le coefficient de proportionnalité entre les variables y et x). La programmation linéaire (PL) est souvent utilisée pour optimiser la gestion des réserves en eau (Arsenault et Côté, 2019 ; Dobson et al., 2019 ; Ahmad et al., 2014 ; Bolouri-Yazdali et al., 2014 ; Labadie, 2004).

La PL représente de manière simplifiée un problème de gestion, qui peut être représenté de manière plus réaliste par une programmation non-linéaire (PNL). Dans la méthode PNL, les contraintes représentatives du système sont décrites de manière non-linéaire et ne sont pas proportionnelles entre elles (par exemple, $y = axz$, représente un problème non-linéaire entre les variables y , x et z et le coefficient a).

L'algorithme à employer dépend essentiellement de la manière dont on veut résoudre le problème de gestion. Un problème dont la fonction objectif maximise les revenus de gestion en fonction du prix de l'électricité peut être résolu par un algorithme de programmation linéaire ou non-linéaire selon les variables modélisées. Par exemple, si les revenus de gestion dépendent du débit utilisé pour la production (débit turbiné), des prix de l'électricité et du rendement de l'usine, le problème de gestion est considéré comme linéaire, car il est représenté par la relation linéaire suivante :

$$R_t = Q_t \times P_t \times \rho \quad (2.2)$$

où la variable R_t représente les revenus au pas de temps t ; Q_t représente le débit de production au pas de temps t ; P_t représente le prix de l'électricité au pas de temps t et ρ représente le rendement de l'usine. Cette équation représente donc un problème linéaire, car les variables R_t et Q_t évoluent de manière proportionnelle en fonction des coefficients P_t et ρ . La production dépend uniquement du débit turbiné dans ce système.

Ce même problème d'optimisation peut également être résolu par une programmation non-linéaire, si le rendement de l'usine est également dépendant de la hauteur d'eau dans le réservoir, qui est liée au volume de la réserve en eau. Dans cette configuration, la production dépend du débit turbiné et de la hauteur de chute (h_t), qui n'évoluent pas de manière proportionnelle. Le problème est donc représenté par une fonction non-linéaire exprimée selon l'égalité suivante :

$$R_t = Q_t \times P_t \times \rho \times h_t \quad (2.3)$$

La programmation linéaire présente des avantages, car elle peut être appliquée sur un large choix de problèmes d'optimisation. De plus, elle permet de déterminer un optimum de gestion rapidement, en simplifiant des problèmes de gestion parfois complexes. Néanmoins, elle ne représente pas toujours la complexité du problème réel.

Plusieurs études ont utilisé une programmation linéaire ou non-linéaire pour résoudre leur problème de gestion ayant un unique objectif. Par exemple, Yoo (2009) a mené une étude sur l'optimisation de la production hydroélectrique sur le barrage de Yongdam, localisé en Corée du Sud, sur la rivière Geum. L'objectif de gestion de cette étude était de maximiser la production hydroélectrique sur une période de douze mois. La fonction objectif était exprimée en fonction du débit de production et de la hauteur d'eau. Ce qui apparaît comme un problème non-linéaire est adapté par l'auteur en problème linéaire. La production est exprimée en attribuant un poids au débit et à la hauteur d'eau, avant de sommer ces deux variables.

Lorsque l'adaptation d'un problème non-linéaire en un problème linéaire n'est pas réalisable, certaines études mettent en place une linéarisation du problème avec une succession de problèmes linéaires. Par exemple, l'étude de Barros et al. (2003) cherche à résoudre un problème d'optimisation décrit par six objectifs de gestion : (1) minimiser les pertes d'énergie potentielle stockée, (2) minimiser les écarts au stock cible, (3) maximiser la production totale, (4) minimiser les pertes d'énergie, (5) minimiser la production d'électricité par d'autres sources plus coûteuses (nucléaire) et (6) maximiser les revenus de production. Les auteurs comparent trois algorithmes d'optimisation différents : programmation linéaire (LP), non-linéaire (NLP) et la programmation linéaire successive (PLS). Le modèle PL a montré des résultats satisfaisants, mais moins précis que l'algorithme PNL, qui est particulièrement adapté au fonctionnement pour une optimisation en temps réel. L'algorithme PLS a également montré de bons résultats pour un temps de calcul rapide.

Programmation dynamique

La programmation dynamique (DP) est une méthode d'optimisation proposée par Bellman (1957). Elle a pour but de représenter la nature dynamique d'un problème de gestion, c'est-à-dire, de simuler l'impact d'une décision prise à un instant t sur les instants futurs. Quelle que soit la décision initiale et l'état initial du système (niveau du stock), les décisions suivantes doivent être optimales pour l'état résultant de la décision initiale. La programmation dynamique délivre une stratégie de gestion optimale. Ce type d'algorithme correspond donc à une méthode d'optimisation OP.

Plusieurs versions de la méthode DP ont été employées pour résoudre des problèmes de gestion de réserve en eau. Parmi elles, deux méthodes sont souvent décrites dans la littérature (Giuliani et al., 2016) : la programmation dynamique déterministe (DDP) et la programmation dynamique stochastique (SDP).

L'optimisation DDP

La DDP est une méthode d'optimisation en avenir connu. Elle fait donc partie de la classe des méthodes ISO. Elle a été largement appliquée dans la littérature pour la gestion des réserves hydroélectriques (Haguma et Leconte, 2018 ; Ming et al., 2017 ; Yuan et al., 2016).

L'optimisation DDP est la plus simple à mettre en œuvre. Elle permet de délivrer une stratégie de gestion optimale F sur une période allant de t_{ini} (état initial) à t_{fin} (état final) en ayant une estimation déterministe des apports hydrologiques futurs.

La stratégie de gestion F est établie à partir de l'état final t_{fin} jusqu'à l'instant initial t_{ini} . L'optimisation est donc réalisée en compte à rebours. La stratégie de gestion F est dépendante de l'état du système (niveau du stock). En effet, pour un instant donné t , la décision optimale de gestion ne sera pas la même selon le niveau du stock S . La stratégie doit représenter toutes les décisions optimales pour tous les états du système possibles, et pour tous les pas de temps de la fenêtre d'optimisation. Elle est donc représentée par une grille à deux dimensions, celle-ci correspondant au nombre de pas de temps entre t_{ini} et t_{fin} et au nombre de valeurs de stock possibles entre les capacités minimale et maximale de stockage. Chaque point de grille correspond ainsi à une valeur de stock et à un instant temporel.

Prenons comme exemple la résolution d'un problème d'optimisation ayant pour fonction objectif la maximisation des revenus de gestion. À un instant donné t et pour un niveau de stock donné S , une équation cherchant à maximiser les revenus de gestion, appelée équation de Bellman, est résolue. La solution d'une équation de Bellman est appelé « valeur de Bellman » (VB). À chaque point de grille, la valeur de Bellman est associée à la décision optimale. Elles sont déterminées par l'équation de Bellman, exprimée par :

$$F_t(S_t) = \max_{u_t} \{f(u_t, s_t, p_t, q_t) + F_{t+1}(S_{t+1})\} \quad (2.4)$$

où $f(u_t, s_t, p_t, q_t)$ correspond aux revenus immédiats du système pour une décision (ou commande) optimale u_t , $F_{t+1}(S_{t+1})$ correspond à l'intégrale des valeurs de Bellman sur la période de $t + 1$ à t_{fin} pour un point de grille donné S_{t+1} et $F_t(S_t)$ correspond à la valeur de Bellman au temps t et pour un point de grille donné. Les variables u_t , s_t , p_t et q_t représentent, respectivement, le volume d'eau à déstocker, le niveau d'eau dans le réservoir, le prix de l'électricité et les apports au réservoir prévus.

La stratégie de gestion F est donc obtenue à partir de l'évaluation de toutes les combinaisons possibles entre les variables dites d'état (par exemple, le volume d'eau dans le réservoir) et les variables dites de décision (par exemple, le déstockage de l'eau). Le principe de la DDP est illustré sur la figure 2.3.

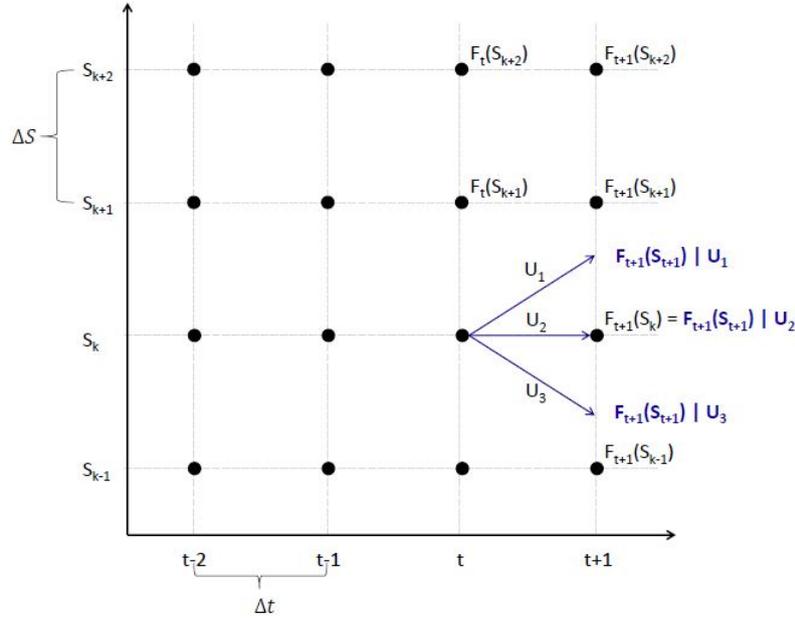


Figure 2.3 – Principe d’optimalité de Bellman sur une grille discrétisée entre le stock et le temps. Les valeurs de Bellman F sont évaluées à chaque point de grille lors de l’optimisation en maximisant la fonction objectif selon les différentes commandes u testées et pour chaque niveau de stock S . Les commandes u correspondent à différentes décisions possibles de déstockage au temps t . Les points de grille représentent les différentes valeurs de stock discrétisé, en fonction du temps (François, 2014).

Le calcul des VB à chaque point de grille est réalisé pour chaque pas de temps et pour chaque niveau de stock discrétisé. L’algorithme d’optimisation teste plusieurs décisions u (déstockage ou non), et retient la commande optimale associée à la valeur de Bellman qui maximise les revenus de gestion immédiat et futur. L’état du stock à l’instant $t + 1$ dépend donc de la commande u_t et des apports prévus à l’instant t .

Néanmoins, il peut arriver que lors de l’évaluation de la VB au temps t , le stock défini à $t + 1$ en fonction de chaque décision ne corresponde pas à un point de stock discrétisé à $t + 1$ (décisions u_1 et u_3 sur la figure 2.3). La valeur de Bellman correspondante n’est donc pas connue et il est impossible de résoudre l’équation de Bellman au temps t . C’est pourquoi la valeur de Bellman au temps t est estimée par interpolation linéaire entre les points de grille inférieur et supérieur (voir figure 2.3). Cette limite est décrite comme un autre point faible de cette méthode par Dobson et al. (2019).

L’optimisation SDP

La SDP permet de prendre en compte les incertitudes liées aux apports en eau futurs. C’est donc une méthode qui résout le problème d’optimisation en avenir inconnu (méthodes ESO). La méthode SDP a également été souvent utilisée pour la gestion des réserves en eau destinées à la production hydroélectrique (Wu et al., 2018 ; Yuan et al., 2016 ; Celeste et Billib, 2009 ; Tejada-Guibert et al., 1995).

Généralement, la méthode SDP résout un problème d’optimisation en discrétisant les variables stochastiques (le débit prévu) en plus des variables d’état (niveaux du stock). La méthodologie employée pour calculer la stratégie de gestion F est identique à celle

de l'optimisation DDP, à l'exception qu'elle considère les incertitudes liées aux apports hydrologiques. Dans ce cas, l'équation de Bellman n'est plus représentée par l'équation 2.4, mais par l'espérance mathématique E de l'équation de Bellman :

$$F_{t_i}(S_{t_i}) = \underset{q_t|q_{t-1}}{E} [\underset{u_t}{max}\{f(u_t, s_t, p_t, q_t) + F_{t+1}(S_{t+1})\}] \quad (2.5)$$

où $f(u_t, s_t, p_t, q_t)$ correspond aux revenus immédiats du système, $F_{t+1}(S_{t+1})$ correspond à l'intégrale des valeurs de Bellman sur la période de $t + 1$ à t_{fin} et $F_t(S_t)$ correspond à la valeur de Bellman au temps t et pour le point de grille. $\underset{q_t|q_{t-1}}{E}$ représente l'espérance conditionnelle des apports hydrologiques q_t étant donné les apports au pas de temps précédent q_{t-1} .

D'autres méthodes d'optimisation par programmation dynamique stochastique ont été développées à partir de la formulation SDP. Rani et Moreira (2010) dressent une liste de ces méthodes. Une des méthodes dérivées, souvent retrouvée dans la littérature, est la méthode SSDP (*Sampling Stochastic Dynamic Programming*), proposée par Kelman et al. (1990). Cette méthode permet d'intégrer directement chaque trace hydrologique dans l'optimisation en transformant le problème d'optimisation stochastique en optimisation déterministe. Les valeurs de Bellman sont calculées en chaque point de grille par l'équation ci-dessous :

$$F_{t_i}(S_{t_i}, n) = \underset{q_t|q_{t-1}}{E} [\underset{u_t}{max}\{f(u_{t,n}, s_t, p_t, q_t) + \alpha(m, n)F_{t+1}(S_{t+1}, m)\}] \quad (2.6)$$

où $f(u_{t,n}, s_t, p_t, q_t)$ correspond aux revenus immédiats du système pour le scénario hydrologique n , $F_{t+1}(S_{t+1}, n)$ correspond à l'intégrale des valeurs de Bellman sur la période de $t + 1$ à t_{fin} pour le scénario n , $\alpha(m, n)$ correspond à la probabilité de transition du scénario n vers le scénario m . $\underset{q_t|q_{t-1}}{E}$ représente l'espérance conditionnelle pour les apports hydrologiques q_t étant donné les apports au pas de temps précédent q_{t-1} .

La méthode SSDP a été utilisée plusieurs fois pour la modélisation de la gestion des réserves hydroélectriques (Haguma et Leconte, 2018 ; Faber et Stedinger, 2001). L'étude de Côté et Leconte (2016) a montré que l'algorithme d'optimisation SSDP est plus efficace que celui de la SDP pour la gestion d'une réserve hydroélectrique au Canada. Les méthodes SDP et SSDP demandent, cependant, plus de temps de calcul qu'une méthode déterministe. C'est pourquoi, malgré une optimisation plus efficace, elle est moins souvent utilisée en contexte opérationnel (Arsenault et Côté, 2019 ; Côté et Leconte, 2016 ; Fan et al., 2016a).

Haguma et Leconte (2018) ont réalisé une étude comparative sur l'utilisation des algorithmes d'optimisation SSDP et DDP en contexte de changement climatique. L'étude montre une meilleure performance en termes de gestion (déversement et production) de l'algorithme DDP. Néanmoins, les auteurs soulignent que les incertitudes sur les stratégies de gestion futures sont plus fortes pour l'algorithme DDP que pour l'algorithme SSDP.

La méthode SDDP (*Stochastic Dual Dynamic Programming*) est également une des méthodes dérivées de la SDP fréquemment utilisée dans la littérature. Cette méthode a été proposée par Pereira et Pinto (1991). Elle permet de gérer un grand nombre de réservoirs

et d'alléger la charge de calcul associée à la méthode SDP. Le principe consiste à trouver une stratégie de gestion optimale en construisant une approximation linéaire par itération, entre les décisions optimales et les états du système. Pour chaque valeur échantillonnée des variables d'état (niveau de stock), un hyperplan est construit et fournit une approximation de la fonction F_{t+1} . La programmation SDDP a été utilisée dans plusieurs études : Macian-Sorribes et al. (2017) sur le bassin versant de la Jucar en Espagne, Tilmant et al. (2008) et Tilmant et Kelman (2007) en Turquie et Syrie (sur la bassin versant de l'Euphrate) et Tilmant et al. (2011) sur le bassin versant de Zambezi en Afrique.

Selon Dobson et al. (2019), l'avantage de la programmation dynamique est qu'elle n'est pas limitée par la non-linéarité des contraintes et des objectifs de gestion. De plus, le temps de calcul est linéairement lié à la longueur de la période d'étude, ce qui n'est pas le cas de toutes les méthodes d'optimisation.

Programmation heuristique

La programmation heuristique regroupe un grand nombre de méthodes très différentes, mais qui ont en commun la même philosophie : elles permettent de trouver une solution optimale approximative à un problème d'optimisation parfois complexe, pour lequel les autres méthodes d'optimisation ne peuvent pas être appliquées (Dobson et al., 2019 ; Labadie, 2004). Par exemple, elles sont capables d'être appliquées à des problèmes d'optimisation dont les contraintes et les objectifs sont linéaires ou non-linéaires.

Ces méthodes sont de plus en plus populaires, car elles peuvent être implémentées rapidement pour différents problèmes de gestion (Ahmad et al., 2014). On retrouve ainsi un grand nombre de méthodes heuristiques dans la littérature, dont les méthodes par logique floue et les algorithmes génétiques. Ces méthodes d'optimisation sont plus souvent associées à des méthodes de type RS, bien qu'elles puissent être adaptées aux méthodes OP (Dobson et al., 2019). Certaines de ces méthodes peuvent être classées dans le cadre des méthodes ISO ou ESO (Labadie, 2004).

Il est très difficile de définir les points forts et les points faibles de la programmation heuristique, car ils varient d'une méthode à l'autre. Néanmoins, il existe un point commun qui dessert toutes les méthodes heuristiques : si le problème d'optimisation est trop complexe, ou si la période d'étude est trop longue, les temps de calcul peuvent être très longs (Dobson et al., 2019). Dans cette partie, nous présentons deux méthodes de programmation heuristique : les méthodes par logique floue et les algorithmes génétiques.

Les méthodes d'optimisation par logique floue ont été développées pour des systèmes où la prise de décisions est incertaine, imprécise ou qualitative (Rani et Moreira, 2010). Au lieu d'utiliser des équations mathématiques complexes, la logique floue utilise des descriptions qualitatives pour définir la relation entre les informations d'entrée et la prise de décisions, comme, par exemple, « faible », « régulier », « acceptable » ou « excessif » (Macian-Sorribes et Pulido-Velazquez, 2017). Cette méthode a été appliquée avec succès par Macian-Sorribes et Pulido-Velazquez (2017) sur le bassin de la Jucar en Espagne, composé de trois grands réservoirs où le problème de gestion est complexe car le partage de l'eau doit être effectué entre plusieurs utilisateurs (agriculture, alimentation en eau potable, hydroélectricité).

La méthode des algorithmes génétiques s'appuie sur les principes d'évolution en biologie, comme la mutation, la sélection et l'hérédité. Les algorithmes génétiques sont robustes pour trouver une solution optimale à un problème complexe. Néanmoins, les solutions trouvées ne correspondent pas toujours à la solution la plus optimale (Ahmad et al., 2014 ; Rani et Moreira, 2010 ; Labadie, 2004). Ahmed et Sarma (2005) utilisent la programmation génétique pour la gestion d'une réserve en eau située en Inde. Ce réservoir est utilisé pour la production hydroélectrique, le contrôle des crues et l'irrigation. L'objectif principal de gestion est optimisé pour minimiser le volume déficitaire évalué entre le volume nécessaire pour répondre à la demande agricole et le volume utilisé. Pour cette étude, les auteurs utilisent des débits mensuels historiques sur une période de vingt ans (1977-1996). Les auteurs montrent que l'utilisation de cette méthode donne des résultats satisfaisants en comparaison de la méthode SDP. Ils indiquent que l'algorithme génétique pourrait être utilisé pour la gestion opérationnelle des réserves en eau destinées à la production hydroélectrique.

En résumé, plusieurs méthodes d'optimisation pour la gestion des réserves en eau existent dans la littérature. Ces méthodes utilisent des apports en eau observés et prévus. Dans la prochaine section, nous présentons les méthodes qui évaluent la qualité et la valeur des prévisions hydrométéorologiques.

2.3 Les méthodes d'évaluation de la prévision hydrométéorologique

2.3.1 Comment définir et évaluer la qualité d'une prévision hydrométéorologique ?

L'étude de Murphy (1993) définit une dizaine de critères de qualité d'une prévision, appelés attributs. Nous décrivons, dans cette partie, quatre d'entre eux, fréquemment utilisés dans la littérature : précision, biais, fiabilité et finesse. D'après Thiboult et Anctil (2015), ces attributs fournissent les conditions nécessaires pour l'évaluation complète d'une prévision hydrométéorologique.

Chaque attribut de qualité est quantifié par un score numérique ou graphique. Les scores de qualité sont généralement estimés sur une longue période de prévision et d'observation correspondante, afin de représenter la qualité globale d'un système de prévision. De même, la qualité d'un système est évaluée séparément pour chaque échéance de prévision, afin de mesurer l'évolution de la qualité en fonction de l'éloignement au jour d'initialisation de la prévision.

La précision

La précision d'une prévision représente la différence mesurée entre une valeur observée et une valeur prévue. C'est un attribut de qualité qui se mesure d'une manière déterministe, c'est-à-dire, en comparant une trace de prévision, en fonction de l'échéance, aux

observations correspondantes. Dans le cas d'une prévision d'ensemble, la moyenne de la prévision d'ensemble, ou encore la médiane, sont souvent utilisées pour évaluer la précision d'un système de prévision.

La précision s'évalue fréquemment avec la racine carrée de la moyenne de l'erreur au carré (RMSE), ou avec la moyenne des erreurs absolues (*Mean Absolute Error*). Les valeurs de RMSE ou MAE s'étendent entre zéro et l'infini, avec zéro comme meilleur score de qualité. Elles sont exprimées dans l'unité de la prévision.

Dans cette thèse, nous évaluons la précision avec la RMSE. Pour chaque échéance de prévision, la RMSE est évaluée avec l'équation ci-dessous :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - o_i)^2} \quad (2.7)$$

où la variable o_i représente la valeur observée correspondant à la prévision f_i au pas de temps i et N représente le nombre de pas de temps sur la période d'évaluation.

Le biais

Le biais d'une prévision mesure l'erreur moyenne d'une prévision par rapport à l'observation sur une période d'évaluation donnée. La mesure du biais permet de détecter des biais positifs (prévisions supérieures à l'observation) ou négatifs (prévisions inférieures à l'observation). Cet attribut de qualité se mesure également de manière déterministe.

Dans cette thèse, le biais est évalué avec le biais relatif (*Pbias*), comme dans l'étude de Fan et al. (2016b). Pour chaque échéance de prévision, le *Pbias* est évalué avec l'équation 2.8, en considérant la moyenne des membres de l'ensemble.

$$Pbias = 100 * \left[\frac{\sum_{i=1}^N (f_i - o_i)}{\sum_{i=1}^N o_i} \right] \quad (2.8)$$

où la variable o_i représente la valeur observée à l'instant i , f_i représente la moyenne des membres de l'ensemble à l'instant i et N représente le nombre de pas de temps sur la période d'évaluation.

Les valeurs sont exprimées en pourcents, entre moins cent et l'infini. Un *Pbias* positif traduit une surestimation globale des observations par le système de prévision, tandis qu'un *Pbias* négatif traduit une sous-estimation globale des observations par le système de prévision.

La fiabilité

La fiabilité d'une prévision est l'un des attributs les plus importants dans l'évaluation des prévisions d'ensemble (Jolliffe et Stephenson, 2002). Un système de prévision est fiable lorsque, sur une longue période d'évaluation, la fréquence des observations est répartie de manière homogène dans les quantiles de la prévision de ces observations.

La fiabilité peut être évaluée graphiquement avec le diagramme de probabilité cumulée (Gneiting et al., 2007 ; Laio et Tamea, 2006). La figure 2.4 représente les différentes tendances dans les formes que peut avoir un diagramme de PIT. Les diagrammes de PIT comparent la probabilité prévue d'un aléa (axe des abscisses) et sa fréquence d'observation (axe des ordonnées). La courbe jaune indique que la prévision surestime les débits observés. À l'inverse, la courbe rouge indique que la prévision sous-estime les débits observés. La courbe verte est synonyme de sous-dispersion, c'est-à-dire, que la prévision sous-estime les hauts débits et surestime les bas débits. La surdispersion de la prévision est représentée par la courbe bleue sur le graphique. Elle correspond à une surestimation des hauts débits et à une sous-estimation des bas débits.

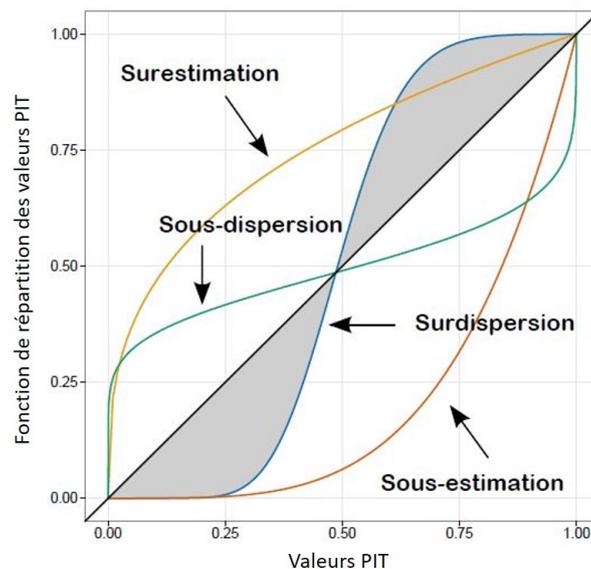


Figure 2.4 – Représentation graphique du diagramme de PIT et de ses différentes interprétations. Chaque ligne représente une série de prévisions, interprétées comme étant liées à une sous-estimation (rouge), une surestimation (jaune), une sous-dispersion (vert) et une surdispersion (bleu). La figure est issue de la thèse de Bourgin (2014).

La finesse

La finesse des prévisions correspond à la dispersion des membres d'une prévision d'ensemble. C'est un attribut indépendant des observations, qui est donc propre à chaque prévision. Plus le spectre des prévisions est petit, plus l'ensemble est fin et plus l'incertitude sur la prévision est faible. Cependant, une prévision fine n'est pas synonyme de précision. En effet, l'erreur entre la prévision et l'observation peut être importante malgré la finesse de la prévision. Pour deux systèmes de prévision à fiabilité égale, le système le plus fin sera considéré de meilleure qualité.

La finesse est souvent évaluée par l'écart moyen des membres de l'ensemble à la moyenne de l'ensemble (écart-type) ou par la distance inter-quantile de la prévision (IQR)(Gneiting et al., 2007). Dans la littérature, la finesse des prévisions d'ensemble est souvent évaluée avec le score IQR calculé entre les quantiles 5 % et 95 %. Dans cette thèse, nous appliquons ce score IQR.

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. Les valeurs de dispersion s'étendent entre zéro et l'infini, avec zéro comme meilleur score de qualité pour une prévision déterministe parfaite.

Performance globale : CRPS

Le CRPS est un score de performance globale d'un système de prévision. Il peut se décomposer comme étant l'addition de trois attributs : la fiabilité, la précision et la finesse (Hersbach, 2000). Il permet de comparer la distribution d'un système de prévision à la distribution des observations, sur une période d'évaluation donnée. Ainsi, le score sera meilleur si la distribution des prévisions est proche de celle des observations. Les valeurs de CRPS s'étendent entre zéro et l'infini, et sont exprimées dans l'unité de la prévision. Plus le score de CRPS est faible, plus la prévision est performante.

Le CRPS est communément utilisé et peut être normalisé selon l'écart-type des valeurs observées (Trinh et al., 2013). La MAE d'une prévision déterministe est comparable au CRPS d'une prévision d'ensemble (Hersbach, 2000).

Pour chaque échéance de prévision, le CRPS est évalué avec l'équation ci-dessous :

$$CRPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \int_{-\infty}^{+\infty} [F_i^f(x) - F_i^o(x)]^2 dx \quad (2.9)$$

où les variables F_i^f et F_i^o représentent, respectivement, la distribution de densité de probabilité au pas de temps i de la prévision et de l'observation, et N représente le nombre de jours sur la période d'évaluation.

La représentation graphique du score CRPS est illustrée sur la figure 2.5. Le CRPS est représenté par l'aire colorée qui correspond à l'écart au carré entre la distribution des prévisions (ligne bleue) et celle des observations (ligne noire).

Les scores de performance

Les scores de prévision présentés précédemment sont souvent représentés sous forme de *skill score*, autrement dit « score de performance ». Cette représentation consiste à comparer le score d'un système de prévision à celui d'un autre système de prévision appelé système de référence.

La formulation du score de performance est exprimée avec l'équation 2.10.

$$SS_i = 1 - \frac{S_i^{SYS}}{S_i^{REF}} \quad (2.10)$$

où la variable S_i^{SYS} représente le score (IQR, RMSE ou CRPS) du système de prévision et S_i^{REF} représente le même score du système de référence pour l'échéance de prévision i .

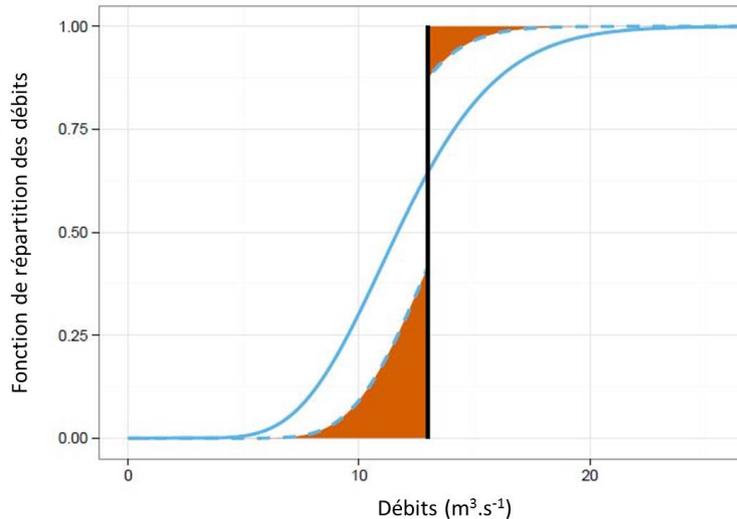


Figure 2.5 – Représentation graphique du score CRPS. La ligne bleue représente la distribution des prévisions. La ligne noire représente la distribution des observations. La zone orange représente la surface utilisée pour calculer le CRPS. Figure modifiée, issue de la thèse de Bourgin (2014).

Les valeurs des scores de performance sont adimensionnelles et elles sont exprimées entre - l'infini et un. Les valeurs comprises entre zéro et un indiquent que le système de prévision a une performance meilleure que celle du système de référence. À l'inverse, un score de performance entre - l'infini et zéro indique que la référence est plus performante que le système de prévision.

2.3.2 Peut-on améliorer la qualité des prévisions hydrométéorologiques brutes ?

Boucher et al. (2018) décrivent la prévision météorologique brute, c'est-à-dire la prévision directement sortie du modèle de prévision météorologique, comme étant souvent biaisée et peu fiable. Ces biais peuvent provenir des entrées du modèle de prévision météorologique, auxquelles peuvent s'ajouter des biais propres au modèle de prévision. Un système de prévision météorologique biaisé peut propager le biais aux prévisions hydrologiques. Dans ce cas, il est nécessaire de corriger les prévisions météorologiques avant de les utiliser pour réaliser des prévisions hydrologiques. Cette correction des prévisions météorologiques est communément appelée « pré-traitement ».

Les modèles hydrologiques peuvent également générer des biais dans les prévisions hydrologiques. Par conséquent, même si la prévision météorologique est corrigée, les prévisions hydrologiques pourraient également nécessiter une correction, appelée « post-traitement ». Boucher et al. (2018) concluent, en accord avec les études de Verkade et al. (2013), Zalachori et al. (2012) et Kang et al. (2010), que le post-traitement des prévisions hydrologiques est souvent plus efficace que le pré-traitement des prévisions météorologiques seul pour améliorer la qualité de la prévision hydrologique.

Il existe de nombreuses méthodes de pré- et post-traitement appliquées pour la correction des biais des prévisions hydrométéorologiques à courte et moyenne échéances, qui se différencient par les techniques qu'elles emploient. La description de toutes les méthodes de pré- et post-traitement existantes n'est pas l'objet de ce manuscrit, c'est pourquoi nous décrivons, dans cette partie, une sélection de méthodes souvent utilisées dans la littérature et qui sont en lien avec les prévisions utilisées dans cette thèse. Nous présentons dans un premier temps quelques méthodes usuellement utilisées pour la correction des prévisions hydrométéorologiques à courte échéance, puis celles utilisées pour la correction des prévisions hydrométéorologiques à moyenne échéance.

Les méthodes de correction des biais des prévisions à courte échéance (plusieurs jours) souvent retrouvées dans la littérature sont : la méthode par analogues et la méthode par habillage. Les méthodes par analogues utilisent des rejeux de prévisions et d'observations correspondantes pour identifier des situations de prévision passée qui sont très similaires à la prévision brute actuelle. Les observations correspondant à chaque situation analogue constituent alors la prévision d'ensemble post-traitée. L'efficacité de cette méthode dépend essentiellement de la chronique de rejeu de prévision disponible pour trouver les situations analogues. Hamill et Whitaker (2006) ont montré l'efficacité de cette méthode de correction sur des prévisions météorologiques d'ensemble composées de quinze membres et produites tous les jours à une échéance de six jours. Les auteurs disposaient d'un rejeu de prévision étendu sur vingt-cinq ans, produit par l'Agence américaine d'observation océanique et atmosphérique (NOAA), sur tous les Etats-Unis.

Les méthodes par habillage sont des méthodes relativement faciles à mettre en place. De plus, elles demandent peu de temps de calcul. Elles peuvent être appliquées aux températures, aux précipitations et aux débits. Ces méthodes consistent à ajuster une loi de distribution des erreurs de prévision observées dans le passé à chaque membre de prévision. La fonction de distribution des erreurs de prévision observées dans le passé est, le plus souvent, associée à une fonction de distribution normale. Elles permettent de corriger la sous-dispersion des membres de la prévision et sa fiabilité. Les méthodes par habillage regroupent un ensemble de plusieurs méthodes qui dérivent toutes du même principe. Parmi ces méthodes, la méthode par habillage avec l'erreur du meilleur membre est la plus connue. Elle a été initialement proposée par Roulston et Smith (2003). Cette méthode corrige la prévision d'ensemble en assignant à chaque membre la loi de distribution des corrections établie par les erreurs du meilleur membre de l'ensemble uniquement (celui qui a la petite erreur absolue par rapport à l'observation). La méthode par habillage entraîne souvent une surdispersion des membres de la prévision. Les études de Wang et Bishop (2005) et Fortin et al. (2006) ont proposé une modification de la méthode par habillage avec l'erreur du meilleur membre pour améliorer la correction de la surdispersion.

Les méthodes par habillage présentent un inconvénient majeur : elles ne préservent pas la corrélation temporelle des prévisions. Pour reproduire la structure temporelle du forçage brut, une deuxième étape de post-traitement doit être appliquée à la prévision habillée. Les méthodes *Ensemble Copula Coupling* (Scheffzik et al., 2013 ; Bremnes, 2008) et *Schaake shuffle* (Clark et al., 2004) sont les plus populaires dans la littérature. Elles consistent à ordonner les membres de la prévision habillée selon le rang des membres d'un ensemble de scénario de référence. La méthode *Ensemble Copula Coupling* utilise les pré-

visions hydrométéorologiques brutes comme référence pour définir la structure temporelle des prévisions d'ensemble post-traitées. La référence temporelle utilisée par la méthode *Schaake shuffle* correspond aux trajectoires historiques observées.

Pour la prévision à moyenne échéance (plusieurs mois), les méthodes de correction des biais les plus employées dans la littérature sont : la méthode *Distribution mapping* (DM) et la méthode *Linear scaling*. La méthode *Distribution mapping* permet de corriger les biais des prévisions hydrométéorologiques en faisant correspondre la distribution de la prévision avec celle des observations. Il existe plusieurs manières de faire correspondre les distributions prévues et observées. Les techniques existantes diffèrent principalement sur la manière dont les fonctions de distribution cumulative (CDF) prévues et observées sont considérées. Les distributions paramétriques empiriques ou gamma peuvent être appliquées aux prévisions d'ensemble et aux observations. Il est également possible de considérer uniquement les quantiles de ces distributions. Cette méthode nécessite une longue série de données observées et prévues pour construire les distributions cumulées. Crochemore et al. (2016a) ont appliqué la méthode *Distribution mapping* sur la prévision saisonnière des précipitations sur plusieurs bassins versants en France. Les auteurs ont montré l'efficacité de cette méthode pour améliorer la fiabilité des prévisions hydrométéorologiques d'ensemble. Hashino et al. (2007) ont également démontré l'efficacité de cette méthode sur l'amélioration de la qualité des prévisions hydrologiques saisonnières au Etats-Unis.

La méthode de correction linéaire des biais (*Linear scaling*) est une méthode souvent utilisée pour sa simplicité. Elle consiste à corriger le biais moyen des prévisions en appliquant un facteur d'erreur établi à partir des prévisions passées et des observations correspondantes. Pour les précipitations et les débits, le facteur d'erreur correspond au ratio entre les débits (précipitations) observé(e)s et prévu(e)s. Pour la température, le facteur d'erreur correspond à la différence entre la température observée et prévue. Ces facteurs sont ensuite multipliés (additionnés) à chaque membre de la prévision d'ensemble des débits/précipitations (températures). Cette méthode a également été appliquée par Crochemore et al. (2016a). Les auteurs ont appliqué deux types de correction de biais : l'une s'appuyant sur les biais mensuels et l'autre s'appuyant sur les biais annuels. Les auteurs ont montré que ces deux corrections de biais permettent d'améliorer le biais moyen des prévisions d'ensemble. La correction des biais mensuels de la précipitation permet également d'améliorer la précision et la finesse des prévisions d'ensemble saisonnières.

Il existe également d'autres méthodes de correction qui s'appuient sur les statistiques bayésiennes. Elles peuvent être appliquées pour la correction des prévisions météorologiques et hydrologiques, à courte et moyenne échéances. Ces méthodes permettent de corriger à la fois les biais de la prévision hydrométéorologique d'ensemble et sa dispersion. Néanmoins, elles peuvent être plus complexes à mettre en place. Nous n'utilisons pas ces méthodes dans cette thèse, mais le lecteur peut se référer à Boucher et al. (2018) pour plus d'informations.

Dans cette thèse, nous utilisons la méthode de correction par habillage des prévisions hydrométéorologiques à courte échéance et la méthode de correction linéaire des biais des prévisions météorologiques à moyenne échéance. Ces méthodes sont décrites, respectivement, dans les chapitres 5 et 6. Nous utilisons également la méthode *Ensemble Copula Coupling* pour donner une cohérence temporelle aux prévisions hydrologiques synthétiques que nous créons (chapitre 4).

2.3.3 Comment évaluer la valeur de la prévision hydrométéorologique ?

La valeur d'une prévision correspond aux bénéfices générés à travers son utilisation dans les processus de prise de décisions. Une prévision n'a ainsi pas de valeur intrinsèque, mais elle acquiert sa valeur à travers son utilité auprès des gestionnaires. La valeur d'une prévision peut être évaluée en termes économiques (bénéfices ou pertes) ou non économiques (par exemple, les pertes de vies humaines).

Il est difficile de généraliser la valeur d'un système de prévision, car elle peut dépendre des choix de l'utilisateur dans la prise de décisions, du contexte de la décision (par exemple, la gestion d'une réserve en eau, la protection des crues) et de la qualité des prévisions (Murphy, 1993). En effet, selon Murphy (1993), la qualité n'évolue pas de manière linéaire avec la valeur. Ainsi, pour une prévision de bonne qualité, il est possible d'avoir une faible valeur, et inversement.

Murphy (1977) utilise un modèle coûts/pertes (*Cost/Loss*, CL) pour évaluer la valeur d'une prévision. Ce modèle permet d'évaluer les bénéfices ou les pertes générés par l'utilisation de la prévision à travers une action prise dans un contexte de prise de décisions. La valeur économique est évaluée en fonction du rapport coûts/pertes et en fonction de la probabilité d'occurrence d'un événement, donnée par les prévisions. En tenant compte de la probabilité d'occurrence d'un événement, si les pertes potentielles sont supérieures aux coûts de l'action, le décideur aura tendance à accepter de payer le coût de l'action pour éviter les pertes potentielles.

À partir de ce modèle coûts/pertes, la valeur économique relative (REV) d'un système de prévision peut être évaluée. Richardson (2000) propose d'évaluer la valeur d'une prévision en fonction d'un système de référence (par exemple, la valeur du système de prévision basée sur les historiques hydrométéorologiques). La valeur de la prévision est définie en fonction du taux de succès, d'échec et de fausses alertes de la prévision et, également, en fonction du coût économique de la décision et des pertes économiques générées si l'action n'a pas été prise et que l'évènement a eu lieu.

Il existe une autre méthode permettant de mesurer la valeur d'une prévision à travers les courbes ROC (Anctil et Ramos, 2017). Les courbes ROC consistent à tracer la fréquence de succès de la prévision en fonction de la fréquence des fausses alertes de la prévision. Les fréquences de succès et fausses alertes sont associées à des coûts et pertes. Si un système de prévision est caractérisé par un grand nombre de fausses alertes, les coûts/pertes associés seront plus élevés.

Le modèle coûts/pertes, la valorisation de la prévision avec la méthode REV et avec la courbe ROC sont souvent utilisés dans le contexte de la protection contre les crues (Thiboult et al., 2017 ; Muluye, 2011 ; Verkade et Werner, 2011 ; Van den Bergh et Roulin, 2010 ; Buizza, 2008 ; Roulin, 2007 ; Mylne, 2002 ; Richardson, 2000 ; Murphy, 1977).

Dans le secteur de la gestion des réserves en eau utiles à la production hydroélectrique, la valeur de la prévision est souvent associée à la performance du modèle de gestion. La performance d'un modèle de gestion se mesure par sa capacité à répondre aux objectifs de gestion dans son optimisation. La valeur d'un système de prévision s'exprime donc

souvent selon l'unité de la variable qu'on cherche à maximiser ou minimiser dans la fonction objectif. La valeur de la prévision peut ainsi s'exprimer : (1) en termes de revenus économiques, souvent associés à une unité monétaire (maximisation des revenus de gestion issus de la production hydroélectrique, minimisation des coûts de production); (2) en termes d'utilité, souvent associée à une unité de production (maximisation de la production hydroélectrique) ou (3) en termes de disponibilité de l'eau, souvent associée à une unité de volume (la minimisation des déversements, la maximisation des débits environnementaux).

Pour illustrer les différentes manières de valoriser la prévision pour la gestion des réserves en eau, nous avons sélectionné quelques études selon les méthodes de valorisation qu'elles emploient. Le tableau 2.1 répertorie ces études.

Études	Valorisation de la prévision
Arsenault et Côté (2019)	Minimisation des coûts de la production hydroélectrique
Tilmant et al. (2014)	Maximisation des revenus de gestion hydroélectrique
Zalachori (2013)	Maximisation des revenus de gestion hydroélectrique
Alemu et al. (2011)	Maximisation des revenus de gestion hydroélectrique
Faber et Stedinger (2001)	Maximisation des revenus de gestion hydroélectrique
Desreumaux et al. (2014)	Maximisation de la production hydroélectrique
Boucher et al. (2012)	Maximisation de la production hydroélectrique
Tang et al. (2010)	Maximisation de la production hydroélectrique
Côté et Leconte (2016)	Maximisation de la production hydroélectrique exportée

Tableau 2.1 – Exemples d'études ayant valorisé la prévision hydrométéorologique pour la gestion des réserves en eau.

La valorisation de la prévision en contexte de gestion d'une réserve hydroélectrique est, le plus souvent, réalisée en termes de revenus économiques ou de production. Les études présentées dans le tableau 2.1 mesurent la valeur de la prévision à travers la performance des systèmes de modélisation de la gestion. La plus-value d'une prévision s'exprime uniquement si la performance du système de modélisation de la gestion (capacité à satisfaire les objectifs de gestion), et donc la valeur de la prévision, est comparée à celle d'un autre système de référence. Ainsi, l'apport d'un système de prévision par rapport à un autre peut être évalué en termes de valeur (comparaison des performances des systèmes de gestion issus de deux systèmes de prévision différents) et en termes de qualité (comparaison de la qualité des deux systèmes de prévision). À partir de cette analyse, il est possible d'évaluer le lien entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques et leur valeur économique.

2.4 Lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrométéorologiques

Dans la littérature, les études qui se focalisent sur l'analyse du lien entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques et leur valeur économique pour la gestion des réserves hydroélectriques sont, à notre connaissance, rares. Cette question de recherche fait appel à deux disciplines : la prévision hydrométéorologique et la modélisation de la gestion des réserves en eau. La plupart des études dans la littérature se focalisent sur une de ces deux disciplines. D'une part, un grand nombre d'études dans le domaine de la prévision hydrométéorologique cherche à montrer l'amélioration de la qualité d'un système de prévision hydrométéorologique par des pré- et/ou post-traitements ou par l'amélioration des modèles de prévision (résolution, assimilation de données). D'autre part, dans le domaine de la modélisation de la gestion, les études se focalisent souvent sur l'amélioration de la représentation d'un système réel dans la modélisation de la gestion ou sur la comparaison de méthodes d'optimisation.

Depuis quelques années, certains auteurs s'intéressent au lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrométéorologiques pour le secteur hydroélectrique. Dans cette partie, nous présentons les méthodes employées pour mettre en évidence ce lien et les résultats obtenus de quelques-unes de ces études. Nous dressons alors un état de l'art sur les avancées et les points non résolus de cette question de recherche.

Cette section est structurée en deux parties, selon l'échéance de prévision et de gestion ciblée dans les études : courte et moyenne échéances. Dans un premier temps, nous présentons des études qui analysent le lien entre la qualité et la valeur de la prévision à moyenne échéance. Ces études sont plus répandues dans la littérature en comparaison de celles à courte échéance, que nous présentons dans un deuxième temps.

- Hamlet et al. (2002) ont réalisé une étude sur le lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrométéorologiques à moyenne échéance sur l'ouvrage hydraulique de la rivière Columbia au Canada. Les auteurs mesurent l'apport économique de l'amélioration d'un système de prévision hydrologique sur la gestion de la réserve en eau. Le système de prévision utilisé initialement pour la gestion de la réserve en eau s'appuie uniquement sur les mesures du manteau neigeux et sur les relations statistiques entre le manteau neigeux et le débit printanier et estival. Ces prévisions servent de référence dans l'étude. Elles sont émises une fois par mois, entre janvier et juillet, et à six mois d'échéance. Les auteurs mettent en place un nouveau système de prévision hydrométéorologique à douze mois d'échéance qui améliore la prévision des événements comme El Niño/La Niña et l'oscillation décennale du Pacifique. La réserve en eau est utilisée pour la protection des crues, la production hydroélectrique, l'irrigation, la navigation et le tourisme. Les auteurs utilisent un modèle de gestion (ColSim) adapté pour la prévision à moyenne échéance. Pour opérer la gestion, le modèle établit une contrainte de stock minimum à respecter entre janvier et juillet s'appuyant sur les apports hydrologiques les plus faibles. Cette contrainte de stock minimum permet d'assurer le remplissage du réservoir durant cette période, tout en évitant les risques de déversement liés aux crues. Elle assure une protection appropriée de la capacité énergétique et du remplissage du réservoir dans des conditions de débits extrêmement faibles. Néanmoins, cette contrainte est

restrictive les années où les apports hydrologiques sont normaux ou élevés. Le modèle de gestion établit une règle de déstockage pour la production hydroélectrique en fonction du marché de l'électricité et des contraintes de gestion définies par la contrainte de remplissage. La valeur de la prévision est exprimée en termes économiques. Les auteurs comparent les revenus de gestion générés avec le système de prévision de référence et ceux générés avec le nouveau système de prévision.

Les résultats de l'étude montrent que le nouveau système de prévision permet d'assouplir les contraintes de stock lors des années humides. Cet assouplissement a pour effet d'augmenter la production d'énergie de ces années humides, tout en réduisant les déversements et en facilitant la production d'énergie à un moment où les prix sont plus élevés. Les auteurs montrent également que l'amélioration de la performance hydroélectrique et le relâchement des contraintes n'ont pas d'impact sur l'utilisation de l'eau par les autres utilisateurs. Les bénéfices générés par l'utilisation du nouveau système de prévision à moyenne échéance peuvent atteindre 5,5 millions de MWh/an, ce qui représente une augmentation moyenne annuelle d'environ 153 M\$ par rapport au système de prévision de référence.

- Maurer et Lettenmaier (2004) ont réalisé une étude sur l'influence des prévisions hydrologiques saisonnières synthétiques à échéance de douze mois sur la gestion de six réservoirs du bassin versant du Missouri en Amérique du Nord. Les prévisions synthétiques sont construites en appliquant une erreur aux débits observés passés (débits reconstitués sur une période de 100 ans). Cette erreur est définie selon l'échéance (augmente avec l'échéance) et selon le niveau de prédictibilité que les auteurs veulent donner à la prévision synthétique. La prédictibilité est évaluée selon la corrélation entre les débits moyens saisonniers observés dans le passé et les conditions initiales du bassin versant. L'amélioration des connaissances sur les conditions initiales du bassin versant augmente le niveau de prédictibilité d'une prévision. Dans cette étude, il existe quatre niveaux de prédictibilité définis en fonction des variables considérées dans l'état initial du bassin versant : (1) la bonne prédictibilité (considération des variables climatiques : indice d'oscillation australe (SOI), qui est un indicateur de l'état d'El Niño, de l'équivalent en eau de la neige et de l'humidité des sols) ; (2) la prédictibilité moyenne (considération des variables climatiques et de l'équivalent en eau de la neige) ; (3) la faible prédictibilité (considération des variables climatiques) et (4) la prédictibilité nulle (aucune variable considérée). Ces niveaux de prédictibilité sont exprimés selon des coefficients (plus un coefficient est fort, plus la prédictibilité l'est également), pris en compte dans l'erreur de la prévision synthétique. L'erreur est plus importante à mesure que la prédictibilité diminue.

Les auteurs se sont donc servi de quatre systèmes de prévision synthétique, d'un système de prévision parfaite (débits observés), et d'un système s'appuyant sur les historiques des débits pour mesurer la valeur de la prévision hydrologique. Le modèle de gestion utilisé (MOSIM) permet de répondre aux objectifs de gestion des six réservoirs (hydroélectricité, irrigation, navigation, débit réservé, tourisme et gestion des crues). Les auteurs évaluent la valeur de la prévision à travers les revenus générés par la production hydroélectrique, en attribuant une valeur monétaire mensuelle à la production. Les principaux résultats de cette étude tirent deux conclusions : (1) les prévisions synthétiques avec une meilleure prédictibilité génèrent les plus forts revenus (plus proches de ceux du système parfait) et (2) la taille du réservoir influence la valeur de la prévision synthétique : pour un

grand réservoir, l'utilisation d'une prévision parfaite permet d'augmenter les revenus de gestion de 1,8 % par rapport à une prévision de prédictibilité nulle. Pour un réservoir de taille réduite d'un tiers, l'utilisation d'une prévision parfaite permet d'augmenter les revenus de gestion de 7,1 % par rapport à une prévision de prédictibilité nulle. Dans cette étude, une amélioration des revenus de gestion de 7,1 % représente un bénéfice s'élevant à 25,7 millions d'euros de revenus annuels moyens.

- Desreumaux et al. (2014) montrent également l'importance de la prise en compte de certaines variables hydrologiques dans la gestion de l'ouvrage hydraulique Kemano au Canada. Cette région est soumise à de forts débits dus aux importants stocks de neige accumulés durant l'hiver. Pour ce bassin, les auteurs montrent que la gestion hydroélectrique est plus efficace en considérant directement les données d'équivalent en eau de la neige dans un modèle de gestion de type SDP. Cette information est essentielle pour prévoir le volume d'eau entrant dans le réservoir et pour opérer une bonne gestion de la réserve en eau pour la production hydroélectrique.
- Arsenault et Côté (2019) étudient l'effet du biais des prévisions hydrologiques saisonnières d'ensemble s'appuyant sur les historiques des précipitations et températures observés, à des échéances allant jusqu'à 120 jours. Le but de l'étude est d'identifier l'effet du biais des prévisions sur la gestion, c'est pourquoi les auteurs ont appliqué un facteur correctif aux prévisions hydrologiques, permettant de générer un biais positif égale à 7 % (surestimation) et un biais négatif égale à -7 % (sous-estimation). Cette étude est réalisée sur le complexe hydroélectrique Saguenay-Lac-St-Jean au Québec, composé de cinq réservoirs hydroélectriques. Les auteurs utilisent un modèle de gestion basé sur un algorithme d'optimisation de type PL (programmation linéaire), qui cherche à minimiser les coûts de la production. Trois méthodes de gestion ont été appliquées : (1) la gestion prenant en compte tous les membres de la prévision hydrologique d'ensemble (la stratégie de gestion finale est obtenue avec la médiane de toutes les stratégies) ; (2) la gestion avec la médiane des membres de la prévision hydrologique d'ensemble et (3) la gestion issue d'un arbre de décisions (le modèle considère tous les membres de la prévision et établit une unique stratégie de gestion à partir de l'information donnée par les membres). Les auteurs ont également fait varier les contraintes de gestion en imposant, ou en retirant, une contrainte de production minimale sur la gestion. Les auteurs concluent leur étude en plusieurs points : (1) l'algorithme de gestion s'appuyant sur un arbre de décisions unique (mode 3) est plus robuste face aux biais des prévisions et donne de meilleures performances de production que les modes de gestion 1 et 2 ; (2) les prévisions ayant un biais de surestimation montrent un volume déversé plus faible que les prévisions ayant un biais de sous-estimation. De plus, le biais des prévisions entraîne également un biais sur les niveaux du réservoir. Une prévision ayant un biais positif a tendance à garder le niveau du réservoir plus bas. À l'inverse, une prévision avec un biais négatif a tendance à garder le niveau du réservoir plus haut, générant plus d'eau déversée.
- Turner et al. (2017) cherchent à trouver un lien entre la précision des prévisions hydrologiques à moyenne échéance (douze mois) et leur valeur économique. Les auteurs créent donc des prévisions synthétiques en appliquant aux débits observés une erreur aléatoire. Plus l'erreur est forte, plus la précision des prévisions est

faible. Cette erreur dépend également de l'échéance de prévision. Ainsi, l'erreur est plus forte à mesure que l'échéance de prévision augmente. Leur cas d'étude se base sur quatre réservoirs australiens ayant deux objectifs de gestion : (1) répondre à la demande en eau (usage non précisé) et (2) maintenir un niveau d'eau cible dans le réservoir. Le modèle de gestion s'appuie sur un algorithme de type SDP.

Les principaux résultats de cette étude montrent que l'avantage qu'offrent les prévisions hydrologiques pour la gestion d'une réserve en eau varie considérablement en fonction de l'objectif du réservoir. Pour les opérations de gestion qui visent un niveau de stockage constant, il existe une relation claire entre la précision des prévisions hydrologiques et la satisfaction de l'objectif de gestion : à mesure que les prévisions deviennent plus précises, les performances opérationnelles s'améliorent, et donc la valeur de la prévision augmente. Néanmoins, ce lien ne se retrouve pas pour un objectif de gestion ciblé sur la demande en eau, où une bonne précision des prévisions hydrologiques n'est pas nécessairement synonyme d'une amélioration de la satisfaction de l'objectif de gestion. De même, une prévision peu précise peut répondre de manière satisfaisante à la demande en eau. Les auteurs ont montré que cette tendance est due au rôle tampon joué par le stock dans les réservoirs ayant pour objectif l'approvisionnement en eau. Lorsque les niveaux de stock sont élevés, une période de basses eaux ne menace pas la satisfaction de la demande en eau, car l'eau nécessaire pour répondre à la demande est puisée dans la réserve. En général, les très grands réservoirs peuvent résister à un certain nombre d'années consécutives de sécheresse avant que la réserve en eau atteigne un bas niveau. Dans un tel cas, peu importe la précision des prévisions hydrologiques, l'objectif de demande en eau sera quand même satisfait.

- L'étude d'Anghileri et al. (2016) compare les valeurs économiques des prévisions annuelles à travers la performance de la gestion avec des prévisions hydrologiques d'ensemble de 49 membres, à échéance 365 jours. Ces prévisions se basent sur l'historique des précipitations et des températures observées, ainsi que sur les historiques des débits observés et sur la simulation hydrologique parfaite (avec les précipitations et températures observées). L'étude prend pour exemple le réservoir d'Oroville aux États-Unis. Les objectifs de gestion de ce réservoir consistent à satisfaire la demande en eau pour l'irrigation agricole, l'environnement et la demande en eau potable. Le réservoir a également pour fonction de contrôler les crues. Le modèle de gestion utilisé est un modèle adapté pour la gestion sur un horizon de temps glissant (gestion en temps réel). Le modèle de gestion, appelé MPC, opère la gestion en temps réel avec un algorithme de gestion de type DDP. Les prévisions hydrologiques d'ensemble qui alimentent ce modèle de gestion sont moyennées pour obtenir une unique trace. Les auteurs font également varier la taille des réservoirs selon plusieurs ratios « taille de réservoir/débits ».

Les auteurs ont montré que les bénéfices de gestion les plus importants correspondaient à ceux de la gestion avec la prévision parfaite. La valeur économique des prévisions basées sur les historiques des précipitations et températures est en moyenne 35 % plus faible que celle de la prévision parfaite. Les résultats ont également montré que la valeur de la prévision augmente lorsque le système de gestion est sous tension (forte demande en eau et réservoir de petite taille). Lorsque la demande en eau est faible, les prévisions hydrologiques ont une faible valeur, car les réservoirs ont la capacité de répondre à la demande même en cas de sécheresse.

Selon les auteurs, la valeur des prévisions dépendrait non seulement de leur qualité, mais aussi des objectifs de gestion (demande plus ou moins importante à satisfaire) et des caractéristiques physiques du réservoir.

L'amélioration des systèmes de prévision en termes de qualité engendre une amélioration de la valeur de la prévision à travers la gestion d'une réserve en eau. Néanmoins, les études présentées ci-dessus concluent que l'existence d'un lien entre la qualité et la valeur de la prévision est, parfois, difficile à généraliser, car elle dépend de plusieurs facteurs propres à chaque cas d'étude. Les modifications du système physique, du système de prévision et des objectifs de gestion entraînent une modification du lien entre la qualité et la valeur de la prévision. Nous pouvons alors nous demander si ce lien est retrouvé en modifiant l'horizon de gestion et, par conséquent, le système de prévision et les objectifs de gestion.

À notre connaissance, il existe moins d'études qui s'intéressent à la valorisation économique de la prévision à courte échéance. Nous présentons, ici, quelques-unes de ces études :

- L'étude de Boucher et al. (2012) rejoue un évènement de crue qui s'est produit en 2003 sur le bassin versant de Gatineau au Québec. Le but de l'étude est donc de comparer la gestion réellement opérée lors de l'évènement en 2003, avec celles issues de quatre autres systèmes de prévision : des prévisions déterministes, des prévisions d'ensemble brutes, des prévisions d'ensemble post-traitées selon la méthode d'habillage avec le meilleur membre et des prévisions d'ensemble post-traitées selon la méthode par habillage avec le meilleur membre modifiée par Fortin et al. (2006). Les prévisions météorologiques sont issues du modèle de prévision canadien GEM (modèle global) et SEF (modèle régional) à échéance de dix jours. La modélisation hydrologique a été opérée au pas de temps journalier par le modèle HYDROTEL, qui est opérationnel à courte échéance chez Hydro Québec. Le modèle de gestion utilisé dans cette étude est nommé SOHO. C'est un modèle qui s'appuie sur un algorithme linéaire stochastique qui a pour objectif de maximiser la production hydroélectrique tout en respectant les contraintes de cote maximale et minimale. Les résultats montrent que les quatre systèmes de prévision et la gestion des réserves en eau avec un modèle d'aide à la décision permettent une meilleure gestion de cet épisode de crue en comparaison de la gestion réalisée lors de l'évènement de 2003. L'analyse de la qualité de ces quatre systèmes de prévision montre que la prévision déterministe est de moins bonne qualité que les trois autres systèmes de prévision d'ensemble. Parmi les systèmes de prévision d'ensemble, le système issu de la correction statistique de Fortin et al. (2006) montre de meilleures performances globales en termes de qualité, mais aussi en termes de valeur avec une plus forte production d'énergie. Cette étude montre donc que l'amélioration des prévisions hydrologiques peut amener à une meilleure gestion des réserves en eau. Néanmoins, la qualité n'est pas toujours corrélée avec la valeur de la prévision. En effet, le système de prévision d'ensemble brut montre une meilleure qualité, mais une valeur (production) plus faible que le système de prévision déterministe.
- La thèse de Zalachori (2013) s'intéresse à la valeur de la prévision hydrologique à échéance sept jours sur plusieurs bassins versants en France. L'étude s'appuie sur quatre types de prévision utilisés pour la gestion d'une réserve hydroélectrique : la prévision parfaite (observations), la prévision déterministe, la prévision d'ensemble,

et la prévision issue des historiques des débits. Les prévisions hydrométéorologiques sont issues du CEPMMT et du modèle hydrologique MORDOR. Les réservoirs étudiés sont synthétiques. Les capacités de stockage et de production sont définies en fonction du débit journalier moyen. Le modèle de gestion utilisé se base sur un algorithme heuristique, ayant pour objectif de maximiser les revenus de production. Les résultats montrent que les bénéfices de gestion sont plus importants avec la prévision parfaite (observation) et plus faibles avec les prévisions s'appuyant sur les historiques des débits. De plus, les revenus de gestion sont plus importants pour une gestion prenant en compte tous les membres de la prévision d'ensemble, par rapport à une gestion prenant en compte une prévision déterministe. Cette étude s'intéresse également à l'influence de la capacité de stockage et de la capacité de production sur les revenus de gestion. L'auteur montre que l'augmentation de la taille du réservoir et de la capacité de production permet de générer plus de revenus pour tous les systèmes de prévision.

- Tang et al. (2010) étudient l'apport de nouvelles prévisions des précipitations sur les prévisions hydrologiques et sur la gestion hydroélectrique du barrage de Ertan en Chine. Ils utilisent des prévisions météorologiques du modèle *Global Forecast System* de l'Agence Américaine d'Observation Océanique et Atmosphérique (NOAA) à échéance seize jours. Les prévisions météorologiques sont ensuite utilisées pour produire les prévisions hydrologiques avec un modèle hydrologique à base physique. Les auteurs comparent l'utilisation de deux systèmes de prévision météorologique (modèle auto régressif AR et modèle de la NOAA). Le modèle de gestion utilisé s'appuie sur un algorithme de gestion de type SDP, ayant pour objectif la maximisation de la production hydroélectrique.

L'évaluation de la qualité des prévisions hydrométéorologiques montre que les prévisions de la NOAA apportent un gain en qualité par rapport à celle du modèle AR. De plus, l'utilisation de ces prévisions dans la gestion permet d'augmenter la production hydroélectrique de 114 GWh par an, ce qui montre l'existence d'un lien entre la qualité de la prévision et sa valeur dans cette étude.

La synthèse de toutes ces études montre que l'utilisation des prévisions hydrologiques est un prérequis pour améliorer la gestion des réserves en eau. L'amélioration des systèmes de prévision (prévision déterministe vs prévision d'ensemble, pré- et post-traitement pour corriger des biais, meilleure connaissance des conditions initiales du bassin versant) amène souvent à une amélioration de la gestion et donc à une amélioration de la valeur de la prévision. Néanmoins, il reste difficile d'établir un lien clair entre la qualité d'un système de prévision et sa valeur économique, car ce lien est influencé par trois autres facteurs liés au système de gestion : le dimensionnement des réservoirs (si le réservoir est assez grand pour toujours permettre de répondre à l'objectif de gestion, la valeur des prévisions sera plus faible), les objectifs de gestion et l'algorithme d'optimisation.

Ces études établissent un lien global entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique, sans spécifier quel attribut de qualité influence le plus la valeur économique de la prévision. Selon Stakhiva et Stewart (2010), en contexte de gestion hydroélectrique, l'amélioration de la fiabilité des systèmes de prévision hydrologique devrait permettre d'améliorer la gestion des réserves en eau. Côté et Leconte (2016) évoquent également l'impact négatif de la sous-dispersion d'un ensemble de prévision hydrologique sur la gestion d'une réserve en eau hydroélectrique. Un plus grand nombre d'études attri-

bue une importance à la précision des systèmes de prévision dans la gestion des réserves en eau, particulièrement pour des épisodes extrêmes comme les crues ou les sécheresses (Turner et al., 2017 ; Anghileri et al., 2016 ; O. Kim et al., 2007).

La majorité des études qui s'intéressent au lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrométéorologiques se focalisent sur un seul réservoir (système de gestion) hydroélectrique. La généralisation de l'existence de ce lien reste encore un défi majeur. Dans cette thèse, nous considérons ce défi et contribuons à le relever.

2.5 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté les méthodes les plus utilisées dans la littérature pour gérer et analyser les apports en eau d'un réservoir hydroélectrique. Les méthodes employées pour la gestion des réserves en eau permettent de délivrer des séquences de décisions ou des stratégies de gestion qui peuvent aider le gestionnaire à prendre des décisions optimales.

Les attentes de l'ouvrage hydraulique sont souvent quantifiées par une fonction objectif à maximiser ou à minimiser, tout en respectant les contraintes de gestion. Il existe de nombreux algorithmes d'optimisation utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation. Le choix d'un algorithme de gestion dépend du problème d'optimisation à résoudre. La programmation linéaire permet de résoudre rapidement un large choix de problèmes d'optimisation. Néanmoins, elle ne représente pas toujours la complexité des problèmes de gestion, qui dépendent souvent de contraintes non-linéaires. Des méthodes de programmation non-linéaire peuvent être utilisées en résolvant, par exemple, une succession de problèmes linéaires. Les algorithmes par programmation dynamique peuvent également être une alternative à la résolution d'un problème d'optimisation non-linéaire. Ils permettent de trouver efficacement une solution optimale dans des temps relativement courts. Ces algorithmes sont néanmoins limités par « la malédiction de la dimension », qui est définie par l'augmentation du temps de résolution du problème d'optimisation à mesure que le nombre d'objectifs de gestion augmente. Enfin, la gestion des réserves hydrauliques ayant plusieurs objectifs de gestion peut être optimisée avec des algorithmes heuristiques, plus faciles à mettre en place et permettant de traiter des problèmes complexes. Cependant, les temps de calculs peuvent être longs si le problème d'optimisation est très complexe ou si la période d'étude est très longue.

L'efficacité de la gestion dépend de la qualité des entrées du modèle de gestion. La qualité de la prévision hydrométéorologique se définit selon plusieurs attributs de qualité comme la précision, la finesse ou la fiabilité. Pour quantifier la qualité d'une prévision hydrométéorologique, des scores numériques ou graphiques sont utilisés. Il est également possible de calculer la valeur d'une prévision. Elle se mesure à travers la performance du modèle de gestion, c'est-à-dire en évaluant sa capacité à résoudre au mieux le problème de gestion, tout en respectant les contraintes de gestion. Ainsi, si l'objectif est de maximiser les revenus de gestion, la valeur de la prévision hydrométéorologique s'exprimera donc en fonction des revenus de gestion obtenus avec l'optimisation de la gestion.

Les études ayant cherché à mesurer le lien entre la qualité et la valeur des prévisions dans le secteur hydroélectrique ont montré que ce lien est dépendant du système de gestion, de l'algorithme d'optimisation de la gestion, de l'opérateur de gestion et du système de prévision. Il est donc difficile de comparer les résultats des études entre eux. De plus, très peu d'études, à notre connaissance, ont porté un regard sur l'influence de chaque attribut de qualité sur la valeur de la prévision. En effet, le lien entre la qualité de la prévision et sa valeur a souvent été étudié dans sa globalité.

Dans cette thèse, nous cherchons à mettre en évidence le lien entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques et leur valeur économique à travers la gestion des réserves en eau pour la production hydroélectrique. Nous employons des méthodes d'optimisation décrites dans cette partie, comme la programmation déterministe dynamique ou encore la programmation linéaire. Pour répondre à l'objectif de la thèse, nous avons mis en place un protocole expérimental spécifique qui est présenté dans le chapitre suivant.

Objectifs et protocole expérimental de la thèse

3.1 Introduction

Le protocole d'expérimentation mis au point pour répondre aux différents objectifs de cette thèse s'appuie sur une chaîne de prévision hydrométéorologique utilisée dans un contexte de gestion hydroélectrique (figure 3.1). Cette chaîne, dont la structure est commune aux différentes expériences, est définie par des processus opérés depuis la production des prévisions météorologiques jusqu'à la prise de décisions. Tout d'abord, nous utilisons un des produits des centres de prévision météorologique : les prévisions des précipitations et des températures à différentes résolutions et échéances temporelles. À partir de celles-ci, les modèles hydrologiques produisent des prévisions des débits. Dans un cas comme dans l'autre, la qualité des différentes prévisions obtenues peut être améliorée grâce à des modèles statistiques de correction de biais (pré- et post-traitement).

Dans le cadre du secteur hydroélectrique, les prévisions hydrologiques sont utilisées en entrée des modèles de gestion de réservoir. Un modèle de gestion permet d'optimiser le placement du volume d'apport en eau en fonction des objectifs de gestion, des prix de l'électricité et des prévisions hydrologiques. En parcourant cette chaîne de prévision et gestion, nous pouvons évaluer la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique issue de la gestion des apports et de la production hydroélectrique. Les différentes approches utilisées dans le protocole expérimental de cette thèse pour évaluer le lien entre la qualité et la valeur des prévision sont décrites dans ce chapitre.

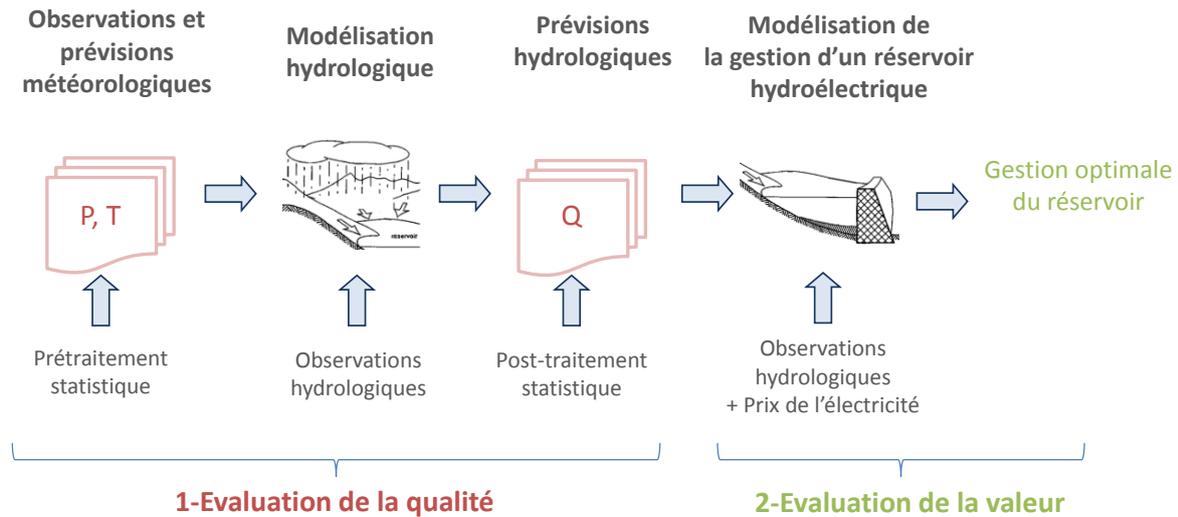


Figure 3.1 – Schéma représentant la chaîne de prévision hydrométéorologique utilisée en contexte de gestion hydroélectrique.

3.2 Approches adoptées

Afin de répondre à l'objectif principal de la thèse, nous avons mis en place un protocole d'expérimentation constitué de quatre approches qui permettent de décliner l'objectif général de la thèse en quatre sous-objectifs, chacun représenté par une expérimentation différente. La figure 3.2 synthétise les données et modèles utilisés dans chaque approche. Chaque ligne de couleur lie les données et modèles utilisés pour une approche expérimentale. Les flèches représentent les entrées aux modèles.

3.2.1 Approche conceptuelle à courte échéance (CT1)

La première approche cherche à répondre à la question de la sensibilité d'un modèle de gestion à courte échéance face à la qualité des prévisions hydrologiques utilisées en entrée de ce modèle. Les premières idées à ce propos sont venues à la suite de la thèse de Zalachori (2013), dans laquelle un travail préliminaire a été réalisé pour étudier les relations entre la qualité des prévisions opérationnelles à courte échéance et leur valeur économique dans un contexte de production hydroélectrique. Ce travail a mis en évidence l'existence d'un lien entre la qualité des prévisions et leur valeur économique, mais il n'est pas parvenu à identifier quels attributs de la qualité d'une prévision influençaient le plus sa valeur. Nous avons alors mis en place une approche conceptuelle pour mieux comprendre dans quelle mesure la qualité d'une prévision a un impact sur la valeur qu'on lui attribue à travers la gestion d'une réserve en eau. Pour cela, nous avons mis en place un modèle permettant de créer une prévision d'ensemble synthétique de qualité contrôlée. Une prévision synthétique est créée à partir des données observées et des paramètres qui permettent de faire varier les attributs de finesse et de fiabilité de la prévision hydrologique. Les prévisions synthétiques construites pour cette étude ont un horizon de prévision de sept jours et cinquante membres de prévision. Elles reflètent des qualités différentes : parfaitement

fiable, avec des biais de sur/sous-estimation, et avec un biais de sous-dispersion. Le modèle de gestion à courte échéance (ValpreviPL) se fonde sur un algorithme d'optimisation linéaire. Il a été développé à partir du modèle de gestion heuristique mis en place dans les travaux de Zalachori (2013) et Cassagnole (2016). Ce modèle de gestion optimise la gestion du réservoir en avenir connu, en maximisant les gains de gestion immédiats. Nous avons défini des réservoirs conceptuels pour cette étude, avec une capacité de production et de stockage établies en fonction du débit journalier moyen de chaque bassin versant. Les réservoirs conceptuels mis en place sont de type « éclusée ».

Pour cette approche, nous utilisons des données observées de débits et des données de prévision hydrologique issues du modèle MORDOR pour créer des prévisions hydrologiques synthétiques (ligne orange sur la figure 3.2). Nous avons utilisé les données des prévisions hydrologiques issues du modèle MORDOR produites durant la thèse de Zalachori (2013). La méthode de post-traitement ECC est appliquée sur les prévisions synthétiques. Les données de prévision synthétique et les prix de l'électricité horaires issus du marché EPEX SPOT sont les entrées du modèle de gestion à courte échéance.

Cette approche conceptuelle à courte échéance a pour but de mieux comprendre la sensibilité du modèle de gestion à courte échéance face à la qualité de ses entrées. L'aspect conceptuel permet d'appliquer cette étude sans avoir besoin des caractéristiques physiques réelles des réservoirs. Le modèle de prévision synthétique et la paramétrisation du modèle de gestion permettent donc de tester cette approche sur n'importe quel bassin versant. Les détails de la mise en œuvre de cette approche et les résultats obtenus sont présentés dans le **chapitre 4**.

3.2.2 Approche opérationnelle à courte échéance (CT2)

La gestion des réserves hydroélectriques s'appuie, la plupart du temps, sur les prévisions hydrologiques fournies par des centres de prévision opérationnels. Nous avons donc mis en place une approche opérationnelle afin d'évaluer le comportement du modèle de gestion à courte échéance (ValpreviPL) dans un tel contexte. Un des aspects conceptuels de l'approche précédente est néanmoins conservé. Nous utilisons des réservoirs de capacités de production et de stockage paramétrés en fonction des débits journaliers moyens. Cela nous permet d'étudier l'influence de la taille des réservoirs hydroélectriques sur l'optimisation de la gestion. La ligne bleue sur la figure 3.2 lie les données et modèles utilisés pour l'approche opérationnelle à courte échéance. Nous avons utilisé des prévisions météorologiques opérationnelles, à échéance sept jours, dans le modèle hydrologique MORDOR afin de produire des prévisions de débits. Les pré- et post-traitements des prévisions hydro-météorologiques utilisés dans l'approche opérationnelle à courte échéance sont représentés par des losanges bleus.

Cette approche opérationnelle a trois sous-objectifs. Dans un premier temps, nous cherchons à évaluer l'influence d'un pré- et post-traitement sur la qualité et la valeur des prévisions opérationnelles. Dans un deuxième temps, nous cherchons à mieux comprendre comment prendre en compte l'information fournie par les prévisions d'ensemble dans le modèle de gestion à courte échéance. Nous comparons alors plusieurs modes de gestion qui se distinguent par leur manière de traiter la prévision d'ensemble dans l'optimisation de la gestion : prise en compte de tous les membres de la prévision ou de la moyenne

des membres de la prévision. Le troisième, et dernier, sous-objectif de cette approche opérationnelle s'intéresse à l'influence de la taille du réservoir sur la gestion. Les détails de la mise en œuvre et les résultats obtenus sont présentés dans le **chapitre 5**.

3.2.3 Approche par programmation dynamique à moyenne échéance (MT)

Afin d'étendre notre analyse à des échéances de prévision plus longues et à des réservoirs avec une capacité de stockage plus importante (lac-réservoirs), nous avons mis en place une approche par programmation dynamique à moyenne échéance. Le but de cette approche est de comprendre les relations entre la qualité et la valeur des prévisions hydrologiques dans un contexte de gestion à moyenne échéance (plusieurs mois). Pour répondre à cet objectif, nous avons utilisé des données de prévision météorologique saisonnière en entrée du modèle hydrologique GR6J, adapté à la prévision à moyenne échéance. Dans cette étude, nous nous penchons également sur l'influence d'un pré-traitement statistique sur la valeur économique des prévisions. Les données et les modèles utilisés dans cette approche expérimentale sont liés par la ligne verte sur la figure 3.2.

Le modèle de gestion utilisé (multi-DDP) est basé sur le modèle présenté dans la thèse de François (2014). Il a été adapté dans cette thèse aux contraintes et aux objectifs de la gestion à moyenne échéance (gestion du stock annuel pour la production hydroélectrique et le tourisme). Il emploie l'algorithme d'optimisation par programmation dynamique déterministe. Cette approche expérimentale par programmation dynamique a deux sous-objectifs. Le premier consiste à évaluer le lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrologiques pour une gestion mono-objectif (la production hydroélectrique). Le deuxième sous-objectif s'intéresse à l'impact d'une gestion multi-objectifs (production hydroélectrique et niveau de stock cible en été) sur le lien entre la qualité et la valeur des prévisions. La mise en œuvre et les résultats de cette approche sont détaillés dans le **chapitre 6**.

3.2.4 Approche de gestion couplée (MTCT)

L'objectif de cette approche est d'examiner si la gestion à courte échéance des réserves hydroélectriques de type lac-réservoir peut être améliorée avec la prise en compte d'une information délivrée par le modèle de gestion à moyenne échéance (multi-DDP). Nous avons adapté notre modèle à courte échéance (ValpreviPL) pour maximiser les revenus de production immédiats, tout en prenant en compte les revenus potentiels futurs délivrés par la gestion à moyenne échéance. Sur la figure 3.2, les données et les modèles utilisés pour l'approche expérimentale de gestion couplée sont représentés par des encadrés de pointillés violets. Les détails et les résultats de cette approche sont présentés dans le **chapitre 7**.

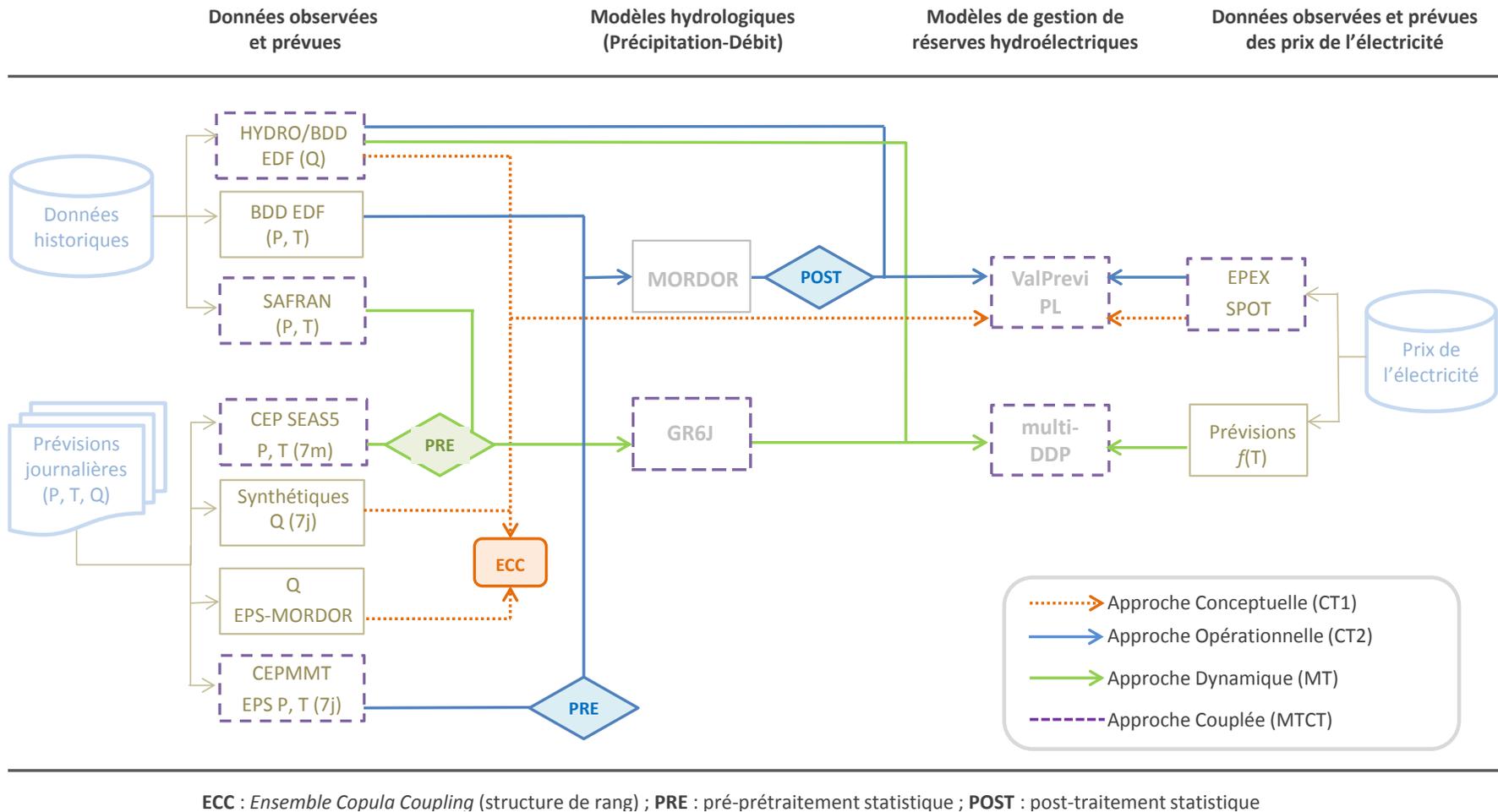


Figure 3.2 – Schéma récapitulatif des données et modèles utilisés dans les quatre approches expérimentales de la thèse. P = Précipitation, T = Température et Q = Débit.

3.3 Données hydrométéorologiques

3.3.1 Les données observées

Les jeux de données hydrométéorologiques observées proviennent de plusieurs bases de données différentes en fonction des besoins de chaque approche étudiée. Dans l'approche conceptuelle à courte échéance, les prévisions synthétiques des débits sont créées à partir des débits observés entre le 01/01/2005 et le 31/12/2008. Nous utilisons la base de données des débits observés journaliers issus de la Banque Hydro¹. Il s'agit d'une base de données recensant les mesures de hauteur d'eau, à pas de temps variable, de près de 5000 stations, et les débits associés à ces mesures de hauteur d'eau, calculés à partir des courbes de tarage propres à chaque bassin versant (Leleu et al., 2014).

Dans l'étude de l'approche opérationnelle à courte échéance, nous utilisons la base de données hydrométéorologiques observées au pas de temps journalier, entre le 01/01/1965 et le 31/12/2016, fournie par EDF. Les données sont obtenues à partir de mesures effectuées par des stations météorologiques et hydrologiques réparties sur les bassins versants. La température est mesurée à l'exutoire du bassin versant, puis corrigée en fonction des bandes d'altitude du bassin versant, avant d'être moyennée à la journée. Les précipitations moyennes journalières sont issues des pluviomètres situés sur le bassin versant et dans ses alentours. La pluie est spatialisée avant d'être moyennée selon la meilleure répartition des poids attribués à chaque pluviomètre. Les débits observés sont calculés à partir de la hauteur d'eau dans la rivière via une courbe de tarage. Lorsqu'il s'agit de reconstituer le débit à l'endroit où il y a une réserve hydroélectrique, le débit observé est évalué en fonction du bilan en eau dans la réserve, à partir du niveau d'eau dans le réservoir aux instants t et $t+1$ et du volume d'eau utilisé pour la production de l'instant t à $t+1$.

Dans le cadre des approches par programmation dynamique et gestion couplée, les données météorologiques sont issues de la ré-analyse SAFRAN (Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques à la Neige) de Météo-France (Vidal et al., 2010), entre le 01/01/1958 et le 31/07/2017. La base de données SAFRAN fournit des données journalières de précipitations et de températures sur des mailles de 8 km de côté. Les données SAFRAN sont ensuite agrégées par bassin versant. À partir de ces données, l'évapotranspiration potentielle journalière est calculée selon la formulation décrite par Oudin et al. (2005). L'équipe « Hydrologie des bassins versants » d'INRAE à Antony possède une base de données regroupant la ré-analyse SAFRAN et les données de débits issues de la Banque Hydro (Delaigue et al., 2019). Cette base de données a été utilisée dans cette thèse.

3.3.2 Les données de prévision

Les chaînes de prévision associées à chaque approche étudiée s'appuient sur différents outils permettant de produire une prévision hydrologique. Nous distinguons, d'une part, les données de prévision météorologique et, d'autre part, les modèles de prévision hydrologique utilisés pour produire les prévisions des débits.

1. <http://www.hydro.eaufrance.fr/>

3.3.2.1 Les prévisions météorologiques

Les prévisions météorologiques proviennent du Centre Européen des Prévisions Météorologiques à Moyen terme (CEPMMT). Il s'agit des EPS ENS à courte échéance (*Ensemble Predictive System*) et des prévisions saisonnières SEAS5.

Les prévisions EPS ENS sont fournies à résolution spatiale de 0,5 degré. Ces prévisions journalières disposent de cinquante membres et d'une échéance de quinze jours². Les prévisions spatialisées sont agrégées à l'échelle du bassin versant. Elles sont utilisées pour les deux approches à courte échéance. L'approche synthétique reprend les données de prévision météorologique journalière de la thèse de Zalachori (2013) sur la période 2005-2008, tandis que l'approche opérationnelle reprend les données de prévision météorologique journalière de la thèse de Courbariaux (2016) sur la période 2011-2015.

Les données des prévisions saisonnières SEAS5 ont été collectées pour les travaux de cette thèse. Elles sont issues d'un jeu de prévision sur la période 1981-2015. Les prévisions sont émises une fois par mois (le premier jour de chaque mois), sur toute la France, sur une maille de résolution de 35 km. Les ensembles de prévision journalière sont composés de 25 membres à échéance maximale de sept mois (Johnson et al., 2019). À partir des prévisions des températures, nous avons établi des prévisions d'évapotranspiration potentielle selon la formule empirique d'Oudin (Oudin et al., 2005). Les données de prévision météorologique ont été agrégées à l'échelle du bassin versant durant le stage de fin d'étude de Garnier (2018) que j'ai co-encadré.

3.3.2.2 Les prévisions hydrologiques issues des modèles MORDOR et GR6J

Dans cette thèse, nous nous sommes appuyés sur deux modèles hydrologiques : MORDOR et GR6J. Ces deux modèles sont des modèles conceptuels, c'est-à-dire qu'ils simplifient les processus physiques à l'intérieur des bassins versants par une représentation mathématique de la réponse hydrologique des bassins versants. La représentation mathématique des processus physiques d'un bassin versant est réalisée à travers le remplissage de réservoirs conceptuels, qui correspondraient à des réservoirs naturels, comme celui des sols ou des nappes souterraines. Chaque bassin versant est représenté par des paramètres de remplissage ou de transfert qui lui sont propres et qui doivent être calés à l'aide des données historiques. Ce travail de thèse ne mettant pas l'accent sur l'amélioration de la modélisation ou sur la compréhension des processus, nous ne proposons ici qu'une présentation succincte de ces deux modèles.

Le modèle MORDOR est utilisé pour les deux études concernant les prévisions à courte échéance. Il a été développé au sein d'EDF afin de produire des prévisions hydrologiques utiles dans un contexte opérationnel (Garçon, 1996). Les entrées du modèle MORDOR sont les précipitations et les températures journalières, agrégées par bassin versant. Les paramètres optimaux du modèle sont définis dans la phase de calage, qui compare la simulation des débits du modèle avec les débits observés. Le modèle hydrologique MORDOR est décrit par 22 paramètres à caler, dont les paramètres pour le module représentant les processus de formation et de fonte de la neige. La structure du modèle est schématisée sur la figure 3.3.

2. <https://confluence.ecmwf.int/display/FUG/Forecast+User+Guide>

Pour les bassins versants de cette thèse, nous utilisons les paramètres qui ont été calés par le service « Développement Mesures et Méthodes » d'EDF-DTG, en maximisant les critères de calage NSE (Nash et Sutcliffe, 1970) et KGE (Gupta et al., 2009). Le modèle MORDOR et les prévisions météorologiques à courte échéance sont utilisés dans cette thèse pour obtenir des prévisions hydrologiques à échéance sept jours et à cinquante membres, sur la période de 2005-2008 pour l'approche synthétique, et la période 2011-2015 pour l'approche opérationnelle. À chaque initialisation de la prévision, les débits simulés sont corrigés selon la dernière erreur observée entre le débit observé et le débit simulé, et selon la vitesse de décroissance de l'erreur en fonction de l'échéance. Dans l'étude synthétique, les prévisions issues du modèles MORDOR ne sont pas utilisées dans le module de gestion. Elles sont uniquement utilisées pour ordonner les prévisions hydrologiques d'ensemble synthétiques générées selon un rang donné en appliquant la méthode ECC (*Ensemble Copula Coupling*) (Bremnes, 2008 ; Schefzik et al., 2013). Cette démarche est décrite en détail dans le chapitre 4.

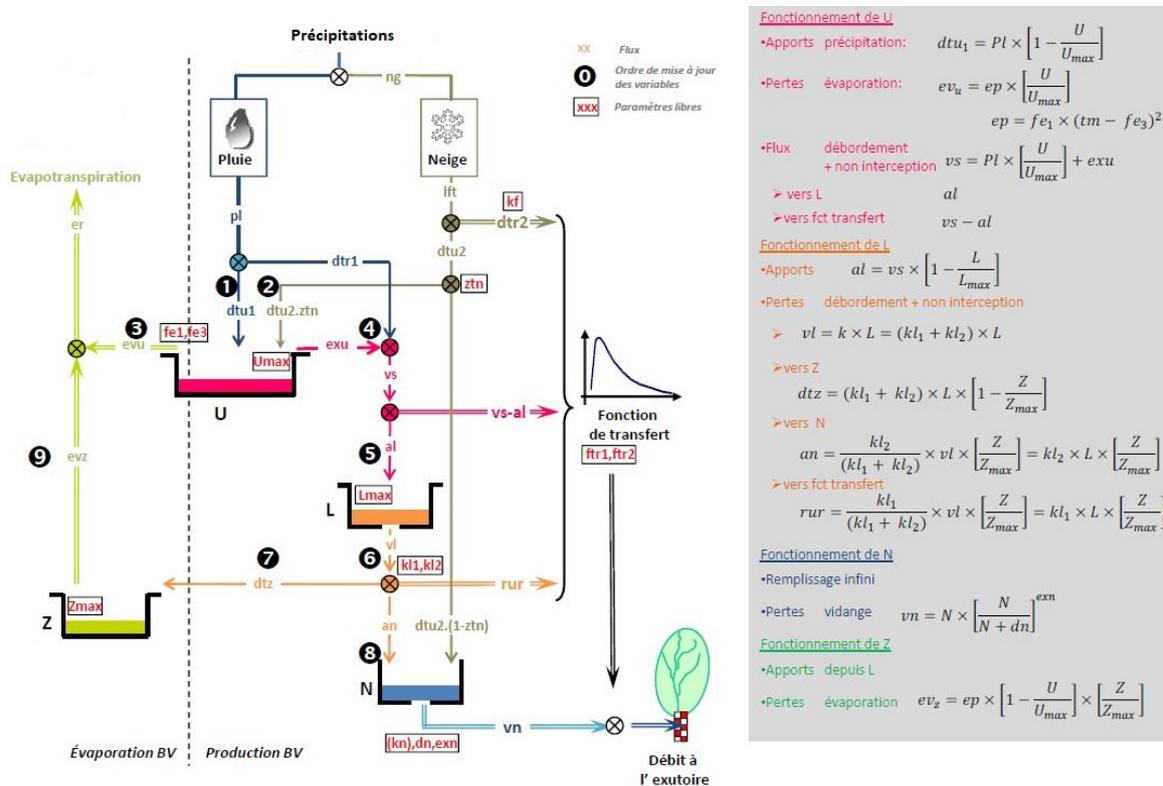


Figure 3.3 – Schéma du modèle hydrologique MORDOR (Courbariaux, 2016)

Le modèle GR6J utilisé dans cette thèse correspond à la version incorporé dans l'outil PREMHYCE (Coron et al., 2017a,b ; Nicolle et al., 2014 ; Pushpalatha, 2013). La structure du modèle est schématisée sur la figure 3.4. Le modèle GR6J est utilisé pour rejouer les prévisions hydrologiques à moyenne échéance et pour l'étude de gestion couplée. Il est forcé avec les données journalières de précipitations (P sur la figure 3.4), de températures (T sur la figure 3.4) et d'évapotranspiration potentielle (E0 sur la figure 3.4). Le modèle hydrologique GR6J est couplé avec le module neige CemaNeige (Valéry, 2010). CemaNeige est un module d'accumulation/fonte de neige. L'accumulation et la fonte de la neige sont exprimées en fonction de la différence entre la température journalière et une température de base fixée à 0 °C. À partir de la précipitation et de la température journalière et des

bandes d'altitude, le modèle CemaNeige calcule l'équivalent en eau du manteau neigeux à l'aide de deux paramètres X7 et X8. Plus X7 est élevé, plus la fonte des neiges est retardée. Plus X8 est élevé, plus la fonte est rapide. Le modèle hydrologique que nous utilisons est donc composé de huit paramètres (six propres au modèle hydrologique et deux propres au module neige) qui doivent être calés à partir des données hydrométéorologiques passées :

- X1 = capacité du réservoir de production (mm)
- X2 = coefficient d'échange souterrain (mm/j)
- X3 = capacité du réservoir de routage (mm)
- X4 = temps de base de l'hydrogramme unitaire HU1 (j)
- X5 = seuil de changement de signe de l'échange (-)
- X6 = capacité du réservoir exponentiel utilisé pour le contrôle de la décrue (mm)
- X7 = coefficient de pondération de l'état thermique du manteau neigeux (entre 0 et 1) (-)
- X8 = facteur degré-jour (en mm/°C/j)

Pour chaque bassin versant étudié, les paramètres du modèle GR6J ont été calés sur la racine carrée des débits, pour ne pas attribuer un poids trop important aux hauts débits et ainsi mieux simuler le régime hydrologique. La calage est réalisé en maximisant le critère KGE (Gupta et al., 2009). Les résultats de calage sont décrits dans le chapitre 6. Pour chaque initialisation de la prévision saisonnière, les débits sont simulés puis corrigés selon l'erreur moyenne calculée entre le dernier débit observé et le débit correspondant simulé par le modèle. À la première échéance de prévision, la correction sera plus forte, pour ensuite décroître exponentiellement. Les prévisions saisonnières SEAS5 sont utilisées en entrée au modèle GR6J-CemaNeige, donnant ainsi des prévisions hydrologiques à l'échéance maximale de sept mois et avec vingt-cinq membres.

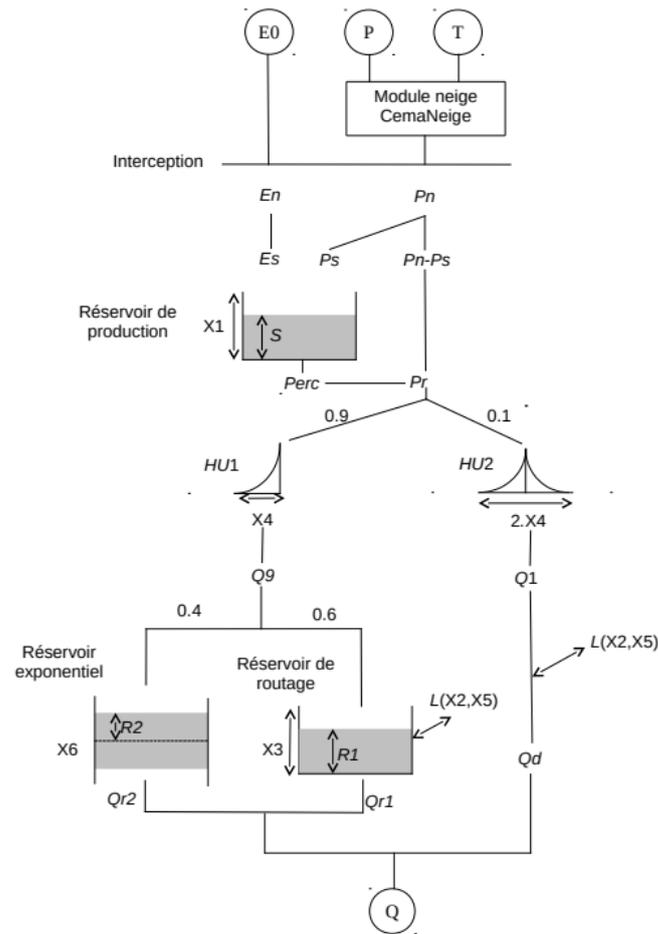


Figure 3.4 – Schéma du modèle hydrologique GR6J, modifié de la thèse de Pushpalatha (2013) et issu de la thèse de Poncelet (2016)

3.3.2.3 Les prévisions hydrométéorologiques s'appuyant sur les historiques passés

Des ensembles de prévision météorologique produits à partir de l'historique des précipitations et des températures observées de chaque bassin versant étudié sont également utilisés dans l'approche de gestion opérationnelle à courte échéance, dans l'approche par programmation dynamique à moyenne échéance et dans l'approche couplée. Ces ensembles sont utilisés pour appliquer la méthode *Extended Streamflow Prediction* (ESP) (Day, 1985). La méthode ESP fait l'hypothèse que les événements météorologiques survenus dans le passé peuvent de nouveau avoir lieu dans le futur, tout en prenant en compte l'état du bassin versant simulé par le modèle hydrologique à l'instant de prévision. La figure 3.5 schématise la méthode ESP. La prévision hydrologique du jour $d0$, de l'année i , jusqu'à l'échéance t est réalisée à partir des variables météorologiques observées du jour $d0$ jusqu'au jour t , des années $i-1$ à $i-n$ (n représentant le nombre de membres de la prévision). Au jour $d0$, le modèle hydrologique simule une prévision hydrologique à partir de ces variables météorologiques observées en prenant en compte l'état initial du bassin versant, évalué avec les débits observés sur une chronique allant jusqu'au jour précédant le jour $d0$.

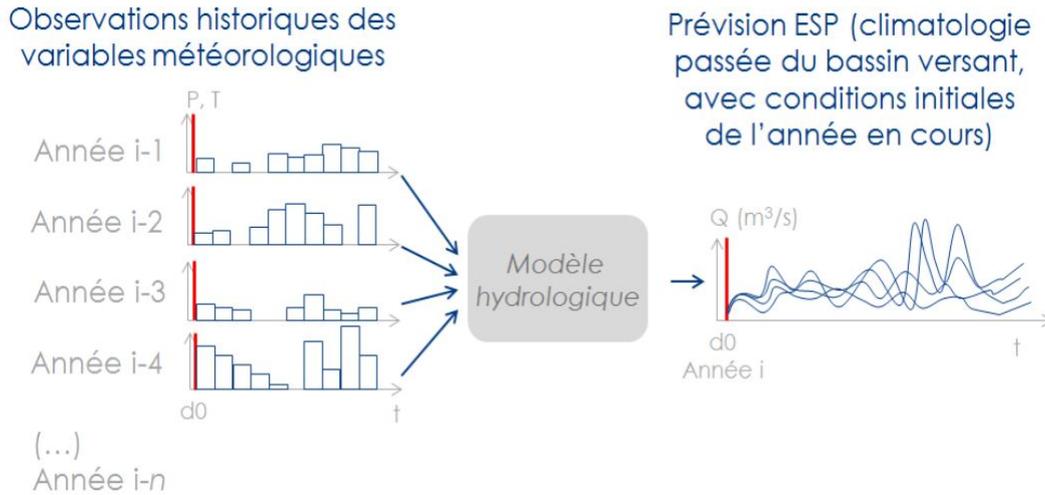


Figure 3.5 – Principe de la méthode ESP pour la prévision hydrologique. D’après : L. Crochemore (présentation orale).

Un autre système de prévision a été construit en s’appuyant, cette fois-ci, sur les données historiques des débits. La prévision hydrologique dépend, ici, uniquement de l’hydrologie passée du bassin versant. Les conditions initiales du bassin versant au jour de prévision ne sont donc pas prises en compte. Par exemple, la prévision hydrologique du jour $d0$, de l’année i , jusqu’à l’échéance t est réalisée à partir des débits observés du jour $d0$ jusqu’au jour t , des années $i-1$ à $i-n$.

3.3.3 Les bassins versants de l’étude

Cette thèse s’appuie sur quinze bassins versants français localisés dans des zones d’intérêt pour la production hydroélectrique. La localisation et les caractéristiques des bassins versants se trouvent, respectivement, sur la figure 3.6 et dans le tableau 3.1. Les régimes hydrologiques sont définis à partir de la classification établie par Sauquet et al. (2008). Cette méthode permet de classer les régimes hydrologiques des bassins versants à partir de l’évolution des débits mensuels. Il existe douze classes de régime, divisées en deux grands groupes : les régimes à dominante pluviale et les régimes à dominante nivale. Dans le tableau 3.1 les dominantes de régime sont présentées pour chaque bassin versant. La superficie moyenne de ces bassins versants est de $1\,266\text{ km}^2$, avec un minimum de 63 km^2 et un maximum de $3\,727\text{ km}^2$. Dans les diverses approches de cette thèse, nous considérons que les exutoires de ces bassins versants correspondent à un réservoir hydroélectrique. Ainsi, les apports aux réservoirs sont issus de la surface de drainage en amont de chaque bassin versant.

À partir de ces quinze bassins versants, nous avons constitué des sous-groupes de bassins versants utilisés dans chaque approche du protocole expérimental. Pour l’étude synthétique à courte échéance, dix bassins versants ont été pris en compte. Ils correspondent aux bassins versants utilisés dans la thèse de Zalachori (2013). Dans l’étude opérationnelle à courte échéance, nous utilisons la totalité des quinze bassins versants, correspondant aux bassins versants utilisés dans la thèse de Courbariaux (2016). Pour l’étude à moyenne échéance et l’étude de gestion couplée, nous avons sélectionné deux

bassins versants ayant des régimes hydrologiques différents : la Durance à Serre-Ponçon, qui a un régime hydrologique à dominante nivale et l'Ain à Vouglans, qui a un régime hydrologique à dominante pluviale.

Bassins versants	Régime	Surface (km ²)	Inclus dans les ap- proches :
1 La Durance à Serre-Ponçon	Nival	3 727	CT1/CT2/MT/MTCT
2 La Loire à Bas-en-Basset	Pluvial	3 005	CT2
3 L'Ardèche à Sauze	Pluvial	2 240	CT1/CT2
4 Le Tarn à Millau	Pluvial	2 170	CT1/CT2
5 La Truyere à Grandval	Pluvial	1 930	CT1/CT2
6 Le Lot à Castelnau	Pluvial	1 650	CT1/CT2
7 Le Sioule aux Fades	Pluvial	1 300	CT1/CT2
8 L'Ain à Vouglans	Pluvial	1 125	CT1/CT2/MT/MTCT
9 Le Drac au Sautet	Nival	1 018	CT2
10 La Dordogne à Bort	Pluvial	1 010	CT1/CT2
11 Le Buech aux Chambons	Pluvial	723	CT2
12 Le Verdon à Castillon	Nival	655	CT1/CT2
13 La Romanche au Chambon	Nival	322	CT1/CT2
14 La Loire à Pont-la-Borie	Pluvial	229	CT2
15 La Borne au Pont Nicoulaud	Pluvial	63	CT2

Tableau 3.1 – Caractéristiques des 15 bassins versants utilisés dans la thèse : nom (première colonne), régime hydrologique (deuxième colonne) et surface (troisième colonne). La quatrième colonne montre les approches pour lesquelles chaque bassin versant est sélectionné (voir figure 3.2 pour les acronymes).

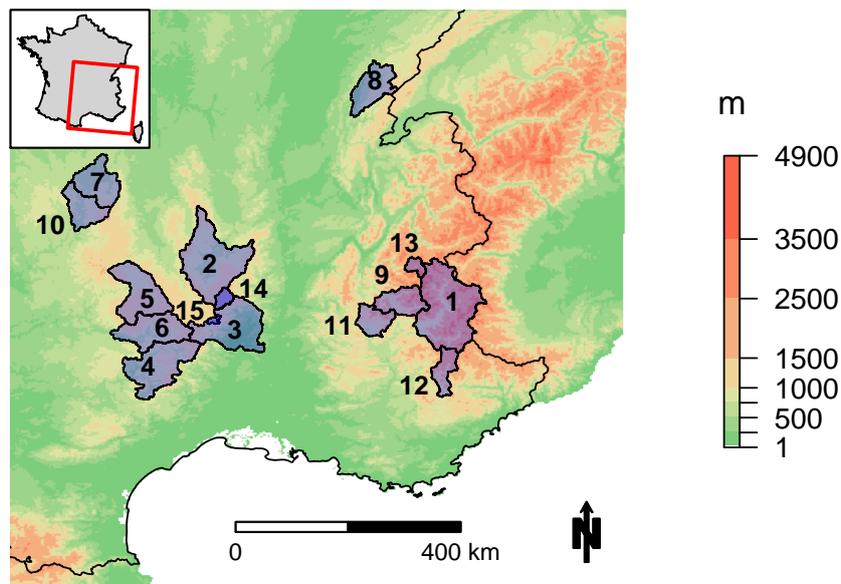


Figure 3.6 – Localisation des 15 bassins versants français utilisés dans la thèse.

3.4 Modèles de gestion

Pour répondre à l'objectif de cette thèse, nous avons utilisé deux types de modèle de gestion. Le premier modèle est adapté pour la gestion à courte échéance. Il s'agit d'un modèle qui résout le problème de gestion avec un algorithme d'optimisation par programmation linéaire. Il s'appuie sur le modèle de gestion heuristique qui a été développé dans la thèse de Zalachori (2013). Ce modèle est appelé « ValpreviPL » dans la suite de ce manuscrit. Le modèle de gestion utilisé pour l'approche expérimentale à moyenne échéance s'appuie sur la programmation dynamique déterministe. Il se base sur un modèle développé dans la thèse de François (2014). Il sera appelé « multi-DDP » dans la suite du manuscrit. L'approche expérimentale de la gestion couplée fait usage de ces deux modèles de gestion.

Ces modèles de gestion requièrent d'avoir en données d'entrée des prévisions hydrologiques, les débits observés et des prix de l'électricité. Ils sont paramétrés en fonction de la capacité de stockage maximale et minimale des réservoirs et de leur capacité de production.

3.4.1 De Valprevi à ValpreviPL : programmation linéaire d'une heuristique

3.4.1.1 L'heuristique de gestion

Le modèle de gestion initialement utilisé dans notre étude à courte échéance a été développé durant la thèse de Zalachori (2013) et le stage de fin d'étude qui a précédé cette thèse (Cassagnole, 2016). Ce modèle, nommé Valprevi, s'appuie sur un algorithme d'optimisation heuristique. Il fonctionne par itérations jusqu'à identifier une règle de gestion optimale qui maximise les revenus liés à la production, tout en respectant les contraintes de gestion imposées. Le modèle Valprevi est divisé en deux étapes distinctes : l'optimisation de la production d'énergie sur sept jours et la simulation de la règle de gestion définie durant la phase d'optimisation sur les vingt-quatre premières heures de la prévision.

a- L'étape de gestion

Le modèle de gestion prend en compte trois variables d'entrée : les prévisions hydrologiques (échéance maximale de 7 jours), les débits observés et les chroniques des prix horaires de l'électricité correspondant à la période d'étude. La gestion est soumise à des contraintes représentées par les capacités de stockage maximale et minimale du réservoir. De plus, la production ne peut pas excéder la capacité maximale de production, donnée dans les paramètres d'entrée du modèle. La gestion s'opère par une instruction du type « turbiner/ne pas turbiner », établie pour chaque heure de l'horizon maximal de prévision (168 heures au total). Le débit journalier prévu est donc discrétisé au pas de temps horaire. Dans la phase d'optimisation, la règle de gestion essaie de planifier une séquence de production réalisée à capacité maximale. Le modèle considère également que tout le débit arrivant dans la retenue doit être utilisé pour la production, c'est-à-dire que le stock d'eau initial doit être égal au stock d'eau final pour chaque période de gestion hebdomadaire.

L'objectif de la gestion est donc de produire de l'énergie aux bons moments (meilleurs prix de l'électricité) en utilisant tout le volume entrant et en respectant les contraintes de gestion.

La première phase de gestion consiste à évaluer la moyenne des débits prévus sur une semaine afin de définir le volume d'eau à déstocker pour la production d'électricité et le nombre d'heures de production nécessaires pour déstocker ce volume d'eau. Par la suite, un prix-seuil horaire est calculé afin d'établir les meilleures heures de turbinage. Le prix-seuil est un prix qui sert de référence, définissant s'il est intéressant de produire de l'électricité (dans les cas où le prix de l'électricité horaire est supérieur au prix seuil horaire) ou non (dans le cas où le prix de l'électricité horaire est inférieur au prix seuil horaire). Il est calculé selon le nombre d'heures nécessaires pour déstocker le volume d'eau défini dans l'étape précédente et selon l'ordonnée de la monotone décroissante des prix horaires de l'électricité sur la semaine, ce qui correspond au nombre d'heures de turbinage. Plus le prix-seuil est élevé, moins il y a d'heures de turbinage, et inversement. Ainsi, en fonction du prix-seuil, une règle optimale de gestion est définie sur toute la fenêtre d'optimisation, permettant de planifier les heures de stockage et de déstockage pour la production d'électricité.

Cependant, si, à la première évaluation du prix-seuil, les contraintes de gestion ne sont pas respectées et le stock d'eau est supérieur à la capacité maximale, ou inférieur à la capacité minimale de la réserve, alors, pour rectifier le problème, le débit excédent ou manquant doit être déstocké ou stocké. Pour cela, le nombre d'heures de turbinage est réévalué. Dans le cas d'un volume d'eau excédent, le prix-seuil doit être baissé, tandis que, au contraire, dans le cas d'un volume manquant, le prix-seuil doit être augmenté.

Pour illustrer ces dernières lignes, nous avons sélectionné un cas d'étude où nous observons un non-respect des contraintes lors de l'étape d'optimisation. Il s'agit du cas des apports au point du bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, le 30 octobre 2006 (figures 3.7, 3.8 et 3.9). Dans cet exemple, le réservoir conceptuel est paramétré avec une capacité de stockage égale à cinq jours d'apports hydrologiques journaliers moyens et avec une capacité de production maximale égale à trois fois les apports hydrologiques journaliers moyens. La capacité minimale de stockage est nulle.

Pour limiter le temps de calcul, un nombre maximal de vingt itérations pour une prévision est imposé par le modèle. Cependant, il est possible que le modèle n'arrive pas à satisfaire les contraintes de gestion au terme des vingt itérations (par exemple, si le débit prévu est trop fort et la capacité maximale des turbines est atteinte à toutes les heures de la semaine). Dans ce cas, le niveau d'eau du barrage est alors supérieur à la capacité de stockage maximale, et, par conséquent, un volume d'eau est déversé. Une fois que l'étape de gestion est finie et que les contraintes sont respectées (ou la limite du nombre d'interactions est atteinte), le modèle passe à l'étape de simulation et d'évaluation.

Exemple : Étape d'optimisation et non-respect des contraintes

La première itération de gestion fixe un prix-seuil à 51.12 €/MWh. La contrainte de stock supérieure n'est pas respectée le premier jour de la semaine et le quatrième jour (figure 3.7), ce qui induira un déversement lors de la simulation.

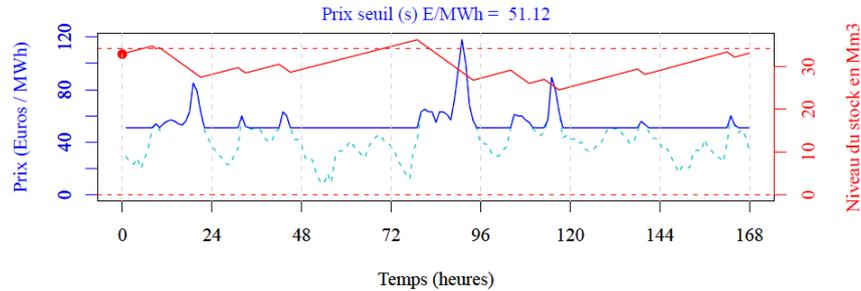


Figure 3.7 – Exemple de gestion du modèle Valprevi : itération 1.

Pour pallier cela, le modèle de gestion Valprevi ira alors baisser le prix-seuil jusqu'à 29 €/MWh afin de respecter la contrainte de capacité de stockage maximale. L'abaissement du prix-seuil induit un plus grand nombre d'heures de production, comme on peut le voir sur la figure 3.8. Cette production plus intense provoque une vidange trop importante du réservoir. La règle de gestion établie n'est alors pas réalisable, puisqu'il n'est pas possible d'avoir un stock négatif.

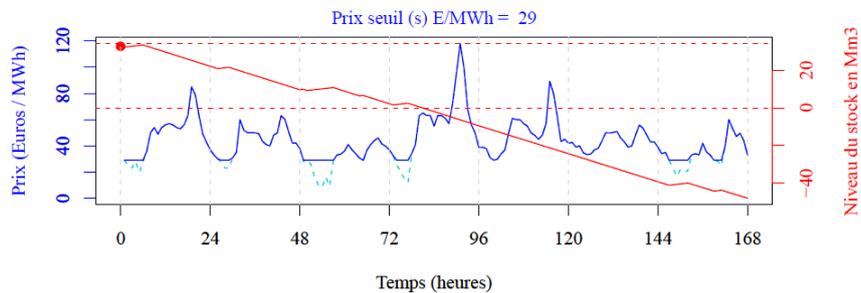


Figure 3.8 – Exemple de gestion du modèle Valprevi : itération 2. Il faut noter, ici, la différence d'échelle du niveau du stock entre les figures 3.7 et 3.8.

Afin de respecter les deux contraintes de stock, un deuxième prix-seuil est fixé à 42.8 €/MWh. Cela permet alors de réduire la production, et de respecter les contraintes de stock minimum (figure 3.9).

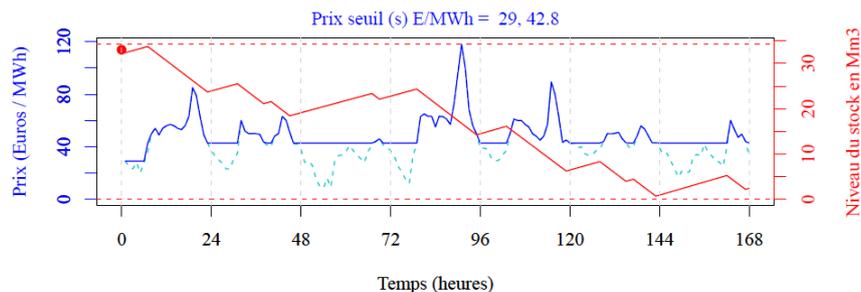


Figure 3.9 – Exemple de gestion du modèle Valprevi : itération 3.

b- L'étape de la simulation et de l'évaluation

Dans cette étape, la règle de gestion des vingt-quatre premières heures de la semaine sera appliquée sur le débit observé au jour correspondant à ces vingt-quatre premières heures. Les contraintes de stock du barrage sont également vérifiées lors de cette étape. Si les contraintes de gestion ne sont pas respectées, un ajustement du volume destocké sera appliqué. Par exemple, si la retenue se vide trop, la centrale destockera un volume moins important que celui prévu par la gestion. À la fin de la simulation, le stock de la dernière heure de la journée va alors devenir le stock initial du prochain jour de prévision.

Les revenus économiques de gestion sont évalués en fonction du volume horaire de stocké le jour de la simulation et du prix de l'électricité sur les vingt-quatre heures de simulation. Dans cette thèse, nous considérons que le rendement de l'usine est de 1 MWh par $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ turbiné. Le revenu journalier est la somme de tous les revenus horaires des vingt-quatre heures de simulation. À la fin de la simulation, le niveau initial du prochain jour de prévision $j+1$ est actualisé comme étant le dernier niveau du réservoir de l'étape de simulation du jour de prévision j .

3.4.1.2 De l'heuristique à l'optimisation linéaire

À partir du modèle heuristique Valprevi et de la collaboration avec EDF Lab Saclay, nous avons mis en place un modèle d'optimisation s'appuyant sur une programmation linéaire qui conserve la philosophie de notre modèle heuristique. Plus performant en termes de temps d'exécution, il sera utilisé pour les expérimentations à courte échéance et pour le couplage de gestion. Ce modèle linéaire, nommé ValpreviPL, a été mis en place par Thomas Ouillon de l'équipe OSIRIS d'EDF Lab Saclay. Le code est une connaissance propre apportée par EDF aux travaux de thèse. Il suit les mêmes étapes que le modèle heuristique Valprevi, en remplaçant les itérations de calcul par la résolution d'un problème linéaire. Sur le même principe que Valprevi, le modèle ValpreviPL considère en entrée les prévisions hydrologiques journalières d'échéance maximale de sept jours et les prix horaires observés de l'électricité. Les étapes d'optimisation et de simulation sont réalisées au pas de temps horaire. Les débits prévus au pas de temps journalier sont alors discrétisés au pas de temps horaire.

a- L'étape d'optimisation

La fonction objectif du modèle ValpreviPL cherche à maximiser les revenus liés à la production sur la fenêtre d'optimisation (168 heures au total), tout en respectant les contraintes de gestion imposées. Elle est exprimée selon le problème suivant :

$$\max \sum_{h=0}^{N-1} p_h \times \rho \times q_h \times 1 \quad (3.1)$$

$$q_h = \frac{v_h^{prod}}{K} \quad (3.2)$$

où la variable p_h désigne le prix horaire de l'électricité en €/MWh à une heure donnée h de la semaine, et la variable q_h désigne le débit de production utilisé à une heure donnée h de la semaine (en $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$). La variable v_h^{prod} correspond au volume d'eau déstocké pour

la production à une heure h de la semaine (Mm^3/h). La variable K désigne la constante de conversion du débit (exprimé en $\text{m}^3.\text{s}^{-1}$) en volume (exprimé en Mm^3). Elle est égale à 0,0036. Le revenu de gestion optimale hebdomadaire correspond à la somme des revenus de gestion horaire sur la fenêtre d'optimisation ($N = 168$ heures). La variable ρ désigne le rendement de l'usine, ici égale à $1 \text{ MW} / \text{m}^3.\text{s}^{-1}$. Le terme 1 désigne une heure pour la cohérence dimensionnelle.

La fonction objectif 3.1 est maximisée tout en respectant les contraintes de gestion liée à la capacité maximale de production et aux contraintes de stock :

$$0 \leq q_h \leq q_{max} \quad (3.3)$$

$$v_{min} \leq v_h \leq v_{max} \quad (3.4)$$

où la variable q_{max} désigne la capacité maximale de production, exprimée en $\text{m}^3.\text{s}^{-1}$ et les variables v_{min} et v_{max} désignent, respectivement, la capacité minimale de stockage et la capacité maximale de stockage du réservoir.

Le débit de production ne doit pas excéder la capacité maximale de production q_{max} . De même, le stock v_h à une heure donnée h ne peut pas être inférieur à la capacité minimale de stockage v_{min} , et supérieur à la capacité maximale de stockage v_{max} . Dans les cas où les apports sont trop importants, il est possible que la contrainte de capacité maximale de stockage soit violée. Dans ce cas, un volume d'eau sera déversé.

L'évolution du niveau du réservoir se traduit donc par :

$$v_h = v_{h-1} + K(a_h - q_h) \quad (3.5)$$

où la variable a_h désigne les apports prévus au réservoir en $\text{m}^3.\text{s}^{-1}$ sur une heure donnée h de la semaine.

Lors de l'optimisation, le volume hebdomadaire turbiné ne peut pas être supérieur aux apports hebdomadaires prévus. La production est donc également limitée par les apports prévus. De même que dans le modèle heuristique, la phase d'optimisation délivre une séquence optimale de gestion en indiquant les heures de la semaine où il est préférable de produire de l'énergie. Cette séquence est ensuite transmise à la phase de simulation du modèle de gestion ValpreviPL.

b- L'étape de simulation et d'évaluation

L'étape de simulation consiste à appliquer la séquence optimale obtenue dans l'étape d'optimisation aux apports observés. Cette étape se déroule sur les vingt-quatre premières heures de la fenêtre d'optimisation. Dans cette étape, il peut arriver que la commande optimale induise un dépassement des contraintes de stock, notamment dans le cas où l'observation est très différente de la prévision hydrologique utilisée pour établir la séquence optimale de décisions. La règle de gestion est alors modifiée dans le but de respecter les contraintes, particulièrement celle du stock minimal, car il est physiquement impossible d'avoir un stock négatif. Dans le cas où les apports observés ne permettent pas d'appliquer

la règle de gestion prévue, la règle de gestion est modifiée pour permettre d'opérer la gestion en respectant les contraintes de stock. Lorsque la commande de gestion à une heure h induit un non-respect du stock minimal, le volume d'eau utilisé pour la production est diminué jusqu'à ce que la contrainte soit respectée. Lorsqu'on observe un volume d'eau déversé, le volume d'eau utilisé pour la production est alors augmenté. Dans ce cas, la règle de gestion modifiée ne permet pas toujours d'éviter le déversement.

Les revenus de gestion sont évalués selon le même principe utilisé dans le modèle Valprevi (fonction du prix de l'électricité, du volume d'eau déstocké et du rendement de l'usine). Ils sont utilisés pour évaluer la valeur économique de la prévision. Ils sont évalués lors de la phase de simulation de la même manière que les revenus de gestion optimaux évalués durant la phase d'optimisation.

3.4.1.3 Comparaison des modèles heuristique et linéaire

La dernière étape de la mise en place du modèle de gestion par programmation linéaire a consisté à s'assurer que les sorties du modèle linéaire ValpreviPL s'accordent avec celles du modèle heuristique Valprevi. Pour cela, nous avons pris pour exemple la gestion parfaite (prévisions égales aux débits observés) au point du réseau hydrologique du bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon sur la période 2005-2008. Nous avons considéré des paramètres de dimension du réservoir identiques dans les deux modèles de gestion.

Les différences obtenues entre les deux modèles sont mineures : la programmation linéaire permet de produire 0,026 % d'électricité en plus par rapport à la programmation heuristique. Les heures de production sont également mieux placées puisque sur les quatre années de gestion, le revenu économique est supérieur de 0,1% avec l'optimisation de ValpreviPL.

Quelques différences s'observent également sur le volume d'eau déversé. Le modèle linéaire ValpreviPL déverse 0,25% d'eau en moins par rapport au modèle de gestion heuristique Valprevi. Cela est dû à un niveau de stock mieux géré et donc plus bas au moment d'un événement extrême.

En résumé, le comportement du modèle linéaire ValpreviPL suit donc majoritairement celui de Valprevi ; les écarts sont minimes. Si les résultats des deux modèles de gestion sont sensiblement proches, les temps de calcul restent cependant très différents. Pour une période d'étude de cinq années et en considérant une prévision déterministe, le modèle Valprevi exécute le programme en une vingtaine de minutes contre moins de deux minutes pour le modèle ValpreviPL.

3.4.2 Multi-DDP : programmation dynamique

Le modèle de gestion utilisé pour l'optimisation à moyenne échéance est fondé sur celui élaboré durant la thèse de François (2014), qui a été conçu pour répondre à une étude sur le devenir des réserves en eau hydroélectriques en contexte de changement climatique. Il s'agit d'un modèle déterministe, de type DDP, qui prend en compte chaque membre de la prévision individuellement.

Dans cette thèse, nous avons adapté le modèle pour qu'il puisse recevoir les prévisions d'ensemble saisonnières à moyenne échéance en entrée. Puisque nous utilisons le modèle de gestion avec chaque membre de la prévision d'ensemble, nous l'appellerons ici, multi-DDP. Ce modèle peut être utilisé pour répondre à un unique objectif de gestion (maximisation des revenus de gestion) ou à un double objectif de gestion (maximisation des revenus de gestion et satisfaction d'un niveau de stock estival). Dans cette partie, nous présentons les étapes opérées par le modèle multi-DDP.

a- Étape de création de la grille des valeurs marginales de l'eau

Le modèle multi-DDP permet de délivrer une stratégie de gestion en fonction des états du système et de l'horizon temporel d'optimisation. Il prend en compte les prévisions journalières des débits et des prix de l'instant i de la prévision jusqu'à un horizon de deux ans. Cette fenêtre temporelle est nécessaire pour simuler un horizon infini de gestion. Ainsi, les valeurs de Bellman aux échéances d'intérêt (entre un jour et sept mois) ne seront pas influencées par l'initialisation du calcul de la grille des valeurs de Bellman. Chaque membre de la prévision d'ensemble est considéré individuellement dans le modèle de gestion. Pour chacun des membres, une stratégie de gestion moyenne (une grille des valeurs marginales de l'eau) est calculée à partir de la grille moyenne des valeurs de Bellman. La méthodologie employée dans le modèle multi-DDP est identique à celle présentée dans le chapitre 2, en section 2.2.4.

Dans le modèle multi-DDP, la grille des valeurs marginales de l'eau, et donc des valeurs de Bellman, est définie selon deux dimensions : les valeurs de stock, qui représentent les états du système, et l'horizon de prévision (exemple en figure 6.17). Les points de stock discrétisés sont définis en fonction des contraintes de capacité de stockage minimale et maximale. Par défaut, le modèle multi-DDP discrétise 20 états de stock de manière uniformes entre les valeurs de stocks minimal et maximal. Les valeurs marginales de l'eau sont définies à partir des valeurs de Bellman à chaque point de grille. Les valeurs de Bellman sont obtenues, pour chaque jour et chaque valeur de stock discrétisé, selon l'équation ci-dessous :

$$F_t(S_t) = \max\{(24 \times u_t \times \rho \times p_t) + F_{t+1}(S_{t+1})\} \quad (3.6)$$

où les variables u_t , ρ et p_t représentent, respectivement, le débit de production en $\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$, le rendement de l'usine en $\text{MW} / \text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$ et le prix de l'électricité en €/MWh. $F_{t+1}(S_{t+1})$ correspond à l'intégrale des valeurs de Bellman sur la période d'optimisation de $t + 1$ à t_{fin} (exprimé en €) et $F_t(S_t)$ correspond à la valeur de Bellman au temps t et pour un point de grille donné (exprimé en €). Nous rappelons ici que l'état du stock à l'instant $t + 1$, et donc la détermination de la variable $F_{t+1}(S_{t+1})$, dépendent de la commande u et des apports hydrologiques prévus.

À la fin de cette étape, nous obtenons autant de grilles de valeurs de Bellman que de membres de prévision (N). Dans le but d'obtenir une unique stratégie de gestion, les N grilles de valeurs de Bellman sont moyennées. À partir de la grille moyennée des valeurs de Bellman, une grille des valeurs marginales de l'eau est établie. Les valeurs marginales de l'eau définissent, à un niveau de stock donné S , le revenu futur lié à l'utilisation d' 1 m^3 d'eau à ce niveau de stock. La grille des valeurs marginales de l'eau permet de donner une stratégie de gestion à l'instant de prévision i . Les valeurs marginales de l'eau dépendent

du niveau de remplissage S du réservoir à un instant donné t . Elles correspondent à la dérivée des valeurs de Bellman au temps t de l'horizon d'optimisation et pour un niveau de stock S . Elles sont évaluées selon l'équation :

$$VE_t(S) = \frac{\partial F_t(S)}{\partial S} \quad (3.7)$$

où $VE_t(S)$ correspond à la valeur marginale de l'eau au temps t de l'horizon d'optimisation et pour un niveau de stock S . La relation $\frac{\partial F_t(S)}{\partial S}$ correspond donc à la dérivée des valeurs de Bellman au temps t de l'horizon d'optimisation et pour un niveau de stock S .

Ajout d'un module de contrainte de stock estival

Pour une gestion multi-objectifs, l'objectif de satisfaction d'un niveau de stock estival (entre le 1er juillet et le 31 août) est prioritaire vis-à-vis de la production hydroélectrique. Cet objectif est considéré comme une contrainte de gestion. Afin d'atteindre le stock requis au 1er juillet, nous faisons varier au cours du temps la contrainte de stock minimal. Elle forme alors une courbe de stock minimal à suivre pour atteindre l'objectif de gestion. Cette courbe de stock minimal est appelée « courbe-guide de remplissage » dans ce manuscrit. La courbe de stock minimal est évaluée en fonction des apports prévus à chaque instant i de prévision. Chaque membre de prévision donnera une courbe de stock minimal à suivre, appelée « courbe de remontée », évaluée selon l'équation 3.8.

$$RMT_t = \max(0, RMT_{t+1} - V_t * DT) \quad (3.8)$$

où la variable RMT_t représente le stock minimal à avoir à l'instant t pour répondre à la contrainte de stock estival (exprimé en Mm^3). La variable V_t représente le volume entrant dans le réservoir à l'instant t de l'horizon d'optimisation (exprimé en Mm^3). Cette variable prend en compte le débit réservé à relâcher.

Il existe autant de courbes de remontée que de membres de la prévision d'ensemble. Plus le scénario de prévision est sec, plus la courbe de remontée est haute, afin d'assurer un remplissage suffisant pour satisfaire la contrainte de stock estival. Dans le but de définir un unique niveau de stock minimal à suivre, une courbe-guide est définie comme étant le quantile X % de toutes les courbes de remontée. Dans cette thèse, nous avons choisi le quantile 90 %. Cela veut dire que la contrainte de stock estival est satisfaite 90% du temps.

La figure 3.10 montre un exemple illustratif d'une courbe-guide de remplissage à suivre pour respecter une contrainte de stock estival fixée au 1er juillet. La courbe-guide verte correspond au stock minimal à suivre pour atteindre la contrainte estivale imposée à $824 Mm^3$ (valeur arbitraire). La courbe-guide orange représente le stock minimal à suivre lorsqu'il n'y a pas de contrainte estivale imposée. Dans la gestion hydroélectrique avec contrainte de stock estival, la grille des valeurs marginales de l'eau est définie pour les valeurs de stock entre la courbe-guide et la capacité maximale de stockage, sur tout l'horizon d'optimisation. Cependant, la courbe-guide est considérée comme une contrainte de gestion souple. Pour éviter que cette contrainte soit violée, des facteurs de pénalisation sont appliqués si le stock devient inférieur à celui imposé par la courbe-guide. Ces facteurs

permettent d'imposer des valeurs marginales de l'eau fortes pour des stocks proches de ceux donnés par la courbe-guide, dans le but de forcer la gestion à reconstruire le stock et revenir au niveau de stock minimal, donné par la courbe-guide.

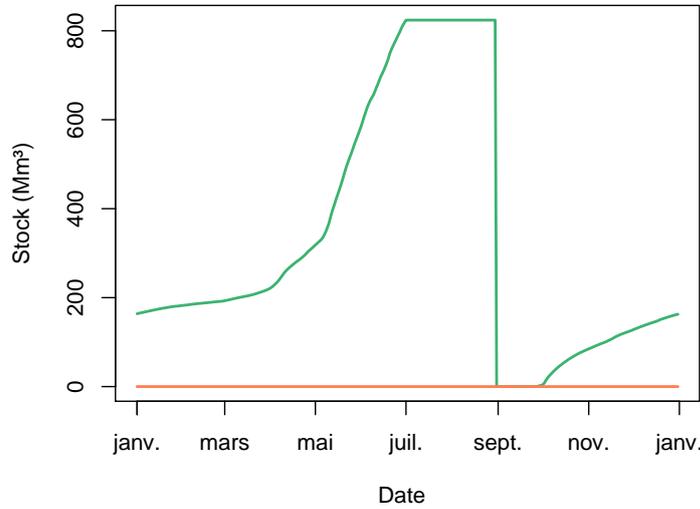


Figure 3.10 – Exemple illustratif d'une courbe-guide annuelle avec un objectif de stock estival fixé au 1er juillet. La courbe verte représente la courbe-guide pour une gestion multi-objectifs et la courbe orange pour une gestion mono-objectif.

b- L'étape de gestion de la production et d'évaluation

Dans le modèle multi-DDP, la première étape de gestion fournit une stratégie de gestion qui sert de guide à la gestion du stock de la réserve hydroélectrique. Il s'agit alors de définir une séquence de décisions qui correspond au déstockage de l'eau pour la production hydroélectrique. À un instant t de gestion, on cherche donc la décision optimale qui permet de générer les plus forts revenus de gestion. Cette décision optimale dépend uniquement de la stratégie de gestion optimale F (grille des valeurs marginales de l'eau), du niveau de stock observé, des apports observés aux réservoirs et des prix de l'électricité. Elle est définie en résolvant le problème 3.9.

$$\max_{u_t} ((24 \times u_t \times \rho \times p_t) + VE_{t+1} \times \delta V_t) \quad (3.9)$$

où la variable u_t représente une décision à l'instant t (ici le volume à déstocker). La variable ρ représente le rendement de l'usine, p_t représente le prix de l'électricité à l'instant t (exprimé en €/MWh), δV_t représente la variation du stock après l'application de la commande u_t et en considérant les apports observés Q_t . Enfin, VE_{t+1} représente les valeurs marginales de l'eau au point de stock S_{t+1} et à la date $t + 1$.

Cette étape de gestion de la production hydroélectrique est accompagnée de l'évaluation. À chaque prévision, une séquence de décisions est prise et ensuite évaluée à l'aide des débits observés. Dans notre cas d'étude, la gestion est opérée sur un mois et l'évaluation est donc faite à la fin de chaque mois. Il est possible que le stock observé dépasse la contrainte de capacité de stockage maximale. Dans ce cas, le modèle évalue la quantité d'eau déversée. Pour chaque nouvelle prévision, le stock est actualisé, en considérant le

stock final du mois précédent. L'évaluation des revenus de gestion est réalisée de la même manière que dans les modèles Valprevi et ValpreviPL. Les revenus de gestion sont évalués au pas de temps journalier, avec la séquence de volumes d'eau déstockés, le rendement de l'usine (égale à $1 \text{ MW} / \text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$) et le prix de l'électricité correspondant.

3.4.3 Prise en compte du prix de l'électricité dans la gestion

La gestion des réservoirs hydroélectriques consiste à optimiser la production d'électricité aux heures où la demande en électricité est plus forte. L'évolution de la demande en électricité est souvent corrélée à l'évolution du prix de l'électricité, c'est pourquoi nous utilisons cette donnée en entrée de nos modèles de gestion de réservoirs à courte et à moyenne échéances.

Pour les approches à courte échéance, ainsi que pour l'approche de gestion couplée, nous prenons en compte les prix de l'électricité issus du marché EPEX SPOT³. Le marché de l'électricité EPEX SPOT est un marché européen qui délivre les prix horaires de l'électricité depuis 2001. Nous avons à disposition une base de données des prix horaires EPEX SPOT observés jusqu'à 2017. Dans le modèle ValpreviPL, nous faisons l'hypothèse que nous connaissons les prix horaires de l'électricité sept jours à l'avance. La prévision des prix est donc égale aux prix observés. Cette hypothèse enlève le poids de l'incertitude sur les prévisions des prix de l'électricité et permet de mieux analyser l'impact d'une bonne ou mauvaise prévision hydrologique sur la gestion.

Pour l'étude à moyenne échéance, qui s'étend de 1981 à 2015, nous ne disposons pas des données observées de prix de l'électricité sur toute la période d'étude. De plus, nous ne pouvons pas considérer que nous connaissons les prix de l'électricité deux ans à l'avance (ce qui correspond à l'horizon d'optimisation du modèle multi-DDP). Pour produire des prix de l'électricité, nous avons ainsi repris la méthodologie qui a été mise en place dans la thèse de François (2014). La méthode s'appuie sur l'hypothèse que la consommation d'électricité journalière est corrélée avec la température moyenne journalière sur la France. À partir de cette relation, nous avons formulé l'hypothèse que la consommation d'électricité journalière était corrélée au prix de l'électricité moyen journalier. Ces corrélations permettent donc de définir un prix de l'électricité journalier à partir de la température journalière observée.

Le modèle mis en place permet donc de générer des prix de l'électricité. Il considère les données de températures de la réanalyse SAFRAN, les prix de l'électricité EPEX SPOT et les données de consommation journalière issues de la base de donnée RTE (Réseau de Transport d'électricité)⁴.

La figure 3.11 montre la relation entre la température moyenne française et la consommation d'électricité sur la période 2001-2010. On observe que la consommation d'énergie est inégale selon le moment de la semaine, c'est pourquoi nous avons défini trois régressions différentes entre la température journalière et la consommation journalière. Les points gris représentent la corrélation entre la température et la consommation du lundi au vendredi. Les points orange représentent la corrélation pour les samedis et les points

3. <https://www.epexspot.com/fr/>

4. http://clients.rte-france.com/lang/fr/visiteurs/vie/vie_stats_conso_jour.jsp

bleus représentent la corrélation pour les dimanches et les jours fériés. La consommation est plus faible les dimanches et les jours fériés que les samedis, eux-mêmes enregistrant une consommation plus faible que les jours de la semaine. De plus, la courbe de relation consommation-température se divise en deux parties : une partie où la consommation augmente avec la diminution de la température et une partie où la consommation est stable, indépendamment de la température. Nous avons observé une rupture de pente à partir d'une température moyenne de 14 °C. Au final, nous obtenons six régressions linéaires dépendantes de la température journalière et du jour de la semaine.

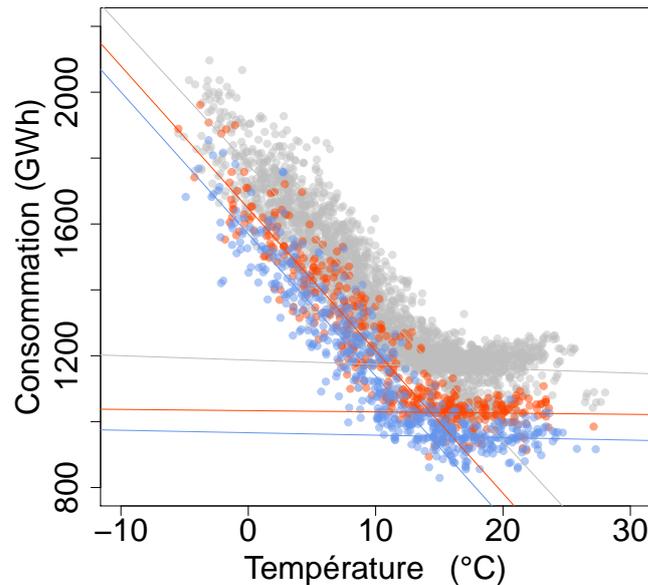


Figure 3.11 – Relation entre la température journalière (données SAFRAN) et la consommation journalière (données RTE) entre 2001 et 2010. Chaque couleur représente une régression selon les jours de la semaine (bleu = dimanches et jours fériés, orange = samedis et gris = jour de la semaine).

À partir de ces six régressions linéaires et de la température journalière observée, il est donc possible de déduire une valeur de consommation. L'étape suivante consiste à attribuer un prix de l'électricité à cette valeur de consommation. Pour cela, nous avons travaillé sur le même principe que la méthode de régression entre la température et la consommation, nous avons établi une corrélation entre la consommation en électricité journalière observée et le prix de l'électricité moyen journalier observé EPEX SPOT. La figure 3.12 illustre cette corrélation sur la période 2001-2010. Plus la consommation est forte, plus les prix moyens journaliers sont élevés. Les jours où les prix de l'électricité étaient supérieurs à 400 €/MWh, ou inférieurs à 0 €/MWh, ont été retirés pour établir la régression (ce qui représente 0,06 % de la totalité des prix horaires de l'électricité entre 2001 et 2010).

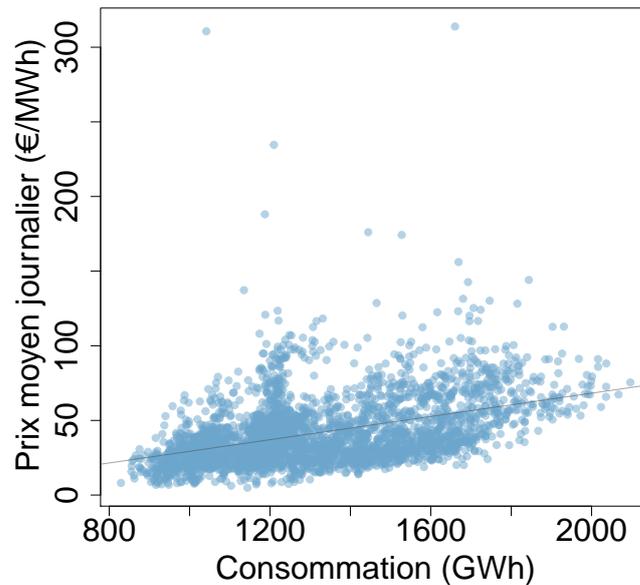


Figure 3.12 – Relation entre la consommation (données RTE) et le prix de l'électricité (données EPEX SPOT) journalier entre 2001 et 2010.

En résumé, dans cette thèse, la mise en œuvre du modèle de génération des prix s'opère comme suit : à chaque jour de prévision (entre 1981 et 2015) et pour chaque jour d'échéance, une consommation est tirée aléatoirement dans la première régression (figure 3.11), en fonction de la température moyenne journalière observée et du jour de la semaine. Le tirage aléatoire de la consommation est réalisé selon un paramètre qui permet de tirer une valeur plus ou moins éloignée de la droite de régression. À partir de la valeur de consommation obtenue, le prix moyen journalier est à son tour défini aléatoirement en fonction de la deuxième régression (figure 3.12), toujours selon un paramètre qui permet de tirer une valeur plus ou moins éloignée de la droite de régression. Comme nous ne pouvons pas faire l'hypothèse que nous connaissons les prix de l'électricité à l'avance dans la gestion à moyenne échéance, les prix utilisés pour l'étape de construction des grilles des valeurs marginales de l'eau et ceux utilisés dans l'étape de simulation sont différents. Les prix de l'électricité utilisés pour l'étape de construction des grilles des valeurs marginales de l'eau sont tirés aléatoirement de manière à être proches de la droite de régression (peu de fluctuations). Au contraire, pour simuler le caractère volatil des prix de l'électricité, ceux utilisés pour l'étape de simulation sont tirés aléatoirement avec un plus grand degré de liberté par rapport à ceux tirés pour l'étape de construction des grilles des valeurs marginales de l'eau. À partir de ce modèle de prévision des prix, nous avons ainsi généré une prévision des prix de l'électricité journaliers sur la période 1981-2015.

3.5 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons présenté les sous-objectifs fixés dans cette thèse pour répondre à la question principale de cette recherche : existe-t-il un lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrologiques dans le secteur hydroélectrique ? Nous avons égale-

ment présenté les quatre approches expérimentales adoptées. Les questions scientifiques établies et les sous-objectifs associés à nos approches expérimentales sont répertoriés dans le tableau 3.2.

Dans cette thèse, trois types de prévision hydrométéorologique sont utilisés : les prévisions synthétiques à courte échéance, les prévisions opérationnelles à courte échéance et les prévisions saisonnières. Ces prévisions sont utilisées en entrée de modèles de gestion de réserves hydroélectriques choisis pour répondre aux sous-objectifs fixés. À partir de l'analyse de la qualité des prévisions hydrologiques et des sorties de gestion (revenus de gestion, production, non-respects des contraintes), nous allons pouvoir établir un lien entre la qualité et la valeur des prévisions hydrométéorologiques. Les chapitres qui suivent présentent les résultats de nos recherches pour chaque approche adoptée.

Approches	Questions	Moyens mis en œuvre	Résultats
CT1	Quelle est la sensibilité du modèle de gestion à courte échéance à la qualité des prévisions hydrométéorologiques ?	(1) Prévisions hydrologiques synthétiques de qualité contrôlée.	Chap. 4
CT2	Comment le modèle de gestion à courte échéance réagit face à des cas d'application opérationnelle ?	(1) Utilisation des prévisions hydrométéorologiques opérationnelles à courte échéance. (2) Développement de plusieurs modes de gestion. (3) Modification des dimensions des réservoirs.	Chap. 5
MT	Le lien entre la qualité des prévisions et leur valeur économique se retrouve-t-il dans un contexte de gestion à moyenne échéance ?	(1) Utilisation des prévisions hydrométéorologiques à moyenne échéance. (2) Mise en place d'une gestion mono-objectif et d'une gestion multi-objectifs.	Chap. 6
MTCT	Peut-on améliorer la gestion à courte échéance pour les grands réservoirs en considérant l'information de la gestion à moyenne échéance ?	(1) Développement d'une gestion couplée (courte/moyenne échéances).	Chap. 7

Tableau 3.2 – Tableau récapitulatif des questions abordées dans cette thèse et des moyens mis en œuvre pour y répondre à partir de quatre approches distinctes.

Approche conceptuelle à courte échéance

4.1 Mise en œuvre et résumé en français de l'article : "Impact of the quality of hydrological forecasts on the management and revenue of hydroelectric reservoirs - a conceptual approach"

Le travail présenté dans ce chapitre est la première étape de notre démarche pour comprendre les relations existantes entre la qualité de la prévision hydrologique et sa valeur économique. Cette expérimentation a pour but de tester la sensibilité du modèle ValPreviPL à la qualité des prévisions hydrologiques. Afin de répondre à l'objectif de l'étude, nous travaillons avec des prévisions d'ensemble synthétiques. En d'autres termes, les prévisions hydrologiques ne sont pas issues d'un modèle de prévision, mais elles sont créées synthétiquement à partir de perturbations faites aux débits observés, afin de pouvoir contrôler leur qualité. L'utilisation de prévisions synthétiques dans le modèle de gestion ValpreviPL permet d'attribuer à chaque système de prévision une valeur économique, à travers les revenus de gestion générés. Ce travail est à la base d'un article scientifique¹ en anglais soumis à la revue internationale *Hydrological and Earth System Sciences* (HESS).

Dans l'étude proposé ici, nous avons créé au total 16 systèmes de prévision de différente qualité, en contrôlant leur fiabilité, leur précision et leur finesse. Quatre systèmes de fiabilité ont été produits (surestimation, sous-estimation, sous dispersion, et un système fiable). Nous avons également fait varier la qualité des systèmes en termes de leur finesse (allant d'un système très peu dispersé à un système dispersé, dans la mesure du possible). La détérioration de la finesse des prévisions synthétiques induit également une détérioration de la précision. Les perturbations apportées aux systèmes de prévision ne dépendent pas de l'échéance de prévision, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de dégradation de

1. Cassagnole, M., Ramos, M.-H., Zalachori, I., Thirel, G., Garçon, R., Gailhard, J., and Ouillon, T. : Impact of the quality of hydrological forecasts on the management and revenue of hydroelectric reservoirs – a conceptual approach, *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.*, <https://doi.org/10.5194/hess-2020-410>, in review, 2020.

la qualité avec l'échéance. De plus, tous les membres d'une prévision synthétique sont construits selon les mêmes biais de fiabilité. Dans cette étude, nous utilisons les données hydrologiques de 10 bassins versants pour construire les prévisions synthétiques.

Les prévisions synthétiques sont considérées en entrée du modèle de gestion à courte échéance ValpreviPL. Les prix horaires de l'électricité du marché EPEX spot sont également utilisés. Le modèle ValpreviPL prend en compte la moyenne des membres de la prévision d'ensemble synthétique pour optimiser la gestion d'une réserve en eau. Nous avons choisi de ne pas prendre en compte tous les membres de la prévision, car ils ont tous, par construction, un biais de fiabilité identique. La valeur de la prévision est mesurée par le revenu de gestion total, obtenu sur toute la période d'étude. Le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique se base principalement sur l'analyse des scores de qualité (biais et précision) et des revenus de gestion.

Les résultats de cet article montrent que le système de prévision synthétique avec un biais récurrent de surestimation et une faible précision engendre les plus fortes pertes économiques. En regardant la médiane des gains de gestion des 10 bassins versants, les pertes économiques de ce système de prévision synthétique atteignent environ 3 %. Les pertes des systèmes de prévision ayant un biais de fiabilité de sous-estimation et sous-dispersion atteignent respectivement 1,5 % et 0,97 %. Néanmoins, ces deux systèmes de prévision synthétique correspondent aussi aux systèmes de prévision ayant les plus forts volumes déversés sur toute la période d'étude. Les pertes économiques du système de prévision synthétique fiable (sans biais imposé mais avec une perturbation sur la finesse de système) s'élèvent, en valeur médiane, à 0,32 %. Nous pouvons conclure ici que la gestion d'une réserve hydroélectrique est sensible à la qualité des prévisions hydrologiques.

Les données et les modèles utilisés dans ce chapitre sont rappelés sur la figure 4.1.

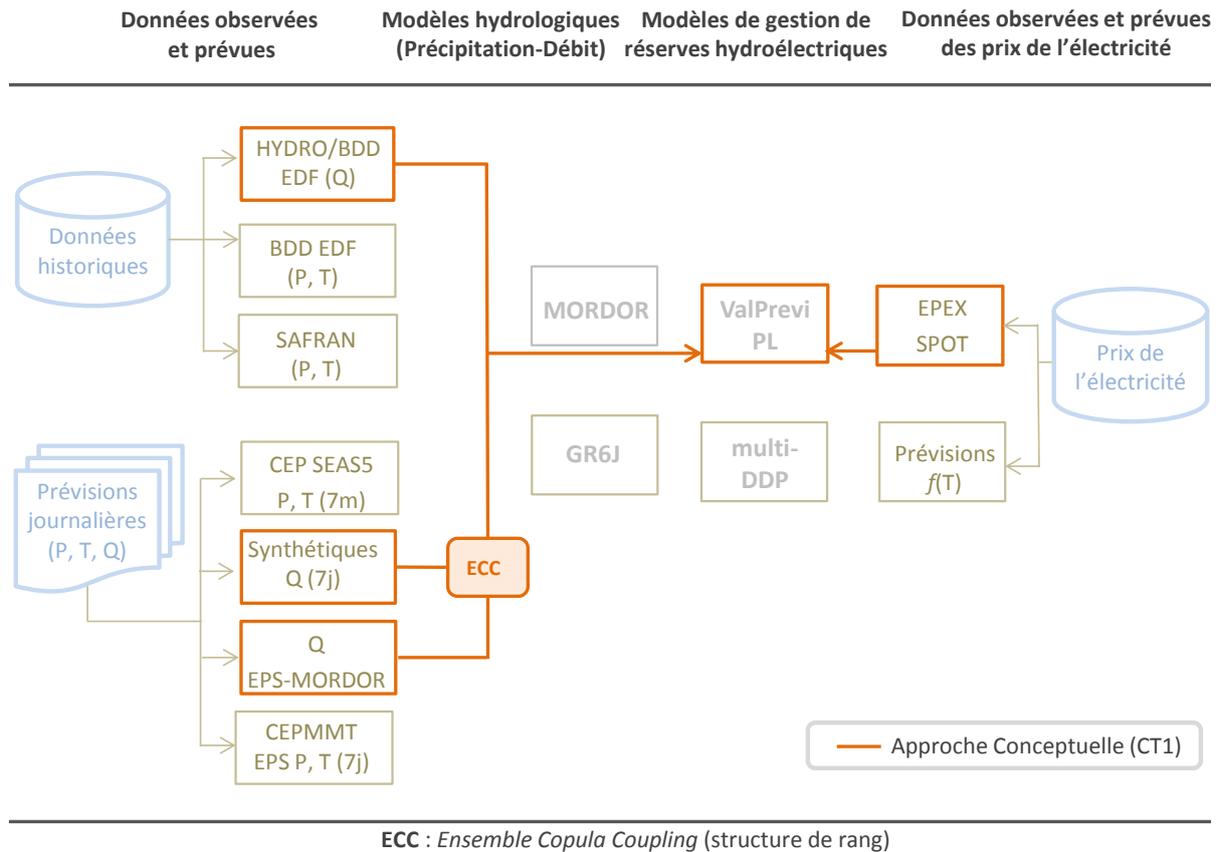


Figure 4.1 – Schéma récapitulatif des données et modèles utilisés pour l'étude à courte échéance dans un contexte conceptuel.

4.2 Introduction

According to the 2018 report of the International Hydropower Association (IHA, 2018), the total generating capacity of hydropower plants worldwide is more than 1 200 GW, making hydropower the world's leading renewable energy source. The share of global renewable energy production was 25,6 % in 2018, of which 15,9 % came from hydroelectric production (IHA, 2018). In France, hydropower is expected to play a central role in meeting the flexibility needs of the evolving electricity system under the clean energy transition. The country has 25,5 GW of installed hydropower capacity, which makes it the third largest European producer of hydroelectricity in Europe (IHA, 2018). Hydropower generation facilities greater than 4,5 MW in capacity are operated under concessions awarded by the French state. Among the existing hydropower plants, more than 80 % are operated by Électricité de France (EDF). EDF develops in-house forecasting systems to forecast river discharges and reservoir inflows in catchments of sizes ranging from a few tens to thousands of squared kilometres. Most catchments are located in mountainous areas, and are governed by different hydrological regimes, from glacial-nival to more pluvial-dominant runoff regimes. Forecasting systems allow anticipating hydro-meteorological conditions from hours to days and months ahead. Over the years, investments have been made to develop in-house deterministic and probabilistic forecast products which meet the requirements of being reliable and accurate. Usefulness is ensured by constant interaction with

users. However, several questions remain: are investments in forecast quality rewarding in terms of economic benefits and improved hydropower production management? How forecast quality impacts reservoir management and hydropower revenues?

Operating a hydroelectric reservoir involves deciding when it is more interesting to produce energy (i. e. use the water stored in the reservoir by releasing it through the turbines of the power plant), and when it is more interesting to store the water in the reservoir to use it later, when demand (and electricity prices) are higher. Management decisions are also affected by other roles the reservoir may have within an integrated river basin management (e.g., irrigation for agriculture, flood control, drought relief) as well as by management constraints (e.g., reservoir capacity, production capacity), which are specific to each reservoir. To help reservoir management decision-making, tools exist that model the management problem and help to find the most optimal sequence of releases in order to fulfill the management objectives. In the literature, there are several optimization algorithms used to manage hydroelectric reservoirs. Rani et Moreira (2010) ; Dobson et al. (2019) ; Labadie (2004) ; Ahmad et al. (2014) ; Celeste et Billib (2009) carried out extensive reviews of the most common optimization methods. Three main classes of optimization algorithm that are efficient for optimizing reservoir management are: (1) linear programming (Arsenault et Côté (2019) ; Yoo (2009) ; Barros et al. (2003)), (2) dynamic programming (Bellman, 1957) and its variants, deterministic dynamic programming (DDP) (Haguma et Leconte, 2018 ; Ming et al., 2017 ; Yuan et al., 2016), stochastic dynamic programming (SDP)(Wu et al., 2018 ; Yuan et al., 2016 ; Celeste et Billib, 2009 ; Tejada-Guibert et al., 1995), sampling stochastic dynamic programming (SSDP) (Haguma et Leconte, 2018 ; Faber et Stedinger, 2001 ; Kelman et al., 1990) and stochastic dual dynamic programming (SDDP) (Macian-Sorribes et al., 2017 ; Tilmant et al., 2011, 2008 ; Tilmant et Kelman, 2007), and (3) heuristic programming (Macian-Sorribes et Pulido-Velazquez, 2017 ; Ahmed et Sarma, 2005). The choice among these algorithms depends on many factors, such as the stakes and objectives to address, as well as the configuration of the system and the data available to parametrize and run the model.

Among the data used in reservoir management and operation, the water inflows to the reservoir, characterized by their time variability, are crucial, either if they are observed hydrologic flows, or forecasts. Streamflow forecasts provide short- to long-term information on the possible scenarios of inflows and, consequently, affect the decisions to be made on releases and storage. The effectiveness of an optimization model may thus depend on how good these forecasts are. Murphy (1993) lists three main aspects that define if a forecast is good: consistency, quality and value. Forecast consistency relates to the correspondence between the forecast and the forecaster's best judgement, and depends on the forecaster base knowledge. Forecast quality relates to how close the forecast values (or the forecast probabilities) are to what actually happened. Forecast value relates to the degree to which the forecast helps in a decision-making process and contributes to realize some incremental economic and/or other benefit.

Forecast quality is often characterized by attributes, such as reliability, sharpness, bias and accuracy. It is often assessed with numeric or graphic scores, and independently of forecast value. When forecasts are affected by errors and display biases or inaccuracies, they can be improved by applying statistical corrections, also called post-processing techniques, to the biased forecasts. Post-processing is widely discussed in the literature (Ma et al., 2016 ; Crochemore et al., 2016a ; Thiboult et Anctil, 2015 ; Pagano et al., 2014 ;

Verkade et al., 2013 ; Trinh et al., 2013 ; Gneiting et al., 2007 ; Fortin et al., 2006 ; Gneiting et al., 2005), for deterministic and probabilistic (or ensemble-based) forecasts. It is also widely demonstrated that multi-scenario, ensemble forecasts provide forecasts of better quality and enhanced potential usefulness when compared to single-value deterministic forecasts, even when the mean of all ensemble members is used (Fan et al., 2015 ; Velázquez et al., 2011 ; Boucher et al., 2011 ; Roulin, 2007).

While the analysis of forecast quality has received large attention, with numerous scores developed to quantify quality gains when improving a forecasting system, the evaluation of forecast value remains a challenge. The value of a forecast represents the benefits realized through the use of the forecast in decision-making. It is therefore necessary to acquire knowledge on how decisions are made when informed by forecasts. In the context of hydroelectric reservoir management, the value of a forecast is often assessed by the performance and benefits obtained from an optimal management, when management objectives are satisfied and constraints are respected. It can be expressed: (1) in terms of economic revenues, often associated with a monetary unit (Arsenault et Côté, 2019 ; Tilmant et al., 2014 ; Alemu et al., 2011 ; Faber et Stedinger, 2001), and (2) in terms of utility, often associated with a production unit (Côté et Leconte, 2016 ; Desreumaux et al., 2014 ; Boucher et al., 2012 ; Tang et al., 2010).

The analysis of the relationship between the quality of hydrometeorological forecasts and their economic value in the hydroelectric sector is more frequent in the context of seasonal hydropower reservoir management. For example, Hamlet et al. (2002) have shown that the benefits generated by the use of seasonal forecasting for the management of a water reservoir used for irrigation, hydropower production, navigation, flood protection and tourism can reach 153 million dollars per year. Boucher et al. (2012) studied the link between forecast quality and value at shorter, days ahead, lead times. The authors reforecast a flood event that occurred in the Gatineau river basin in Canada due to consecutive rainfall events, and evaluate the management of the Baskatong hydropower reservoir under different inflow forecast scenarios. They show that the use of deterministic or raw (without bias correction) ensemble streamflow forecasts does not affect the forecast management value. However, the use of a post-processor to correct ensemble forecast biases lead to a better reservoir management.

In order to better understand the relationship between the qualities of hydrometeorological forecasts and their value through the management of hydroelectric reservoirs, some studies have created synthetic, quality-controlled hydrological forecasts. The use of synthetic forecasting for reservoir management was, for example, implemented by Maurer et Lettenmaier (2004). The authors studied the influence of synthetic seasonal 12-month hydrological forecasts on the management of six reservoirs in the Missouri river basin in North America. Synthetic forecasts were created by applying an error to past observed flows (flows reconstructed over a 100-year period). The error was defined according to the lead time (increasing with lead time) and according to the level of predictability the authors wanted to give to the synthetic forecast. Predictability was assessed by the correlation between past observed seasonal mean flows and the river basin initial conditions. In the study, there are four levels of predictability, defined according to the variables considered in assessing the initial conditions: (1) good predictability (climate variables, snow water equivalence and soil moisture are considered) ; (2) average predictability (only climate variables and snow water equivalence are considered) ; (3) poor predictability (only

climate variables are considered), and (4) zero predictability (no variables are considered). These levels of predictability are expressed in terms of coefficients (the stronger the coefficient, the higher the predictability), which are taken into account in the error of the synthetic forecast. The results of this study draw two main conclusions: (1) synthetic forecasts with better predictability generate the highest revenues (closer to those of a perfect forecast system), and (2) the size of the reservoir influences the value of the synthetic forecast (for a large reservoir, the difference between the benefits of the synthetic forecast with zero predictability and those of the perfect forecast (observed streamflows) system are 1,8 %, against 7,1 % for a reservoir reduced by nearly a third of its capacity, which represents a difference of 25,7 million euros in average annual revenues).

More recently, Arsenault et Côté (2019) have studied the effects of seasonal forecasting biases on hydropower management. The study is based on the Ensemble Streamflow Prediction (ESP) method, which uses historic precipitation and temperature time series to build possible future climate scenarios and force a hydrological model. The forecasts are issued at 120-day time horizons. The authors applied a correction factor to the ESP hydrometeorological forecasts, generating a positive bias of +7 % (overestimation) and a negative bias of -7 % (underestimation). The study is carried out on the Saguenay-Lac-St-Jean hydroelectric complex in Quebec, which consists of five reservoirs. The authors also varied the management constraints, by imposing, or removing, a minimum production constraint on management. The study concludes that more constrained systems tend to be more robust to forecast biases due to their reduced degree of freedom to optimize the release/storage scheduling of inflows. Forecasts with an overestimation bias led to lower spill volumes than forecasts with an underestimation bias. In addition, it was shown that forecasts with a positive bias (overestimation) were correlated with a lower reservoir level.

Most of the studies in the literature deal with seasonal forecasts or specific flood events, and, most often, are based on single-site case studies. Furthermore, to the best of our knowledge, there have not been studies that try to untangle the influence of the different quality attributes on the management of reservoirs. Most of the existing studies either conclude on an overall link between the quality of hydrological forecasts and their economic value, without specifying which quality attribute has the greatest influence on the economic value, or focus on a single particular attribute. For instance, Stakhiva et Stewart (2010) show that improving the reliability of hydrological forecasting systems can improve hydroelectric reservoir management. Côté et Leconte (2016) also mention the negative impact of under-dispersion of a hydrological forecasting system on reservoir management. Other studies focus on impacts of forecast accuracy on reservoir management, particularly when dealing with extreme events, such as floods or droughts (Turner et al., 2017 ; Anghileri et al., 2016 ; O. Kim et al., 2007).

The aim of this paper is to present a study that investigates the impact of quality attributes of short-term (7-day ahead) hydrological forecasts on the management of hydroelectric reservoirs under different inflow conditions. For this, we present a method for creating synthetic hydrological forecasts of controlled quality and we apply the different forecasting systems generated to a reservoir management model. The model, based on a linear optimization algorithm, is designed to represent conceptual reservoirs and management contexts, with a simplified parametrization that takes into account hypothetical reservoir physical parameters and the actual inflow variability from the upstream catchment area. This framework allow us to investigate several sites and untangle the influence

of different attributes of forecast quality on hydroelectric production revenues. Our study is based on data from 10 catchments in France. In the following, Section 2 presents the case study areas, the data and methods used. Section 3 presents the results and is followed by Section 4, where conclusions are drawn.

4.3 Data and methods

4.3.1 Case study areas and streamflow data

This study is based on a set of 10 catchments located in the Southeast of France. They were selected to represent a variety of hydrological regimes and areas where the French electric utility company EDF (Electricité de France) operates, or has interest in operating, hydroelectric dams. Figure 4.2 shows the location and hydrological regimes of the studied catchments. Catchments 1, 9 and 10 are located in the Alps. They are described by a snow-dominant hydrological regime, with peak flows observed in spring due to snow melt. Catchment 7 is located in the Jura mountains and its hydrological regime is dominated by peak flows in winter, followed by high flows also in spring. The same is observed for Catchments 2, 3, 4, 5, 6 and 8, located in the Cevennes mountains, where the hydrological regime is also marked by very low summer flows.

Daily streamflow data come from the French database "Banque HYDRO" (Leleu et al., 2014). They are either natural flows or, when the flows are influenced by existing dams, naturalized flows at the catchment's outlet. In this study, they represent the inflows to the hydroelectric dams and are used to create the synthetic hydrological forecasts of different quality for the period 2005-2008.

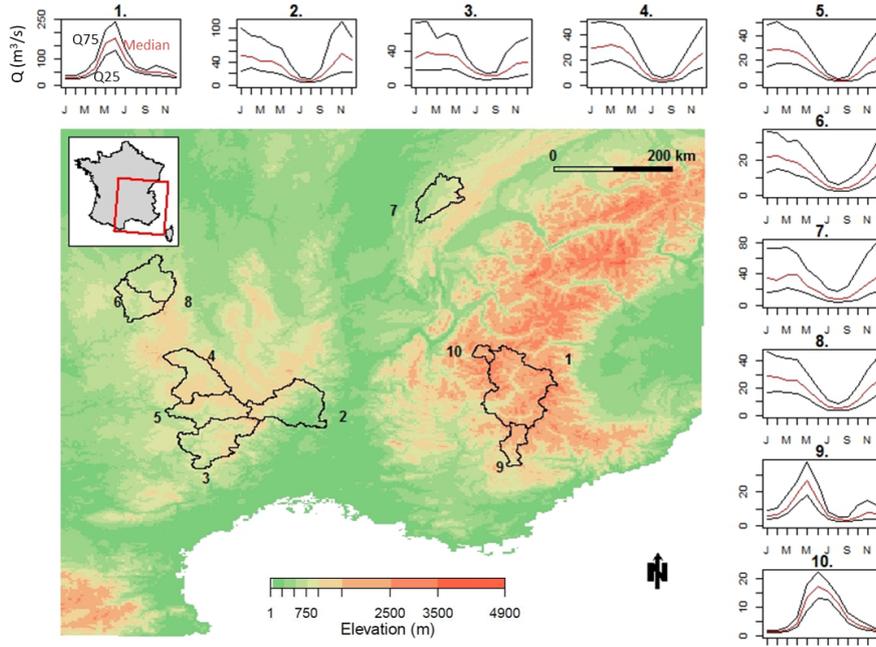


Figure 4.2 – Location and hydrological regime of the 10 studied catchments in France. Lines represent the 75th (upper black line), 50th (central red line) and 25th (lower black line) percentiles of interannual daily flows (in m^3/s), evaluated with observed streamflow data available for the period 1958-2008.

4.3.2 Generation of synthetic hydrological forecasts

In order to investigate the impact of the quality of the forecasts on the management of hydropower reservoirs, we created time series of 7-day ahead synthetic daily streamflow forecasts of controlled quality for each studied catchment. For this, for a given day and lead time, we first generate a reliable 50-member ensemble forecast based on the observed daily streamflow value and a parametrized log-normal distribution, and then we introduce biases on the generation processes. For a given day and lead time, the approach can be described by the following major steps:

1. **Creation of synthetic reliable forecasts:** We consider the synthetic ensemble forecast probability distribution as a log-normal distribution with 2 parameters: mean (μ) and standard deviation (σ). The standard deviation parameter is set as a function of a spread coefficient (D^2) and the mean. In other terms, σ is expressed by a multiplicative error around the mean (eq. 4.1). The higher the spread coefficient, the higher the standard deviation is.

$$\sigma = D^2 \times |\mu| \quad (4.1)$$

The location parameter mean (μ) depends on the daily observed streamflow. In probability theory, if a value X follows a log-normal distribution with parameters (μ, σ) , the variable $Y = \log(X)$ follows a normal distribution with parameters (μ, σ) . The variate $Z = \frac{Y-\mu}{\sigma}$ follows a standard normal distribution of parameters $\mu=0$ and $\sigma=1$. For a probability $0 < p < 1$, the quantile function of the standard normal

distribution returns the value z such that:

$$F(z) = Pr(Z \leq z) = p \quad (4.2)$$

Considering that the variable X represents the observed streamflow, with $Y = \log(X)$, the quantile qp associated with the probability p is then:

$$\frac{\log(X) - \mu}{\sigma} = qp \quad (4.3)$$

From (eq. 4.1), the log-normal mean μ is then given by:

$$\mu = \frac{\log(X)}{1 + qp \times D^2} \quad (4.4)$$

In order to guarantee the creation of a reliable ensemble forecast, values of p are drawn randomly between 0 and 1 from a uniform probability distribution, for each day and lead time. The sampling must thus be large enough to achieve equal selection of probabilities and obtain a reliable ensemble forecast. Finally, from the log-normal distribution with mean (μ) and standard deviation (σ), we randomly draw 50 members to generate an ensemble.

The steps above are carried out for each day of forecast and each lead time independently, which means that temporal correlations can thus be lost. To retrieve correlated 7-day trajectories, we apply an approach based on the Ensemble Copula Coupling (ECC) post-processing methodology (Scheffzik et al., 2013 ; Bremnes, 2008). The approach consists of rearranging the sampled values of the synthetic forecasts in the rank order structure given by a reference ensemble forecasting system, where physically-based temporal patterns are present. In our study, the operational ensemble forecasting system produced at the forecasting centres of EDF is taken as reference. Their operational system is based on a conceptual rainfall-runoff model (MORDOR model; Garçon, 1996) forced by the 50 members of the meteorological ensemble forecasting system issued by the European Centre for Medium-Range Weather Forecasts (ECMWF). It produces 7-day ahead streamflow forecasts daily. Forecasts members are ranked and the rank structure is applied to the synthetic forecasts to create reordered trajectories that match the temporal evolution of the reference forecasting system.

2. **Introduction of biases:** From the previous step, we can generate ensemble forecasts that are reliable, sharp (very close to the observed streamflows) and unbiased. To deteriorate the quality of the forecasts, we designed perturbations to be added to the generation process.

To deteriorate the reliability of the synthetic forecasts, the values of p , which define the position of the observation in the probability distribution of the ensemble forecast, are not taken randomly. This is done by introducing a reliability coefficient (R) as a power coefficient in the p value: p^R . According to the value taken by R , the random drawing will be biased ($R \neq 1$) or not ($R = 1$). We created synthetic ensembles with a negative bias ($0 < R < 1$) and a positive bias ($R > 1$), which are associated with forecasts that underestimate and overestimate the observations, respectively.

To generate under-dispersed ensembles, the synthetic generation is controlled so that high flows are underestimated and low flows are overestimated. In practice, each daily observed streamflow is compared with the quantiles 25 % and 75 %

of the observed probability distribution. If the daily observation is lower than the quantile 25 %, the p value is forced to be between 0 and 0,1. If the daily observation is higher than the quantile 75 %, the p value is forced to be between 0,9 and 1. In this way, 50 % of the daily synthetic forecasts are forced to under- or over-estimate the observations.

Finally, to deteriorate the sharpness and the accuracy, the spread coefficient (D) is increased. Higher spread coefficients will generate less sharp and accurate ensemble forecasts. An ensemble forecast very close to the observed streamflows is generated from the synthetic ensemble forecasting model with a D coefficient equal to 0,01, corresponding to a spread factor of 0,01 %. We then generated additional ensembles with D coefficients equal to 0,1, 0,15 and 0,2, which correspond to spread factors of 0,01 %, 1 %, 2,25 % and 4 %. These are low values, comparatively to actual biases that can be found in real-world forecasts. However, since our synthetic generation model is based on a log-normal distribution, the degree of skewness can increase fast as we increase D (and, consequently, as σ is increased), generating streamflows that are too high to be realistic and used in the reservoir management model.

In summary, for each studied catchment and over the 4-year study period, we generated a total of 16 synthetic ensemble forecasting systems (4 main types to characterize biases \times 4 spread factors to characterize sharpness). Each was generated daily, with 50 members and up to 7 days of forecast lead time. The synthetic ensemble forecasts were used as inflow to the reservoir management model:

- UnB (Reliable and unbiased): forecasts uniformly distributed around the observed flows
- OvE (Overestimation): systematic positive biases towards forecasts that overestimate the observed flows
- UnE (Underestimation): systematic negative biases towards forecasts that underestimate the observed flows
- UnD (Underdispersed): flows greater than the historic 75th percentile are underestimated, flows lower than the historic 25th percentile are overestimated

4.3.3 Reservoir management model

The reservoir management model is based on linear programming (LP) to solve the optimization problem: maximizing hydropower revenues under the constraints of maximum and minimum reservoir capacities. Linear programming is one of the simplest ways to quickly solve a wide range of complex optimization problems. The model used in this study is based on a heuristic, conceptualized model of hydropower reservoir inflow management, designed in collaboration with the electricity company EDF for research purposes. It defines management rules at hourly time steps, based on deterministic, short-term 7-day inflow forecasts and hourly time series of electricity prices.

Electricity prices in France have seasonal variability, with higher prices in winter due to the higher demand of electricity for heating. They also vary within a week (lower prices are observed in weekends) and within a day (higher prices are observed in the beginning and ending hours of a day). In this study, we use the hourly energy price time series for the period 2005-2008 from the EPEX-SPOT market (<https://www.epexspot.com/fr/>).

This study period avoids the negative market prices observed after 2008. We use observed prices, instead of forecast prices, since we want to isolate the influence of the quality of inflow forecasts only in the management revenues.

The ten studied catchments define the inflows to ten reservoirs, which are conceptually parametrized as following: given the focus of the study on 7-day inflow forecasts, the storage capacity of each reservoir is defined as five times the historic mean daily flow ; the maximum electricity production capacity, which is related to production power, is set at three times the historic mean daily flow ; the minimum storage capacity is set at 0 Mm³ for each reservoir. Given the historic mean daily flows of the studied catchments, the conceptual sizes of the reservoirs varies between 3,18 Mm³ and 34,22 Mm³ in this study. These dimensions are not the actual dimensions of the reservoirs, although the inflows from the synthetic hydrological forecasts reflect the actual hydrologic variability. Since the reservoir management model is a deterministic model, the members of the ensemble forecasts are averaged and only the ensemble mean is used.

The LP optimization model defines, each day, an optimal release sequence (operation scheduling), which amounts to the water to be used to produce electricity. A rolling-horizon optimization scheme is used. At each day, the optimization problem is solved considering a 7-day window. It is informed by the 7-day synthetic streamflow forecast (ensemble mean) and the hourly electricity prices. The algorithm maximizes the hydropower revenue, searching for an optimal release sequence over the week. It searches to make use of all the incoming volume to produce electricity, maximizing thus the immediate benefits of electricity generation.

The main objective of the reservoir management model is to maximize hydropower revenues while meeting the constraints of the reservoir. The management objective is quantified according to the objective function below, which is maximized over a week for each day of the study period:

$$\max \sum_{h=0}^{H-1} p_h \times \rho \times q_h \quad (4.5)$$

where h refers to the hour of the week (composed of H hours) ; p_h refers to the hourly electricity price at hour h ; ρ refers to the efficiency of the plant, in MWh/m³/s ; q_h refers to the release in m³/s used for the production at hour h . The production depends on the release and the efficiency of the plant, which is a constant equal to 1 MWh/m³/s.

Mayne et al. (2000) classifies management constraints into two categories: hard constraints and soft constraints. Dobson et al. (2019) define these constraints as follows: "*Hard constraints are those constraints that cannot be violated under any circumstance and typically represent physical limits [...] Soft constraints, instead, are those constraints that should not be violated but that are not physically impossible to break.*". In our experiment, the maximum capacity is a soft constraint, while the minimum capacity is defined as a hard constraint. When a major event occurs, and the reservoir does not have the storage capacity required to store the inflow volume, the maximum reservoir capacity constraint is violated. A spilled volume, which represents the excess water in the reservoir, is quantified.

$$v_h^{\min} \leq v_h \leq v_h^{\max} \quad (4.6)$$

$$v_h = v_{h-1} + K(a_h - q_h) \quad (4.7)$$

where v_h^{min} and v_h^{max} represent, respectively, the minimum and maximum volume of the reservoir at hour h in Mm^3 ; a_h represents the forecast inflow at hour h ; K represents the conversion constant from m^3/s to Mm^3 .

The optimization is also constrained by the maximum production capacity, which is considered as a hard constraint. Production therefore cannot exceed the maximum production capacity:

$$0 \leq q_h \leq q_{max} \quad (4.8)$$

where q_h refers to the release in m^3/s at hour h ; q_{max} refers to the maximum release (associated to the maximum production capacity).

Furthermore, the optimization is constrained by the weekly release for electricity production, which cannot be higher than the weekly inflows. This constraint is considered as a soft constraint. It can be expressed as:

$$\sum_{h=0}^{H-1} q_h \leq A = \sum_{h=0}^{H-1} a_h \quad (4.9)$$

where A represents the cumulative weekly inflows.

Once the operation schedule is defined, the model simulates the management of the reservoir with the actual observed inflows, over the release schedule defined for the first 24 hours. This simulation phase consists thus in applying the optimal command of releases obtained during the optimization phase to the first day. At this phase, it may happen that the observed inflows are very different from the forecast inflows used for the optimization, and, due to the management constraints, it is not possible to follow the optimal command q_h^* . In this case, the ordering rule is modified to allow management to be carried out within stock constraints. When the management rule at one hour h induces a non-respect of the minimum stock, the release is decreased until the constraint is respected. When a volume of water is spilled, the release is then increased. In this case, the modified management rule does not always prevent discharge.

The volume obtained at the end of the 24-hour simulation phase is used to update the initial volume of the reservoir for the next forecast day and optimization. This is done in a continuous loop over the entire 4-year study period (2005-2008), for each catchment and for the 16 synthetic streamflow forecasts of different forecast quality. At the end, the amount of hourly electricity produced is multiplied by the price (in Euro/MWh) to obtain the revenue. The impact of forecast quality on the revenue is then assessed.

4.3.4 Evaluation of forecast quality

In terms of forecast quality, we focus on assessing the reliability, sharpness, bias and accuracy of the forecasts.

The reliability is a forecast attribute that measures the correspondence between observed frequencies and forecast probabilities. It can be measured by the probability integral transform (PIT) diagram Gneiting et al. (2007) ; Laio et Tamea (2006), at each forecast

lead time. The diagram represents the cumulative frequency of the values of the predictive (forecast) distribution function at the observations. A reliable forecast has a PIT diagram superposed with the diagonal (0-0 to 1-1). It means that the observations uniformly fall within the forecast distribution. A forecasting system that overestimate the observations is represented by a curve above the diagonal. If the PIT diagram is below the diagonal, it indicates that observations are systematically underestimated. A PIT diagram that tends to be horizontal means that the forecasts suffer from under-dispersion (i.e., observations often fall in the queues of the forecast distribution). At the opposite, a PIT diagram that tends to be vertical means that the forecasts are over-dispersed.

The sharpness of a forecast corresponds to the spread of the ensemble forecast members. It is an attribute independent of observations, which is therefore specific to each forecasting system. To evaluate the sharpness of a forecast, for each lead time, the 90 % inter quantile range (IQR) can be used (Gneiting et al., 2007). It corresponds to the difference between the quantile 95th and the quantile 5th. The IQR score is evaluated for each forecast day and then averaged over the entire study period. The smaller the IQR, the sharper the forecast is.

The forecast bias measures the average error of a forecast in relation to the observation over a given time period. Bias measurement is used to detect positive (forecasts greater than observations) or negative (forecasts lower than observations) biases. To evaluate the bias of our synthetic ensemble streamflow forecasts, the percent bias (Pbias) is computed for each day i and lead time (Fan et al., 2016b ; Waseem et al., 2015). It compares the daily observation o with the daily mean of the ensemble forecast m . The Pbias score is then averaged over the entire study period of N forecast days:

$$Pbias = 100 * \left[\frac{\sum_{i=1}^N m_i - o_i}{\sum_{i=1}^N o_i} \right] \quad (4.10)$$

The Pbias is negative when forecasts suffer from underestimation and positive when forecasts suffer from overestimation.

The accuracy of a forecast represents the measured difference between an observed value and an expected forecast value. It is often assessed with the root mean square error (RMSE), which corresponds to the square root of the mean square error. In the case of an ensemble forecast, the average of the ensemble forecast, or the median, is often used to assess the accuracy of the forecasting system. In this study, the RMSE is normalized with the standard deviation of the observations to allow comparison among different catchments (Fan et al., 2016b ; Waseem et al., 2015):

$$NRMSE = \frac{RMSE}{SD_{obs}} \quad (4.11)$$

The lower the NRMSE, the more accurate the forecast is.

Finally, we evaluated the overall forecast quality of each forecasting system with the continuous ranked probability score (CRPS). It compares the forecast distribution to the observation distribution (a Heaviside step function at the observation location) over the evaluation period. The score will be better if the distribution of forecasts is close to that of observations. The lower the CRPS, the better the forecast is. In this study, the CRPS is also normalized with the standard deviation of the observations (Trinh et al., 2013):

$$NCRPS = \frac{CRPS}{SD_{obs}} \quad (4.12)$$

4.4 Results and discussions

4.4.1 Quality of the generated synthetic hydrological forecasts

In order to validate the model used to generate synthetic forecasts of controlled quality, we evaluated the quality of each ensemble hydrological forecasting system in terms of sharpness (Fig.4.3), reliability (Fig.4.4), systematic bias (Fig.4.5), accuracy (Fig.4.6) and overall quality (Fig.4.7). The quality of the synthetic ensemble forecasts is presented at the 1-day lead time only, since, by construction, the quality of the synthetic forecasts does not vary according to the lead time. In all the figures, except Fig.4.4, the top graphs show, in the form of boxplots (maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value), the distribution of the scores of quality for the 10 catchments of the study. The bottom graphs highlight the evolution of the median score (percentile 50). In both graphs, the results are presented for four spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 % and 4 %). In Fig.4.4, the PIT diagram of each catchment is represented for the higher spread factor only (4 %), when the differences in the quality of the forecasting systems are higher.

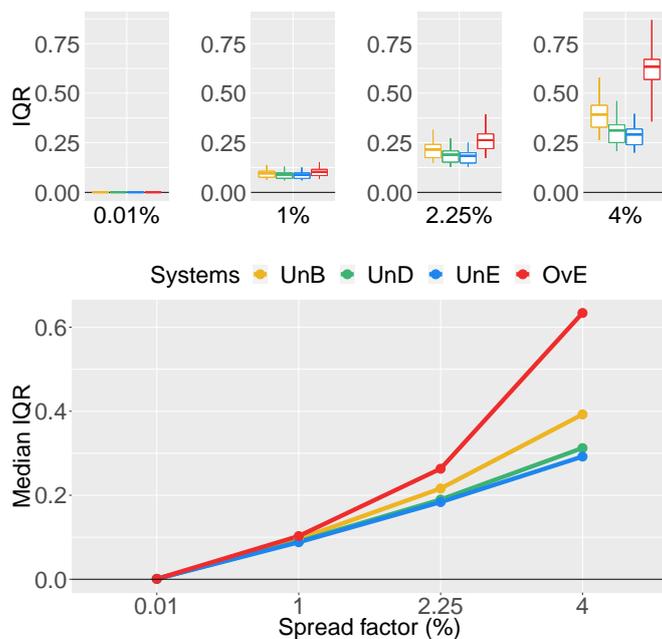


Figure 4.3 – IQR score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value.

Figure 4.3 shows the effect of the increase in the spread factor (D^2) on the sharpness score (IQR) of each synthetic ensemble forecasting system. The evolution of IQR values for the unbiased system (UnB) can be used as a reference of expected impacts: the dispersion of the ensemble system increases when the spread factor increases. Therefore, the model designed for the generation of synthetic ensemble forecasts of controlled quality works

as expected in terms of spread variations. Additionally, we also observe that the IQR scores are not very different among the forecasting systems and the studied catchments for the smaller spread factors. To differentiate the ensemble systems in terms of their sharpness, it is thus necessary to have a spread factor greater than 1 % in the synthetic forecast generator model, regardless of the catchment location or the reliability of the system. The inter-catchment difference as well as the differences among the forecasting systems increase as the spread factor increases. These differences also reflect the way the synthetic ensemble forecasts were generated. The implementation of a reliability bias towards overestimation of streamflows (OvE system) has a strong impact on sharpness. IQR score values are the highest for this system, particularly when the spread factor is high. The spread of the forecasts is thus the highest for this system. This can be explained by the fact that, by construction, there is no physical upper limit imposed to the overestimation of streamflows. On the contrary, for the system that was generated to present a bias towards underestimation (UnE), the lower limit physically exists and corresponds to zero flows. This explains why this system shows low IQR scores, even at the highest spread factor. In the under-dispersed system (UnD), the low flows are overestimated, while the high flows are underestimated. By construction, the forecasts are thus more concentrated and the dispersion of this system tends to be small. This is also reflected in fig.4.3, where the values of IQR for the UnD system are very close to those of the UnE system.

The evaluation of reliability is shown in Fig.4.4. The lines in the PIT diagram clearly show the effectiveness of the forecast generator model to introduce reliability biases in the unbiased forecasting systems of all catchments. The cumulative distributions of the PIT values of the unbiased systems (UnB) fall in the diagonal, showing a uniform distribution of the PIT values, as expected in a probabilistically calibrated ensemble forecasting system. The forecast deficiencies of the biased generated systems are illustrated in the PIT diagram by their distance to the uniformity of a reliable system. The forms of the curves reflect well the under-dispersion of the system UnD, as well as the overestimation and the underestimation of the systems OvE and UnE, respectively.

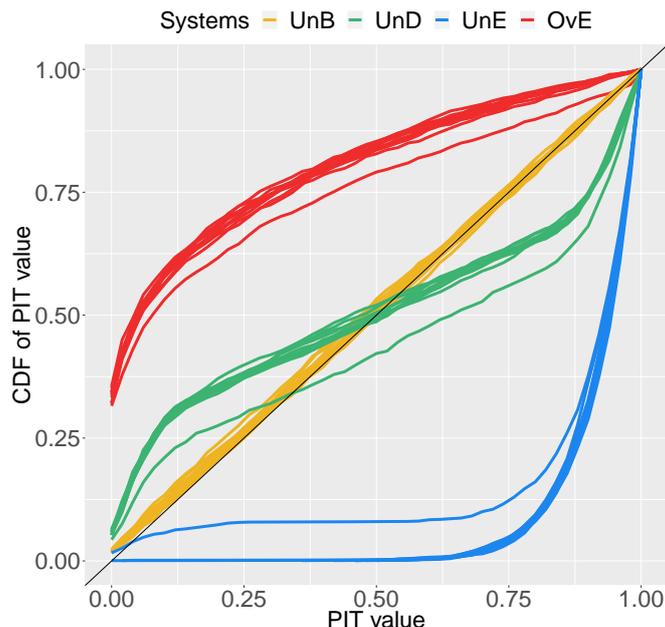


Figure 4.4 – PIT diagram for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). For each system, each line represents one of the 10 studied catchments. Forecast are based on ensembles generated with a 4 % spread factor.

The reliable system (UnB) also shows zero to very low percent bias, as illustrated in Fig.4.5. For this system, a slight positive bias appears when using a 4 % spread factor. The fact that the increase in spread lead to a slight positive (overestimation) bias, even when the system is generated to be probabilistically unbiased, may be the consequence of the skewness of the lognormal distribution used in the forecast generation model, which increases as the spread increases and may result in the generation of some very high values, affecting the median bias. This impact is however much smaller comparatively to the impact of adding biases to the reliable forecasts. From Fig.4.5, we can also see a strong positive bias for the system that tends to overestimate streamflow observations (37 % of median Pbias value for OvE and spread factor of 4 %), and a negative bias for the system that tends to underestimate them (up to -18 % of median Pbias value for the UnE system). We also observe that there are larger differences in Pbias values among catchments in the OvE forecasting system, particularly at spread factor of 4 % (Pbias values vary from 25 % to 75 %). A negative bias is observed for under-dispersed forecasts (-11,5 % of median Pbias value for UnD and spread factor of 4 %). This indicates that the impact of the underestimation of high flows in the percent bias is higher than the impact of the overestimation of low flows in the UnD forecasting system. Finally, in all biased generated systems, the higher the spread factor, the higher the absolute value of the Pbias of the system.

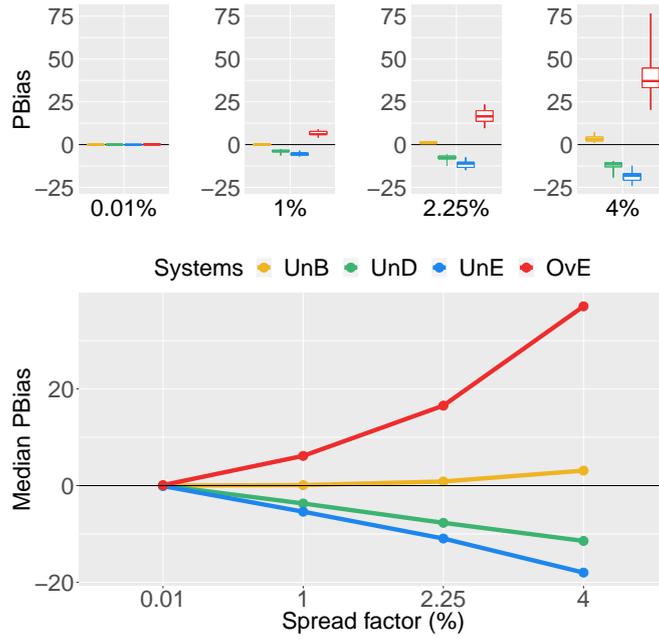


Figure 4.5 – Pbias score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value.

The evaluation of the scores NRMSE of accuracy (Fig.4.6) and NCRPS of overall forecast quality (Fig.4.7) also illustrates the impact of introducing biases in a reliable ensemble streamflow forecasting system. Overestimation leads to the worst scores and the highest differences in performance among catchments. Systems generated with under-estimation and under-dispersion biases have very similar scores. For all systems, scores get worse when increasing the spread factor (i.e., the ensemble spread). Although better for the unbiased and reliable system (UnB), the accuracy score (NRMSE) does not strongly differentiate the UnB, UnD and UnE systems in terms of accuracy of the ensemble mean. This may be linked to the fact that the RMSE is based on absolute values of the errors, and is not sensitive to the direction of the error (as in Pbias). Also, the fact that larger differences have a larger effect in the score RMSE, given that it is based on the square root of the average of squared errors, the high streamflow values generated in the unbiased system when using the higher spread factor penalize this system, leading to RMSE scores very close to the scores of the biased UnD and UnE systems, where high streamflow forecast values tend to occur less often.

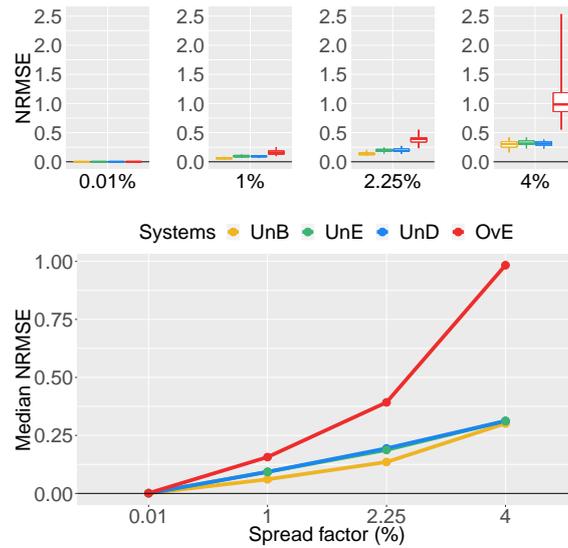


Figure 4.6 – NRMSE score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value.

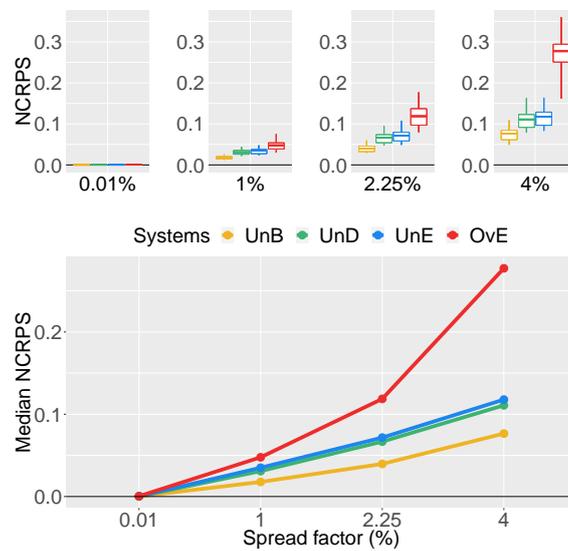


Figure 4.7 – NCRPS score for 1-day ahead synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median score value.

4.4.2 Economic value of the generated synthetic hydrological forecasts

The value of the different forecasting systems is assessed based on the total economic revenues obtained from the hydropower reservoir operation, when using, on a daily basis, each system's 7-day forecasts as input to the reservoir management model over the study period (2005-2008). The revenue obtained with each synthetic forecasting system is then evaluated against the revenue obtained using a reference system. This reference system is given by the observed streamflows. It is thus equivalent to a 'perfect forecasting system', where the forecasts are always identical to the observed inflows. Hence, the maximum revenue is obtained by the reference system. The gain in revenue obtained for each synthetic system is expressed as the percentage gain in relation to the revenue of the reference system (N.Gain in %). This percentage gain is therefore negative (i.e., a percentage of loss in relation to the reference). The results obtained are shown in Fig.4.8. The graph on top shows, in boxplots, the distribution of the percentage gains (maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value) of the 10 studied catchments. The graph at the bottom highlights the median gain. Both graphs show the gain for each synthetic forecast system of controlled quality and as a function of the spread factor used to generate the forecasts.

The economic revenues of the different forecasting systems are very similar for the smaller spread factors. The difference in economic value between the synthetic forecast systems widens with the increase in the spread factor. Moreover, the percentage gains show a clear tendency to decrease as the spread factor increases. A given forecasting system will lose more revenue in comparison with the reference 'perfect system' as it becomes more dispersed. This observation is in line with the analysis of the quality of the systems: as the spread increases, the quality (sharpness, accuracy, reliability and overall quality) decreases and also the value (percentage gain in revenue) decreases.

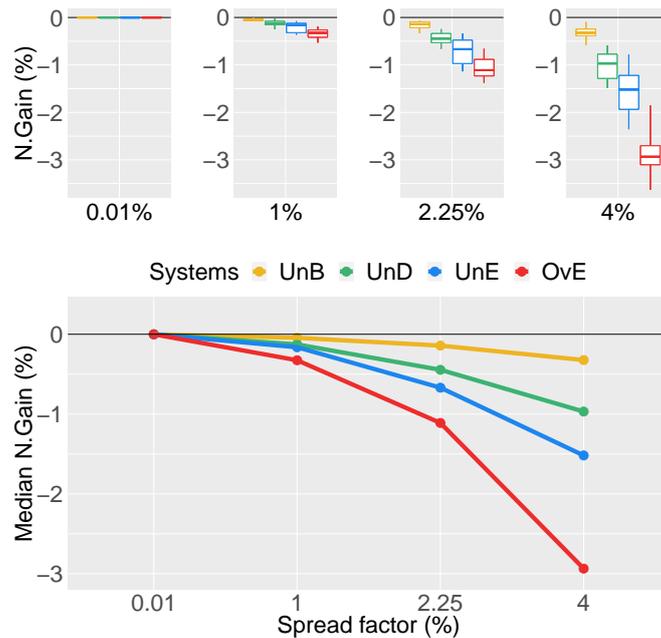


Figure 4.8 – Percentage gain in hydropower revenue (N.Gain in %) for synthetically generated forecasts of different quality: unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value.

Fig.4.8 shows clearly that the forecasting system displaying the worst scores in terms of forecast quality is also the one that displays the lowest economic value (system OvE, red line in Fig.4.8). In the ranges and within the conditions of our experiment, a forecast system that, in median values, overestimates streamflows at about 30 % (Pbias) generates a loss in revenue of up to 3 %, comparatively to the revenues generated by a forecasting system that perfectly forecasts the observed inflows to the reservoir. Similarly, the unbiased system (UnB), which has the best quality among the synthetic forecasting systems, is the system that provided hydropower revenues the closest to the revenues of a 'perfect system'. The second best system in terms of economic value is the system that suffers from under-dispersion (UnD). Although, in terms of forecast quality, this system ranks closely to the forecast system that underestimates inflows (UnE), it performs, in median values, about 0,5 % points better in terms of economic gains. The systems under- and over-estimating inflows (UnE and OvE, respectively) are those that show a steeper rate of losing economic revenues as the spread of the forecasts increases. When moving from a spread factor of 2,25 % to a spread factor of 4 %, the median percentage gains of the system UnE move from -0,67 % to -1,5 %, while for the system OvE, it moves from -1 % to -3 %. Overall, the rank in economic value of the synthetic forecasting systems is similar to their rank in quality according to the Pbias and the NCRPS scores.

4.4.3 Influence of forecast bias on the total amount and hours of electricity production

The economic value of the synthetic forecasts is assessed by the gains of revenue generated when using a given forecasting system as inflow to the reservoir management model. Revenues (in Euro) are calculated by multiplying the hourly electricity production (MW) by the electricity price (Euro/MWh) at the time of production. It is not enough to produce a large amount of electricity to increase revenues. It is also necessary to optimally place the production at the best hours (i.e., when the prices are higher). Here, we investigate how each synthetic forecasting system influences the total production and number of hours of electricity produced over the study period. Figure 4.9 shows the normalized total production of each synthetic forecasting system, while Fig.4.10 shows the normalized number of hours of production over the entire period. Both are expressed in terms of percentage of the total production (N.Production in % in Fig.4.9) or of the total hours of production (N.Hour of production in % in Fig.4.10) of the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations).

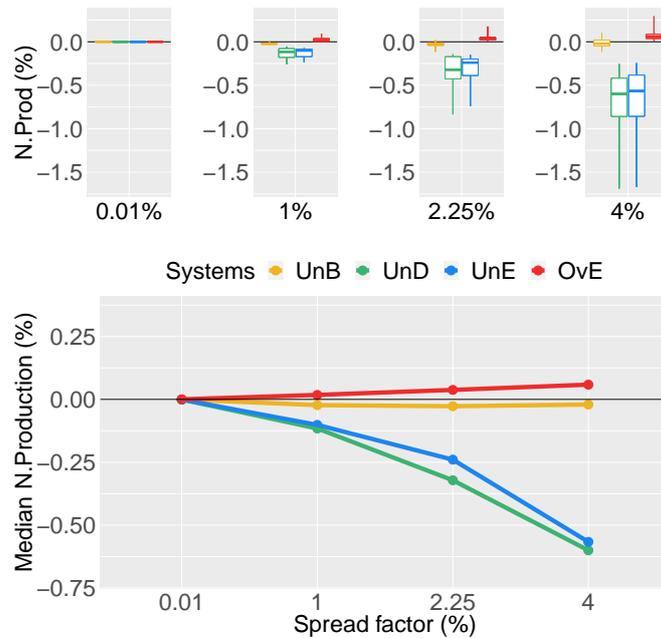


Figure 4.9 – Total production of the synthetic ensemble forecasting systems as a percentage of the total production of the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations): unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value.

Comparatively to the reference system, the unbiased forecasting system (UnB) results in lower total electricity production, although differences are very small (Fig.4.9). The released volumes (used to produce electricity) are thus very similar to the released volumes of the reference system. In terms of the number of hours of production (Fig.4.10), we can see that there are more production hours in the unbiased system than in the reference

system (about 0,5 % more). This indicates that the unbiased system produces almost the same quantity of electricity, but distributes it over more hours within the study period, which may reflect a less optimized placement of production than in the reference system. This may explain the tendency of this synthetic forecasting system to show small losses in terms of economic value (Fig.4.8), comparatively to the reference system, despite its overall good quality. The increase in the spread factor does not seem to significantly affect the results.

The total production seems to be more sensitive to forecast biases towards underestimation of high flows, as present in the synthetic forecasting systems with underestimation (UnE) and under-dispersion (UnD) biases. These systems show a loss of production which is sensitive to the spread factor and can reach up to 0,6 % in median values, over the 10 studied catchments (Fig.4.9). This may be related to the fact that these systems tend to forecast less water flowing into the reservoir. The management model will therefore plan less releases, which, consequently, tends to lower down the electricity production. The total production losses of these two systems are in opposition to the increase in the number of production hours (Fig. 4.10). Particularly in the case of the UnE system, production is distributed over up to 7,4 % more hours than that of the reference system. It seems that, since the system forecasts lower inflows than what is observed, the management model has to activate production hours that were not necessarily planned based on the forecasts to release the exceeding inflow that is observed. The optimized production rule has thus to be adapted to the fact that more inflow is observed than forecast. It is done by increasing the number of production hours. We also note that, in percent points, the amount of loss in production is lower than the amount of loss in revenue (gain) for these systems (up to 1 % for UnD and 1,5 % for UnE, as shown in Fig.4.8). The loss in revenue may therefore be explained by other factors than the loss in total production only, and it is not compensated by the increase in production hours. It seems that the way the production is distributed within the hours also plays a role (i.e., how the optimization works in terms of finding the best hours to produce electricity and, consequently, increase the total revenue).

The synthetic forecast system with an overestimation bias (OvE) is the only one that displays a total production higher than the reference system, although the difference is very small: for a spread factor of 4 %, the percentage of increased production is of only 0,06 % (Fig.4.9). The OvE system distributes its production over a larger number of hours, but only when the spread factor increases (Fig.4.10). The increase of spread also increases the value of the ensemble mean of the OvE system, and, consequently, higher inflows are forecast to the reservoir than later observed. This seems to result in management rules with higher number of hours of production (i.e., production is activated to release water and lower the levels of the reservoir). However, as in the case of the UnE system, the high number of hours of production does not result in gains in revenue, since the OvE system is the one with worst economic performance, followed by the UnE system (Fig.4.8).

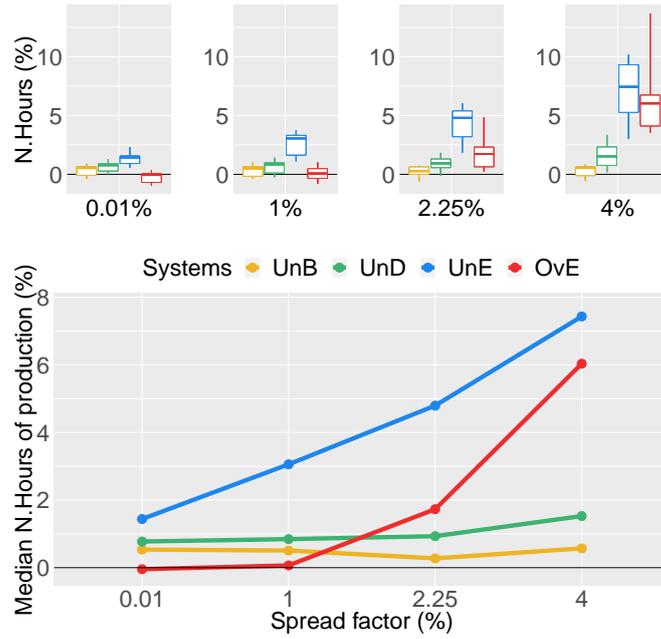


Figure 4.10 – Total hours of production of the synthetic ensemble forecasting systems as a percentage of the total hours of production of the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations): unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value.

4.4.4 Influence of forecast bias on the rate of electricity production

More production hours does not necessary lead to more total production or more gains in revenue, as seen in the UnE and OvE biased forecasting systems. Here, we investigate how the production is performed within the production hours for these synthetic forecasting systems. In the reservoir management model, production is not always operating at maximum capacity. For instance, if the maximum production capacity is 200 MW and, at a given hour, only 20MW is produced, the production rate at this hour is of only 10 %. A forecasting system can thus be associated with a large number of production hours, although electricity is finally produced at low rates. Additionally, the gains in revenue will also be influenced by the electricity prices at the hours of higher production rates. In order to investigate this issue, we considered the UnE and OvE systems with the higher spread factor (4 %). We defined four classes of production rates:

- class 1 (C1): production rate less than a quarter of the maximum production capacity,
- class 2 (C2): production rate between a quarter and a half of the maximum production capacity,
- class 3 (C3): production rate between a half and three quarters of the maximum production capacity,

- class 4 (C4): production rate exceeding three quarters of the maximum production capacity.

For each class, we evaluated the number of production hours falling in each class, and the median electricity price (i.e., the median value of all the prices of all the hours that fall into the given class of production rate). Figure 4.11 shows the results obtained. They are expressed as differences between the values evaluated when considering the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations) and the values obtained with the synthetic forecasting system. Therefore, negative values indicate that the production hours or median price values of the synthetic forecasting system are higher than those of the reference system. At the opposite, positive values indicate that the production hours or median price values of the synthetic forecasting system are lower than those of the reference system. In Fig.4.11, the difference in hours within each class is shown in the graphs on the top, and the differences in median prices within each class is shown in the graphs at the bottom. Boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over the 10 studied catchments.

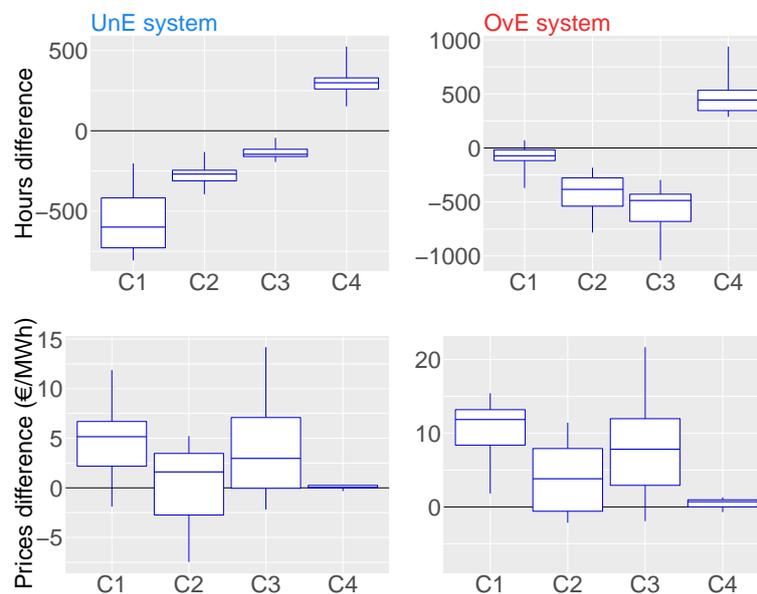


Figure 4.11 – Differences in production hours (top) and median electricity prices (bottom) between the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations) and two synthetic ensemble forecasting systems: under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Differences are pooled into four classes of production rate (from lower C1 to higher C4 production rate). Synthetic systems are based on ensembles generated with spread factors 4 %. Boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments.

From Fig.4.10, we had seen that the total number of production hours of the OvE and UnE forecasting systems was greater than the total number of hours of the reference system. Fig.4.11 (top) shows that production is more frequent in classes of lower production rate for these systems: both UnE and OvE systems, show more hours than the reference system in classes C1, C2 and C3 (boxplots at negative values), and less hours than the reference system in the most productive class C4 (boxplots at positive values). In median values, system UnE displays 600 hours more than the reference system in the lower class C1, i.e., when production is performed at less than a quarter of the maximum

capacity, the UnE system produces more than the reference system. For the OvE system, its performance is notably worst than the reference system for classes C2 and C3 (it has more hours of production at the C2 and C3 lower rates than the reference system) and for class C4 (in median values, it has about 500 hours less of production at the higher rates than the reference system). The impact of the biased forecasting systems on the performance of the management model is clearly demonstrated. On the one hand, biased forecasts tend to produce more than the reference system when the production rate is low. The reference system counts very few hours of production rate in classes C1, C2 and C3 of low production rate. On the other hand, the biased systems tend to produce less when the production rate is closer to the maximum production capacity. The difference between the total production of the UnE system and that of the reference system (Fig.4.9) is therefore explained by the high frequency of production of the UnE system in class C1 of low production rate, together with their low frequency of production in class C4 of the highest production rate.

Comparatively to the management revenue of the reference system, the losses of the OvE system are the strongest (Fig.4.8). This is partly related to the lower frequency of production at the high production rates (class C4), but also to the fact that, when the biased system shows more hours of production than the reference system, these are at classes of low production rate (notably C2 and C4; see Fig.4.11, top), for which the median prices of electricity are lower than the reference system (Fig.4.11, bottom). It is therefore possible that the lower economic gains associated with the OvE system are related to the lower average prices of electricity per hour of production. In Fig.4.11 (bottom), we can see that the electricity prices, in median values, used for the assessment of the management revenues of each system, are lower for the UnE and OvE systems than for the reference system, particularly for the production rate classes C1, C2 and C3 (boxplots at positive values in Fig.4.11, bottom). Price differences can reach 21,7 €/MWh for the OvE system and the class C3, and 14,2 €/MWh for the UnE system and the class C3. Price differences are almost zero for class C4, when the production rate is at or closer to the maximum capacity. However, at this class, both biased systems, UnE and OvE, have less hours of production. These differences in prices and production hours at high capacity between the biased systems and the reference system may explain their lower economic performance in terms of total management revenue (Fig.4.8).

4.4.5 Influence of forecast bias on the evolution of reservoir storage and on spillage

The reservoir management model evaluates the management revenues based on the electricity produced. The total revenue obtained from using a given forecasting system as inflow forecasts to the reservoir does not take into account how the stock in the reservoir evolves in time, comparatively to the management based on the reference system, where forecasts are equal to observations. The reservoir management model does not penalize spillage losses. Spillage can be caused by rare and extreme hydrometeorological events, but also by a non-efficient management of the water storage and releases. Here, we investigate how the biases in the synthetic forecasting systems impact the reservoir water levels (i.e., the evolution of the stock) and the spillage losses.

Figure 4.12 shows the differences in reservoir level between the operation with the reference system and the operation with each of the four synthetic forecasting systems (UnB, OvE, UnE and UnD), with each of the spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). To build this figure, we considered the level of the reservoir at the first hour of each day of the study period. In order to be able to pool the results of the 10 catchments, the differences are divided by the maximum storage capacity of the reservoir that is associated with the catchment. A positive (negative) value of the difference (N.stock error in Fig.4.12) indicates that the storage level with the reference system is above (below) the storage level associated with the synthetic forecasting system. Figure 4.13 shows the spillage for the synthetic forecasting systems, expressed in terms of percentage of the spillage observed when using the reference system as inflow to the reservoir management model.

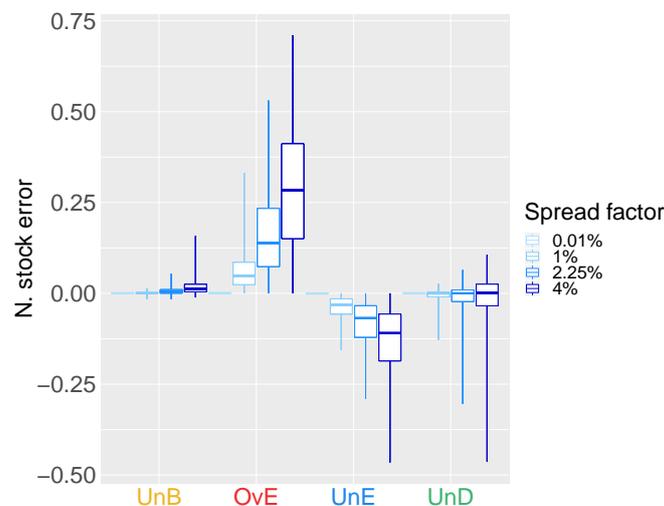


Figure 4.12 – Normalized differences in reservoir level (stock) between the operation with the reference system (i.e., the 'perfect system', where forecasts are equal to observations) and the operation with the synthetic forecasting systems: unbiased system (UnB), under-dispersed system (UnD), under-estimating system (UnE) and over-estimating system (OvE). Synthetic systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments.

We can see that the differences in spillage and stock are negligible for the unbiased system (UnB), although there is a tendency to have lower reservoir levels than the reference system as the spread factor increases. This is explained by the slight overestimation of inflows that occurs when the spread factor is applied to the sharper ensembles. The same tendency to produce reservoir levels lower than those of the reference system is observed for the synthetic system generated with an overestimation bias (OvE). A positive bias in a forecasting system leads to an excessive emptying of the reservoir (to make space for the incoming flows). Since the expected inflows are overestimated, the production schedule is more intense to be able to handle the incoming volumes (i.e., more production hours as seen in Fig.4.10). When the actual observed flows do not confirm the forecasts, but are lower, it becomes difficult to produce electricity at maximum capacity, because there is a lack of water with regards to the forecasts. The production rates is then lowered, and we

have more production hours with lower production rates, as indicated in Fig.4.11. Also as a consequence of the systematic planning of emptying the reservoir, spillage is low and, in the configuration of our experiment, basically identical to the reference system (Fig.4.13).

Differences in stock (Fig.4.12) are negative for the biased systems that tend to underestimate the inflows overall (UnE) or the high inflows only (UnD). Underestimation leads to reservoir levels more frequently higher than the levels that are obtained using a 'perfect' forecasting system. The reservoir management model takes into account the systematic low inflow forecasts throughout the study period, and the production planning tends to be minimized in order to maintain a water level in the reservoir in the face of the low inflows that are forecast. This is why the total production of these synthetic systems is lower (Fig.4.9). However, the actual inflows to the reservoir, considered during the simulation step of the management model, are greater than those from the forecasts used to establish the management rule during the optimization phase of the reservoir management model. The volume of water entering the reservoir is therefore higher than expected, resulting in an increase in the water level in the reservoir at each day of the study period, as shown by the negative values in Fig.4.12, notably for the UnE system. To face this, the number of production hours increases (Fig.4.10), but, given the unexpected higher inflows and the systematic forecast of low inflows, production can no longer be scheduled at the best hours and at maximum capacity, resulting in more hours of production but at low capacity (Fig.4.11, for the UnE system). In summary, unexpected inflows have to be released through the turbines (production), but water levels in the reservoir have to be maintained high, due to the low inflow forecasts. Managing a reservoir while maintaining a high water level carries the risk of poorly anticipating high flows, especially when the forecasting system has a recurrent bias towards underestimation, as in the case of the UnE system. This also explains why the systems that tend to underestimate the inflows (UnE) or the high inflows (UnD) have a higher amount of spilled water than the reference system (Fig.4.13). These systems, which underestimate high flows, have more difficulty managing flood events since they do not anticipate emptying the reservoir to create enough storage capacity to store the high incoming volumes.

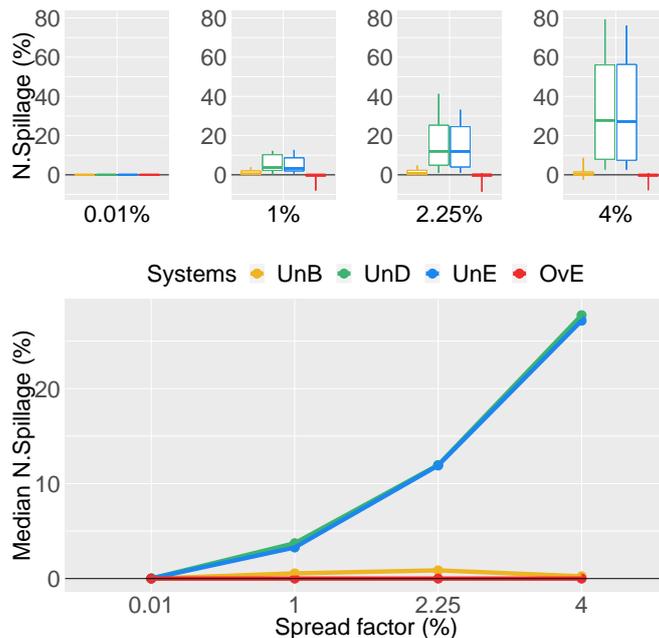


Figure 4.13 – Spilled water from the management based on the synthetic ensemble forecasting systems as a percentage of the total spillage of the reference system (i.e., the ‘perfect system’, where forecasts are equal to observations): unbiased system (UnB, yellow), under-dispersed system (UnD, green), under-estimating system (UnE, blue) and over-estimating system (OvE, red). Synthetic systems are based on ensembles generated with four different spread factors (0,01 %, 1 %, 2,25 %, 4 %). Top: boxplots represent the maximum value, percentiles 75, 50 and 25, and minimum value over 10 studied catchments. Bottom: median value.

4.5 Conclusions

The overall purpose of this study was to better understand the link between forecast quality and forecast economic value in the case of the management of hydropower reservoirs. We investigated the impact of different forecast quality attributes of short-term (7-day ahead) hydrological forecasts on several output variables of a management reservoir model (revenue, production, production hours, stock levels, spillage). Based on observed inflows, several synthetic forecasting systems were generated to mimic unbiased ensemble forecasts as well as biased forecasting systems of degraded quality in terms of reliability, sharpness and accuracy. The synthetic forecast generator was developed and validated. It was shown that it can generate synthetic reliable ensemble forecasts, as well as ensemble forecasts with biases towards overestimation, underestimation and under-dispersion.

The ensemble means of the different forecasting systems were then used as input to a reservoir management model, which was specifically built for the purposes of this study, based on a linear-programming optimization algorithm. The optimization with 7-day ahead forecasts and the simulation with observed flows were carried out at the daily time step over a 4-year period, from 2005 to 2008, at 10 catchment outlets in France. The management revenues were evaluated for each forecasting system based on the production

and the electricity prices. Management results from the forecasting systems were compared with the results obtained from a reference system where forecasts are equal to observed flows.

This study showed that biased forecasts result in management revenues that are lower than the revenues of the unbiased forecasts or the reference system. Losses in revenue are stronger for forecasting systems that systematically overestimate reservoir inflows. In our configuration, overestimation bias lead to up to 3 % of median economic losses, evaluated over the ten studied catchments and the 4-year period. Forecasting systems suffering from under-dispersion and under-estimation biases reach, respectively, economic losses of about 1 % and 1,5 %. Nevertheless, these forecast systems result in large spillage, due to the inefficiency of the management operations, which can reach up to about 80 % more than the spillage of the reference system in some catchments. This volume of water spilled (and not used for electricity production) was not taken into account in the assessment of the management revenue in our study, but it represents an extra economic loss for these systems. Although the percentages of economic losses obtained in this study are relatively small, they correspond to potential extra gains of thousands to millions of euros per year, according to the average electricity prices of the 2005-2008 period, which could have been saved if unbiased forecasts or forecasts of better quality were used in the hydropower reservoir operations.

Overall, we can conclude that, given the configurations of the experiments of this study, and the tools used to generate forecasts of controlled quality and optimize the management of synthetic reservoirs located at actual catchment outlets in France, the quality of hydrological forecasts is linked to their economic value in the hydropower sector. The quality of forecasts has an impact on management revenues, due to several factors:

- biased forecasting systems may result in more frequent production (i.e., more production hours), but the production is less often operated at higher capacities. Since management revenue is dependent on production capacity, this leads to lower management revenues. Optimal reservoir management is clearly inefficient in operating production within less hours but at higher capacity and when prices are higher.
- forecasting systems that present an overestimation bias result in a tendency of operations to keep the storage at lower levels so that the reservoir can be able to handle the high volumes expected. This impacts the optimal placement of production at the best hours (i.e., when prices are higher) and the opportunity to produce at higher production rates. At the opposite, systems that suffer from underestimation biases tend to keep a high level of storage, which also influences the placement of production hours and the production rate, while also impacting the amount of spilled water (i.e., water lost and not used for electricity production). The amount and frequency of spillage may increase due to unexpected high flows incoming when the reservoir level is already too high and it is not possible to release enough water to create room to store the incoming high volumes.
- when using biased forecasting systems in hydropower reservoir management, production is not only planned during more hours at lower production rates but also at hours with lower median prices of electricity. This also impacts management revenues, since they also depends on the electricity price at the time of production.

This study showed the importance of the quality of hydrological forecasts in the management of a hydroelectric reservoir. Measuring and removing forecast biases in hydrological forecasts is therefore an important step towards improving reservoir operations and potentially increasing hydropower revenue. This study was carried out within a conceptual framework in order to address the challenge of quantitatively measuring the economic value of hydro-meteorological predictions to the hydropower sector and investigate the links between quality attributes and economic value in a controlled modelling environment. The modelling approaches adopted are certainly far from representing all the details of the real world. However, the level of schematization adopted in the experiments carried out during this study proved to be adapted to obtaining the first orders of magnitude of the value of the forecast in elementary situations. This research work has some main consequences. First, these orders of magnitude of the value of unbiased forecasts, as estimated at a first approximation, are sufficient to plead for devoted resources to continuously improve operational hydrometeorological forecasting activities targeting the hydropower sector. Secondly, this first level of modelling, through the proof-of-concept that it provides, is a step forward towards refined studies which, following a more detailed, long-term approach, may address the future challenges of the multi-use management of water resources. Multiple uses of water can also benefit from better-informed hydropower operations. Finally, beyond the question of the value of the hydrometeorological forecasts for the hydropower sector, the modelling approach of this study provides valuable support to test and demonstrate also the decision process it simulates and how it may be impacted by forecasts of different quality.

Approche opérationnelle à courte échéance

5.1 Introduction

Le chapitre précédent a mis en évidence la sensibilité du modèle de gestion ValpreviPL dans un contexte conceptuel. La qualité des systèmes de prévision synthétique était similaire pour chaque jour de la période d'étude et chaque échéance. Or, les systèmes de prévision synthétique ne sont pas utilisés en contexte opérationnel, et la qualité des prévisions est souvent davantage dégradée à mesure que l'échéance de prévision avance. L'objectif de ce chapitre est donc d'étudier le lien entre la qualité de la prévision hydrométéorologique et sa valeur économique dans un contexte plus proche des conditions opérationnelles. Trois questions y sont discutées :

1. Dans quelle mesure l'amélioration d'un système de prévision hydrométéorologique influence-t-elle la qualité et la valeur économique de la prévision hydrométéorologique ?
2. Quelle est la meilleure manière de prendre en compte l'information donnée par la prévision d'ensemble dans le modèle de gestion de réserve hydroélectrique ?
3. Quelle est l'influence de la taille du réservoir (donc sa capacité de stockage) sur la gestion à l'échéance hebdomadaire des apports hydrologiques ?

5.2 Mise en œuvre

Les données et les modèles utilisés pour cette étude ont été détaillés dans le chapitre 3. La figure 5.1 rappelle la chaîne de prévision élaborée pour l'étude abordée dans ce chapitre, illustrée en trait bleu. Les prévisions météorologiques à l'échéance de sept jours et à cinquante membres, provenant du CEPMMT, sont utilisées pour produire des prévisions hydrologiques à l'aide du modèle hydrologique MORDOR. Un pré- et un post-traitement statistique sont appliqués à ces prévisions dans le but d'améliorer leur qualité. Le modèle de gestion ValpreviPL est utilisé. Il considère comme données d'entrée les pré-

visions hydrologiques et les prix horaires de l'électricité issus du marché européen EPEX SPOT. Nous considérons que le prix de l'électricité observé est connu pour les sept jours d'échéance.

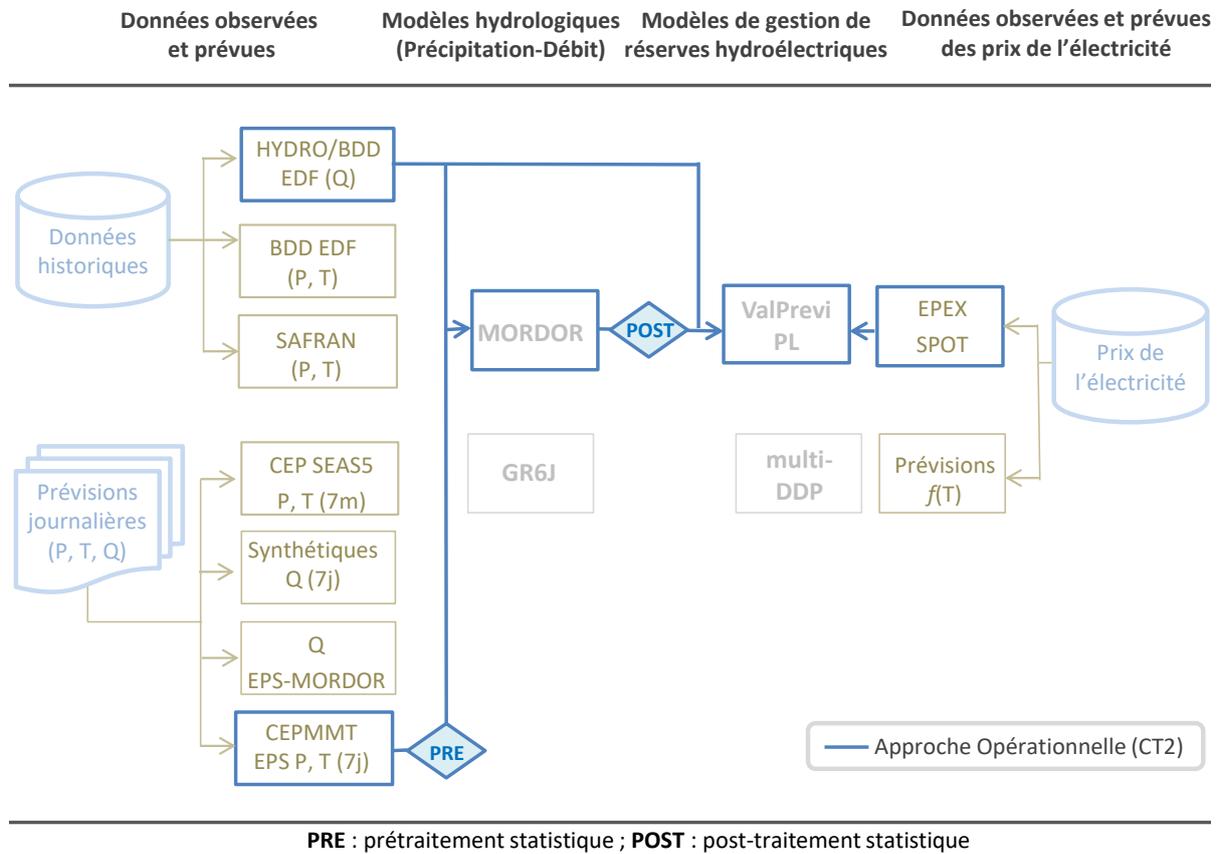


Figure 5.1 – Rappel des données et modèles utilisés pour l'étude à courte échéance dans un contexte opérationnel.

5.2.1 Les systèmes de prévision utilisés

Afin de répondre à la première question posée dans ce chapitre, plusieurs systèmes de prévision hydrologique ont été mis en place. Nous avons utilisé des prévisions hydrométéorologiques brutes (CEP) et des prévisions issues des observations passées (ESP et HistQ). Nous avons également appliqué aux prévisions CEP une méthode de correction de biais des prévisions hydrométéorologiques développée à EDF DTG Grenoble. La description de la méthode de correction de biais s'appuie sur des documents internes transmis par EDF DTG Grenoble.

La correction de biais vise à améliorer la qualité des prévisions hydrométéorologiques en termes de fiabilité et de précision, en faisant appel à une méthode de traitement statistique par habillage (voir chapitre 2). Cette méthode se décompose en trois étapes : l'étape d'évaluation de l'erreur de la prévision, l'étape de l'habillage et l'étape d'échantillonnage. Ces étapes sont décrites ci-après.

L'étape d'évaluation de l'erreur de prévision

Pour les prévisions météorologiques, les erreurs de prévision correspondent à la différence entre les valeurs prévues et observées pour la température (exprimée en °C), et au logarithme du ratio entre les valeurs prévues et observées ($\log(P_{obs}/P_{prev})$) pour les précipitations. La distribution des erreurs de prévision sur la période d'étude 2011-2015 est assimilée à une loi normale à deux paramètres : la moyenne (μ) des erreurs et l'écart-type (σ) des erreurs. La moyenne des erreurs est évaluée à chaque échéance tandis que l'écart-type des erreurs est uniquement évalué à la première échéance, puis elle est reconduite pour toutes les autres échéances de prévision. Pour le prétraitement des prévisions météorologiques, il existe donc une distribution des erreurs de prévision pour chaque échéance de prévision.

Pour les prévisions hydrologiques, l'erreur est évaluée de la même manière que celle des précipitations ($\log(Q_{obs}/Q_{prev})$). Les prévisions des débits sont obtenues en utilisant les précipitations et températures observées dans le modèle hydrologique. Le but est de représenter uniquement l'erreur du modèle de prévision hydrologique. La distribution des erreurs des prévisions hydrologiques est également assimilée à une loi normale de paramètres μ et σ . La moyenne (μ) des erreurs et l'écart-type (σ) des erreurs sont évalués à chaque échéance de prévision et selon la gamme des débits. En effet, un modèle hydrologique n'a pas le même degré d'erreur si on se trouve en situation d'étiage ou de crue. La distribution des erreurs de prévision hydrologique est établie pour 20 gammes de débits, découpées selon un sous-échantillonnage par quantile avec des gammes plus précises (tous les 2 %) pour les quantiles 0 %-10 % et 90 %-100 % et plus larges (tous les 8 %) pour les quantiles 10 %-90 %. Pour le post-traitement des prévisions hydrologiques, il existe donc une distribution des erreurs de prévision pour chaque échéance de prévision et pour chaque gamme de débits.

L'étape d'habillage de la prévision brute

L'habillage de la prévision d'ensemble brute vise à améliorer la fiabilité de la prévision en augmentant la dispersion des membres de la prévision brute. Cette méthode consiste d'abord à définir un paramètre de décalage qui sera appliqué à chaque membre originel de la prévision d'ensemble. Ce paramètre de décalage est tiré aléatoirement dans la distribution des erreurs. Pour garantir que toute la distribution des erreurs soit échantillonnée, avec un nombre réduit de tirages, la fonction de répartition est divisée en 50 quantiles et le tirage est effectué 50 fois. Les erreurs sont donc tirées dans chaque tranche de quantile. La correction (le décalage) à appliquer est ensuite évaluée à partir de cette erreur selon l'équation :

$$D_{ech} = \mu_{ech} + \sigma_{ech} * E_{ech,r} \quad (5.1)$$

avec D_{ech} qui représente le décalage qui sera appliqué à chaque membre brut de la prévision d'ensemble. La variable μ_{ech} représente la moyenne des erreurs à une échéance donnée et la variable σ_{ech} représente l'écart-type des erreurs à une échéance donnée (uniquement évalué pour $ech = 1$ pour le prétraitement des prévisions météorologiques et

pour toutes les échéances pour le post-traitement des prévisions hydrologiques). Enfin, la variable $E_{ech,r}$ représente l'erreur de prévision correspondant à un quantile d'erreur donné r .

Au total, pour chaque échéance, on obtient 50 décalages, issus de 50 erreurs tirées selon la stratification des quantiles de la distribution des erreurs. Les décalages sont ensuite appliqués aux 50 membres de la prévision d'ensemble brute. Ils sont additionnés aux membres bruts de la prévision d'ensemble dans l'habillage des prévisions des températures. Pour l'habillage des prévisions des précipitations et des débits, les nouveaux membres de la prévision corrigée correspondent au produit de l'exponentielle du décalage par le membre brut.

L'étape d'échantillonnage

Une fois l'étape d'habillage terminée, des ensembles de prévision à 2 500 membres (50 décalages \times 50 membres d'origine) sont obtenus. L'étape d'échantillonnage va permettre de sélectionner 50 membres parmi les 2 500. La sélection a pour but d'échantillonner 50 membres dans la distribution de la prévision habillée en fonction du rang de la distribution des prévisions brutes. Cette méthode permet de conserver la distribution jour par jour de la prévision brute et d'obtenir un membre habillé par membre brut. Néanmoins, lorsqu'il existe des trajectoires de membres qui se croisent dans l'ensemble de la prévision brute, la moyenne sur 7 jours n'est pas toujours respectée. La méthode utilisée propose donc de décaler la trajectoire des membres bruts en fonction de la valeur de la moyenne sur 7 jours de chaque membre. Ainsi, les membres les plus humides seront décalés vers le haut et les membres les plus secs vers le bas. L'échantillonnage de la distribution de la prévision habillée est donc effectué en fonction du rang de la distribution de la prévision brute décalée.

Synthèse

Finalement, six systèmes de prévision hydrologique sont utilisés pour l'étude opérationnelle à courte échéance. La liste ci-dessous récapitule les caractéristiques de configuration de chaque système de prévision :

- **CEP** : prévisions météorologiques brutes CEPMMT et modèle hydrologique MORDOR
- **CEPH** : prévisions météorologiques CEPMMT corrigées et modèle hydrologique MORDOR
- **CEPHH** : prévisions météorologiques CEPMMT corrigées et corrections des prévisions hydrologiques issues du modèle hydrologique MORDOR
- **ESP** : prévisions météorologiques s'appuyant sur les observations passées des précipitations et des températures et modèle hydrologique MORDOR
- **HistQ** : prévisions hydrologiques s'appuyant sur les observations passées des débits
- **OBS** : prévisions hydrologiques égales aux débits observés

Le système HistQ n'emploie pas de modèle de prévision hydrologique, contrairement au système de prévision ESP. L'utilisation de ces deux systèmes permet donc d'évaluer l'amélioration que peut apporter un modèle de prévision hydrologique, en termes de qua-

lité et de valeur économique. Les systèmes CEP, CEPH et CEPHH sont issus d'un modèle de prévision météorologique et d'un modèle hydrologique. Avec ces systèmes de prévision, l'apport de l'utilisation d'un modèle de prévision météorologique, du prétraitement et du post-traitement, en termes de qualité et de valeur, peut être évalué. Le système de prévision OBS correspond au système de référence en termes de qualité, mais également en termes de valeur économique.

5.2.2 Les modes de gestion examinés

La deuxième question posée dans ce chapitre se focalise sur l'influence de la manière de prendre en compte la prévision hydrologique dans le modèle de gestion ValpreviPL. Nous nous sommes intéressés à cette question car le modèle de gestion ValpreviPL n'est pas un modèle stochastique, c'est-à-dire qu'il ne prend pas en compte la distribution prédictive dans l'optimisation de la gestion.

Dans le chapitre 4, nous avons considéré la moyenne des membres de l'ensemble de la prévision hydrologique comme entrée du modèle de gestion. Or, il est également possible de considérer chaque membre de prévision dans le modèle de gestion. Cela permet de mieux couvrir l'incertitude sur les aléas hydrologiques futurs. Néanmoins, lorsqu'il existe plusieurs scénarios de prévision, plusieurs règles de gestion (ou séquences de décisions) sont possibles. L'information donnée par la prévision d'ensemble doit alors être synthétisée afin de permettre de délivrer une unique séquence de décisions au gestionnaire. Dans cette étude, nous avons donc mis en place les trois modes de gestion décrits ci-dessous :

1. **MI** : le premier mode de gestion synthétise l'information de la prévision d'ensemble en considérant la moyenne des 50 membres de la prévision hydrologique en entrée du modèle de gestion. Les étapes d'optimisation et de simulation du modèle de gestion ValpreviPL sont donc réalisées avec une seule trajectoire future.
2. **MR** : le deuxième mode de gestion prend en compte chaque membre de la prévision de manière indépendante dans l'étape d'optimisation du modèle de gestion. Une règle de gestion optimale est ainsi définie pour chaque membre sur toute la fenêtre d'optimisation (sept jours). Avant la phase de simulation, les 50 règles de gestion optimales sont moyennées. L'étape de simulation est donc effectuée avec la règle de gestion moyenne.
3. **MO** : le troisième mode de gestion prend en compte chaque membre de la prévision dans l'étape d'optimisation et aussi dans l'étape de simulation. La moyenne n'est donc effectuée qu'à la fin de l'étape de simulation, dans le but d'obtenir la production moyenne et les revenus moyens de gestion associés. Ce mode de gestion n'est pas réalisable en opérationnel. C'est une évaluation *a posteriori* de la gestion.

Cette étude permet donc de définir à quel moment il est optimal d'opérer la moyenne : en entrée du modèle de gestion ou à l'intérieur du modèle de gestion.

5.2.3 Influence de la capacité de stockage des réserves hydro-électriques

La dernière question posée dans ce chapitre se focalise sur l'influence de la taille des réservoirs dans la gestion. Pour cela, nous nous sommes placés dans un contexte de réservoirs synthétiques identique à celui du chapitre 4. Les caractéristiques des réservoirs synthétiques (capacité de stockage et de production) sont établies selon les équations ci-dessous :

$$V_{max} = C_s \times \bar{Q} \times K_j \quad (5.2)$$

$$Q_p = C_p \times \bar{Q} \quad (5.3)$$

avec V_{max} qui désigne le volume maximal du réservoir en Mm^3 , C_s représente le coefficient de capacité de stockage en jours, K_j désigne la constante de conversion des $\text{m}^3.\text{s}^{-1}$ en $\text{Mm}^3.\text{j}^{-1}$, égale à 0,0864, Q_p désigne la capacité maximale de production en $\text{m}^3.\text{s}^{-1}$, C_p représente le coefficient de production maximale (sans unité) et \bar{Q} représente le débit journalier moyen historique en $\text{m}^3.\text{s}^{-1}$.

Le ratio $\frac{C_s}{C_p}$, appelé coefficient de vidange par la suite, représente le nombre de jours nécessaire pour vider le réservoir, sans apport et avec une capacité de production maximale. Par défaut, nous avons choisi de considérer, dans un premier temps, les paramètres suivants : $C_s = 5$ jours et $C_p = 3$. Cela veut dire que nous avons un coefficient de vidange égal à 1,66 jour. Un coefficient de stockage de cinq jours d'apports moyens correspond, de manière générale, à un réservoir de type « éclusée ». Le volume minimal de chaque réservoir a été fixé à zéro. Le volume initial nécessaire pour démarrer le modèle de gestion au premier jour de la période d'étude a été considéré égal à 30 % du volume maximal du réservoir. Le tableau 5.1 récapitule les valeurs de capacité maximale de production, de volume maximal du réservoir et les débits journaliers moyens historiques pour chaque bassin versant.

Afin de mesurer l'influence de la taille du réservoir sur la gestion à courte échéance, nous faisons varier le coefficient de capacité de stockage entre trois jours et vingt jours d'apports journaliers moyens, tout en gardant fixe la capacité maximale de production égale à trois fois le débit moyen journalier historique, ce qui induit une variation du coefficient de vidange entre 1 jour et 6,66 jours pour ce cas d'étude de gestion hebdomadaire.

Bassins versants	Q_p (m ³ .s ⁻¹)	V_{max} (Mm ³)	\bar{Q} (m ³ .s ⁻¹)
Durance à Serre-Ponçon	237	34,13	79
Ardèche à Sauze	169,8	24,45	56,6
Tarn à Millau	146,7	21,12	48,9
Ain à Vouglans	125,7	18,1	41,9
Loire au Basset	109	15,69	36,3
Drac au Sautet	91,95	13,24	30,6
Truyère à Grandval	79,2	11,4	26,4
Lot au Castelnau	72	10,37	24
Dordogne à Bort	69	9,94	23
Sioule aux Fades	52,38	7,54	17,5
Buech aux Chambons	41,58	5,99	13,9
Verdon à Castillon	37,8	5,44	12,6
Romanche au Chambon	31,5	4,54	10,5
Loire au Borie	23,25	3,34	7,7
Borne au Pont Nicoulaud	7,89	1,14	2,6

Tableau 5.1 – Capacité maximale de production (Q_p), volume maximal du réservoir (V_{max}), et débits journaliers moyens historiques (\bar{Q}), pour un coefficient de vidange de 1,66 jour et pour les quinze bassins versants de l'étude.

5.3 Qualité des différents systèmes de prévision opérationnelle

Pour chaque système de prévision, les attributs de précision et de finesse sont évalués à l'aide des scores de performance RMSE_SS et IQRS. L'attribut de fiabilité est évalué avec le diagramme de PIT et la qualité globale des systèmes, avec le score de performance CRPSS. Le système de référence pour les scores de performance correspond au système HistQ. On rappelle que les définitions des attributs de qualité et les scores qui les évaluent ont été présentés dans le chapitre 2.3.1.

5.3.1 La précision

Nous mesurons la précision d'un système de prévision d'ensemble de manière déterministe, c'est-à-dire avec la moyenne des membres de la prévision. La figure 5.2 illustre l'évolution du score de performance de précision RMSE_SS en fonction de l'échéance de prévision (un jour, trois jours et sept jours), pour les systèmes de prévision étudiés. Les boîtes à moustaches représentent l'évolution du score de performance RMSE_SS pour les quinze bassins versants de l'étude. Elles ont été construites en fonction de la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et de la valeur maximale du score de performance RMSE_SS. Les valeurs positives du score de performance décrivent une amélioration en termes de précision d'un système de prévision par rapport au système de référence.

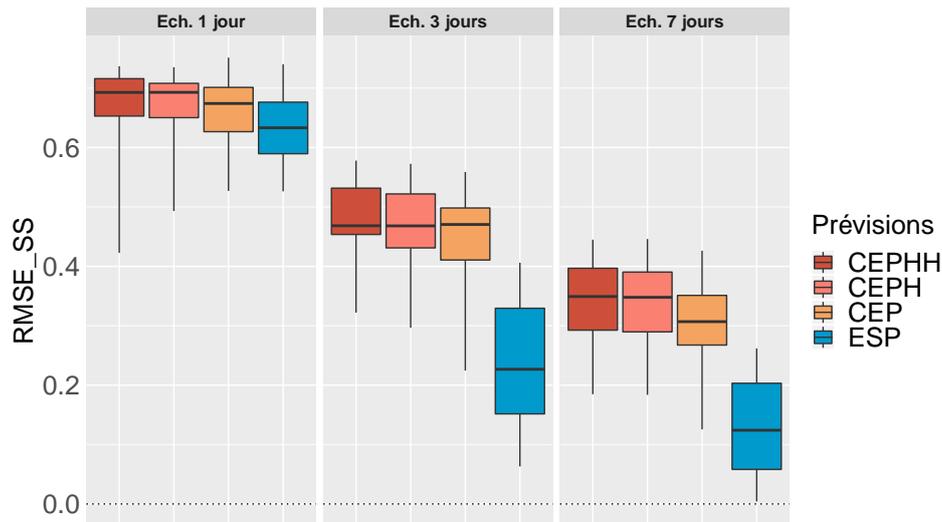


Figure 5.2 – Score de performance en précision (RMSE_SS) des systèmes de prévision CEP (orange), CEPH (rose), CEPHH (rouge) et ESP (bleu), sur les quinze bassins versants, et pour les échéances de prévision d’un, trois et sept jours. Les boîtes à moustaches décrivent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale. Le système de référence est le système HistQ.

Par construction, la précision du système HistQ n’évolue pas en fonction de l’échéance de prévision, car ce système est composé des débits observés historiques. Sur la figure 5.2, on observe que la précision des systèmes de prévision évalués (ESP, CEP, CEPH et CEPHH) diminue en fonction de l’échéance de prévision, tout en restant toujours supérieure à celle du système de référence HistQ (valeurs de RMSE_SS toujours supérieures à zéro).

À toutes les échéances de prévision, le système de prévision ESP est plus précis par rapport au système de prévision HistQ. L’utilisation d’un modèle de prévision hydrologique permet, par exemple, d’augmenter la précision de 63 %, en valeur médiane, à la première échéance de prévision.

Le système de prévision CEP est, en valeur médiane, plus précis que le système de prévision HistQ, à toutes les échéances de prévision, avec des valeurs de scores de performance égales à 0,67, 0,47 et 0,31, pour les échéances de prévision d’un jour, trois jours et sept jours, respectivement. La précision d’un système de prévision est, ici, davantage améliorée avec l’utilisation de prévision météorologique dans le modèle de prévision hydrologique.

La correction des prévisions hydrométéorologiques (système de prévision CEPH et CEPHH) induit également une amélioration de la précision par rapport à un système de prévision brut (CEP), en valeur médiane. Cependant, on observe sur la figure 5.2 une perte en précision avec l’utilisation d’un pré- et post-traitement pour certains bassins versants. La précision du système de prévision CEPHH est comparable, en valeur médiane, à celle du système de prévision CEPH.

5.3.2 La fiabilité et la finesse

La finesse et la fiabilité d'un système de prévision sont souvent analysées ensemble. À fiabilité égale, le système le plus fin est considéré comme celui ayant la meilleure qualité. L'attribut de fiabilité est primordial pour définir un système de prévision d'ensemble comme étant de bonne qualité. La figure 5.3 présente les diagrammes de PIT de tous les bassins versants pour les systèmes de prévision CEP, CEPH, CEPHH et ESP. Nous rappelons ici qu'un système de prévision est fiable si le diagramme de PIT correspondant est aligné sur la diagonale (0-0,1-1). Les quatre figures du haut représentent la fiabilité de ces quatre systèmes de prévision à l'échéance de prévision d'un jour, tandis que les figures du bas représentent la fiabilité des quatre systèmes de prévision à l'échéance de prévision de sept jours. Par construction, le système de prévision HistQ est fiable, car il est composé des débits historiques observés dans le passé. Nous ne le représentons donc pas sur la figure 5.3.

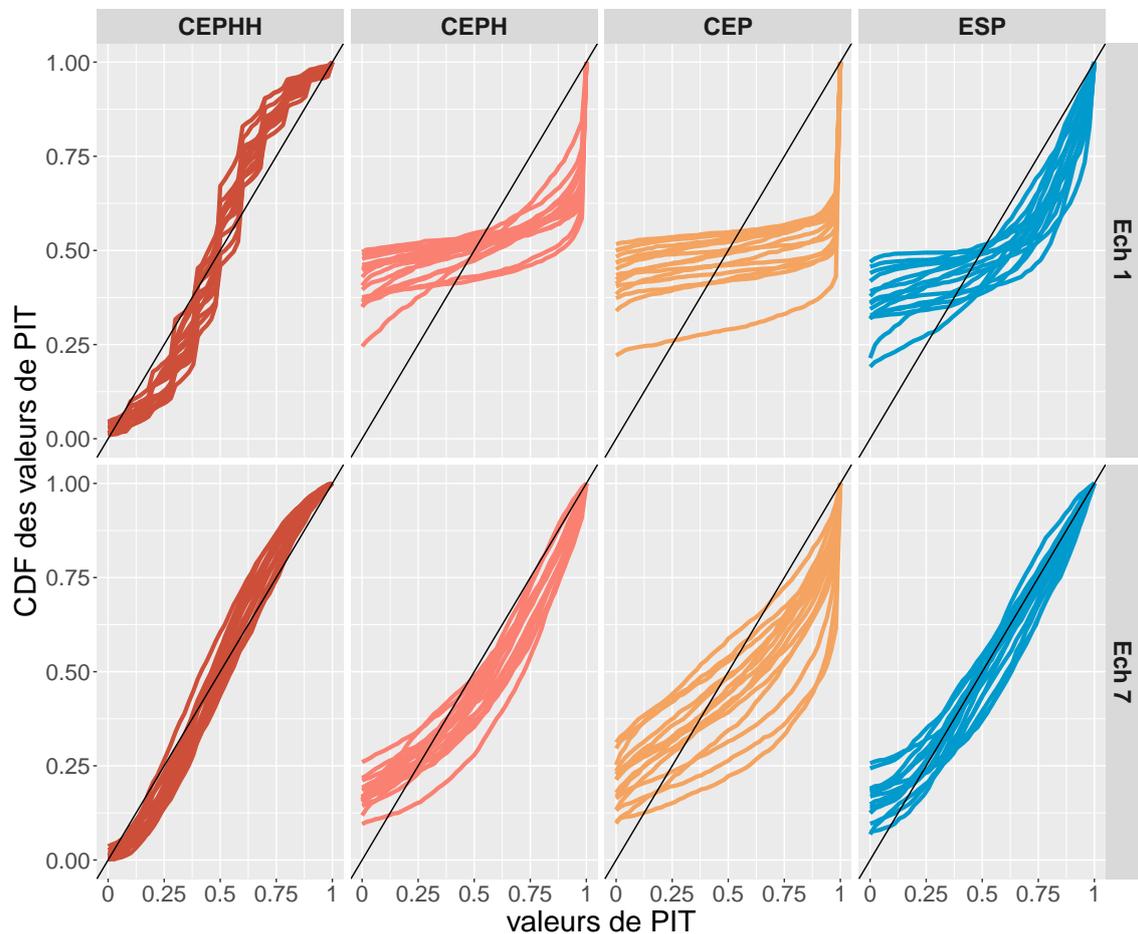


Figure 5.3 – Score de fiabilité des quinze bassins versants pour l'échéance de prévision d'un jour (graphiques du haut) et de sept jours (graphiques du bas). Les systèmes de prévision sont représentés en colonnes (CEP = orange, CEPH = rose, CEPHH = rouge et ESP = bleu).

La figure 5.4 représente l'évolution du score de performance en finesse (IQRS) des systèmes de prévision CEP, CEPH, CEPHH et ESP sur les 15 bassins versants de l'étude, en fonction de l'échéance de prévision (un jour, trois jours et sept jours). Les valeurs positives du score de performance indiquent que les systèmes de prévision étudiés sont plus fins (moins dispersés) que le système de référence HistQ. Les boîtes à moustaches décrivent la répartition des scores de tous les bassins versants. Elles sont construites de la même manière que pour le score RMSE_SS.

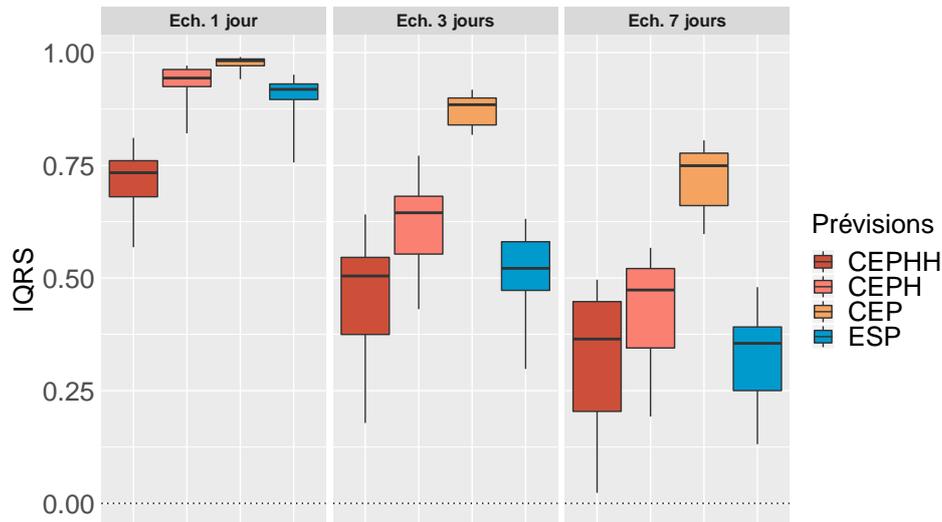


Figure 5.4 – Score de performance en finesse (IQRS) des systèmes de prévision CEP (orange), CEPH (rose), CEPHH (rouge) et ESP (bleu), sur les quinze bassins versants, et pour les échéances de prévision d'un, trois et sept jours (en colonne). Les boîtes à moustaches décrivent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale. Le système de référence est le système HistQ.

Pour tous les bassins versants, les systèmes de prévision CEP, CEPH et ESP sont sous-dispersés à la première échéance de prévision, c'est-à-dire que les bas débits sont surestimés et les hauts débits sont sous-estimés (figure 5.3). Le système de prévision CEPHH est légèrement surdispersé pour tous les bassins versants. Il est le système de prévision plus proche de la diagonale (0-0,1-1) à la première échéance de prévision. Il a donc la meilleure fiabilité.

À l'échéance de prévision de sept jours, tous les systèmes de prévisions ont une fiabilité meilleure qu'à la première échéance de prévision. Les systèmes de prévision CEP, CEPH et ESP sont toujours légèrement sous-dispersifs à la septième échéance de prévision, même s'ils se rapprochent, de manière générale, d'un système fiable. Le système de prévision CEPHH reste celui qui a la meilleure fiabilité.

La sous-dispersion du système CEP à toutes les échéances de prévision est également observée dans le score de finesse du système de prévision (figure 5.4). En effet, ce système de prévision est le plus fin à toutes les échéances de prévision. Le prétraitement des prévisions météorologiques ne permet pas de corriger entièrement la sous-dispersion des ensembles de prévision. Elle n'est corrigée qu'après le post-traitement des débits. Le

système de prévision CEPHH est le système de prévision le plus dispersé à la première échéance de prévision, après le système HistQ (score IQRS plus petit sur la figure 5.4), et il est également le système de prévision le plus fiable, à cette échéance de prévision.

Le système de prévision ESP a une bonne fiabilité à l'échéance de prévision de sept jours, comparable à celle du système de prévision CEPHH. Leurs scores de compétence de finesse sont très semblables, en valeur médiane, à cette échéance de prévision. Ils sont les deux systèmes de prévision les plus dispersés après le système de prévision HistQ.

5.3.3 La qualité globale

La qualité globale représentée ici par le CRPSS des systèmes de prévisions est illustrée sur la figure 5.5. Les boîtes à moustaches sont construites de la même manière que pour les scores de compétence RMSE_SS et IQRS.

Sur la figure 5.5, on observe que tous les systèmes de prévision sont de meilleure qualité globale que le système de prévision HistQ, à toutes les échéances de prévision. On gagne en qualité globale à utiliser un modèle de prévision hydrologique, avec une amélioration de 73 %, en valeur médiane, entre les systèmes de prévision ESP et HistQ à la première échéance de prévision, et une amélioration de 23 % à la septième échéance de prévision.

L'utilisation de prévisions météorologiques apporte une amélioration en qualité globale par rapport au système de prévision ESP pour les échéances de prévision plus lointaines. En effet, à la septième échéance de prévision, on gagne 41 %, en qualité globale, avec le système CEP, en valeur médiane. À la première échéance de prévision, les scores de qualité globale des systèmes de prévision ESP et CEP sont très proches. Cela peut s'expliquer par la correction des débits simulés effectuée dans le modèle hydrologique MORDOR (voir chapitre 3).

La correction des prévisions météorologiques (CEPH) permet également d'améliorer la qualité globale des prévisions CEP non corrigées, et ce à toutes les échéances de prévision. De même, la correction des prévisions hydrologiques (CEPHH) apporte une amélioration de la qualité globale, à toutes les échéances de prévision et, notamment, aux plus courtes d'entre elles.

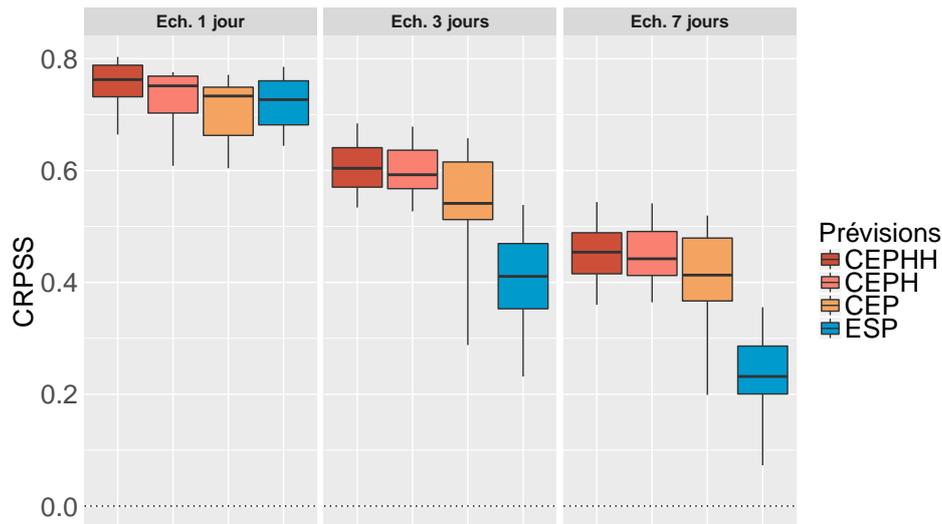


Figure 5.5 – Score de performance en qualité globale (CRPSS) des systèmes de prévision CEP (orange), CEPH (rose), CEPHH (rouge) et ESP (bleu), sur les quinze bassins versants, et pour les échéances de prévision d’un, trois et sept jours (en colonne). Les boîtes à moustaches décrivent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale. Le système de référence est le système HistQ.

5.3.4 Synthèse

Les améliorations potentielles, en termes de qualité, induites par les systèmes de prévision, sur chaque attribut de qualité et pour l’échéance de prévision d’un jour, sont présentées dans le tableau 5.2. Chaque amélioration potentielle est décrite par rapport à l’outil employé pour améliorer le système de prévision :

1. l’amélioration potentielle, en termes de qualité, du système de prévision ESP par rapport au système de prévision HistQ traduit l’apport de l’utilisation d’un **modèle hydrologique**.
2. l’amélioration potentielle, en termes de qualité, du système de prévision CEP par rapport au système de prévision ESP traduit l’apport de l’utilisation des **prévisions météorologiques**.
3. l’amélioration potentielle, en termes de qualité, du système de prévision CEPH par rapport au système de prévision CEP traduit l’apport de l’utilisation d’un **prétraitement** des prévisions météorologiques.
4. l’amélioration potentielle, en termes de qualité, du système de prévision CEPHH par rapport au système de prévision CEPH traduit l’apport de l’utilisation d’un **post-traitement** des prévisions hydrométéorologiques.

Dans le tableau 5.2, le signe + indique que l’outil employé a permis d’améliorer la qualité du système de prévision. À l’inverse, le signe - indique une détérioration de la qualité du système de prévision, avec l’outil employé. Le signe +/- indique que nous avons observé les deux : parfois une amélioration et parfois une dégradation de la qualité observée sur les quinze bassins versants.

Attributs	Modèle hydrologique (ESP/HistQ)	Prévisions météorologiques (ESP/CEP)	Prétraitement (CEP/CEPH)	Post-traitement (CEPH/CEPHH)
Dispersion	-	--	+	++
Fiabilité	-	--	+	++
Précision	++	++	+/-	+/-
Qualité globale	++	+/-	+	+

Tableau 5.2 – Tableau récapitulatif des gains (+) ou pertes (-) en qualité, selon les attributs de qualité et les outils employés pour produire les prévisions hydrologiques de cette étude.

On observe qu'à la première échéance de prévision :

- l'utilisation d'un modèle hydrologique pour produire des prévisions permet de bien améliorer la qualité en termes de précision et de qualité globale. Le système ESP est également plus fin que le système de prévision HistQ.
- l'utilisation de prévisions météorologiques apporte également un gain en précision, mais pas systématiquement en qualité globale, par rapport à la prévision ESP. Les ensembles de prévision sont sous-dispersifs et cela se reflète en une perte de fiabilité par rapport au système de prévision ESP.
- le prétraitement statistique permet d'améliorer la fiabilité des prévisions, ainsi que son score global. Cependant, l'utilisation d'un prétraitement n'améliore pas systématiquement la précision. Le système de prévision CEPH est plus dispersé que le système de prévision CEP.
- le post-traitement statistique des prévisions hydrométéorologiques apporte un gain en qualité globale et en fiabilité par rapport aux prévisions CEPH, mais pas systématiquement en précision. Le système de prévision CEPHH est, cependant, plus dispersé que le système de prévision CEPH.

Il est difficile d'établir un classement général, et valable pour tous les attributs de qualité, des systèmes de prévision. Un système de prévision peut être meilleur ou moins bon qu'un autre selon l'attribut de qualité considéré. Si nous prenons en compte la qualité globale, en valeur médiane, le meilleur système est représenté par le système CEPHH, suivi du système CEPH et du système CEP. Il peut être difficile de départager les systèmes CEP, CEPH et ESP à la première échéance de prévision, car le système ESP peut, parfois, être de meilleure qualité que le système de prévision CEP sur certains bassins versants. Cependant, le système ESP est de moins bonne qualité aux échéances lointaines. Enfin, le système de moins bonne qualité correspond à celui basé sur les historiques des débits observés (HistQ).

5.4 La valeur économique des prévisions hydrométéorologiques

5.4.1 Le gain économique de gestion

Dans cette partie, nous analysons la valeur économique des six systèmes de prévision hydrométéorologique utilisés dans cette étude, pour les trois modes de gestion mis en place. Les résultats présentés dans cette section sont issus de la gestion ayant pour paramètre une capacité de stockage égale à cinq jours d'apports journaliers moyens historiques et un coefficient de production égal à trois fois le débit moyen journalier historique. La valeur économique de la prévision est mesurée à travers la fonction objectif du modèle de gestion ValpreviPL, qui cherche à maximiser les revenus de gestion. Elle est donc associée aux revenus de gestion générés par la gestion avec chaque système de prévision, sur toute la période d'étude (entre le 01/01/2011 et le 31/12/2015). Chaque système de prévision correspond alors à un système de gestion.

Nous comparons les revenus de gestion de chaque système par rapport à une référence, définie par les revenus d'une gestion qui utilise les débits observés comme débits prévus. L'équation ci-dessous représente le gain (ou la perte) économique de gestion d'un système :

$$GR_{sys} = \left(\frac{R_{sys}}{R_{ref}} - 1 \right) \times 100 \quad (5.4)$$

avec GR_{sys} qui représente le gain économique relatif de gestion du système de prévision sys . Il est exprimé en pourcentage de perte, s'il est négatif, ou en pourcentage de gain, s'il est positif. R_{sys} représente le revenu de gestion total lié à la gestion avec le système de prévision sys . Il est exprimé en €. Enfin, R_{ref} représente le revenu de gestion total lié au système de référence (ici, à la gestion réalisée en considérant le débit observé en tant que prévision). Il est exprimé en €.

La figure 5.6 représente la répartition des gains économiques relatifs de gestion (GR), sur l'ensemble des bassins versants de l'étude et pour chaque système de prévision. Sur cette figure, les boîtes à moustaches représentent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale des gains économiques de gestion relatifs. Chaque colonne représente un mode de gestion défini dans la partie 5.2.2 : MI (moyenne des prévisions hydrologiques), MR (moyenne des règles de gestion avant la simulation de la gestion) ou MO (moyenne des simulations de la gestion).

Pour tous les modes de gestion, et sur tous les bassins versants, le système de prévision ayant la plus forte valeur économique correspond au système qui considère les débits observés comme débits prévus (système OBS). En d'autres termes, le système en prévision parfaite génère les plus forts revenus de gestion. Les gains économiques relatifs de gestion issus des cinq autres systèmes de prévision sont tous négatifs, correspondant alors à des pertes économiques par rapport au système de référence.

La perte économique relative de gestion entre les différents systèmes de prévision pour le mode de gestion MI est clairement plus forte pour le système de prévision de moindre qualité (système HistQ). Les revenus de gestion issus de ce système de prévision sont les

plus faibles parmi tous les systèmes de prévision. Les pertes s'étalent entre 2,8 % et 7,9 % selon le bassin versant, avec une perte économique médiane de 5,7 %, si l'on considère le mode de gestion MI.

Les pertes économiques relatives associées à la gestion avec le système de prévision ESP s'élèvent à 1,9 %, en valeur médiane, pour le mode de gestion MI. L'utilisation d'un modèle de prévision hydrologique permet donc d'améliorer la performance économique d'un système de prévision par rapport au système sans modèle hydrologique HistQ.

Les systèmes s'appuyant sur l'utilisation de prévisions météorologiques opérationnelles ont une dispersion de gains économiques relatifs inter-bassins plus réduite que les systèmes de prévision ESP et HistQ. Pour le mode de gestion MI, les pertes économiques relatives en valeurs médianes de ces systèmes sont relativement proches avec 1,04 % de perte économique relative en valeur médiane pour le système CEP, 0,92 % pour le système CEPH et 0,81 % pour le système CEPHH. L'utilisation du prétraitement et du post-traitement améliore donc la performance économique par rapport à celle du système CEP. Le meilleur système de prévision en termes de qualité globale et de précision (CEPHH), et qui présente un bon score de fiabilité, correspond bien au meilleur système en termes de valeur économique, en valeur médiane, pour ce mode de gestion (MI).

Lorsque l'on considère les modes de gestion MR et MO, on observe que, pour un même système de prévision, les pertes économiques relatives sont plus importantes avec ces deux modes de gestion qu'avec le mode de gestion MI. Le système de prévision HistQ est toujours associé aux plus fortes pertes économiques relatives, avec une médiane à -11,5 % pour l'option MR et -8,5 % pour l'option MO. Le système ESP est également associé à des pertes économiques plus fortes que celles obtenues avec le mode de gestion MI, avec des pertes en valeur médiane autour de 3% pour les deux modes de gestion.

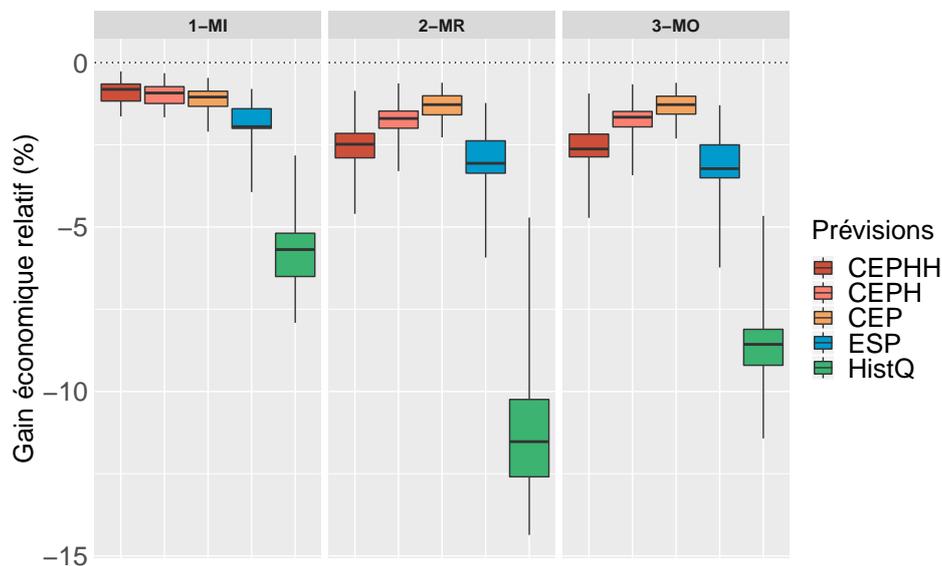


Figure 5.6 – Gains économiques relatifs de gestion (GR), pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion (MI, MR et MO) : en rouge, CEPHH, en rose, CEPH, en orange, CEP, en bleu, ESP et en vert, HistQ. Les boîtes à moustaches représentent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale des gains économiques relatifs de gestion.

Pour les systèmes qui utilisent des prévisions météorologiques (CEP, CEPH et CEPHH), le système CEPHH représente le système de prévision associé aux plus fortes pertes économiques relatives, atteignant près de 2,7 % de pertes économiques, suivi du système CEPH avec près de 1,7 % de pertes économiques. Le système CEP montre très peu de différence de gain économique relatif de gestion entre les trois modes de gestion, avec des pertes économiques relatives allant jusqu'à 1,3 % pour les options MR et MO. Ce sont donc les revenus de gestion des systèmes corrigés CEPH et CEPHH qui semblent être les plus affectés par les modes de gestion MR et MO.

Le système de prévision ayant la meilleure qualité globale (CEPHH) ne correspond plus au système ayant les plus faibles pertes économiques quand la gestion ne s'opère plus avec la moyenne de la prévision d'ensemble. Pour les deux modes de gestion MR et MO, la finesse du système de prévision semble influencer les revenus de gestion. En effet, le système de prévision le plus fin (CEP) correspond à celui ayant les plus faibles pertes économiques relatives de gestion.

5.4.2 Facteurs d'influence sur les revenus de gestion

Les revenus de gestion de chaque système de prévision dépendent de la production totale de chaque système et du prix de l'électricité associé aux heures de production. L'évolution des gains économiques relatifs de gestion des systèmes de prévision peuvent donc s'expliquer par l'évolution de la production de chacun de ces systèmes et par le placement de la production aux meilleures heures (prix de l'électricité élevé).

La production d'électricité

Dans un premier temps, nous décrivons l'influence de la production sur les revenus de gestion. Les deux variables d'intérêt sont : la production totale sur toute la période d'étude, et le nombre d'heures de production qui ont permis d'obtenir la valeur correspondante de la production totale. De manière identique aux revenus de gestion, la production est analysée en fonction du système de prévision qui utilise les observations comme valeurs prévues. Le gain relatif de production est donné ici :

$$GP_{sys} = \left(\frac{P_{sys}}{P_{ref}} - 1 \right) \times 100 \quad (5.5)$$

où GP_{sys} représente le gain relatif de production du système sys . Il est exprimé en pourcentage de perte, s'il est négatif, ou en pourcentage de gain, s'il est positif. P_{sys} représente la production liée à la gestion avec le système de prévision sys . Elle est exprimée en MW. P_{ref} représente la production liée à la gestion de référence, c'est-à-dire en considérant le débit observé en tant que prévision. Elle est exprimée en MW.

La figure 5.7 représente les gains relatifs de production, pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion. Les boîtes à moustaches sont définies de la même manière que celles de la figure 5.6. En valeurs médianes, l'évolution des gains relatifs de production suit majoritairement celle des gains économiques relatifs de gestion pour tous les modes de gestion, et tous les systèmes de prévision.

Les pertes relatives de production associées aux systèmes CEPHH et CEPH, avec le mode de gestion MI, sont moins importantes que celles des deux autres modes de gestion, ce qui était également le cas des gains économiques de gestion (figure 5.6). En valeur médiane, la différence de perte relative de production est très faible entre les trois modes de gestion, pour les autres systèmes de prévision (CEP, ESP et HistQ). Dans l'analyse du gain économique relatif de gestion, ceci n'était observé que pour le système CEP. Cela indique que le mode de gestion n'a pas autant d'influence sur la production totale que sur le revenu de gestion pour les systèmes de prévision ESP et HistQ.

Pour tous les modes de gestion et tous les systèmes de prévision, les pertes relatives de production sont moins importantes que les pertes en gain économique de gestion. Par exemple, les pertes relatives de production issues des systèmes de prévision du mode de gestion MI atteignent 0,25 % (CEPHH), 0,27 % (CEPH), 0,52 % (CEP), 1,4 % (ESP) et 1,91 % (HistQ). Les deux autres modes de gestion montrent une évolution des pertes relatives de production similaire, s'élevant, en valeur médiane, à 0,89 % (CEPHH), 0,65 % (CEPH), 0,58 % (CEP), 1,5 % (ESP) et 1,92 % (HistQ) pour le mode de gestion MR. La plus forte perte relative de production s'observe pour la gestion considérant le système HistQ avec l'option de gestion MR, où la production du système représente une perte en production de 4,6 % par rapport au système de référence. Pour ce même système et mode de gestion, la perte en gain économique était de 11,5 % (figure 5.6).

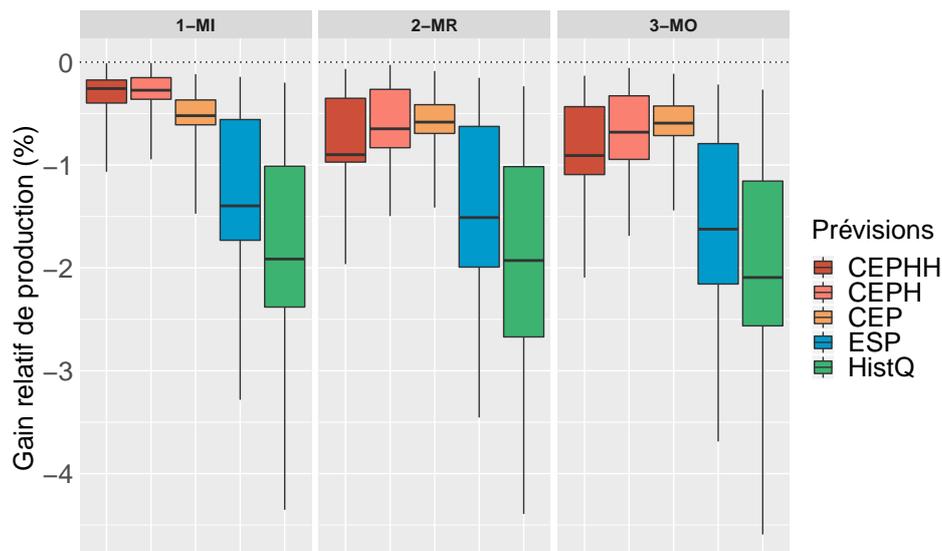


Figure 5.7 – Gains relatifs de production, pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion (MI, MR et MO) : en rouge, CEPHH, en rose, CEPH, en orange, CEP, en bleu, ESP et en vert, HistQ. Les boîtes à moustaches représentent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale des gains relatifs de production.

De manière générale, l'évolution des gains relatifs de production suit celle des gains économiques relatifs de gestion, et donc celle de la qualité globale des systèmes de prévision, pour le mode de gestion MI. Le système de prévision ayant la plus mauvaise qualité globale (HistQ) est associé à des pertes relatives en production et en gain économique de gestion plus élevées. Au contraire, le système ayant la meilleure qualité globale est associé aux plus faibles pertes relatives en production et en gain de gestion. Pour les modes de

gestion MR et MO, les meilleurs systèmes de prévision en termes de qualité (CEPH et CEPHH) sont ceux associés aux plus fortes pertes relatives de production et économiques, après les systèmes de prévision ESP et HistQ.

Le nombre total d'heures de production est représenté sur la figure 5.8, pour tous les systèmes de prévision, y compris le système de référence (OBS). Les boîtes à moustaches sont définies de la même manière que celles de la figure 5.6.

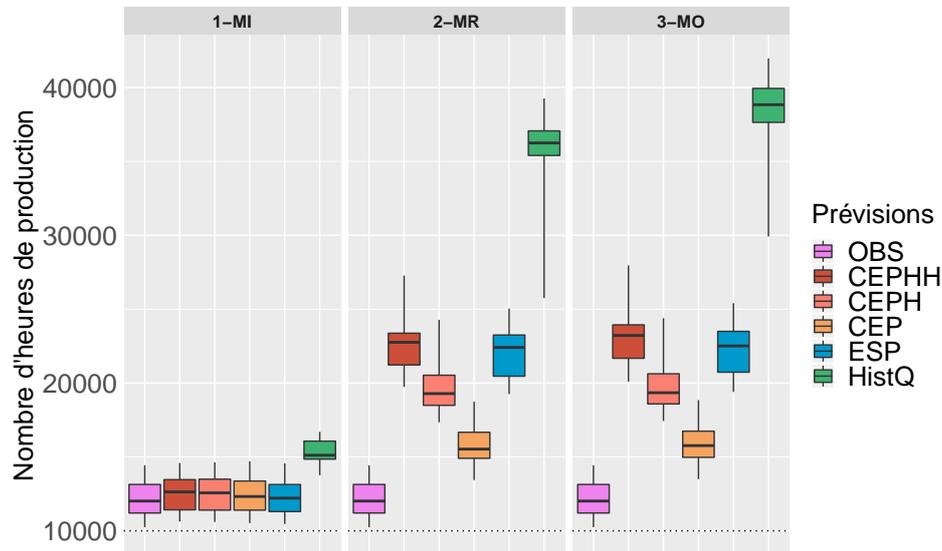


Figure 5.8 – Nombre d'heures de production sur toute la période d'étude 2011-2015, pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion (MI, MR et MO). Chaque couleur représente un système de prévision : violet = observation, rouge = CEPHH, rose = CEPH, orange = CEP, bleu = ESP et vert = HistQ. Les boîtes à moustaches représentent la valeur minimale, le quantile 25 %, la médiane, le quantile 75 % et la valeur maximale du nombre d'heures de production.

En considérant le mode de gestion MI, le système de prévision HistQ est associé au plus grand nombre d'heures de production (3 100 heures de plus que la gestion de référence, en valeur médiane). Pour les autres systèmes de prévision, la différence du nombre d'heures de production est très faible. Par rapport à la gestion de référence, le nombre d'heures de production est légèrement plus important pour les gestions prenant en compte les systèmes de prévision ESP, CEP, CEPH et CEPHH, avec une centaine d'heures de production supplémentaire.

Pour les modes de gestion MR et MO, le nombre d'heures de production, en valeur médiane, est augmenté, parfois doublé, comme pour la gestion MR avec les systèmes CEPHH (22 758 heures de production au total, ce qui représente 52% des heures disponibles pour la production sur la période d'étude 2011-2015 : 43 824 heures) et ESP (22 412 heures de production, ce qui représente 51 % des heures disponibles pour la production sur la période d'étude 2011-2015), voire triplé pour la gestion avec le système HistQ. Pour ce système, on recense 38 836 heures sur toute la période d'étude, avec le mode de gestion MO, ce qui signifie que la production est étendue, en valeur médiane, sur 89 % des heures disponibles pour la production sur la période d'étude 2011-2015, contre 27 % avec la gestion de référence.

En comparant l'évolution des figures 5.6, 5.7 et 5.8, nous pouvons remarquer que plus la fenêtre de production s'étale sur une grande plage horaire, plus les pertes en production sont fortes, et donc, également les pertes en gain économique. Cet effet est très marqué pour les modes de gestion MR et MO. De plus, pour ces deux modes de gestion, les systèmes de prévision ayant la plus faible production totale et le plus grand nombre d'heures de production correspondent aux systèmes de prévision ayant les plus mauvais scores de finesse (HistQ, ESP et CEPHH).

Cas d'étude : l'Ain à Vouglans

Dans le but de mieux comprendre le comportement de la production, du nombre d'heures de production et des revenus de gestion, nous prenons comme exemple la gestion pour le bassin versant de l'Ain à Vouglans. La figure 5.9 illustre, pour les trois modes de gestion, les gains économiques relatifs de gestion, les gains relatifs de production et le nombre total d'heures de production réalisées pour les systèmes de prévision étudiés.

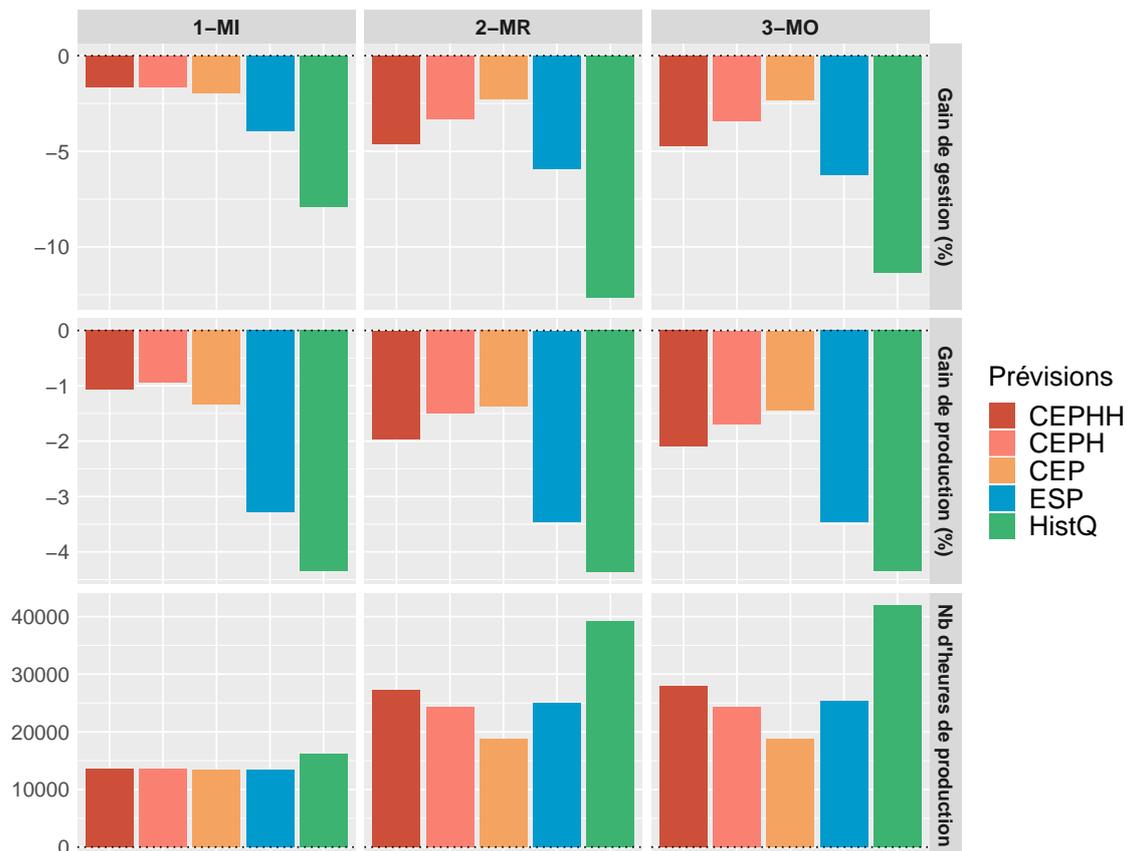


Figure 5.9 – Gains économiques relatifs de gestion, gains relatifs de production et nombre d'heures de production sur l'Ain à Vouglans.

De manière générale, pour tous les modes de gestion, le gain économique de gestion est lié au gain de production, c'est-à-dire, plus les pertes en production sont importantes, plus les pertes en gain économique le sont également. Nous pouvons également observer

que l'augmentation du nombre d'heures total de production ne se traduit pas systématiquement par une plus forte production totale. Cette relation peut être, à première vue, contre-intuitive. Cependant, elle s'explique par le taux de production associé à chaque heure de production. Ce dernier est défini comme étant le rapport entre la production à une heure donnée et la capacité maximale de production. Par exemple, si à une heure donnée la production est de 20 MW, sachant que la capacité maximale de production est de 200 MW, le taux de production est égal à 10 %. En d'autres termes, une production à un taux inférieur à 100 % signifie que la production n'est pas réalisée à capacité maximale, et donc que le volume d'eau de la réserve utilisé pour la production est plus faible. Les revenus de gestion étant exprimés en fonction du débit de production, ils sont donc plus faibles si le taux de production n'est pas à 100 % de la capacité maximale de production.

La répartition du nombre d'heures de production en fonction du taux de production sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans est illustrée sur la figure 5.10. Sur cette figure, les différents systèmes de prévision utilisés dans cette étude sont représentés, ainsi que les trois modes de gestion employés. Dans ce graphique, sont uniquement représentées les heures où il y a de la production d'électricité.

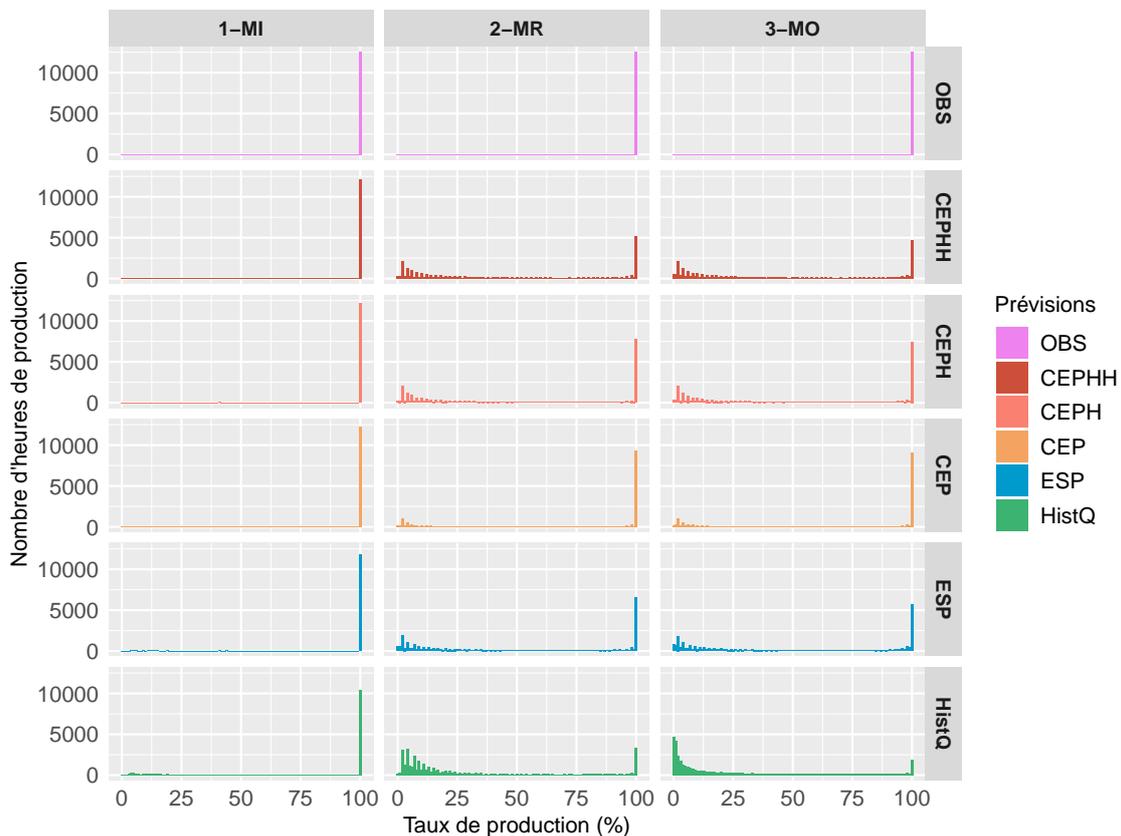


Figure 5.10 – Répartition du nombre d'heures de production en fonction du taux de production sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Les colonnes représentent les trois modes de gestion et les lignes représentent les systèmes de prévision utilisés pour la gestion.

Le taux de production avec le mode de gestion MI est majoritairement à 100 % pour tous les systèmes de prévision. En d'autres termes, la production est souvent opérée à capacité maximale, à l'exception du système de prévision HistQ. Avec le système de prévision OBS, la production associée est réalisée à capacité maximale à 95 % du temps. Pour

les autres systèmes de prévision, la production associée est réalisée à capacité maximale à 89 % du temps (CEPHH), à 89 % du temps (CEPH), à 91 % du temps (CEP), à 88 % du temps (ESP) et à 64 % du temps (HistQ). Un taux plus faible induit un revenu de gestion plus faible, ce qui explique que le gain économique de gestion du système de prévision HistQ soit plus faible que ceux des autres systèmes de prévision.

La fréquence des taux de production à 100 % associée aux systèmes CEP est plus importante que celle associée au système de prévision CEPHH, bien que les gains économiques de gestion et les gains de production soient les plus forts pour le système CEPHH. Cette tendance s'explique par le plus grand nombre d'heures de production de la gestion avec le système de prévision CEPHH, ce qui peut compenser la plus faible fréquence de production à capacité maximale, particulièrement si ces heures supplémentaires sont placées à des instants où le prix de l'électricité est élevé.

Les heures de production à capacité maximale (taux de production à 100 %) sont moins fréquentes pour les gestions avec les systèmes de prévision CEPHH, CEPH, CEP, ESP et HistQ, pour les modes de gestion MR et MO. En effet, on observe sur la figure 5.10 pour la gestion avec le système HistQ un plus grand nombre d'heures de production à des taux inférieurs à 25 % de la capacité maximale, qu'à des taux égaux à 100 %. La gestion avec le système de prévision CEPHH est également décrite par un grand nombre d'heures de production à des taux inférieurs à 25 % de la capacité maximale de production pour les modes de gestion MR et MO. Par exemple, pour le mode de gestion MR, le nombre d'heures à capacité maximale associé à la gestion avec le système CEPHH (5 061 heures) est inférieur au nombre d'heures à des taux de production réduits (22 211 heures). C'est également le cas de la gestion avec le système de prévision ESP, pour le mode de gestion MR, où la production est réalisée à 74 % à des taux de production réduits et à 26 % du temps à des taux de production égaux à 100 %. La fréquence de production à des taux réduits est moins forte pour les gestions avec les systèmes de prévision CEPH et CEP. La gestion avec le système CEP produit à capacité maximale à 49 % du temps, contre 51 % à des taux de production réduits, pour le mode de gestion MR.

Le principe mis en place dans les modes de gestion MR et MO consiste à construire une règle de gestion pour chaque membre de la prévision. Pour le mode de gestion MR, l'opérateur de moyenne permet par la suite de délivrer une unique séquence de décisions. Le mode de gestion MO permet de moyennner, *a posteriori*, les 50 séquences de simulation de gestion. Ainsi, pour une heure de la semaine donnée, certaines séquences de décisions (simulation) indiquent de produire de l'électricité, tandis que d'autres (basées sur d'autres membres de prévisions) indiquent de ne pas en produire. En moyennant les séquences de décisions (simulation), le taux de production peut donc être plus faible que la capacité maximale de production, car il moyenne 50 décisions pouvant être très différentes les unes des autres. Plus les membres de prévision sont dispersés, plus les scénarios de prévision sont différents et plus les règles de gestion ont tendance à être différentes. La règle de gestion moyenne aura tendance à planifier une production très fréquente, mais à faible taux de production.

Ainsi, nous pouvons expliquer les fortes pertes relatives en termes de production et de gain économique de gestion de chaque système de prévision, observées sur la figure 5.9. La gestion avec système de référence (OBS) effectue sa production sur une plage horaire plus restreinte, et quasiment toujours à un taux de 100 %, ce qui induit un revenu de gestion plus fort. Il s'agit d'une gestion plus optimale. On produit moins souvent, mais plus

efficacement (capacité maximale). Les systèmes de prévision qui étalent leur production sur une large plage horaire produisent plus souvent à des taux de production réduits, ce qui induit de faibles revenus de gestion, comme il a été observé pour les gestions avec les systèmes de prévisions CEPHH et HistQ.

Cependant, il est possible que les pertes en production totale associée à un système de prévision soient plus faibles que celles d'un autre système, malgré une plus faible fréquence de production à capacité maximale. C'est le cas des gestions avec les systèmes de prévision ESP et CEPHH, pour le mode de gestion MR (figures 5.9 et 5.10). La gestion avec système ESP produit plus souvent à capacité maximale, mais présente une perte en production totale plus forte que celle avec le système CEPHH. Ceci peut s'expliquer par le plus grand nombre d'heures de production associé au système CEPHH. Même à taux réduits, le grand nombre d'heures de production permet d'obtenir une production totale sur la période d'étude proche des systèmes qui produisent moins et avec des taux de production plus élevés.

Les prix de l'électricité

Les pertes en gain économique de gestion observées sur la figure 5.9 peuvent donc être induites par le taux de production, le nombre d'heures de production et la quantité totale de production sur toute la période d'étude. Elles peuvent également dépendre du prix de l'électricité correspondant à chaque heure de production. Les prix moyens correspondant aux heures de production sur l'Ain à Vouglans sont illustrés sur la figure 5.11, pour chaque système de prévision et pour chaque mode de gestion.

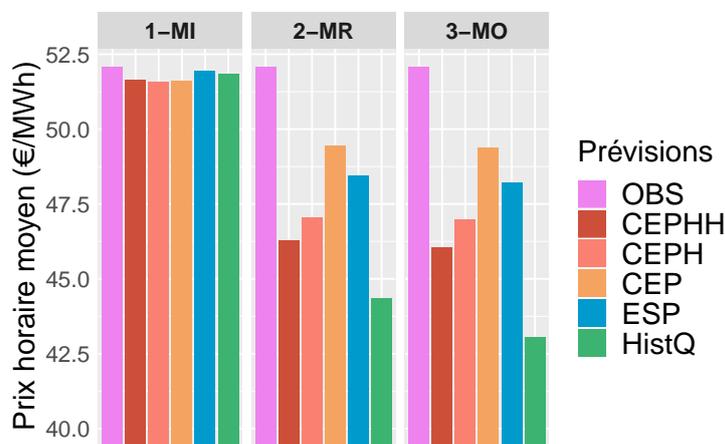


Figure 5.11 – Prix moyens de l'électricité correspondant aux heures de production pour chaque système de prévision et chaque mode de gestion, sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans.

On observe que la différence de prix moyen est très faible pour le mode de gestion MI. Les différences de revenus de gestion s'expliquent donc par les différences de production totale d'électricité sur toute la période d'étude, et non pas par les prix de l'électricité aux heures de production.

Les différences de prix moyens utilisés entre les gestions avec les systèmes de prévision sont plus marquées pour les modes de gestion MR et MO. Les gestions avec les systèmes de prévision CEPHH et HistQ ont les prix de production les plus faibles, égaux, respectivement, à 46,3 (46) €/MWh et 44 (43) €/MWh, pour le mode de gestion MR (MO). Cette observation est en adéquation avec l'évolution des gains économiques de gestion associée à ces deux systèmes de prévision, pour les modes de gestion MR et MO. Les revenus de gestion associés à ces deux systèmes de prévision s'expliquent donc par les faibles taux de production, la faible production totale, et par un prix moyen de l'électricité en moyenne plus bas par rapport au système de référence (OBS). Les gains économiques de gestion relatifs associés au système ESP sont plus faibles que ceux du système CEPHH, malgré un prix moyen de production plus élevé. Pour ce système de prévision, les faibles gains économiques de gestion s'expliquent donc par la faible production totale (figure 5.9). Le système de prévision CEP correspond au système ayant la plus faible différence par rapport au système de référence (2,5 €/MWh), en termes de prix moyen, pour la gestion MR et MO.

5.4.3 Synthèse sur la valeur de la prévision

Les résultats présentés dans cette section permettent de conclure sur trois points :

1. les revenus de gestion peuvent dépendre de plusieurs facteurs tels que la production totale, le taux de production, le nombre d'heures de production et le prix de l'électricité à ces heures de production ;
2. l'évolution des gains économiques relatifs de gestion entre les systèmes de prévision peut être différente selon le mode de gestion choisi ;
3. les différences entre les gains économiques relatifs de gestion des différents systèmes de prévision peuvent s'expliquer par leurs différences de qualité, selon différents attributs.

Il existe donc un lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique. Selon le mode de gestion choisi, la valeur de la prévision est sensible à différents attributs de qualité. Les liens existant entre les attributs de qualité et les revenus de gestion sont détaillés, de manière plus approfondie, dans la partie suivante.

5.5 Relation qualité-valeur économique des prévisions hydrométéorologiques

Dans cette partie, nous nous intéressons, de manière plus détaillée, au lien entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques et leur valeur économique. En d'autres termes, nous cherchons à définir quel attribut de qualité a la plus forte influence sur les revenus de gestion, pour chaque mode de gestion.

Le lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions hydrométéorologiques de chaque bassin versant est mesuré à travers l'apport, en qualité et en valeur économique, des outils mis en place dans cette étude pour améliorer la qualité de la prévision hydrologique (tableau 5.2). Chaque système de prévision est associé à une méthode utilisant différents

outils (modèle hydrologique pour la prévision, utilisation des prévisions météorologiques, pré- et post-traitements). Nous comparons donc l'évolution du pourcentage d'amélioration des scores de qualité CRPS, RMSE et IQR, pour la première échéance de prévision et entre deux systèmes de prévision, avec celle du pourcentage d'amélioration des revenus de gestion, entre les deux mêmes systèmes. En d'autres termes, nous mesurons l'apport en qualité et en valeur d'un outil permettant d'améliorer la qualité de la prévision. Par exemple, pour mesurer l'apport de l'utilisation d'un modèle hydrologique, le système HistQ est considéré comme le système de référence et le système ESP est considéré comme le système amélioré.

Les pourcentages d'amélioration en termes de valeur économique sont exprimés selon la même équation que l'équation 5.4. Ainsi, un pourcentage positif indique que l'outil utilisé permet d'améliorer la valeur de la prévision, et inversement. Les pourcentages d'amélioration en termes de qualité de la prévision s'expriment selon l'équation ci-dessous :

$$G_{s2} = \left(1 - \frac{X_{s2}}{X_{s1}}\right) \times 100 \quad (5.6)$$

où G_{s2} représente le pourcentage d'amélioration en qualité, X_{s1} représente le score de qualité (par exemple, IQR) du système de prévision de référence (par exemple, HistQ), et X_{s2} représente le score de qualité (par exemple, IQR) du système dit « amélioré » (par exemple, ESP). Selon cette équation, un pourcentage positif indique que l'outil utilisé permet d'améliorer la qualité de la prévision, et inversement.

L'apport des différents systèmes est présenté sur la figure 5.12. Cette figure illustre l'évolution du pourcentage d'amélioration du revenu de gestion en fonction du pourcentage d'amélioration de la qualité des prévisions, pour les trois modes de gestion. Chaque point a une forme qui représente un score de qualité : rond = CRPS, triangle = IQR et carré = RMSE. Les pourcentages d'amélioration peuvent être inférieurs à -100 % pour le score IQR. Pour améliorer la lisibilité de la figure 5.12, nous avons imposé une limite à -100 % pour tous les scores de qualité. Les points où le pourcentage d'amélioration du score IQR est inférieur à -100 % sont représentés par un pourcentage égal à -100 %.

Sur la figure 5.12, chaque couleur représente une amélioration apportée :

- la couleur bleue représente les pourcentages d'amélioration liés à l'utilisation d'un modèle hydrologique (amélioration du système ESP par rapport au système HistQ)
- la couleur orange représente les pourcentages d'amélioration liés à l'utilisation de la prévision météorologique (amélioration du système CEP par rapport au système ESP)
- la couleur rose représente les pourcentages d'amélioration liés à l'utilisation d'un prétraitement statistique des prévisions météorologiques (amélioration du système CEPH par rapport au système CEP)
- la couleur rouge représente les pourcentages d'amélioration liés à l'utilisation d'un post-traitement des prévisions hydrologiques (amélioration du système CEPHH par rapport au système CEPH)

Cette figure est divisée en quatre compartiments, délimités par le pourcentage d'amélioration en qualité et en valeur égal à 0% (lignes verticale et horizontale sur le graphique) :

- les points dans le compartiment en haut à gauche traduisent une amélioration de la valeur et une dégradation de la qualité
- les points dans le compartiment en haut à droite traduisent une amélioration de la valeur et une amélioration de la qualité
- les points dans le compartiment en bas à gauche traduisent une dégradation de la valeur et une dégradation de la qualité
- les points dans le compartiment en bas à droite traduisent une dégradation de la valeur et une amélioration de la qualité

Les résultats de la figure 5.12 sont commentés dans les sections suivantes.

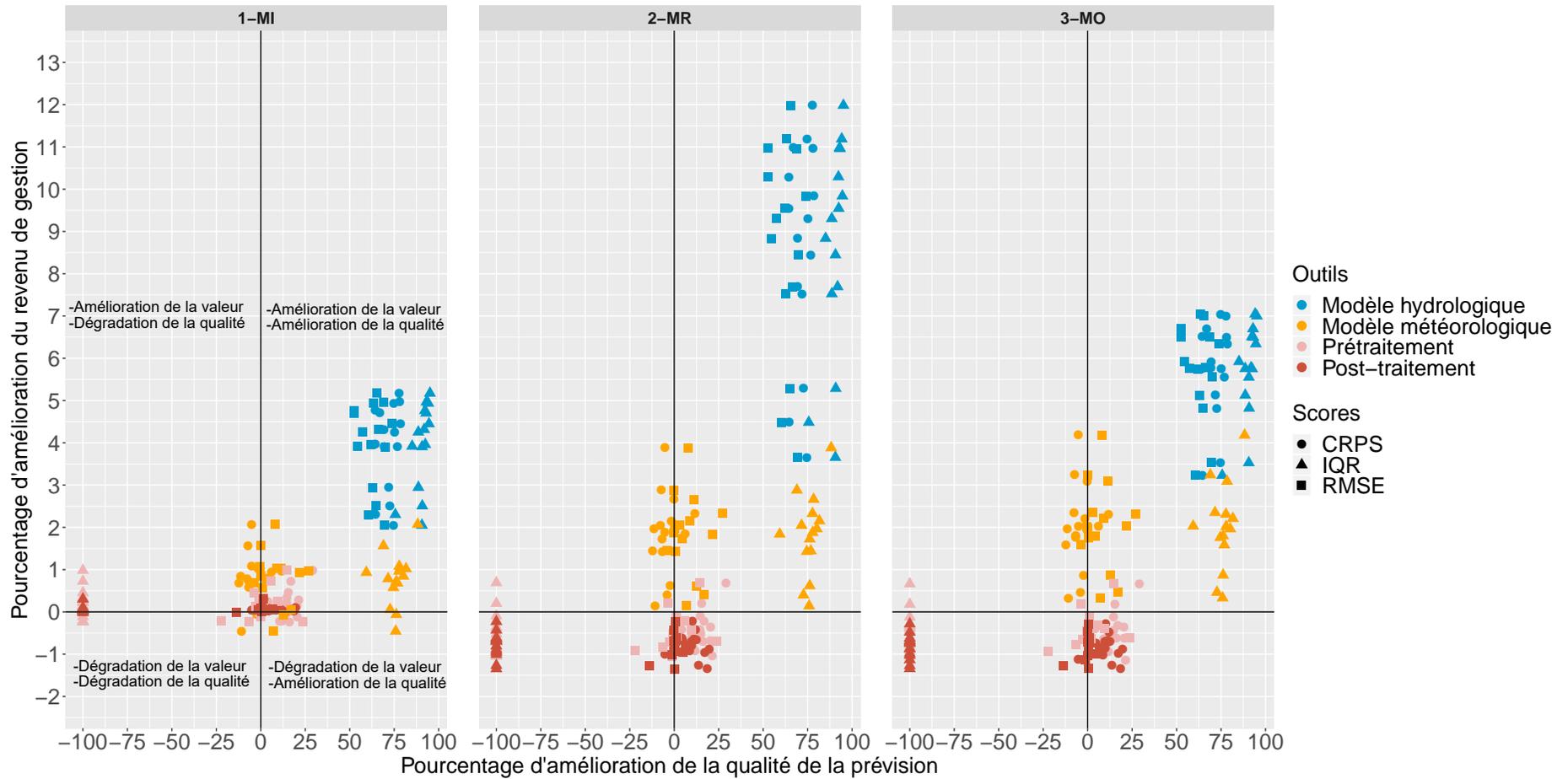


Figure 5.12 – Pourcentages d’amélioration des revenus de gestion en fonction des pourcentages d’amélioration de la qualité des prévisions à l’échéance de prévision d’un jour, pour les trois modes de gestion, et pour chaque bassin versant. Les formes représentent les scores de qualité CRPS (rond), IQR (triangle) et RMSE (carré). Les couleurs représentent les outils employés pour améliorer les systèmes de prévision : le modèle hydrologique (bleu), le modèle météorologique (orange), le prétraitement (rose) et le post-traitement (rouge).

5.5.1 Apport de l'utilisation d'un modèle hydrologique

Dans un premier temps, nous nous intéressons à l'apport du modèle de prévision hydrologique dans la chaîne de prévision (points bleus sur la figure 5.12). Le système de référence correspond ici au système HistQ et le système dit « amélioré » correspond au système ESP. Les pourcentages d'amélioration en qualité et en revenus de gestion sont ainsi liés à l'utilisation d'un modèle hydrologique forcé par des observations météorologiques dans la chaîne de prévision opérationnelle à courte échéance.

On observe que l'utilisation d'un modèle de prévision hydrologique par rapport à un système de prévision basé sur l'historique des débits permet d'améliorer la qualité générale de la prévision de plus de 50%, quel que soit le mode de gestion, et sur tous les bassins versants. L'amélioration en termes d'IQR (diminution de la dispersion) est la plus importante avec plus de 75 % d'amélioration, tandis que la précision et le score global ont un pourcentage d'amélioration entre 52 % et 78 %.

L'amélioration apportée par le système ESP en termes de qualité se retrouve dans l'amélioration des revenus de gestion, avec, selon le bassin versant, entre 2 % et 5 % d'amélioration des revenus du système de prévision ESP par rapport au système de prévision HistQ, pour le mode de gestion MI. Le pourcentage d'amélioration du revenu de gestion est plus fort pour les modes de gestion MR et MO, avec une fourchette d'amélioration entre 3,5 % et 12 % pour le mode de gestion MR et entre 3,25 % et 7 % pour le mode de gestion MO.

En résumé, l'utilisation d'un modèle hydrologique dans la chaîne de prévision pour le secteur hydroélectrique permet d'améliorer la qualité globale, la précision et la finesse d'un système de prévision de plus de 50 %. Elle permet également d'améliorer des revenus de gestion de 2 % à 12 % selon le mode de gestion et selon le bassin versant. L'ordre de grandeur du pourcentage d'amélioration de la qualité n'est pas le même que celui du pourcentage d'amélioration de la valeur. Pour une amélioration de plus de 50 % de la qualité, la valeur est améliorée de maximum 12 %. Dans ce contexte de modélisation, le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique est démontré. En effet, tous les points se situent dans le compartiment en haut à droite des figures représentant chaque mode de gestion.

5.5.2 Apport de l'utilisation d'un modèle de prévision météorologique

L'utilisation de prévisions météorologiques dans la chaîne de prévision pour le secteur hydroélectrique permet, pour la majorité des bassins versants, d'améliorer la qualité du système de prévision, en termes de finesse et de précision, mais pas systématiquement en termes de qualité globale (figure 5.12). En effet, l'utilisation de prévisions météorologiques (système CEP) permet d'améliorer le score IQR de 75 % environ, par rapport à un système basé sur les historiques des précipitations et des températures (système ESP). Les prévisions CEP sont donc plus fines que celle ESP. La précision est également améliorée pour dix bassins versants, dans une fourchette d'amélioration située entre 4 % et 27 %. Elle n'est dégradée que sur deux bassins versants. L'utilisation de prévisions météorologiques ne permet pas d'améliorer la qualité globale, en partie à cause à la dégradation

de la fiabilité. La qualité globale du système de prévision CEP est dégradée de - 0,1 % à -12 % sur treize bassins versants, par rapport à la qualité globale du système de prévision ESP. Elle est donc améliorée sur deux bassins versants, avec 6 % et 11 % d'amélioration. Le système CEP gagne donc en finesse et en précision par rapport au système ESP malgré une qualité globale moins bonne, en partie à cause de la dégradation de la fiabilité.

Les revenus de gestion du système CEP sont majoritairement supérieurs à ceux du système ESP, pour tous les modes de gestion. Les pourcentages d'amélioration liés à l'utilisation de prévisions météorologiques s'étendent entre -0.45 % et 2 % pour le mode de gestion MI. Pour ce mode de gestion, les revenus de gestion du système de prévision CEP sont dégradés pour deux bassins versants uniquement. Les pourcentages d'amélioration des revenus de gestion sont plus importants pour les modes de gestion MR et MO, avec une fourchette d'amélioration entre 0,1 % et 4,1 %.

En résumé, l'utilisation d'un modèle de prévision météorologique dans la chaîne de prévision pour le secteur hydroélectrique permet d'améliorer davantage la qualité des prévisions, en termes de finesse et de précision. Néanmoins, la qualité globale de la prévision n'est pas toujours améliorée, notamment en raison de la détérioration de la fiabilité. Les revenus de gestion du système CEP étant également majoritairement améliorés, par rapport à ceux du système ESP, nous pouvons souligner l'importance des attributs de finesse et de précision dans la gestion des réserves en eau pour la production hydroélectrique. En effet, le mode de gestion MI étant déterministe, l'amélioration des revenus de gestion est essentiellement due à l'amélioration de la précision des prévisions hydrométéorologiques. Pour les modes de gestion MR et MO, l'ensemble des membres étant pris en compte dans le modèle de gestion ValpreviPL, nous pouvons conclure que l'amélioration des attributs de finesse et de précision est donc à l'origine de l'amélioration des revenus de gestion du système CEP par rapport au système ESP.

Enfin, nous observons que les taux d'amélioration (en qualité et en valeur) liés à l'utilisation des prévisions météorologiques sont moins forts que ceux observés avec l'utilisation d'un modèle hydrologique. Cependant, le lien entre les attributs de précision et de finesse est également démontré ici. En effet, pour les modes de gestion MR et MO les points (finesse et précision) sont majoritairement situés dans le compartiment en haut à droite. Concernant le mode de gestion MI, la majorité des points sont situés dans ce même compartiment. Il existe cependant des points (deux bassins versants) qui montrent une dégradation de la valeur malgré une amélioration de la qualité en termes de précision et finesse. La dégradation en qualité globale avec l'utilisation de prévision météorologique est souvent liée à une amélioration de la valeur, ce qui montre qu'on ne retrouve pas, pour cet attribut de qualité (CRPS), une relation entre la qualité globale et la valeur des prévisions.

5.5.3 Apport de l'utilisation d'un prétraitement des prévisions météorologiques

La correction statistique des prévisions météorologiques utilisée dans cette étude permet d'améliorer la qualité globale des prévisions hydrométéorologiques CEP de 4 % à 30 % selon le bassin versant. Le score IQR est cependant dégradée sur tous les bassins versants à plus de 100 %, avec l'application du prétraitement des prévisions hydromé-

téorologiques. Le prétraitement statistique augmente la dispersion des prévisions brutes CEP, pour améliorer leur fiabilité, ainsi que le score de qualité globale. Les pourcentages d'amélioration de la précision sont plus hétérogènes allant de -22 % à 23 %.

L'augmentation de la dispersion liée au prétraitement n'a pas un fort impact sur les pourcentages d'amélioration de la valeur économique pour le mode de gestion MI. On observe un pourcentage d'amélioration positif sur dix bassins versants (entre 0,13 % et 0,72 %), et un pourcentage d'amélioration négatif sur cinq bassins versants (entre -0,1 % et -0,23 %). Pour ce mode de gestion, on observe que l'amélioration de la valeur économique des prévisions CEPH est corrélée à l'amélioration de la qualité globale et de la précision (points situés dans le compartiment en haut à droite). Il y a néanmoins des points qui montrent une amélioration de la valeur avec une dégradation de la précision (compartiment en haut à gauche), et des points qui montrent une amélioration de la qualité, alors que la valeur est dégradée (compartiment en bas à droite). En résumé, le lien entre la qualité des prévisions et leur valeur économique est retrouvé avec l'utilisation du prétraitement des prévisions météorologiques et avec le mode de gestion MI, sur une majorité de bassins versants.

L'augmentation de la dispersion a un fort impact sur le gain économique de gestion du système CEPH par rapport au système CEP, pour les modes de gestion MR et MO. En effet, la majorité des points est située dans la partie basse à gauche des graphiques. La dégradation de la valeur peut aller jusqu'à -1,1 %. Les revenus de gestion obtenus avec les modes de gestion MR et MO sont donc très influencés par la dégradation de la finesse, malgré l'amélioration de la qualité globale des prévisions hydrométéorologiques.

Pour tous les modes de gestion, les pourcentages d'amélioration de la valeur économique et de la qualité sont plus faibles que ceux obtenus avec l'utilisation d'un modèle de prévision météorologique. Ces derniers sont eux-mêmes plus faibles que ceux obtenus avec l'utilisation d'un modèle hydrologique.

En résumé, le prétraitement statistique des prévisions hydrométéorologiques a donc un impact majoritairement positif sur les revenus de gestion lorsque les membres de prévision sont moyennés et considérés comme l'entrée du modèle de gestion ValpreviPL. Au contraire, lorsque tous les membres de la prévision sont pris en compte dans la gestion (mode MR et MO), les pourcentages d'amélioration de la valeur sont négatifs, ce qui signifie que l'augmentation de la dispersion influe sur les revenus de gestion pour ces deux modes de gestion. Plus l'ensemble de prévision est dispersé, plus les revenus de gestion à travers les modes MR et MO sont faibles. La finesse semble donc jouer un rôle important sur la valeur de la prévision pour ces deux modes de gestion.

5.5.4 Apport de l'utilisation d'un post-traitement des prévisions hydrologiques

L'application du post-traitement sur les débits permet d'obtenir le système de prévision CEPHH. Le score IQR du système CEPHH est généralement dégradée par rapport à celle du système CEPH. Par ailleurs, le CRPS du système CEPHH est amélioré sur la majorité des bassins versants (quatorze) par rapport au système CEPH, entre 1,9 et 19,7 %. Ceci peut s'expliquer par l'amélioration de la fiabilité avec le post-traitement des prévisions hydrométéorologiques. Le pourcentage d'amélioration de la précision est plus

hétérogène, et moins élevé. En effet, la fourchette s'étend entre -13,9 et 6,6 %. Cependant, l'utilisation du post-traitement permet d'améliorer la précision sur une majorité des bassins versants (dix sur quinze).

Tous les bassins versants (excepté un), montrent des pourcentages d'amélioration positifs de la valeur économique avec l'utilisation du post-traitement pour le mode de gestion MI. Les pourcentages d'amélioration de la valeur sont plus faibles que ceux observés avec les trois autres outils d'amélioration, avec une fourchette entre -0,01 et 0,3 %. L'amélioration de la précision et de la qualité globale et donc de la fiabilité, induit une augmentation du gain en qualité pour le mode de gestion MI. Le post-traitement des prévisions apporte donc un intérêt pour ce mode de gestion.

Sur tous les bassins versants, l'utilisation d'un post-traitement avec les modes de gestion MR et MO génère des pertes économiques allant jusqu'à -1,3 % par rapport à un système non post-traité. Ces pertes sont également liées à l'augmentation de la dispersion avec le post-traitement. Nous confirmons donc le rôle de la finesse sur les revenus de gestion obtenus avec les modes de gestion MR et MO. L'amélioration de la qualité globale et de la précision de la moyenne de l'ensemble n'a donc aucun impact sur les revenus de gestion pour ces modes de gestion.

5.5.5 Synthèse sur la relation qualité-valeur économique

L'utilisation d'un modèle de prévision hydrologique correspond à l'outil générant les plus forts pourcentages d'amélioration, en termes de qualité et en termes de valeur économique. Ce résultat permet de conclure qu'il est essentiel d'utiliser un modèle de prévision hydrologique pour la gestion des réserves en eau dans le secteur de l'hydroélectricité. L'utilisation de prévisions météorologiques permet d'améliorer la qualité en termes de finesse et précision d'un système de prévision. La valeur de ces prévisions est également améliorée sur la plupart des bassins versants, pour les trois modes de gestion (déterministe ou ensembliste). La finesse, la précision et la fiabilité sont des attributs de qualité qui jouent un rôle important sur la valeur de la prévision, dans ce contexte de gestion hydroélectrique. En effet, lorsque les pré- et post-traitements sont appliqués aux prévisions météorologiques brutes, le score de finesse est dégradée (augmentation de la dispersion) à mesure que les systèmes de prévision sont corrigés, ce qui provoque une dégradation de la valeur économique de la prévision, pour les modes de gestion prenant en compte tous les membres de la prévision. Au contraire, le pré- et le post-traitement ont un impact positif sur la précision, la fiabilité et la qualité globale, ce qui est lié à l'amélioration de la valeur de la prévision avec le mode de gestion déterministe.

5.6 Influence de la taille du réservoir sur la gestion

Les résultats décrits dans la partie précédente ont montré l'existence d'un lien entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques et leur valeur économique pour un réservoir dimensionné selon une capacité maximale de stockage égale à cinq jours d'apports journaliers moyens et une capacité maximale de production égale à trois fois le débit journalier moyen historique. Dans le but de répondre à la dernière question posée dans ce chapitre

(quelle est l'influence de la taille du réservoir sur la gestion à courte échéance?), nous avons fait varier la capacité de stockage des quinze réservoirs entre trois et vingt jours d'apports journaliers moyens. La capacité de production est restée fixe à trois fois le débit journalier moyen.

L'évolution de la médiane des sorties de gestion des quinze bassins versants en fonction des différents coefficients de stockage est illustrée sur la figure 5.13, pour les modes de gestion MI et MR. Nous n'avons pas représenté les sorties de gestion du mode de gestion MO, car elles sont similaires à celle du mode de gestion MR. Quatre sorties issues du modèle de gestion sont présentées sur cette figure :

- l'efficacité de l'optimisation (figure 5.13 *a*) qui est définie comme étant le pourcentage du temps où la règle de décisions délivrée durant la phase d'optimisation n'a pas été modifiée dans la phase de simulation
- la fréquence de déversement sur toute la période d'étude (figure 5.13 *b*)
- le gain économique relatif de gestion exprimé selon l'équation 5.4 (figure 5.13 *c*)
- le gain relatif de production exprimé selon l'équation 5.5 (figure 5.13 *d*)

L'évolution de l'efficacité de l'optimisation est croissante avec l'augmentation de la capacité de stockage. Pour le mode de gestion MI, elle évolue de 88% en moyenne avec les systèmes de prévision ESP, CEP, CEPH et CEPHH, en considérant un coefficient de stockage de trois jours, à près de 96% en considérant un coefficient de stockage de vingt jours, ce qui se rapproche de l'efficacité d'optimisation du système parfait (égale à 100%). L'efficacité de l'optimisation associée au système de prévision HistQ est plus faible, avec 50% d'efficacité pour un coefficient de stockage de trois jours, et 67 % pour un coefficient de stockage de vingt jours. L'augmentation de la taille du réservoir permet d'augmenter l'efficacité de l'optimisation, pour tous les systèmes de prévision et pour les deux modes de gestion présentés sur cette figure. L'augmentation de l'efficacité de gestion signifie que les règles de décisions élaborées durant la phase d'optimisation sont moins souvent modifiées dans la phase de simulation. Or, si ces règles de décisions sont modifiées, c'est que la commande de décisions réalisée avec la prévision amène à un non-respect des contraintes de gestion (lié à la capacité de stockage) lorsqu'elle est appliquée avec les débits observés. La gestion d'une réserve en eau ayant une grande capacité de stockage est donc moins contrainte par la taille du réservoir.

L'évolution de l'efficacité de l'optimisation est, par conséquent, opposée à celle de la fréquence de déversement. En effet, elle est plus importante avec un coefficient de stockage de trois jours qu'avec un coefficient de stockage de vingt jours. La fréquence de déversement ne diffère pas selon le mode de gestion, mais uniquement selon le système de prévision. En effet, avec un coefficient de stockage entre trois et sept jours, le taux de déversement est plus faible avec les systèmes CEPHH (entre 1,68% et 1,19%) et CEPH (entre 1,66% et 1,19%) et plus fort pour les systèmes ESP (entre 2,2% et 1,7%) et HistQ (entre 2,25% et 1,9%), pour le mode de gestion MI. La fréquence de déversement diminue donc avec l'amélioration de la qualité des prévisions hydrométéorologiques et avec l'augmentation de l'efficacité de l'optimisation. À partir d'un coefficient de stockage de sept jours, l'évolution de la fréquence de déversement du système CEP est constante à 1,4% pour le mode de gestion MI. Pour un coefficient de stockage de vingt jours, le taux de déversement associé au système CEP est plus important que celui associé au système ESP

à 1,1 % pour le mode de gestion MI, et ceux associés aux systèmes CEPH et CEPHH à 0,7% pour le mode de gestion MI. L'augmentation de la taille du réservoir permet donc de diminuer la fréquence de déversement.

L'augmentation de la taille des réservoirs a également un impact sur les gains économiques de gestion et sur les gains de production. L'évolution des gains économiques de gestion et des gains de production est similaire pour des coefficients de stockage égaux à trois, cinq et sept jours d'apport moyen. En effet, pour tous les modes de gestion, les systèmes HistQ et ESP correspondent aux systèmes associés, en valeur médiane, aux plus fortes pertes économiques et aux plus fortes pertes de production. De même, le système de prévision CEPHH est associé aux plus forts gains économiques et aux plus forts gains de production par rapport à ceux engendrés par les systèmes de prévision CEP et CEPH, pour le mode de gestion MI. Au contraire, pour le mode de gestion MR, le système CEP engendre les plus faibles pertes économiques de gestion relatives et les plus faibles pertes de production. Pour tous les modes de gestion et tous les systèmes de prévision, les gains relatifs de production diminuent entre les coefficients de stockage de trois et sept jours. Au contraire, l'évolution des gains économiques relatifs de gestion entre ces deux capacités de réservoir montre une légère augmentation pour tous les modes de gestion.

Au-delà d'une capacité de stockage de 7 jours d'apports moyens, le modèle de gestion a une sensibilité différente face à ses entrées. En analysant l'évolution des gains économiques relatifs de gestion du mode de gestion MI, nous pouvons remarquer que, sur plusieurs bassins versants, les gains de gestion correspondant aux systèmes CEPHH, CEPH et ESP sont supérieurs au système parfait (respectivement 0,51%, 0,33% et 1,4%, pour un coefficient de vingt jours). Avec le mode de gestion MR, le modèle ValpreviPL a un comportement semblable. Il y a plusieurs bassins versants qui montrent une production relative et un gain économique relatif de gestion supérieurs à la gestion de référence (OBS) avec un réservoir de capacité de stockage égale à vingt jours d'apports moyens. Les mêmes tendances s'observent pour l'évolution de la production médiane. Elle peut être supérieure à celle de la gestion parfaite à partir d'une capacité de stockage égale à dix jours d'apports moyens, et ce, pour tous les modes de gestion.

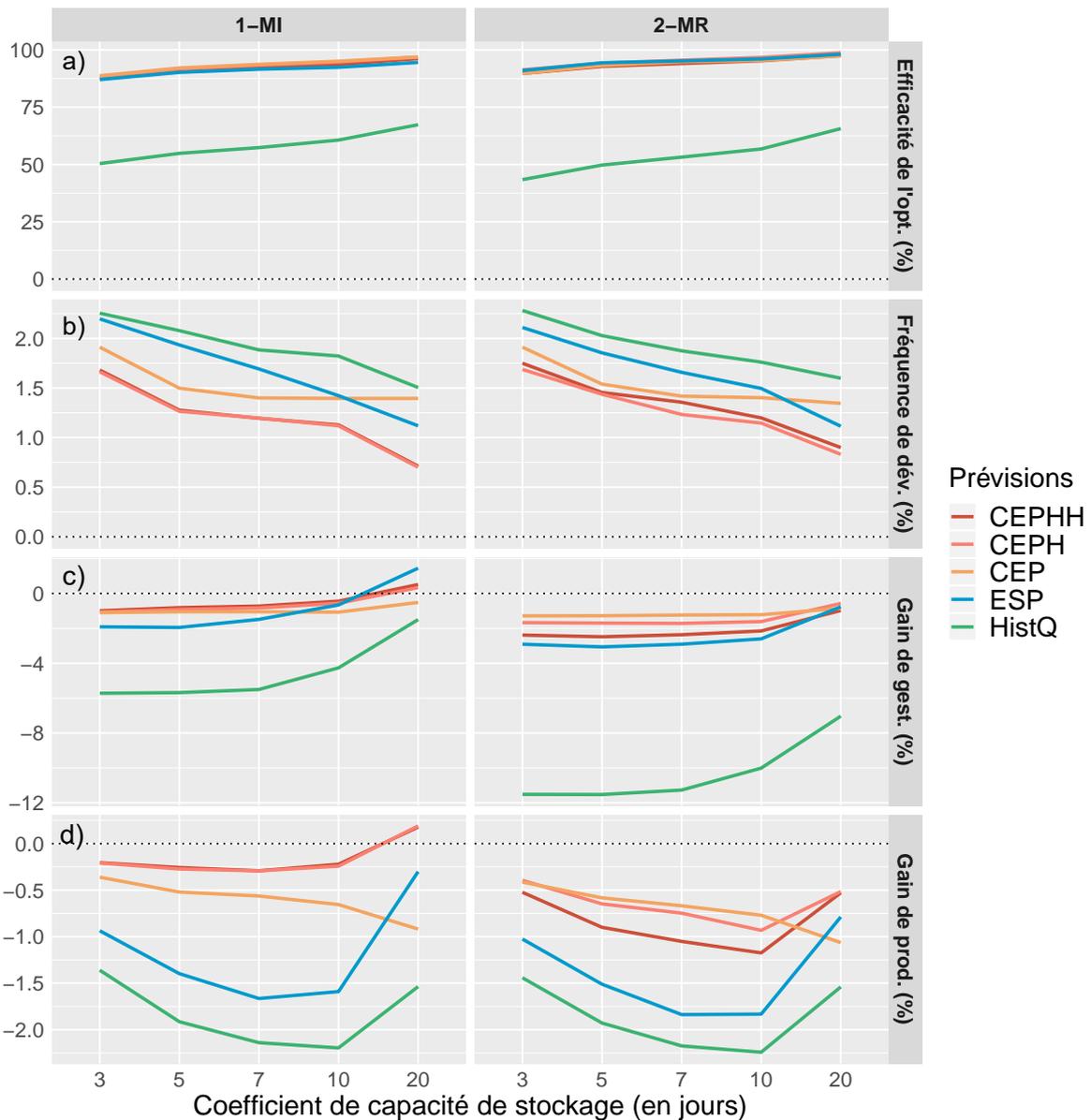


Figure 5.13 – Évolution médiane sur les 15 bassins versants de l'efficacité de l'optimisation, du respect des contraintes de stock, des gains économiques de gestion et des gains de production, en fonction de la capacité de stockage. Chaque ligne représente une sortie de gestion, chaque colonne représente un mode de gestion et chaque couleur représente un système de prévision.

Cas d'étude : L'Ain à Vouglans

Pour mieux comprendre ces dernières observations, nous avons illustré sur la figure 5.14, l'évolution des entrées et des sorties de gestion obtenues sur l'Ain à Vouglans durant l'année 2012, pour un réservoir avec un coefficient de stockage égal à cinq jours d'apports moyens et vingt jours d'apports moyens. La figure 5.14 représente les entrées et les sorties de gestion avec le mode MI suivantes :

- les apports hebdomadaires prévus pour chaque jour de prévision de l'année 2012, par les systèmes de prévision ESP (moyenne des membres de prévision) et OBS. Ces apports sont utilisés en entrée du modèle de gestion ValpreviPL, pour un réservoir ayant un coefficient de stockage égal à cinq jours (à gauche) et vingt jours (à droite) d'apports moyens.
- l'évolution du stock journalier du système de prévision OBS (en rose) et du système de prévision ESP (en bleu), pour chacune des deux configurations de réservoirs
- l'évolution de la différence de production entre les deux systèmes de prévision, et pour les deux configurations de réservoir. Sur ces graphiques, les revenus de gestion annuels de chaque système de prévision sont également représentés.

Les apports hebdomadaires prévus par le système ESP surestiment et sous-estiment à la fois les apports du système OBS. Par exemple, les apports hebdomadaires observés sont sous-estimés par le système ESP au début du mois de janvier 2012, puis surestimés entre février et avril 2012. Le fort événement de janvier 2012 est parfaitement pris en compte dans la gestion parfaite, c'est pourquoi le stock au premier janvier est bas (pour les deux tailles de réservoir), afin de pouvoir stocker les forts apports. Au contraire, les prévisions ESP n'ont pas anticipé cet événement, c'est pourquoi le stock associé à ce système est plus haut. On observe alors un épisode de déversement pour les deux systèmes de prévision, avec un réservoir de coefficient de stockage égal à cinq jours d'apports journaliers moyens. Pour la gestion avec un réservoir de plus grande taille, le système de prévision ESP est le seul à déverser. Cet événement confirme que le déversement est réduit lorsque la taille du réservoir augmente.

Lorsque le système ESP prévoit des apports hebdomadaires supérieurs à ceux observés, la différence de production est positive jusqu'à ce que le réservoir soit vide. Lorsque la différence de production est positive, cela signifie que la production associée au système ESP est plus importante que celle du système parfait. C'est le cas par exemple de la période entre février 2012 et avril 2012. Le système de prévision ESP surestiment les apports observés, la production associée au système ESP est plus forte sur cette période, ce qui induit une vidange du réservoir, jusqu'à atteindre la capacité minimale de stockage. Une production plus forte génère donc un revenu de gestion plus fort, particulièrement en février, lorsque les prix de l'électricité sont forts. Avec ce système de prévision, et à cette période, la capacité minimale du réservoir est plus vite atteinte pour la gestion avec un petit réservoir que celle avec un grand réservoir. Une fois la capacité minimale de stockage atteinte pour la gestion associée au système ESP, la différence de production est négative, ce qui traduit une perte de production pour ce système, malgré une surestimation des apports. Plus la taille du réservoir est petite, plus les contraintes de stock vont être atteintes rapidement, et plus la qualité de la prévision aura de l'importance.

L'évolution du stock et de la production dépend des apports hebdomadaires prévus. Lorsque les apports sont sous-estimés par le système de prévision ESP, la production liée à ce système sera plus faible, et le stock sera plus haut. À l'inverse, lorsque la prévision ESP surestime les apports observés, le niveau du réservoir associé à ce système de prévision baisse plus vite que celui du système OBS, et la production est ainsi plus forte, jusqu'à ce que la contrainte minimale de stock soit atteinte.

Les différences entre la production opérée avec le système OBS et celle avec le système ESP sont plus importantes pour la gestion d'un réservoir de capacité de stockage égale à vingt jours d'apports moyens. Pour un réservoir de petite capacité de stockage, la production annuelle avec le système OBS est plus forte que celle avec le système ESP, notamment en décembre 2012 lorsque les prix de l'électricité sont élevés, c'est pourquoi les revenus annuels du système de prévision OBS sont plus forts que ceux du système de prévision ESP. Cependant, pour un réservoir de coefficient de stockage égal à vingt jours d'apports moyens, la production annuelle est plus forte avec le système de prévision ESP, ce qui génère des plus forts revenus de gestion. Les différences observées entre les revenus de gestion sont plus faibles pour un grand réservoir que pour un petit réservoir, ce qui est représentatif des résultats observés sur la figure 5.13.

L'augmentation de la taille du réservoir a donc un impact sur le lien entre la qualité et la valeur économique de la prévision hydrologique. La qualité d'une prévision hydrométéorologique à échéance de sept jours est liée à sa valeur pour un réservoir ayant une capacité de stockage allant jusqu'à sept jours d'apports moyens journaliers. Au-delà de cette capacité, le lien entre la qualité et la valeur des prévisions à courte échéance semble se perdre, en partie parce que les réservoirs sont moins contraints par les limites de capacité de stockage. Une mauvaise prévision peut générer plus de revenus de gestion que le système considérant les débits observés comme débits prévus, tant que les contraintes de stockage du réservoir ne sont pas atteintes. Dans le contexte de gestion de grands réservoirs, il est donc nécessaire d'utiliser des prévisions hydrométéorologiques et un modèle de gestion à plus longue échéance, pour mieux comprendre le lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions hydrométéorologiques.

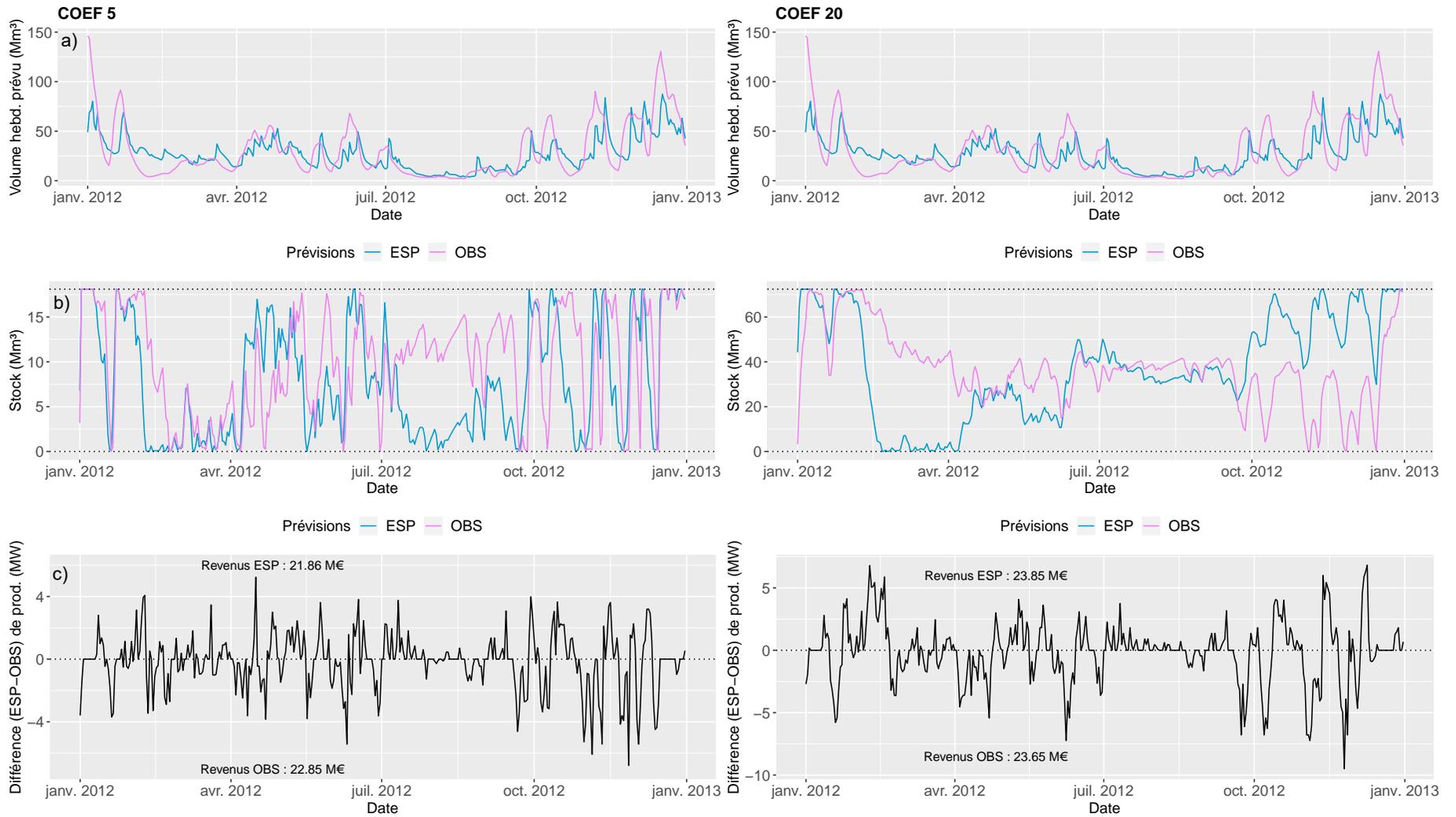


Figure 5.14 – Évolution (graphiques *a*) du volume hebdomadaire prévu au pas de temps journalier avec le système de prévision parfait et ESP, (graphiques *b*) du stock journalier et (graphiques *c*) des différences journalières de production entre les systèmes de prévision parfait et ESP, pour des gestions avec des réservoirs de capacité de stockage de 5 jours d’apports moyens (à gauche) et de 20 jours d’apports moyens (à droite).

5.7 Conclusions

La chaîne de prévision construite pour l'approche opérationnelle à courte échéance est composée de prévisions météorologiques issues du CEPMMT, d'un modèle de prévision hydrologique utilisé de manière opérationnelle à EDF, ainsi que d'un prétraitement et d'un post-traitement des prévisions hydrométéorologiques développés à EDF. L'étude menée dans ce contexte a permis de mettre en lumière trois conclusions majeures concernant le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique, en réponse aux questions scientifiques posées dans cette thèse.

Quelle est la meilleure manière de prendre en compte l'information donnée par la prévision dans la gestion ?

Nous avons mis en place trois modes de gestion possibles pour répondre à cette question. Le premier mode consiste à moyenner les membres de prévision afin de donner une information déterministe au modèle de gestion (mode MI). Le second mode considère tous les membres de la prévision pour la phase d'optimisation du modèle de gestion ValpreviPL et utilise une règle de gestion moyenne pour la phase de simulation (mode MR). Enfin, le dernier mode consiste à prendre en compte tous les membres de la prévision dans la phase d'optimisation et de simulation et à moyenner les revenus finaux obtenus (mode MO).

Les résultats ont montré que, pour chaque système de prévision étudié (HistQ, ESP, CEP, CEPH et CEPHH), les revenus de gestion sont plus importants lorsque le mode de gestion MI est utilisé. Les différences de revenus de gestion observées entre les systèmes de prévision et entre les modes de gestion s'expliquent par l'évolution de plusieurs facteurs : la production totale, le nombre d'heures de production, le taux de production et les prix de l'électricité. Selon le mode de gestion employé, l'impact des attributs de qualité sur les revenus de gestion est différent. En effet, le mode de gestion MI prend en compte une prévision déterministe pour la gestion de la réserve en eau. Cette gestion sera donc plus sensible à l'amélioration de la précision de la moyenne des membres de la prévision d'ensemble (figure 5.12).

Les modes de gestion MR et MO sont plus sensibles à la variation de la finesse et de la fiabilité de l'ensemble de prévision. En effet, les systèmes les plus dispersés ont tendance à produire de l'énergie plus fréquemment, mais à des taux de production plus faibles (quelques pourcents de la capacité maximale de production), ce qui a des conséquences sur la production totale et donc sur le revenu de gestion final. Le système de prévision le moins dispersé (CEP) correspond ainsi au système qui donne des revenus de gestion très peu différents entre les trois modes de gestion. Au contraire, les systèmes de prévision plus dispersés montrent, en valeur médiane, plus de pertes économiques avec les modes de gestion MR et MO. Néanmoins, nous avons également pu constater que la finesse d'un système n'est pas toujours synonyme de meilleur gain de production pour les modes de gestion MR et MO. En effet, il est possible qu'un système produisant fréquemment à des taux de production réduits totalise une production totale supérieure à celle d'un système produisant à des taux plus forts, mais étendu sur une plus petite plage horaire. De plus, la finesse n'est pas le seul attribut à influencer la gestion avec les modes MR et MO. En effet, le système CEPHH est associé à des gains économiques, en médiane, plus forts que ceux du système ESP. Or, le système CEPHH est plus dispersé que le système ESP.

Cette tendance peut s'expliquer par l'amélioration du CRPS et de la fiabilité du système CEPHH par rapport au système ESP. On mesure donc ici l'importance de la fiabilité dans un système de prévision.

Pour conclure, l'approche qui considère la moyenne de la prévision d'ensemble en entrée du modèle est la plus adaptée au type de modèle de gestion que nous utilisons dans cette étude. Nous pouvons également affirmer que lorsque tous les membres de prévision sont pris en compte dans ce type de modèle de gestion, l'opérateur de moyenne qui délivre une séquence de décisions optimale n'est peut-être pas le plus adapté, et d'autres modes de gestion mériteraient d'être étudiés.

Dans quelle mesure l'amélioration d'un système de prévision hydrométéorologique influence-t-elle la qualité et la valeur économique de la prévision hydrométéorologique ?

Dans cette étude, nous avons mis en évidence un lien entre la qualité d'un système de prévision et sa valeur économique. Pour un réservoir de petite capacité de stockage, l'amélioration d'un système de prévision se traduit, le plus souvent, et selon le mode de gestion, par une amélioration du revenu de gestion. On observe une forte amélioration en termes de qualité et de valeur économique des prévisions hydrométéorologiques avec l'utilisation d'un modèle hydrologique (comparaison des systèmes HistQ et ESP). Le pourcentage d'amélioration est moins important, mais reste positif, avec l'utilisation de prévision météorologique produite par un centre de prévision opérationnel (comparaison des systèmes ESP et CEP). Enfin, l'utilisation des pré- et post-traitements est de faible intérêt par rapport à celui donné par l'utilisation du modèle hydrologique et des prévisions météorologiques.

Dans notre cas, l'amélioration de la qualité des prévisions avec un pré- ou post-traitement se traduit par une faible amélioration des revenus de gestion. Le lien entre la qualité globale et la valeur économique des prévisions hydrométéorologiques dépend de l'attribut de qualité le plus affecté par le traitement statistique et de la façon dont la prévision d'ensemble est prise en compte dans les différents modes de gestion. Les pré- et post-traitements doivent donc être adaptés au problème de gestion, et au modèle d'optimisation et de simulation de la gestion.

Néanmoins, le choix de l'attribut de qualité à améliorer dans un pré- ou post-traitement, pour améliorer également la valeur économique de la prévision, n'est pas évident. Dans notre cas, l'amélioration de la précision semble être l'option la plus adéquate pour notre modèle de gestion. En effet, le traitement statistique que nous avons testé améliore la qualité en termes de précision et de fiabilité, ce qui améliore la gestion des réservoirs pour le mode de gestion MI uniquement. Cependant, la fiabilité est améliorée au détriment de la finesse, ce qui pénalise la gestion avec les modes MR et MO. Dans notre cas d'étude, le système le plus mauvais en termes de gain de gestion est le système HistQ, qui est aussi le système le plus fiable, mais le moins précis et le plus dispersé.

Quelle est l'influence de la taille du réservoir sur la gestion à courte échéance ?

Dans cette étude, nous avons cherché à mettre en évidence le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique sur des réservoirs conceptuels. Dans un premier temps, nous avons fixé des paramètres afin d'avoir des réservoirs d'une capacité

de stockage égale à cinq jours d'apports journaliers moyens et une capacité de production maximale égale à trois fois le débit moyen journalier. Avec ces paramètres, nous retrouvons un lien cohérent entre la qualité des prévisions et leur valeur économique.

Dans le but de faire varier la taille du réservoir, nous avons fixé le paramètre de capacité de production à trois fois le débit moyen journalier, et nous avons fait varier le paramètre de capacité de stockage jusqu'à vingt jours d'apports moyens journaliers. Lorsque les réservoirs ont une taille supérieure à sept jours d'apports moyens journaliers, le lien entre la qualité des prévisions et leur valeur économique semble perdu. La capacité du réservoir étant plus grande, la fréquence et le volume de déversement sont réduits. La gestion est moins contrainte, ce qui augmente l'efficacité de l'optimisation et diminue sa dépendance à la qualité des prévisions (un réservoir plus grand peut mieux gérer les apports mal prévus sur sept jours). Ainsi, l'augmentation de la taille du réservoir donne plus de manœuvrabilités dans la gestion, ce qui permet de diminuer l'impact négatif d'une mauvaise prévision sur une plus longue période avant que les contraintes soient atteintes. Ceci est également lié à l'échéance de prévision utilisée dans cette étude. En effet, le lien entre qualité et valeur s'observe jusqu'à une capacité de sept jours d'apports moyens, ce qui correspond à la fenêtre d'optimisation de la gestion. Si l'on s'intéresse à des réservoirs plus grands, il faut étendre la fenêtre d'optimisation de la gestion et utiliser des prévisions à plus longue échéance. C'est ce que nous étudierons dans le chapitre suivant.

Approche de programmation dynamique à moyenne échéance

6.1 Mise en œuvre

6.1.1 Introduction

La gestion des grandes réserves hydroélectriques s'appuie sur des objectifs de gestion différents de ceux des réserves en eau plus petites, de type « éclusée », car leur grande taille permet de stocker des apports pluri-mensuels. La gestion doit donc prendre en compte l'évolution annuelle des stocks dans le réservoir, c'est pourquoi elle s'effectue à partir de modèles de gestion qui opèrent leur optimisation sur une fenêtre temporelle plus large que celle du modèle ValpreviPL. Nous avons vu dans le chapitre précédent que le lien entre la qualité et la valeur économique d'une prévision à courte échéance n'était pas évident pour des grands réservoirs. Une adaptation de la chaîne de prévision-gestion était donc nécessaire pour étudier ce lien à moyenne échéance. Ce chapitre vise à mieux comprendre l'influence de la prévision à moyenne échéance (plusieurs mois) sur la gestion des grands lacs réservoirs. Deux types de gestion ont été mis en place : une gestion mono-objectif (production hydroélectrique) et une gestion multi-objectifs (production hydroélectrique avec contrainte de stock estival pour satisfaire les besoins, par exemple, du secteur touristique).

La figure 6.1 récapitule les données et modèles utilisés dans ce chapitre (détaillés dans le chapitre 3). Pour cette étude, nous avons sélectionné deux bassins versants ayant un régime hydrologique différent : la Durance à Serre-Ponçon (régime à dominante nivale) et l'Ain à Vouglans (régime à dominante pluviale). Les prévisions météorologiques saisonnières du modèle SEAS5 sont utilisées pour produire des prévisions hydrologiques à l'aide du modèle hydrologique GR6J. Ces prévisions sont émises au pas de temps journalier entre 1981 et 2015, avec une initialisation de la prévision tous les premiers du mois. L'échéance des prévisions est de sept mois. Les prévisions sont composées de vingt-cinq membres.

hydrologique GR6J. Enfin, dans ce chapitre, nous utilisons le modèle de prévision des prix détaillé dans le chapitre 3, section 3.4.3. Ce modèle fournit des prix de l'électricité à partir de la moyenne des températures journalières observées sur toute la France.

6.1.2 Correction des biais des prévisions météorologiques saisonnières

La correction des biais utilisée dans cette étude (*linear scaling*) consiste à corriger les biais mensuels de la prévision SEAS5 par rapport aux données observées. Le facteur de correction utilisé pour les précipitations correspond au ratio entre la moyenne des observations et la moyenne des prévisions (équation 6.1). Il est appliqué comme variable multiplicative à chaque membre de la prévision pour corriger la précipitation journalière prévue. La prévision surestime (ou sous-estime) les précipitations observés si le facteur correctif est inférieur (ou supérieur) à un. Le facteur de correction utilisé pour les températures correspond à la différence entre la moyenne des observations et la moyenne des prévisions (équation 6.2). Ainsi, ce facteur est additionné à chaque membre de prévision pour corriger la température journalière prévue. Les facteurs correctifs sont établis en fonction du mois et de l'échéance de la prévision, sur toute la période d'étude (1981-2015).

$$F_{m,ech}^p = \frac{\overline{P_{obs,m}}}{\overline{P_{m,ech}}} \quad (6.1)$$

$$F_{m,ech}^t = \overline{T_{obs,m}} - \overline{T_{m,ech}} \quad (6.2)$$

où $\overline{P_{m,ech}}$ et $\overline{T_{m,ech}}$ représentent la précipitation et la température moyennes prévues brutes du mois m , à une échéance donnée ech . $\overline{P_{obs,m}}$ et $\overline{T_{obs,m}}$ représentent la précipitation et la température moyennes observées du mois m . Les variables $F_{m,ech}^p$ et $F_{m,ech}^t$ représentent les facteurs correctifs du mois m pour la précipitation et la température, à une échéance donnée ech .

Les prévisions météorologiques corrigées s'expriment donc, pour chaque échéance de prévision, selon les équations 6.3 et 6.4 :

$$P'_{m,j,ech} = P_{m,j,ech} \times F_{m,ech}^p \quad (6.3)$$

$$T'_{m,j,ech} = T_{m,j,ech} + F_{m,ech}^t \quad (6.4)$$

où $P'_{m,j,ech}$ et $T'_{m,j,ech}$ représentent la précipitation et la température corrigées pour le jour j et le mois m , tandis que les variables $P_{m,j,ech}$ et $T_{m,j,ech}$ représentent la précipitation et la température brutes pour le jour j et le mois m . Les deux sont définies pour l'échéance de prévision ech .

Dans cette étude, les échéances de prévision ont été groupées mensuellement tous les 30 jours. La première échéance mensuelle correspond donc aux 30 premiers jours de prévision, la deuxième échéance mensuelle est définie entre le 31^e jour et le 60^e jour, et ainsi de suite.

6.1.3 Calage du modèle GR6J

Le modèle GR6J a été calé avec les données de précipitations et de températures observées de la réanalyse SAFRAN et avec les données de débits observés de la base de données EDF (chapitre 3). Afin d'obtenir les paramètres optimum pour chaque bassin versant, nous avons calé le modèle sur toute la période de données disponible, c'est-à-dire entre le 1^{er} janvier 1968 et le 31 décembre 2016. Les paramètres du module de neige CemaNeige ont également été calés pour chacun des deux bassins versants étudiés. Le calage a été réalisé en maximisant le critère de calage KGE sur la racine des débits afin de donner un poids équivalent aux hauts et aux bas débits. Les critères de calage KGE obtenus pour chaque bassin versant indiquent une bonne performance du modèle, avec un KGE égal à 0,87 sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon et un KGE égal à 0,89 sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans.

Les paramètres du modèle GR6J calé sont présentés dans le tableau 6.1 pour les deux bassins versants de l'étude. Les paramètres X1 à X6 sont propres au modèle hydrologique tandis que les paramètres X7 et X8 sont propres au module de neige CemaNeige (chapitre 3).

Bassin versant	X1 (mm)	X2 (mm/j)	X3 (mm)	X4 (j)	X5 (-)	X6 (mm)	X7 (-)	X8 (mm/°C/j)
Durance	242	0,20	87,75	1,38	0,23	35,35	0,79	4,31
Ain	80,9	-0,19	16,8	2,14	0,32	11,08	0,0015	7

Tableau 6.1 – Valeurs des paramètres du modèle hydrologique GR6J (X1 à X6) et des paramètres du module CemaNeige (X7 et X8) pour les bassins versants de la Durance à Serre Ponçon et de l'Ain à Vouglans.

6.1.4 La modélisation de la gestion

Dans cette étude, nous avons adapté le modèle de gestion multi-DDP à la prévision saisonnière. Pour chaque mois de la période d'étude, le modèle de gestion est actualisé avec la nouvelle prévision. Tous les mois, les étapes de création de la grille des valeurs de l'eau et de gestion sont effectuées (voir détails dans le chapitre 3). À la fin du mois, la valeur du stock du dernier jour est utilisée comme étant le stock initial pour le prochain mois de la prévision. La valeur des prévisions est définie en fonction du revenu de production donné en sortie du modèle multi-DDP.

Nous avons utilisé des caractéristiques physiques des réservoirs proches des réservoirs réels (capacité maximale utile de stockage et capacité maximale de production). La capacité utile de stockage correspond au volume d'eau utilisable pour répondre aux objectifs de gestion. Ces caractéristiques ont été transmises en interne par EDF-DTG Grenoble. Elles sont présentées dans le tableau 6.2. Nous avons fixé des débits réservés pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans, respectivement égaux à 1/20ème et 1/10ème du débit annuel journalier moyen, selon les réglementations en vigueur.

Comme dans l'étude de l'approche à court terme, nous ne considérons pas la hauteur de chute dans la production d'énergie. La puissance de l'usine est donc fixée à $1 \text{ MW} / \text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$. Ceci n'est pas représentatif des systèmes réels, mais on notera que les ordres de grandeur des revenus de gestion obtenus dans cette étude sont donnés à titre indicatif et à des fins de comparaison entre les différents systèmes de prévision. Ils ne sont pas censés être représentatifs des revenus de gestion réels.

Caractéristiques	Serre-Ponçon	Vouglans
Volume du réservoir (Mm^3)	1030	420
Capacité maximale de production ($\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$)	376	353

Tableau 6.2 – Caractéristiques utilisées dans l'approche dynamique à moyenne échéance pour les réservoirs de Serre-Ponçon et de Vouglans.

Dans cette étude, nous avons également mis en place deux modes de gestion avec des objectifs différents, dans le but de mieux comprendre le comportement du modèle de gestion face à des contextes de gestion différents. Le premier mode de gestion a pour objectif la maximisation des revenus de gestion liés à la production hydroélectrique, c'est-à-dire que nous travaillons dans un contexte de gestion mono-objectif. Le deuxième mode de gestion est multi-objectifs. La gestion a pour objectifs la production hydroélectrique et une contrainte de stock à atteindre à la période estivale (entre le 1er juillet et le 31 août), fixée arbitrairement à 80 % de la capacité maximale de stockage des réservoirs. Afin d'atteindre l'objectif de stock estival, le remplissage du réservoir doit suivre une courbe-guide, alors définie comme une contrainte de stock minimal à suivre si l'on veut garantir la contrainte de stock estival. La construction de la courbe-guide est détaillée dans le chapitre 3. Dans ce mode de gestion, les objectifs de gestion consistent à atteindre un niveau d'eau dans le réservoir à une date donnée, tout en maximisant le gain de gestion lié à la production hydroélectrique. Le volume d'eau optimisé pour la production hydroélectrique est défini entre la contrainte de stock maximal et la courbe-guide de remplissage.

6.1.5 La valeur économique des prévisions hydrométéorologiques

Dans ce chapitre, nous introduisons la notion de potentiel maximum d'amélioration (PMA) dans l'évaluation de la valeur économique de la prévision hydrométéorologique (figure 6.2). Le PMA représente l'apport maximal qu'une prévision peut apporter à la gestion d'un système hydroélectrique. Il peut être mesuré par le gain relatif en revenus de gestion entre un système de prévision idéal (prévision égale à l'observation) et un système de prévision de référence naïf. Ce PMA représente donc le pourcentage maximum que l'on peut gagner sur le système de référence. Dans cette étude, nous considérons le système de prévision HistQ comme le système de référence. Le PMA nous donne ainsi la marge d'amélioration à gagner avec des prévisions hydrométéorologiques meilleures que les prévisions historiques.

La valeur de la prévision représente la plus-value sur les revenus de gestion d'un système de prévision hydrométéorologique par rapport au système de prévision de référence (HistQ). La figure 6.2 illustre les notions de PMA et de valeur de la prévision en fonction des systèmes étudiés dans cette étude. La gestion idéale correspond à la gestion avec les débits observés. La gestion de référence correspond à celle réalisée avec le système de prévision HistQ. Nous mesurons donc la valeur économique des prévisions ESP, SEAS5 et SEAS5_C par rapport au système de référence HistQ.

Si la valeur de la prévision est positive, il y a plus d'intérêt à utiliser le système de prévision en question pour la gestion de la réserve hydroélectrique. Au contraire, si la valeur de la prévision est négative, le système de prévision n'apporte pas plus, en termes de revenus de gestion, que le système de prévision naïf.

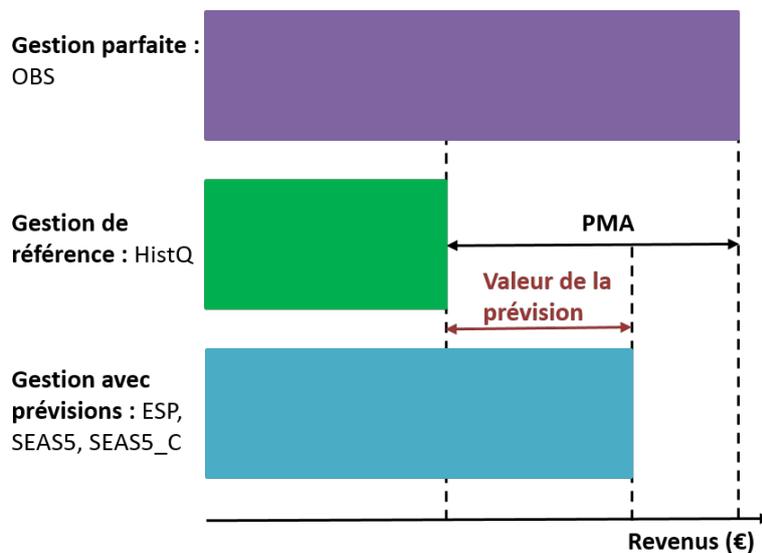


Figure 6.2 – Schéma illustratif du potentiel maximum d'amélioration (PMA) et de la valeur d'une prévision. La gestion parfaite correspond à la gestion avec les débits observés. La valeur de chaque système de prévision (ESP, SEAS5 et SEAS5_C) est évaluée en fonction des revenus de gestion obtenus avec le système de prévision de référence (HistQ). Cette figure est inspirée de la figure proposée par A. Castelletti et M. Giuliani dans le livrable D8.1 du projet IMPREX (Ramos et al., 2019).

6.2 La qualité des prévisions saisonnières

6.2.1 Précipitations et températures

Le biais

La figure 6.3 représente les biais mensuels de précipitations et de températures du système de prévision SEAS5 pour les deux bassins versants de l'étude. Les deux graphiques du haut représentent la différence $1 - \frac{P_{obs,m}}{P_{m,ech}}$ de précipitations pour le bassin versant de l'Ain à Vouglans (graphique *a*) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique *b*). Les deux

graphiques du bas représentent la différence $T_{m,ech} - T_{obs,m}$ (graphique *c* pour l'Ain à Vouglans et graphique *d* pour la Durance à Serre-Ponçon). Le biais est représenté pour chaque « mois-cible » en fonction de l'échéance de prévision donnée au pas de temps mensuel. Par exemple, la première case (en haut à gauche) montre le biais du mois de janvier quand les prévisions sont émises le 1er janvier ; la deuxième case montre le biais du mois de janvier quand les prévisions sont émises le 1er décembre. Ainsi, pour cette ligne, on définit le mois de janvier comme le mois-cible de prévision. Sur tous les graphiques, les valeurs négatives (en rouge) traduisent une sous-estimation des précipitations ou températures observées et les valeurs positives (en bleu) une surestimation des précipitations ou températures observées.

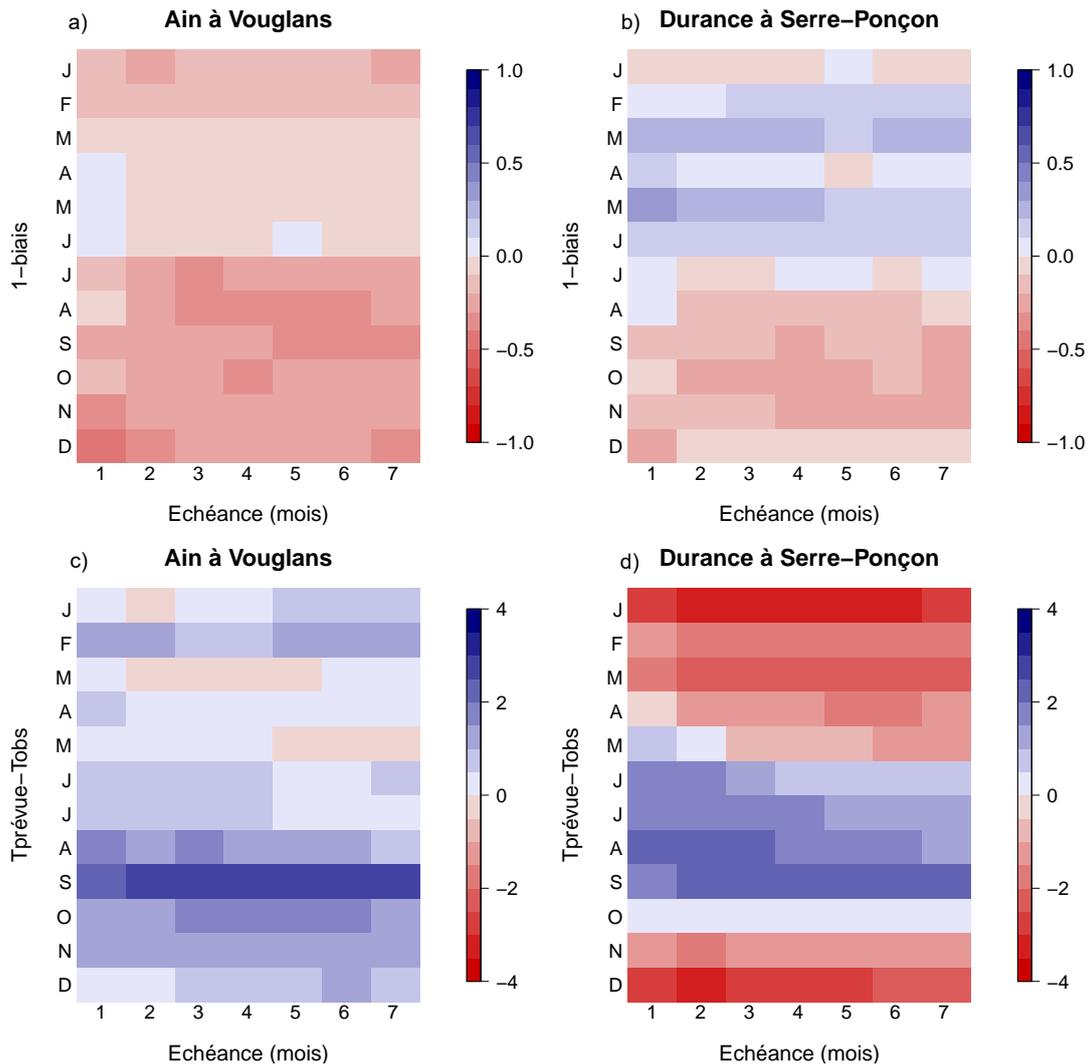


Figure 6.3 – Biais mensuels des précipitations (graphiques *a* et *b*) et des températures (graphiques *c* et *d*) pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente un mois de l'année pour lequel la prévision est valable et chaque colonne représente l'échéance (en mois) avec laquelle ce mois-cible a été prévu.

L'analyse du biais mensuel des précipitations montre que le système de prévision SEAS5 a tendance à sous-estimer systématiquement les précipitations sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Les biais de sous-estimation sont plus forts entre les mois de juillet et décembre. Seul au premier mois d'échéance des mois-cibles d'avril, mai et juin, le biais mensuel est positif, indiquant une légère surestimation des précipitations observées.

Le biais des températures sur l'Ain à Vouglans est marqué par une surestimation plus fréquente des températures observées, allant jusqu'à plus de 2 °C pour toutes les échéances du mois-cible de septembre. Il existe un plus fort biais de surestimation pour les mois d'août à novembre, en comparaison au biais de surestimation des mois de janvier à juillet.

La tendance des biais mensuels sur la Durance à Serre-Ponçon est différente de celle sur l'Ain à Vouglans. Les biais de précipitations montrent, à toutes les échéances de prévision, une surestimation entre les mois de février et août et une sous-estimation pour les autres mois de l'année. Le biais de précipitations est donc saisonnier.

Le biais annuel des températures sur la Durance à Serre-Ponçon est également différent selon la saison. Les prévisions SEAS5 surestiment les températures observées sur les mois de juillet à octobre. Au contraire, les prévisions SEAS5 sous-estiment les températures pour les mois de novembre à mars.

La fiabilité et la finesse

La fiabilité et la finesse d'un système de prévision sont souvent analysées ensemble. À fiabilité égale, le système de prévision le plus fin est défini comme celui ayant la meilleure qualité. Les figures 6.4 et 6.5 représentent, respectivement, la fiabilité des prévisions des précipitations et des températures mensuelles SEAS5, SEAS5_C et ESP, à l'échéance de prévision d'un mois (score PIT, voir chapitre 2), pour les deux bassins versants. Chaque colonne représente une saison-cible : hiver (DJF = décembre, janvier, février), printemps (MAM = mars, avril, mai), été (JJA = juin, juillet, août) et automne (SON = septembre, octobre, novembre). Chaque couleur représente un système de prévision : SEAS5 est représenté en orange, SEAS5_C est représenté en rouge et ESP est représenté en bleu.

La qualité des cumuls de précipitations prévus en matière de finesse est représentée sur la figure 6.6, avec le score de compétence IQRS, pour chaque bassin versant. La partie supérieure de la figure 6.6 représente le score de compétence de finesse des précipitations SEAS5 brutes pour le bassin versant de l'Ain à Vouglans (graphique *a*) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique *b*). La partie inférieure représente le score de compétence de finesse des précipitations SEAS5 débiaisées (SEAS5_C) pour le bassin versant de l'Ain à Vouglans (graphique *c*) et de la Durance à Serre-Ponçons (graphique *d*). De même, la qualité de la température moyenne hebdomadaire prévue en matière de finesse est représentée sur la figure 6.7 (graphique *a* pour l'Ain à Vouglans et *b* pour la Durance à Serre-Ponçon). Le score a été évalué sur les cumuls hebdomadaires des précipitations et des températures. La référence du score de compétence correspond au système de prévision ESP sur chaque graphique. Chaque ligne représente un mois de prévision cible et chaque colonne représente une échéance exprimée en semaine. Les valeurs positives (négatives) indiquent que le système de prévision est plus fin (moins fin) que le système de référence (ESP).

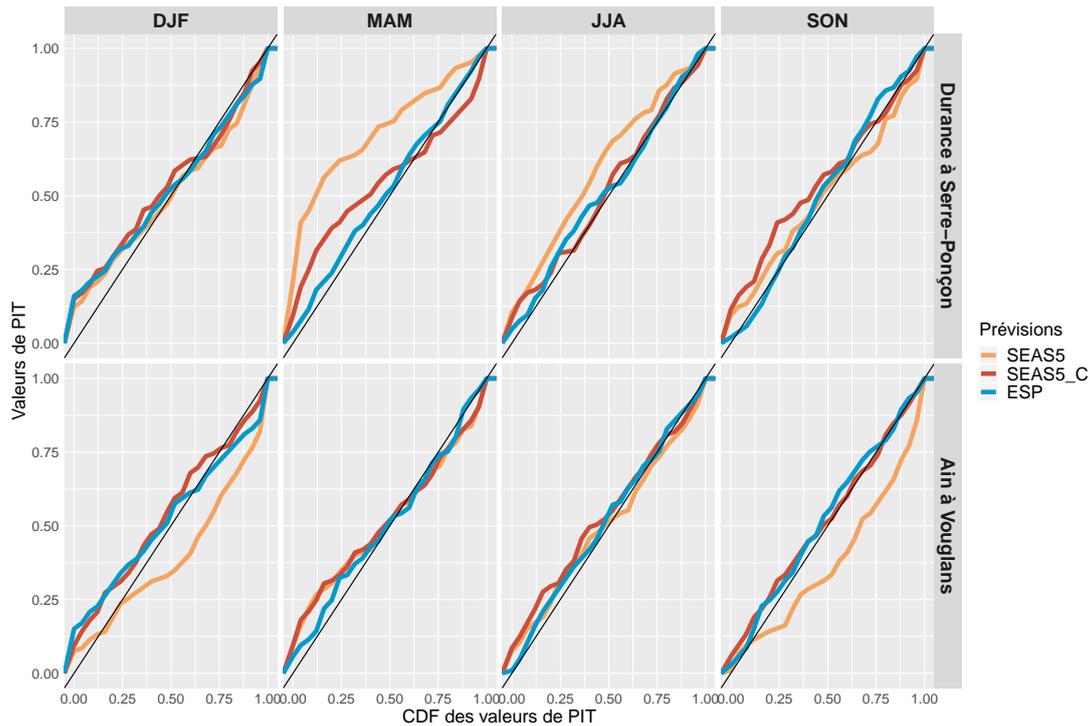


Figure 6.4 – Score de fiabilité des précipitations prévues pour le premier mois d'échéance, sur toutes les saisons de l'année et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.

D'après les figures 6.4 et 6.5, le système de prévision ESP représente le système le plus fiable sur toutes les saisons, pour les deux bassins versants. En précipitation, il est légèrement sous-dispersé en hiver sur les deux bassins versants. En température, il sous-estime légèrement les températures observées au printemps et en été sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. Les biais de fiabilité peuvent s'expliquer par l'échantillonnage des années historiques qui composent la prévision ESP. En effet, la prévision ESP peut ne pas prévoir des événements extrêmes, si une situation analogue n'a pas été sélectionnée pour former un des membres de la prévision d'ensemble, ou si cet événement extrême n'est jamais apparu par le passé.

Les prévisions des précipitations SEAS5 sur la Durance à Serre-Ponçon surestiment les précipitations observées pour les saisons cibles de printemps et d'été, ce qui est en accord avec l'analyse du biais décrite précédemment. En hiver et en automne, on remarque une légère sous-dispersion des prévisions sur ce même bassin versant. Sur l'Ain à Vouglans, les prévisions des précipitations SEAS5 sous-estiment les précipitations observées en automne et en hiver, ce qui est également observé sur la figure 6.3. L'analyse de la fiabilité de la prévision des températures SEAS5 est également en accord avec celle des biais mensuels (figure 6.3). Les températures prévues sur l'Ain à Vouglans surestiment les températures observées à toutes les saisons-cibles. Sur la Durance à Serre-Ponçon, le système de prévision SEAS5 surestime (sous-estime) les températures observées en été (hiver), ce qui est également en cohérence avec l'analyse du biais mensuel.

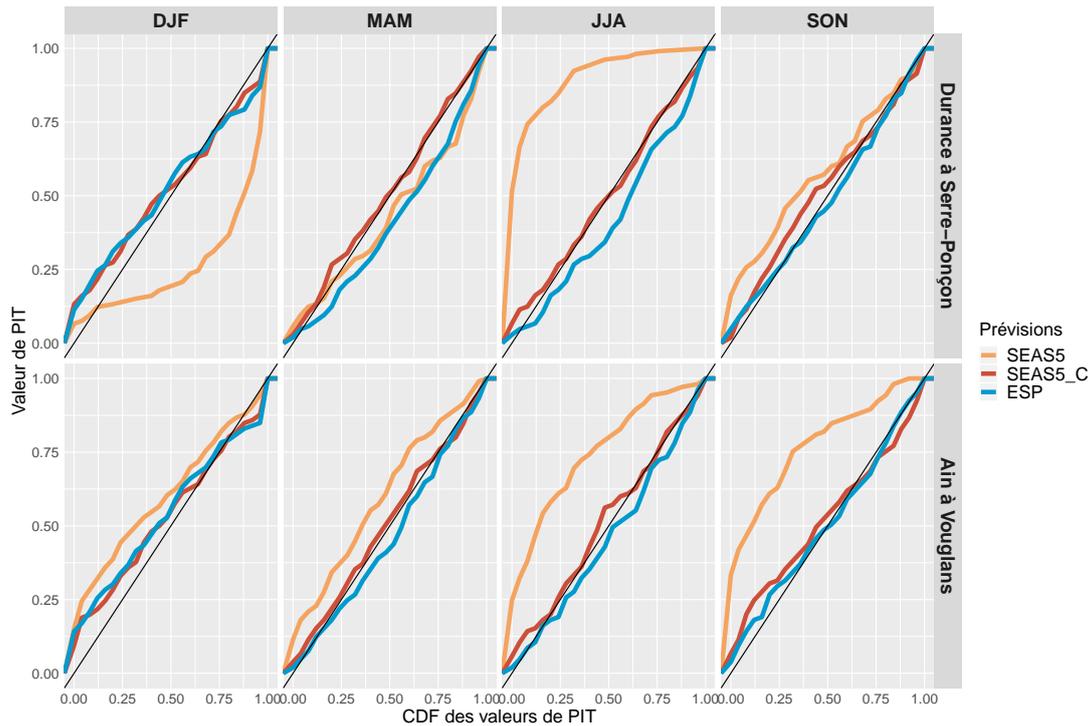


Figure 6.5 – Score de fiabilité des températures prévues pour le premier mois d'échéance, sur toutes les saisons de l'année et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.

Sur la figure 6.6, nous observons que les prévisions des précipitations du système SEAS5 sont plus fines que celles du système de prévision ESP (valeurs positives de IQRS) sur les deux bassins versants, à l'exception de la deuxième échéance des mois de mai et juin sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. Les prévisions des températures SEAS5 ont également plus de finesse (moins de dispersion) que celles du système de prévision ESP, pour tous les mois-cibles et pour les deux bassins versants (figure 6.7). La finesse du système de prévision SEAS5 se rapproche de celle des ESP au fur et à mesure que l'échéance augmente. Sur la Durance à Serre-Ponçon, à partir de l'échéance de prévision de deux semaines, le système de prévision SEAS5 peut être plus dispersé que le système de prévision ESP en hiver.

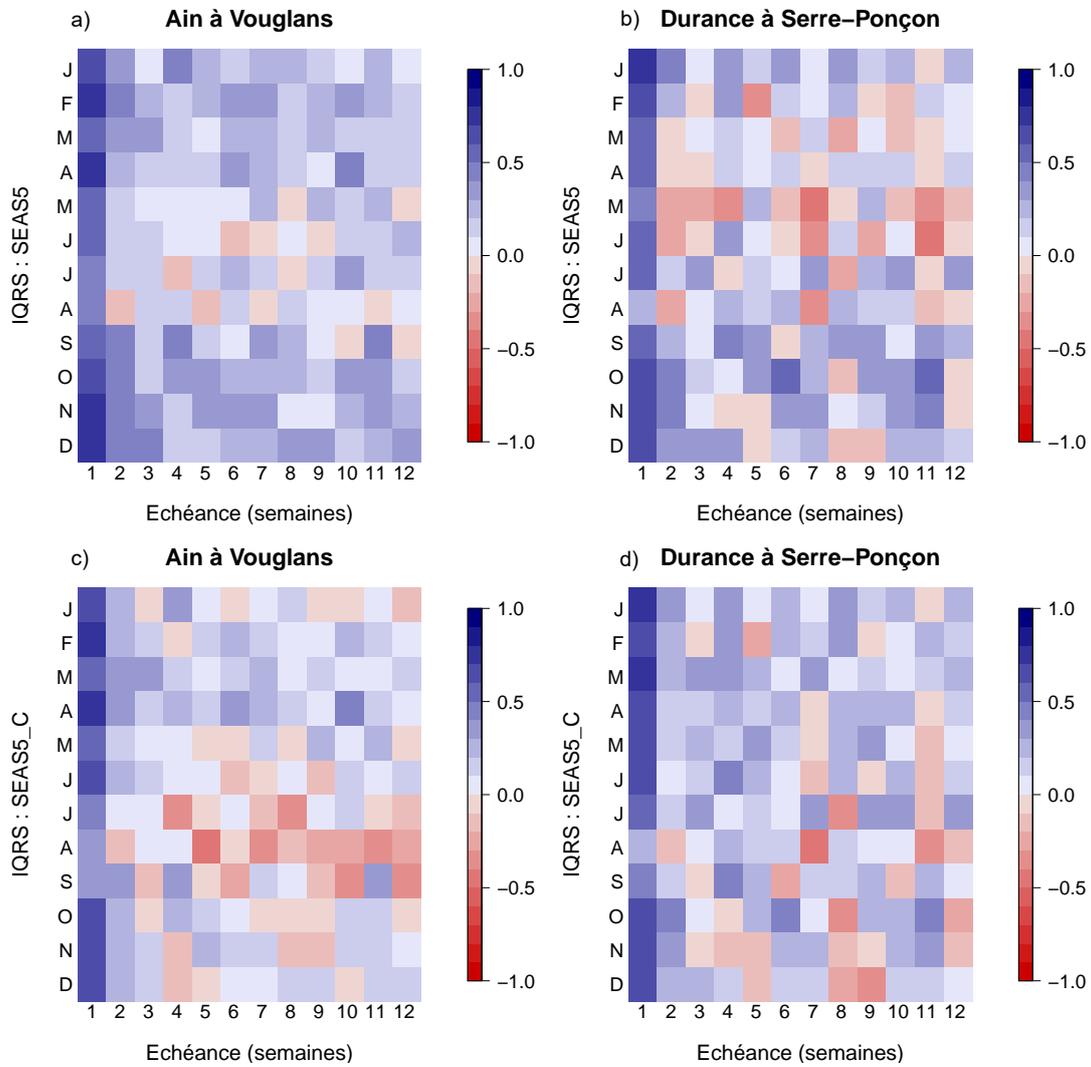


Figure 6.6 – Score de compétence de finesse (IQRS) des précipitations des systèmes de prévision SEAS5 (graphiques *a* et *b*) et SEAS5_C (graphiques *c* et *d*) par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l’échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.

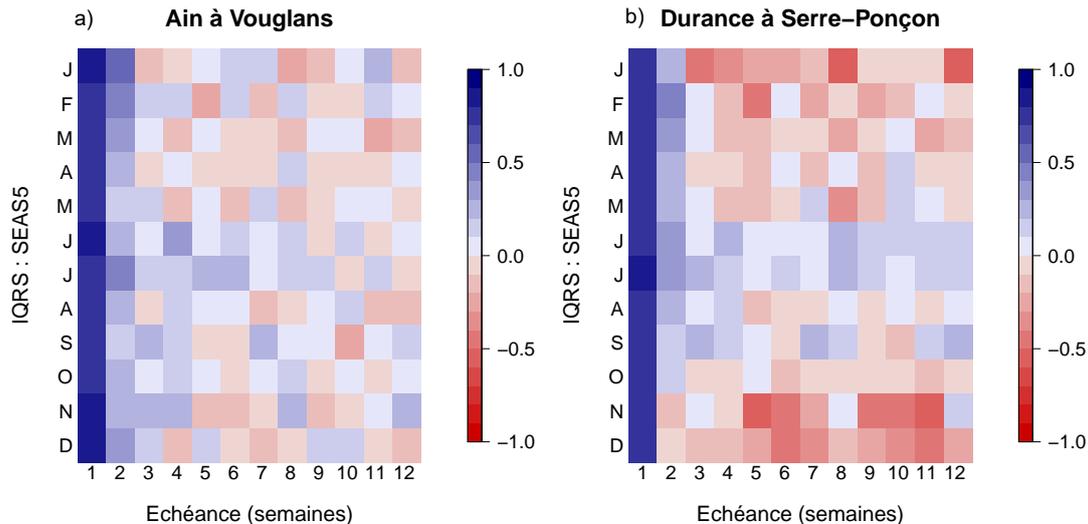


Figure 6.7 – Score de compétence de finesse (IQRS) des températures du système de prévision SEAS5 par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de l’Ain à Vouglans (graphique *a*) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique *b*). Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l’échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.

La qualité du système de prévision SEAS5 est meilleure que celle du système de prévision ESP à certaines saisons. Par exemple, sur la Durance à Serre-Ponçon, le système de prévision des températures SEAS5 est de meilleure qualité que l’ESP au printemps, car, pour une fiabilité très proche, le système de prévision SEAS5 est plus fin que le système de prévision ESP. De même, sur le bassin de l’Ain à Vouglans, les prévisions des précipitations ESP et SEAS5 ont une fiabilité semblable au printemps et en été, mais le système SEAS5 est globalement plus fin que l’ESP à ces saisons, ce qui indique donc qu’il est de meilleure qualité. Enfin, sur la Durance à Serre-Ponçon, les systèmes de prévision des précipitations SEAS5 et ESP ont une fiabilité semblable en hiver et en automne, mais les prévisions des précipitations SEAS5 sont plus fines, et donc de meilleure qualité, que les prévisions ESP.

La correction des biais mensuels de précipitations permet d’améliorer la fiabilité du système de prévision SEAS5. En effet, sur les deux bassins versants, le système de prévision SEAS5_C est plus proche de la diagonale (0-0, 1-1), ce qui traduit une meilleure fiabilité du système de prévision. La correction des biais mensuels permet donc d’améliorer, voire de corriger, la fiabilité des systèmes de prévision, particulièrement pour les saisons cibles où on observe un fort biais de fiabilité du système de prévision SEAS5 (pour les précipitations et températures). La fiabilité du système de prévision des températures SEAS5_C peut être meilleure que celle du système de prévision ESP, comme par exemple sur la Durance à Serre-Ponçon au printemps et en été. Cette observation peut s’expliquer par la manière dont nous avons corrigé les prévisions météorologiques SEAS5. Puisque notre objectif n’est pas d’évaluer la méthode de la correction de biais, mais d’effectuer la correction avec toutes les données disponibles pour pouvoir utiliser les systèmes corrigés en entrée du modèle de gestion, les facteurs correctifs ont été calculés sur toute la période de prévision. Ainsi, à chaque mois de la prévision, et à chaque échéance, la correction s’opère avec un facteur

correctif qui a été évalué, en partie, avec le biais du mois et de l'échéance qu'on cherche à corriger. Cette méthode considère donc toutes les erreurs observées pour corriger les biais, ce qui explique la nette amélioration de la fiabilité du système de prévision SEAS5_C.

Sur la figure 6.6, nous pouvons remarquer que le système de prévision SEAS5_C est généralement plus fin que le système de prévision ESP, particulièrement à la première semaine d'échéance. Cependant, nous pouvons également observer que le système de prévision avec correction des biais de précipitations (SEAS5_C) est plus dispersé que le système de prévision ESP à partir de l'échéance quatre semaines sur les mois de juillet, août et septembre, sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. À l'inverse, sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, le système de prévision des précipitations corrigé SEAS5_C est plus fin que le système de prévision ESP au-delà de la deuxième semaine d'échéance. Les valeurs négatives de score de compétence observées en avril, mai et juin avec le système de prévision SEAS5 deviennent positives après la correction de biais. La correction des biais de températures ne modifie pas la tendance des scores de finesse. Les graphiques sont équivalents à ceux de la figure 6.7 et ne sont donc pas présentés dans ce manuscrit.

Les systèmes de prévision ESP et SEAS5_C sont les systèmes de prévision des précipitations les plus fiables. Or, les prévisions des précipitations SEAS5_C sont, en moyenne, plus fines que celle du système de prévision ESP, au premier mois d'échéance de toutes les saisons cibles, sur les deux bassins versants. Le système de prévision des précipitations SEAS5_C est donc de meilleure qualité que le système de prévision ESP.

Le score global

Le score de compétence CRPSS est représenté, pour les deux bassins versants de l'étude, sur la figure 6.8 (pour les prévisions des précipitations) et sur la figure 6.9 (pour les prévisions des températures). Il représente la qualité globale des prévisions des précipitations et des températures SEAS5 et SEAS5_C par rapport à la qualité globale des prévisions ESP. Les scores de compétence de la prévision SEAS5 sont représentés dans la partie supérieure de ces figures (graphique *a* pour l'Ain à Vouglans et graphique *b* pour la Durance à Serre-Ponçon) et les scores de compétence de la prévision corrigée SEAS5_C sont représentés dans la partie inférieure de ces figures (graphique *c* pour l'Ain à Vouglans et graphique *d* pour la Durance à Serre-Ponçon). Les valeurs positives traduisent un gain en CRPS avec le système de prévision par rapport au système de référence, et inversement.

Sur l'Ain à Vouglans, le système de prévision des précipitations SEAS5 a, en moyenne, une qualité globale meilleure que le système de prévision ESP aux deux premières semaines d'échéance (CRPSS positif). Sur la Durance à Serre-Ponçon, la qualité globale des précipitations SEAS5 n'est pas meilleure que celle des prévisions ESP à la première échéance de prévision des mois de mai, août et septembre. La qualité globale des prévisions des précipitations SEAS5 sur ce bassin versant est meilleure que celle du système de prévision ESP du mois d'octobre à avril. Sur les deux bassins versants, au-delà de la première semaine d'échéance, les scores CRPS du système de prévision SEAS5 se rapprochent de ceux du système de prévision ESP.

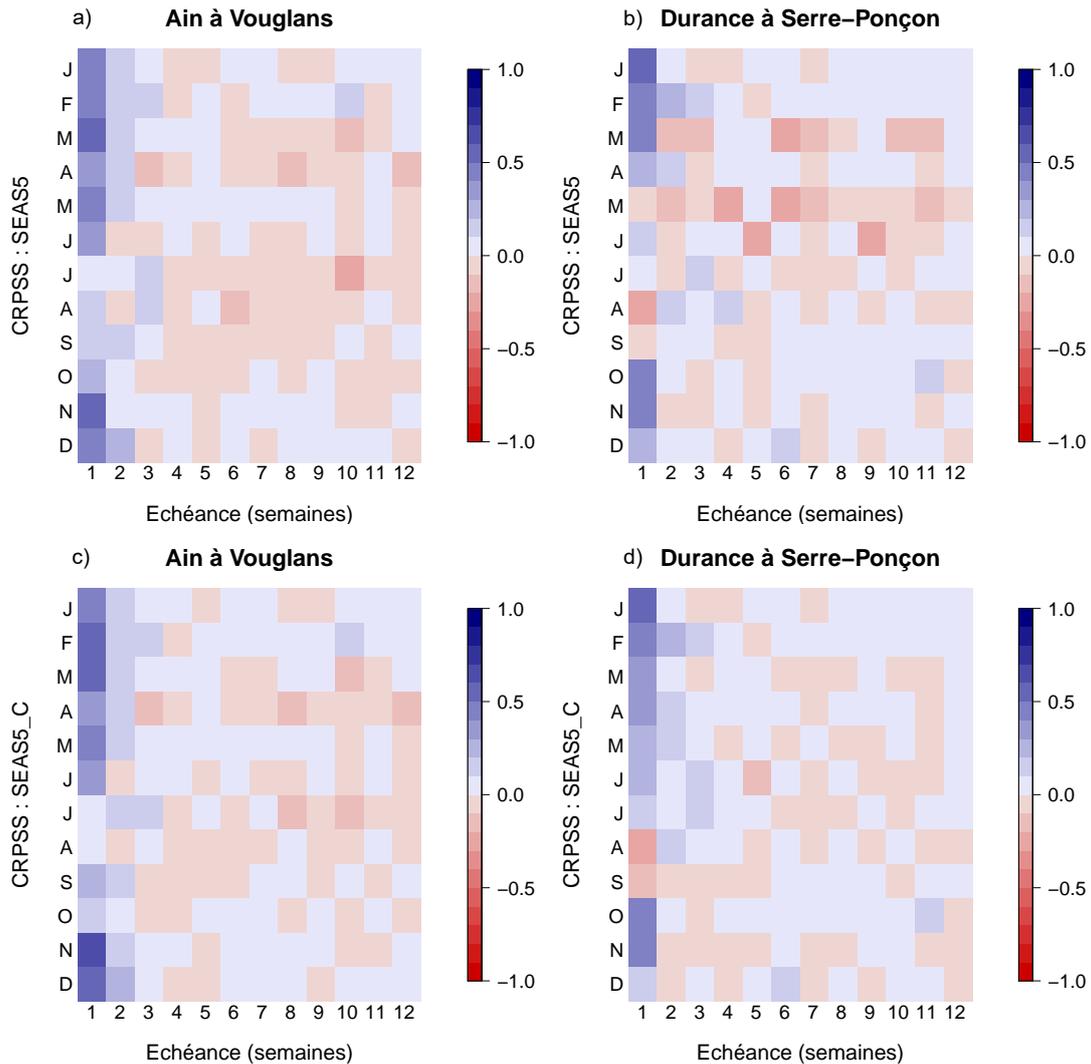


Figure 6.8 – Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des précipitations SEAS5 (graphiques *a* et *b*) et SEAS5_C (graphiques *c* et *d*) par rapport au système ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l’échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.

Les scores de compétence en qualité globale des prévisions des températures SEAS5 (figure 6.9) sont moins bons que ceux pour les prévisions des précipitations (figure 6.8). Sur le bassin de l’Ain à Vouglans, le gain en CRPS du système de prévision SEAS5 par rapport au système de prévision ESP se retrouve généralement sur les deux premières semaines de prévision. Au-delà, le CRPS du système SEAS5 se rapproche de celui du système ESP. Cependant, sur les mois d’août à novembre, on observe une qualité globale du système SEAS5 plus faible que celle du système ESP dès la première semaine d’échéance, avec un CRPSS allant jusqu’à - 0.8. Ces mois correspondent aux mois où l’on observe un fort biais de surestimation (figure 6.5), ce qui peut, en partie, expliquer ces pertes de qualité globale. Sur le bassin de la Durance à Serre-Ponçon, les températures prévues de SEAS5 ont des scores globaux majoritairement moins bons que ceux des ESP, pour tous les mois-cibles et toutes les échéances, à l’exception des deux premières semaines de prévision des

mois d'octobre à juin. Les faibles scores de CRPS du système de prévision SEAS5 par rapport au système de prévision ESP sont également directement corrélés aux forts biais de températures observés en hiver et en été.

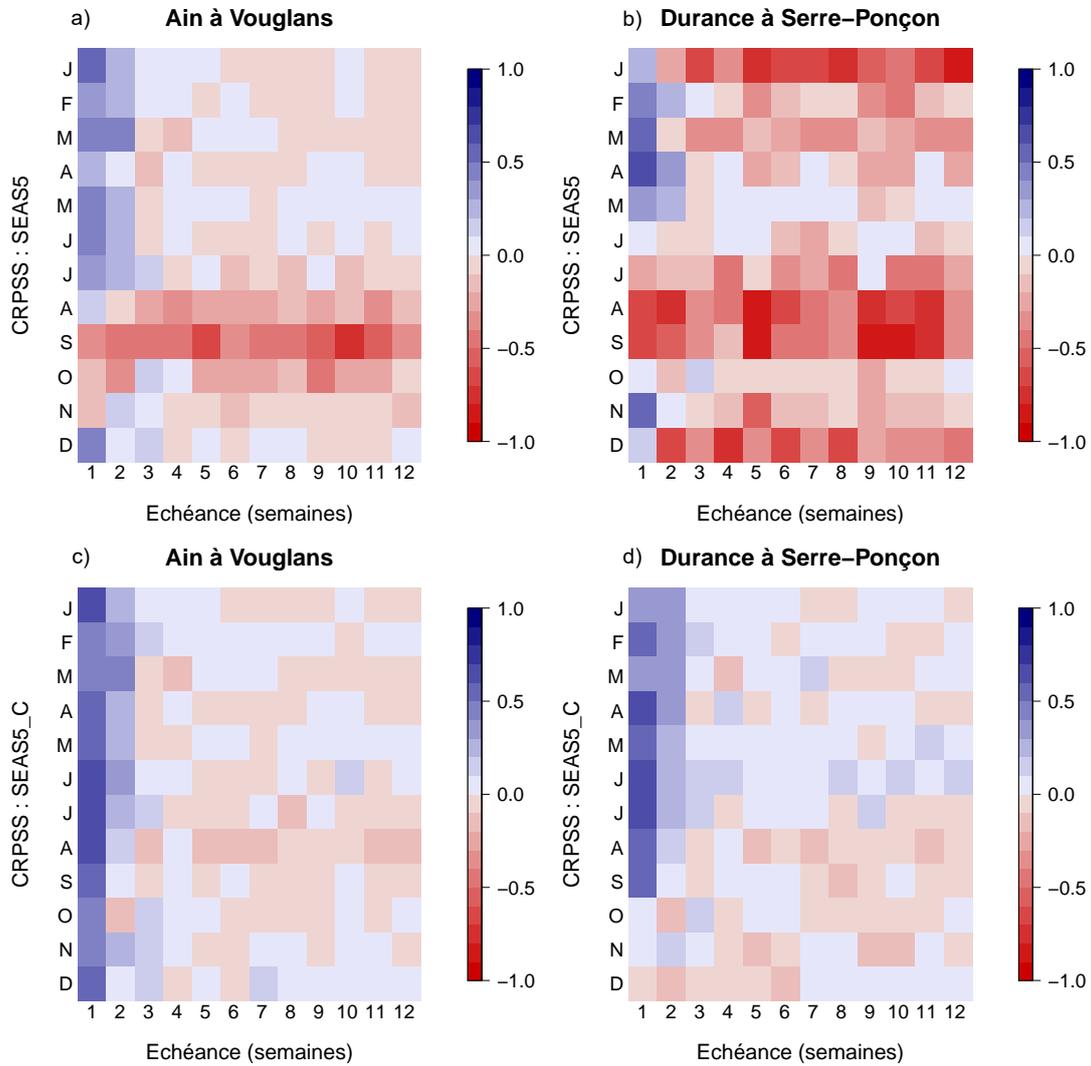


Figure 6.9 – Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des températures SEAS5 (graphiques *a* et *b*) et SEAS5_C (graphiques *c* et *d*) par rapport au système ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l'échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu (rouge) indiquent une amélioration (détérioration) du système de prévision par rapport au système de référence.

La correction des biais permet d'améliorer le CRPS des prévisions SEAS5 (système SEAS5_C) sur les deux bassins versants, pour les prévisions des précipitations et, particulièrement, pour les prévisions des températures. La correction des biais de précipitations permet d'améliorer la qualité globale du système de prévision SEAS5 aux deux premières échéances des mois d'avril à juillet sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. Cette amélioration est en cohérence avec l'amélioration de la fiabilité des saisons-cibles de printemps et d'été. Néanmoins, la correction des biais de précipitations ne permet pas d'améliorer la qualité globale pour les mois d'août et de septembre, qui ont un CRPS

plus faible que celui des ESP. Avec la correction des biais, il est donc possible de gagner en qualité globale sur les deux premières échéances de prévision. Au-delà, le CRPS du système de prévision SEAS5_C se rapproche du CRPS du système de prévision ESP.

L'impact de la correction des biais de précipitations est moins marqué sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. On observe une amélioration du score global avec la correction des biais de précipitations aux deux premières échéances du mois de novembre, et à la deuxième échéance du mois de septembre. Le score global étant influencé par la fiabilité et la précision, cette amélioration est donc cohérente avec l'amélioration de la fiabilité au premier mois d'échéance pour la saison d'automne. De même, la correction des biais de précipitations permet d'améliorer la fiabilité de la saison hivernale, ce qui se traduit dans une amélioration du CRPS aux mois de décembre et février. Le CRPS du système de prévision SEAS5_C se rapproche également du CRPS du système de prévision ESP dès la deuxième échéance de prévision.

Sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans, la correction des biais mensuels de températures permet de corriger les fortes pertes en CRPS observées en automne. L'amélioration du CRPS est donc en cohérence avec l'amélioration de la fiabilité des prévisions des températures sur ce bassin versant. La correction des biais de températures permet également d'améliorer le CRPS pour tous les mois-cibles de la première et de la deuxième échéance sur ce bassin versant. Au-delà des deux premières semaines d'échéance, le CRPS du système de prévision SEAS5_C est proche de celui du système de prévision ESP. Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, la correction des biais de températures a également un fort impact sur le score global, ce qui est également observé pour la fiabilité. En effet, on observe une amélioration en CRPS sur tous les mois-cibles de prévision et à toutes les échéances, à l'exception du mois de décembre.

Conclusion

L'analyse de la qualité des prévisions météorologiques SEAS5, SEAS5_C et ESP sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans a montré que :

- le système de prévision SEAS5 présente de forts biais de précipitations et de températures. Sur l'Ain à Vouglans, les précipitations ont un biais de sous-estimation systématique et les températures ont un biais de surestimation systématique. Sur la Durance à Serre-Ponçon, les biais varient en fonction de la saison : les précipitations ont un biais de sous-estimation entre août et janvier, et un biais de surestimation entre février et juillet. Les températures issues du système de prévision SEAS5 ont un biais de surestimation entre avril et octobre, et de sous-estimation entre novembre et mars. Ces biais se retrouvent également dans l'analyse de la fiabilité de ces systèmes de prévision.
- la correction des biais de précipitations et de températures influence plus fortement la fiabilité et la qualité globale des prévisions brutes SEAS5 que leur finesse. Le système de prévision corrigé (précipitation et température) a une meilleure qualité que les systèmes de prévision ESP et SEAS5. Avec la correction des biais de précipitations et températures, on observe, généralement sur les deux bassins versants, un gain en qualité globale sur les deux premières semaines d'échéance.

6.2.2 Débits

Le biais

Les biais mensuels des prévisions des débits émises par les quatre systèmes de prévision (SEAS5, SEAS5_C, ESP, HistQ) pour les bassins versants de l'Ain à Vouglans et de la Durance à Serre-Ponçon sont représentés, respectivement, sur les figures 6.10 et 6.11. Le biais représenté sur ces figures est évalué selon la même méthode que pour les précipitations ($1 - \frac{Q_{obs,m}}{Q_{m,ech}}$). Lorsque ce terme est négatif, cela indique un biais de sous-estimation (en rouge) et lorsque le terme est positif, cela indique un biais de surestimation (en bleu).

Le système de prévision SEAS5 sur l'Ain à Vouglans sous-estime systématiquement les débits observés. Le biais est plus fort entre juillet et décembre, et il est quasiment nul pour le premier mois d'échéance des mois de mars, avril et mai. Cette tendance est liée au biais de sous-estimation observé pour les prévisions de précipitations du système de prévision SEAS5. Les biais mensuels des prévisions des débits SEAS5 sur la Durance à Serre-Ponçon ont une évolution différente de ceux de l'Ain à Vouglans (figure 6.11). Le système de prévision SEAS5 sous-estime généralement les débits observés à l'exception des mois-cibles de mai, juin et juillet où les débits prévus surestiment les débits observés. Les biais de sous-estimation sont plus forts aux mois de mars et avril à partir de l'échéance de prévision de deux mois. La surestimation des débits observés aux mois de mai, juin et juillet (liée à la fonte des neiges) peut être due à la surestimation des précipitations prévues entre les mois de février et juin, et à la sous-estimation des températures hivernales, ce qui peut induire un stock de neige plus important avec les prévisions SEAS5 qu'avec les observations.

La correction des biais de précipitations et de températures permet de corriger les biais des prévisions hydrologiques sur les deux bassins versants (système de prévision SEAS5_C). En effet, les biais des prévisions SEAS5_C sont très faibles.

Par construction, les systèmes de prévision HistQ sont très faiblement biaisés, car ils dépendent des débits observés passés. Les faibles biais observés sur les figures 6.10 et 6.11 sont dus à un effet d'échantillonnage. Les années très sèches ou très humides vont créer des biais, car elles ne sont pas représentées dans l'ensemble de prévision HistQ.

Les systèmes de prévision ESP de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans sont également très peu biaisés, comme les systèmes de prévision HistQ. Cependant, nous observons des biais plus forts que ceux du système HistQ, comme, par exemple, sur la Durance à Serre-Ponçon, en avril. Ces biais sont dus à l'échantillonnage des membres de la prévision, au modèle hydrologique et aux conditions initiales.

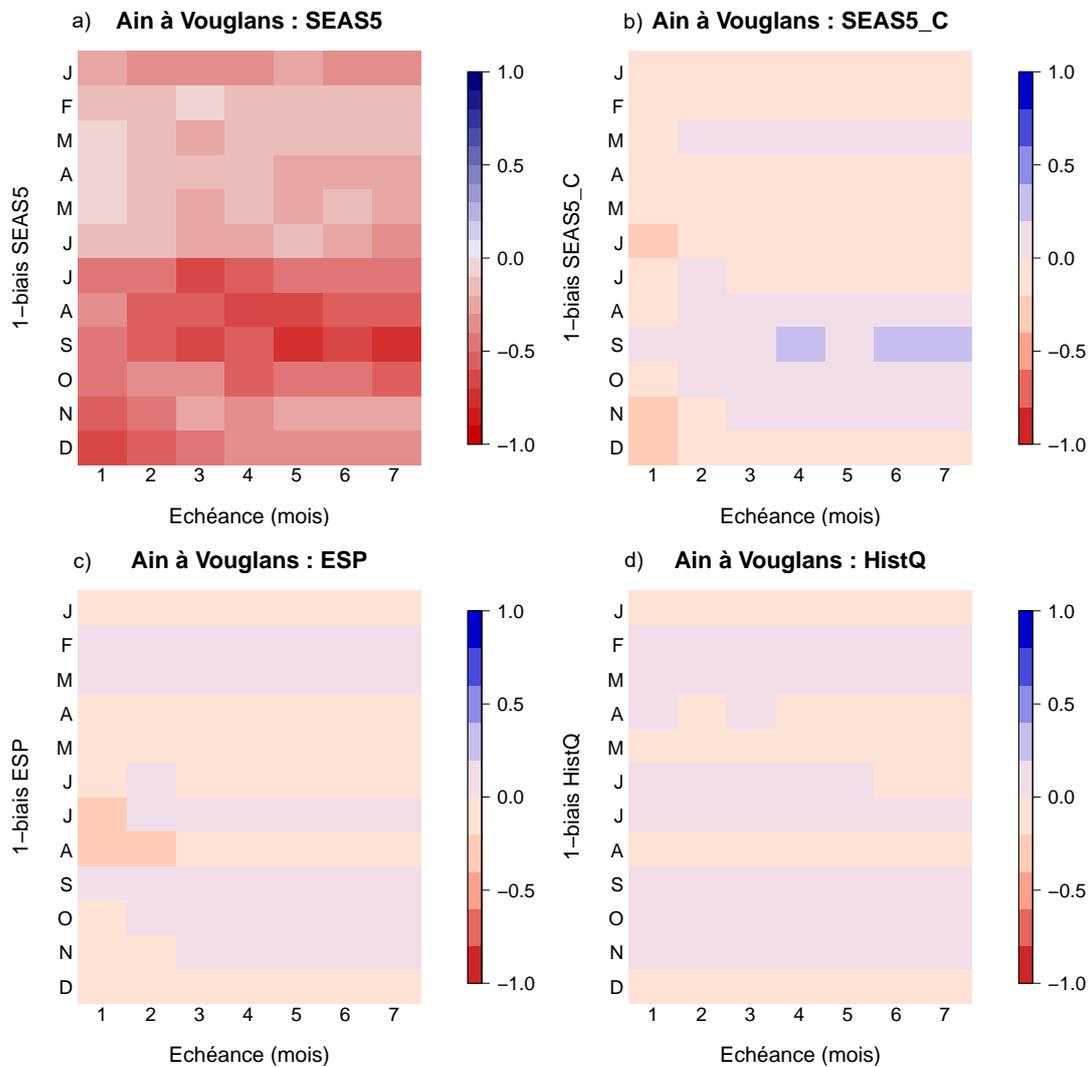


Figure 6.10 – Biais mensuels des débits prévus émis par les systèmes de prévision SEAS5 (graphique *a*), SEAS5_C (graphique *b*), ESP (graphique *c*) et HistQ (graphique *d*), sur l'Ain à Vouglans. Chaque ligne des graphiques représente un mois de l'année pour lequel la prévision est valable et chaque colonne des graphiques représente l'échéance (en mois) avec laquelle ce mois-cible a été prévu.

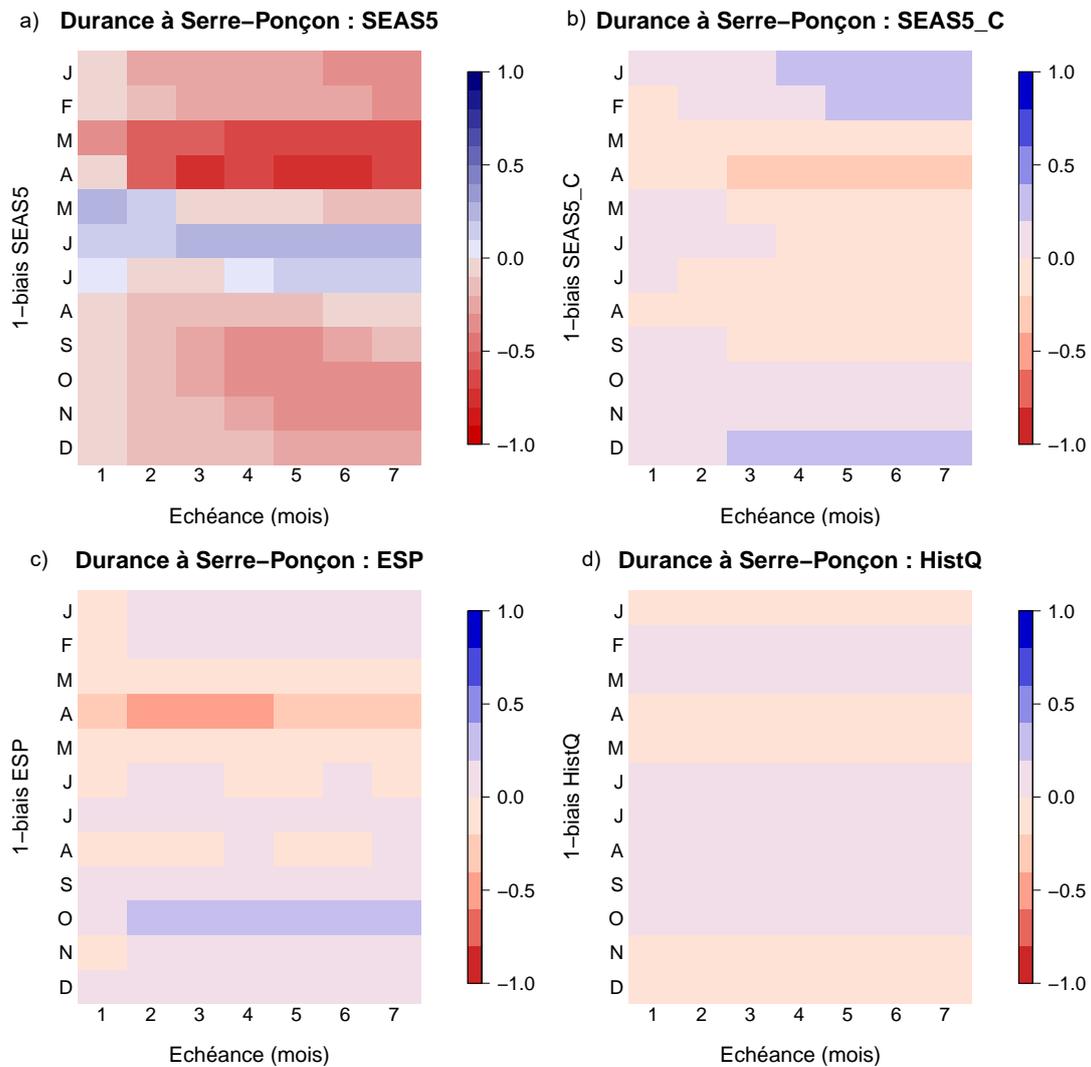


Figure 6.11 – Biais mensuels des débits prévus émis par les systèmes de prévision SEAS5 (graphique *a*), SEAS5_C (graphique *b*), ESP (graphique *c*) et HistQ (graphique *d*), sur la Durance à Serre-Ponçon. Chaque ligne des graphiques représente un mois de l'année pour lequel la prévision est valable et chaque colonne des graphiques représente l'échéance (en mois) avec laquelle ce mois-cible a été prévu.

La fiabilité et la finesse

La figure 6.12 représente la fiabilité des débits prévus moyens mensuels issus des systèmes SEAS5, SEAS5_C, ESP et HistQ, à l'échéance de prévision un mois, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. Chaque colonne représente une saison cible : hiver (DJF = décembre, janvier, février), printemps (MAM = mars, avril, mai), été (JJA = juin, juillet, août) et automne (SON = septembre, octobre, novembre).

La qualité des prévisions hydrologiques en matière de finesse est représentée sur les figures 6.13 et 6.14, avec le score de compétence IQRS, pour chaque bassin versant. La figure 6.13 représente l'évolution du score de compétence IQRS des systèmes de prévision SEAS5 (graphique *a* pour l'Ain à Vouglans et *b* pour la Durance à Serre-Ponçon) et SEAS5_C (graphique *c* pour l'Ain à Vouglans et *d* pour la Durance à Serre-Ponçon) en fonction de l'échéance de prévision (semaine), pour chaque mois-cible. Selon la même configuration, la figure 6.14 représente l'évolution du score de compétence IQRS du système de prévision HistQ (graphique *a* pour l'Ain à Vouglans et *b* pour la Durance à Serre-Ponçon). La référence du score de compétence correspond au système ESP. Les valeurs positives (négatives) indiquent que le système de prévision est plus (moins) fin que le système de référence.

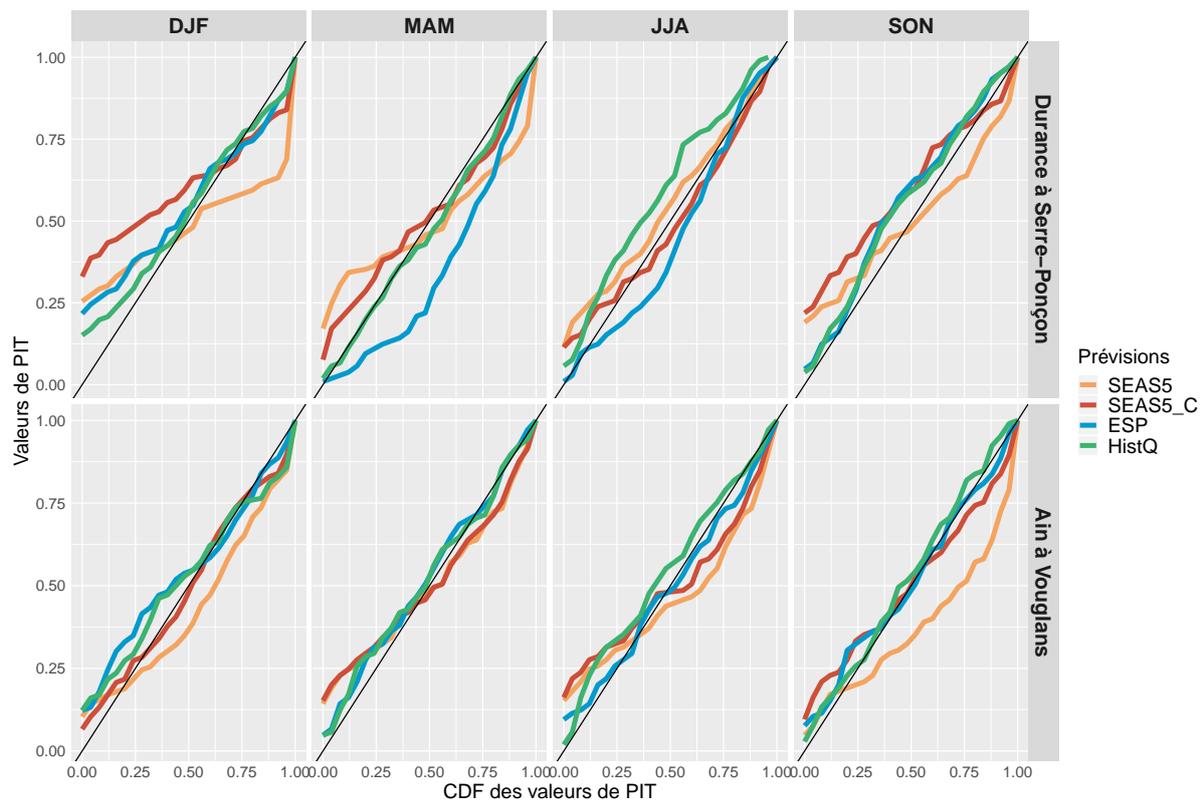


Figure 6.12 – Score de fiabilité (PIT) de la prévision des débits pour le premier mois d'échéance, sur toutes les saisons de l'année et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.

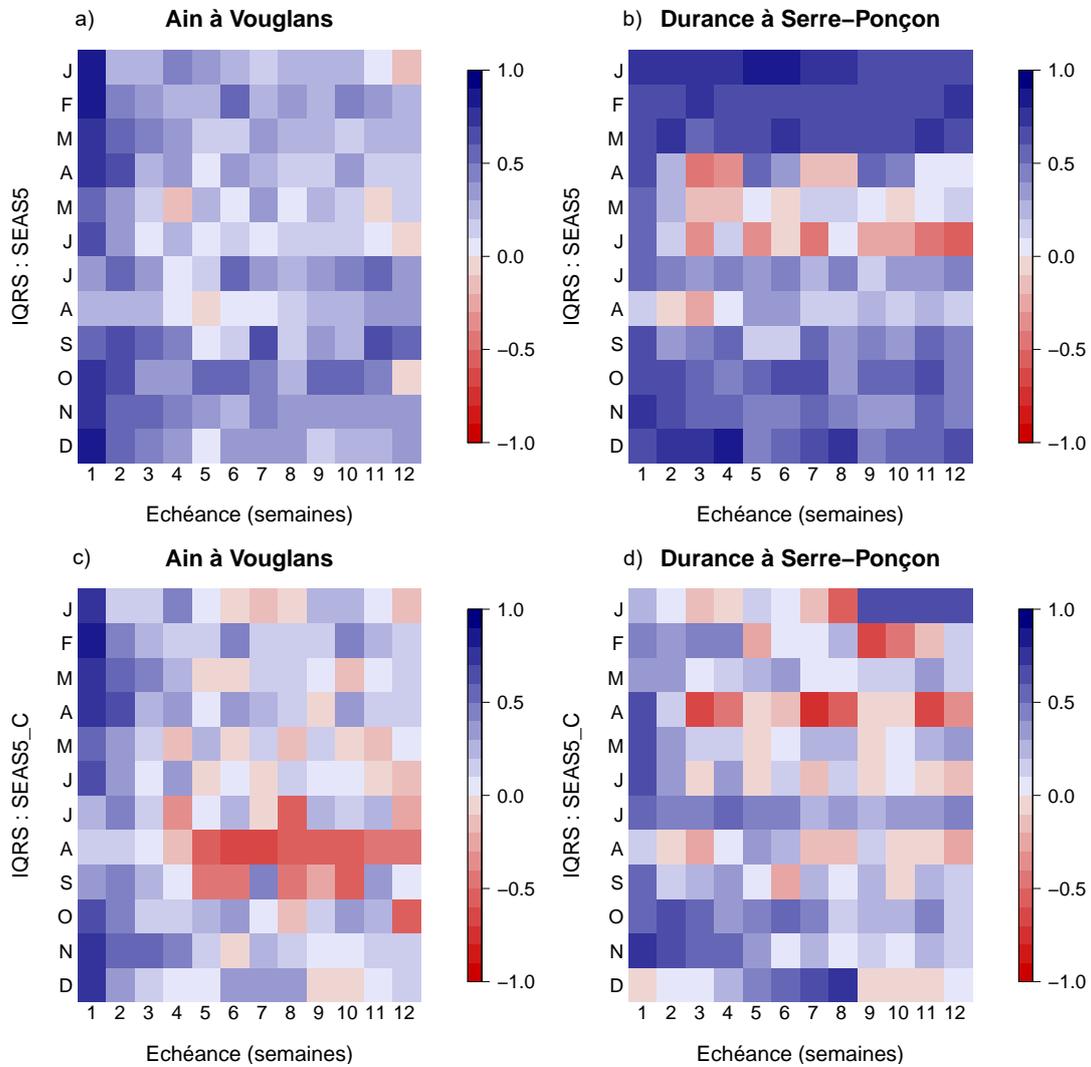


Figure 6.13 – Score de compétence de finesse (IQRS) des débits des systèmes de prévision SEAS5 (graphiques *a* et *b*) et SEAS5_C (graphiques *c* et *d*) par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l’échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.

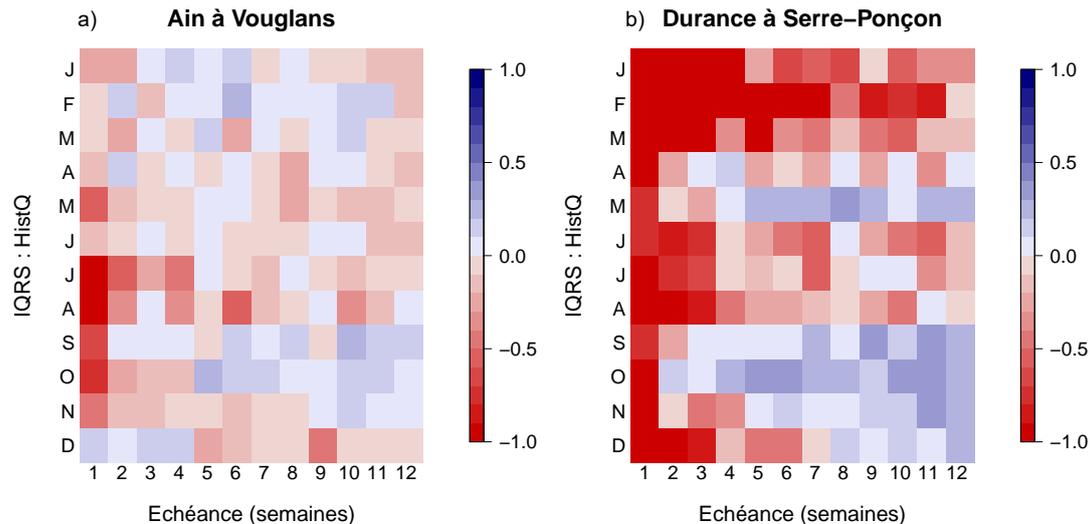


Figure 6.14 – Score de compétence de finesse (IQRS) des débits du système de prévision HistQ par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de l’Ain à Vouglans (graphique *a*) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique *b*). Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l’échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.

Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, le système de prévision ESP est sous-dispersé en hiver. De plus, il sous-estime les débits observés au printemps, ce qui peut être dû à l’influence des conditions initiales du modèle hydrologique, ou à l’échantillonnage des années qui composent le système de prévision ESP. En été et en automne, le système de prévision ESP est fiable sur ce bassin versant. Sur l’Ain à Vouglans, le système de prévision ESP est fiable à toutes les saisons.

Comme attendu, le système de prévision HistQ est généralement fiable à toutes les saisons de l’année, sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans. Il présente des faibles biais de fiabilité, comme en été, sur la Durance à Serre-Ponçon, qui peuvent être dus à l’échantillonnage des années qui composent l’ensemble de prévision HistQ. Ce système est très dispersé par rapport au système de prévision ESP, sur les deux bassins versants, comme nous pouvons le voir sur la figure 6.14. Ainsi, en considérant que les deux systèmes de prévision ont une fiabilité similaire (sauf au printemps sur l’Ain à Vouglans), le système de prévision HistQ est généralement de moins bonne qualité que le système de prévision ESP, car il est plus dispersé.

Le système de prévision SEAS5 est sous-dispersé en automne, en hiver et au printemps sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon (figure 6.12). En été, il s’approche d’un système de prévision fiable. Étant plus fin que le système de prévision ESP, il est donc considéré de meilleure qualité à cette saison. Sur l’Ain à Vouglans, le système de prévision SEAS5 sous-estime les débits observés en automne et en hiver, ce qui est cohérent avec les biais observés sur le figure 6.10. Cette sous-estimation peut s’expliquer par la sous-estimation des précipitations par le système SEAS5 à cette saison. Le système SEAS5 est

également légèrement sous-dispersé au printemps et en été sur ce bassin versant. Sur les deux bassins versants, le système de prévision SEAS5 est plus fin que celui ESP, ce qui peut expliquer son caractère sous-dispersif (figure 6.13).

La correction des biais de températures et de précipitations (système de prévision SEAS5_C) permet, généralement, d'améliorer la fiabilité du système de prévision des débits SEAS5. En effet, la fiabilité du système de prévision SEAS5_C est meilleure que celle du système de prévision SEAS5, au printemps et en été, sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. De même, elle permet de corriger le biais de sous-estimation des prévisions SEAS5 en automne et en hiver sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Cependant, le système de prévision SEAS5_C reste sous-dispersé en hiver, sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. De même, sur ce bassin versant, le système de prévision SEAS5_C a tendance à surestimer les débits observés en automne. La figure 6.13 montre que, sur les deux bassins versants, les prévisions SEAS5_C sont plus dispersées que celles du système de prévision SEAS5 (score IQRS plus faible), mais elles restent toujours globalement plus fines que les prévisions ESP.

La correction des biais de températures et de précipitations permet donc d'améliorer la qualité des prévisions hydrologiques en hiver et en automne, sur l'Ain à Vouglans. Sur ce bassin versant, au printemps et en été, la fiabilité des systèmes de prévision SEAS5 et SEAS5_C est identique. Le système SEAS5 étant plus fin, il correspond alors au système ayant la meilleure qualité. Sur la Durance à Serre-Ponçon, la correction des biais météorologiques permet d'améliorer la fiabilité du système SEAS5 en automne et en été, ce qui fait du système SEAS5_C le système ayant la meilleure qualité à ces saisons. En hiver et en automne, il est plus difficile de déterminer quel système de prévision a la meilleure qualité, car les deux systèmes présentent des biais de fiabilité.

Le score global

La qualité globale de la prévision des débits des systèmes SEAS5 et SEAS5_C par rapport aux prévisions ESP (CRPSS) est présentée sur la figure 6.15. Les scores de compétence de la prévision SEAS5 sont représentés dans la partie supérieure (graphiques *a* et *b*) de cette figure et les scores de compétence de la prévision corrigée SEAS5_C sont représentés dans la partie inférieure de cette figure (graphiques *c* et *d*). Les valeurs positives (négatives) traduisent un(e) gain (perte) en CRPS avec le système de prévision par rapport au système de référence.

Le CRPSS du système de prévision SEAS5 sur l'Ain à Vouglans est généralement positif les deux premières semaines d'échéance. Le système de prévision SEAS5 gagne donc en qualité globale par rapport au système ESP, à l'exception des mois de juillet et d'août, où la qualité globale du système de prévision ESP est meilleure. Au-delà de deux semaines, la qualité globale du système de prévision SEAS5 rejoint celle du système ESP.

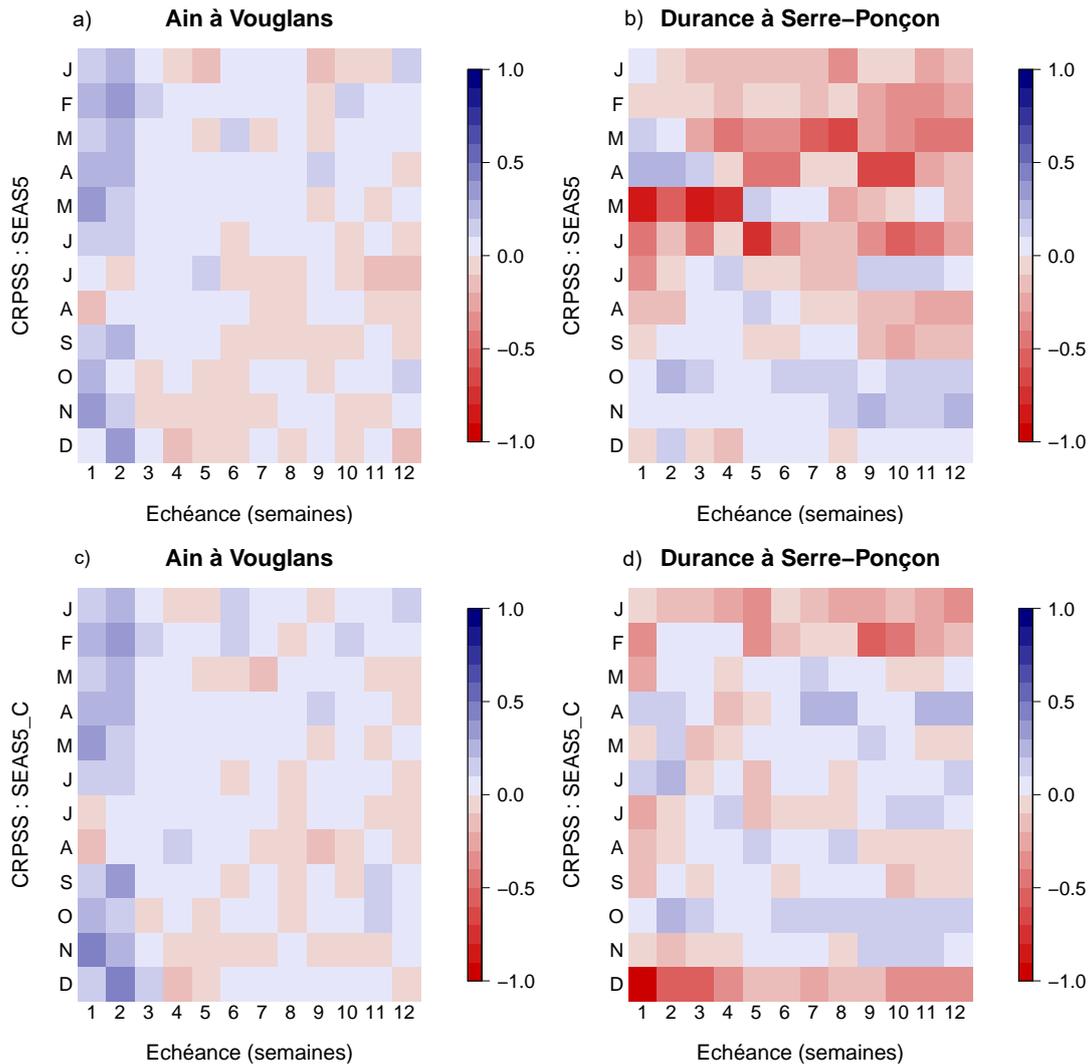


Figure 6.15 – Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des débits des systèmes de prévision SEAS5 (graphiques *a* et *b*) et SEAS5_C (graphiques *c* et *d*) par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans. Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l’échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.

Sur le bassin de la Durance à Serre-Ponçon, la qualité globale du système SEAS5 montre une perte en CRPS par rapport à l’ESP entre les mois de mai et septembre, dès la première échéance de prévision. La qualité globale est particulièrement moins bonne que celle des ESP pour les mois de mai et de juin, ce qui correspond à la période de fonte des neiges. Ceci peut être lié à la mauvaise qualité de la prévision de la température SEAS5 sur ce bassin versant. Outre les premières échéances des mois de janvier, mars et avril, la qualité globale du système de prévision SEAS5 est mauvaise sur cette période de l’année. Le système de prévision SEAS5 montre néanmoins un gain en qualité globale par rapport au système de prévision ESP sur plusieurs échéances, en mars, avril, octobre

et en novembre. Le CRPSS de la prévision SEAS5 est également meilleur à la première échéance de prévision du mois de janvier, et à partir de la deuxième échéance de prévision du mois de septembre.

La correction des biais de précipitations et de températures permet d'améliorer la qualité globale du système de prévision SEAS5. Les valeurs de CRPSS du système de prévision SEAS5_C sur l'Ain à Vouglans montrent une légère amélioration de la qualité globale des prévisions aux troisième et quatrième échéances des mois de novembre et de décembre, ce qui peut, en partie, expliquer l'amélioration de la fiabilité à ces saisons. La correction des biais météorologiques ne résulte pas en une forte amélioration de la qualité globale des prévisions hydrologiques sur ce bassin versant.

Au contraire, sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, la correction des biais de la prévision météorologique résulte en une forte amélioration de la qualité globale des prévisions hydrologiques sur la période de janvier à septembre, notamment sur les premières échéances hebdomadaires des mois de mai et juin. La correction des biais des prévisions météorologiques permet ainsi d'améliorer la qualité globale des prévisions hydrologiques de plusieurs échéances hebdomadaires sur la période de mars à août. L'amélioration du CRPS entre mars et août est cohérente avec l'amélioration de la fiabilité durant ces deux saisons. Néanmoins, la correction des biais météorologiques ne permet pas toujours d'améliorer la qualité globale des prévisions hydrologiques. En effet, on observe une détérioration de la qualité globale (CRPS) des mois de décembre et janvier en appliquant la correction des biais mensuels. Or, la fiabilité de ce système de prévision n'est pas bonne en hiver.

La qualité globale des systèmes HistQ par rapport aux ESP est présentée sur la figure 6.16. Aux premières échéances hebdomadaires de prévision, la qualité globale du système HistQ est moins bonne que celle des ESP, particulièrement sur la Durance à Serre-Ponçon. En effet, sur ce bassin versant, les ESP ont une meilleure qualité globale quelle que soit l'échéance, mais également pour tous les mois-cibles. Sur l'Ain à Vouglans, les pertes en qualité globale du système HistQ se retrouvent uniquement à la première échéance, ce qui montre que les états initiaux du modèle hydrologique sont moins influents sur ce bassin versant que sur celui de la Durance à Serre-Ponçon. L'amélioration apportée par les conditions initiales du système ESP par rapport à HistQ se répand donc sur plusieurs échéances hebdomadaires sur le bassin versant à régime nival.

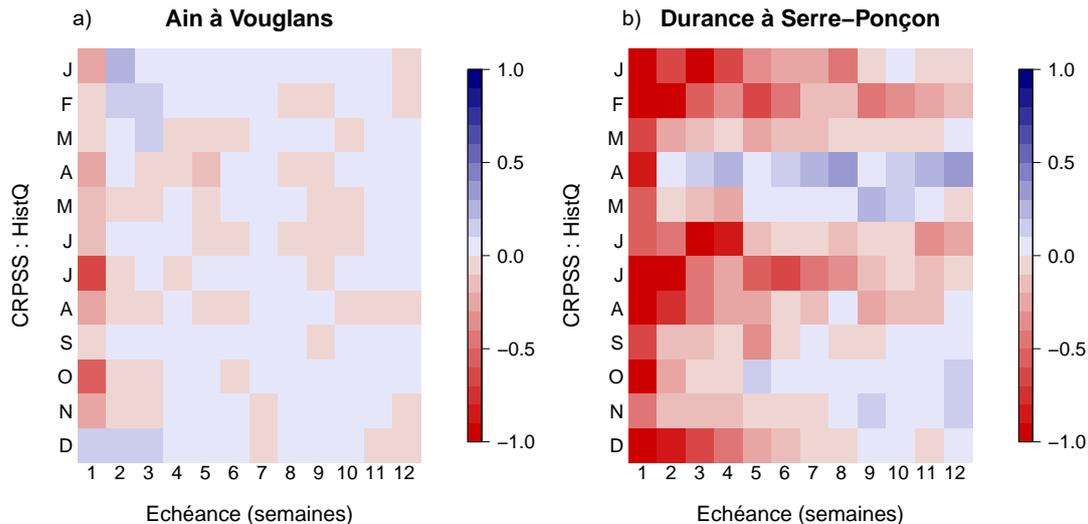


Figure 6.16 – Score de compétence de la qualité globale (CRPSS) des débits du système de prévision HistQ par rapport au système de prévision ESP, pour les bassins versants de l’Ain à Vouglans (graphique *a*) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphique *b*). Chaque ligne représente les mois-cibles de prévision et chaque colonne l’échéance de prévision au pas de temps hebdomadaire. Les valeurs en bleu indiquent une amélioration du système de prévision par rapport au système de référence, tandis que les valeurs en rouge indiquent une détérioration du système de prévision par rapport au système de référence.

Conclusion

Le système de prévision SEAS5 présente des biais de précipitations et de températures qui se répercutent sur les débits prévus. Sur le bassin versant de l’Ain à Vouglans, les débits (précipitations) prévu(e)s sous-estiment les débits (précipitations) observé(e)s. La qualité de la prévision hydrologique sur l’Ain à Vouglans dépend donc très directement de la qualité des précipitations prévues. Sur la Durance à Serre-Ponçon, les prévisions des débits ont un biais mensuel qui varie en fonction de la saison : les débits prévus surestiment les débits observés entre mai et juillet, et ils sous-estiment les débits observés le reste de l’année. Ces biais sont influencés par la sous-estimation des températures hivernales (augmentation du stock de neige), et par la surestimation des précipitations observées entre février et juillet. Sur les deux bassins versants, la qualité globale des précipitations prévues SEAS5 est meilleure que celle des prévisions ESP sur la première semaine d’échéance de prévision sur la Durance à Serre-Ponçon et sur les deux premières semaines d’échéance de prévision sur l’Ain à Vouglans. Au contraire, la qualité globale des prévisions des températures SEAS5 n’est pas toujours meilleure que celle des ESP, ce qui est également le cas pour la qualité globale des prévisions des débits SEAS5 sur la Durance à Serre-Ponçon. Sur l’Ain à Vouglans, la qualité globale des prévisions des débits SEAS5 est meilleure que celle des ESP sur les deux premières semaines d’échéance de prévision.

La correction des biais de précipitations et de températures permet de corriger les biais mensuels et d’améliorer la fiabilité et la qualité globale des prévisions météorologiques SEAS5 sur les deux premières semaines d’échéance. La correction des biais météorologiques permet également de corriger les biais mensuels et d’améliorer la fiabilité des

prévisions des débits. De même, elle permet d'améliorer la qualité globale des prévisions SEAS5. L'amélioration est moins marquée sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans que sur le bassin de la Durance à Serre-Ponçon, malgré une dégradation de la qualité globale du mois de décembre sur ce bassin versant.

Pour les deux bassins versants, le système de prévision hydrologique ayant la meilleure qualité correspond au système issu de la prévision météorologique corrigée (SEAS5_C). Le système ayant la moins bonne qualité correspond au système de prévision basé sur l'historique des débits (HistQ). Sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans, la prévision SEAS5 est de meilleure qualité que la prévision ESP. Il est plus difficile de déterminer quel système (ESP ou SEAS5) de prévision est meilleur sur la Durance à Serre-Ponçon, car les scores de qualité globale varient selon les mois-cibles de prévision.

En résumé, nous avons donc mis en place cinq systèmes de prévision (OBS, HistQ, ESP, SEAS5 et SEAS5_C) pour opérer la gestion d'une réserve hydroélectrique à l'aide du modèle de gestion multi-DDP. Chaque système de prévision est utilisé en entrée de ce modèle de gestion. Ainsi, les étapes de construction des grilles des valeurs de l'eau, la gestion et le calcul des revenus de gestion sont réalisés pour chaque système de prévision. Cela nous permet d'évaluer le PMA et la valeur d'un système de prévision hydrométéorologique (ESP, SEAS5 et SEAS5_C) par rapport à un système de prévision dit « naïf » (HistQ). Cet exercice est réalisé sur deux bassins versants : la Durance à Serre-Ponçon et l'Ain à Vouglans.

6.3 Gestion mono-objectif d'une réserve hydroélectrique

6.3.1 Les valeurs marginales de l'eau

Le modèle multi-DDP considère en entrée les prévisions hydrologiques et les prix de l'électricité pour l'étape de la construction des grilles de valeurs de l'eau. Ces grilles permettent de délivrer une stratégie de gestion en fonction du temps et de l'état du réservoir. Dans cette partie, nous présentons un exemple illustratif de l'évolution des valeurs marginales de l'eau en fonction des apports hydrologiques et des prix de l'électricité.

La figure 6.17 illustre la grille moyenne interannuelle des 35 grilles des valeurs marginales de l'eau obtenues pour chaque prévision du système OBS (basé sur les observations des débits) émise le 1^{er} janvier, sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.

Sur cette figure, on observe que, de manière générale, pour un jour donné, les valeurs marginales de l'eau sont de plus en plus fortes à mesure que le stock est faible. Pour un niveau de stock haut, il est moins intéressant, d'un point de vue économique, de stocker davantage d'eau dans le réservoir car ce volume d'eau supplémentaire stocké risque d'être utilisé à un moment moins avantageux économiquement (par exemple, si le réservoir est trop plein et qu'il y a un risque de déversement). Ceci explique donc pourquoi les valeurs marginales de l'eau sont faibles lorsque le stock est haut. Au contraire, si, pour un jour donné, le stock est bas, le stockage d'eau permet de garantir une utilisation de ce volume

d'eau à une période où la demande en électricité est forte. En d'autres termes, plus le stock est haut, plus sa gestion peut répondre à la demande en électricité. Les valeurs marginales de l'eau permettent ainsi d'indiquer à quel moment il est plus favorable de stocker de l'eau, et à quel moment il est plus favorable de la déstocker. Il est donc plus intéressant de stocker de l'eau lorsque le réservoir est bas et de la déstocker lorsque le réservoir est haut.

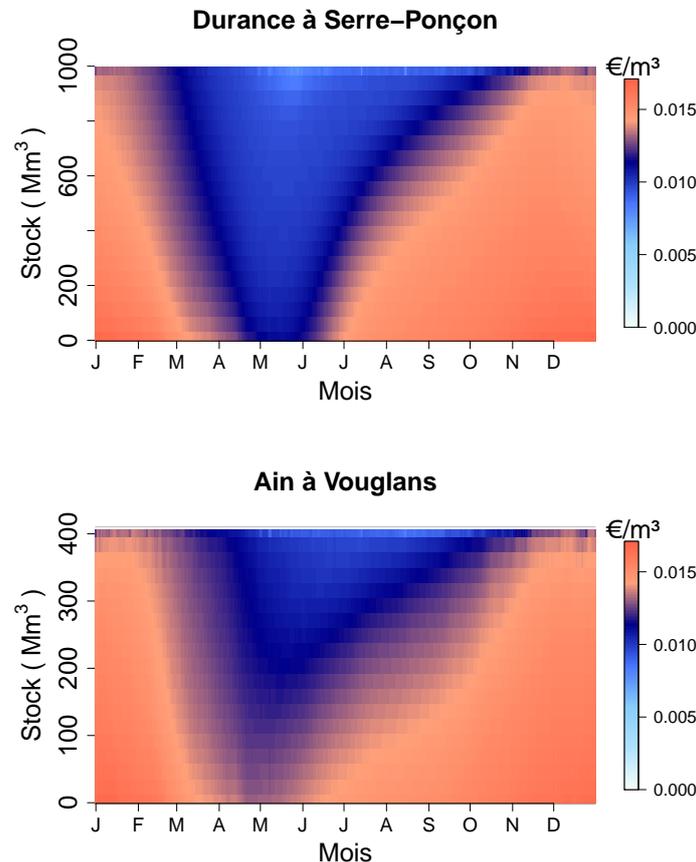


Figure 6.17 – Illustration des grilles moyennes interannuelles des valeurs marginales de l'eau issues du modèle multi-DDP sur les bassins de la Durance à Serre-Ponçon (en haut) et de l'Ain à Vouglans (en bas). Les grilles moyennes ont été construites avec le système de prévision parfait (OBS), à partir de toutes les prévisions émises le 1^{er} janvier entre 1981 et 2015.

Les valeurs marginales de l'eau évoluent également selon la saison, dans le but d'indiquer à quelle période de l'année il est plus favorable de stocker de l'eau ou de la déstocker. Pour un niveau de stock donné (par exemple, pour un stock bas), les valeurs marginales de l'eau sont plus fortes entre l'été et l'hiver et plus faibles au printemps. Lorsque le stock est haut, les valeurs marginales de l'eau sont plus souvent faibles sur tous les jours de l'année. Elles sont donc influencées par l'évolution saisonnière du prix de l'électricité. Nous rappelons ici que les prix de l'électricité sont forts entre novembre et mars et bas entre juin et septembre. Pour un jour donné, si le prix de l'électricité futur est élevé, les valeurs marginales de l'eau, à ce jour, le seront également, signifiant ainsi que l'utilisation d'un volume d'eau dans le futur sera avantageux économiquement.

Les valeurs marginales de l'eau dépendent également des apports hydrologiques futurs. Elles représentent la capacité du stock d'eau à répondre à l'objectif de gestion (ici, la production d'électricité). Pour un jour et un état du stock donnés, si les apports hydrologiques futurs sont abondants, la valeur marginale de l'eau sera plus faible que si les apports hydrologiques futurs sont faibles. Nous rappelons ici que le régime hydrologique de la Durance à Serre-Ponçon est à dominante nivale et celui de l'Ain à Vouglans est à dominante pluviale. Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, les valeurs marginales de l'eau sont faibles avant la fonte des neiges (en mai-juin), par anticipation des forts apports hydrologiques. Cette période représente également un faible intérêt pour la production d'électricité car la demande, et donc, le prix de l'électricité, sont faibles. Au contraire, les valeurs marginales de l'eau sont fortes à partir de l'été jusqu'à la fin de l'hiver (période sèche et prix de l'électricité élevés en hiver).

Sur l'Ain à Vouglans, les valeurs marginales suivent la même saisonnalité, mais de manière moins marquée, en raison du régime hydrologique à dominante pluviale. En effet, sur ce bassin versant, la période de forts apports hydrologiques correspond à la période où les prix de l'électricité sont forts (hiver). Or, les valeurs marginales de l'eau sont souvent faibles avant la période de forts apports hydrologiques et fortes avant la période de forts prix de l'électricité. Sur la figure 6.17, on observe qu'au printemps les valeurs marginales de l'eau sont plus fortes sur l'Ain à Vouglans que sur la Durance à Serre-Ponçon. Elles indiquent à la fois la période sèche estivale et les faibles prix de l'électricité à cette même période. De même, les valeurs marginales de l'eau sont plus faibles en automne sur l'Ain à Vouglans en comparaison de celles observées sur la Durance à Serre-Ponçon, car elles signalent à la fois les forts apports hivernaux, et les forts prix de l'électricité.

En résumé, les valeurs marginales de l'eau suivent un cycle temporel saisonnier : elles sont fortes durant les périodes qui précèdent celles où il y a un fort intérêt à produire et elles sont faibles durant les périodes qui précèdent celles où les apports hydrologiques au réservoir sont forts. Elles dépendent également de l'état du réservoir : plus le stock est haut, plus les valeurs marginales de l'eau seront faibles, et inversement.

Une grille des valeurs marginales de l'eau donne une stratégie de gestion qui permet d'indiquer, en fonction de l'état du réservoir et de la période de l'année, s'il est plus intéressant, à un instant donné t , de stocker de l'eau pour l'utiliser dans le futur (valeur de l'eau élevée), ou s'il est plus avantageux de déstocker l'eau et l'utiliser dans l'instant présent t (valeur de l'eau faible). Cependant, la décision dépend également des apports observés et des prix de l'électricité à l'instant t .

6.3.2 Bilan de gestion

Le modèle multi-DDP considère, à chaque jour de prévision, la grille des valeurs marginales de l'eau, les débits prévus et observés et les prix de l'électricité pour l'étape de gestion et d'évaluation du modèle multi-DDP. Ce modèle fournit, en sortie, une séquence de production journalière et les revenus de gestion associés, ainsi que l'évolution du stock journalier. Dans cette partie, nous étudions les variables d'entrée et de sortie de l'étape de gestion et d'évaluation du modèle multi-DDP.

Les variables d'entrée et de sortie obtenues avec les différents systèmes de prévision, sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans, sont respectivement représentées sur les figures 6.18 et 6.19. Chaque bilan de gestion montre les moyennes interannuelles (évaluées sur les 35 années de la période d'étude) des débits journaliers observés, des prix de l'électricité utilisés dans l'étape d'évaluation (agrégés au pas de temps hebdomadaire), des stocks journaliers et des revenus de gestion hebdomadaires. Nous avons choisi de représenter la moyenne interannuelle des entrées et des sorties de gestion afin de pouvoir comparer l'évolution moyenne annuelle de la gestion par rapport au régime hydrologique annuel des deux bassins versants et à la variation saisonnière des prix de l'électricité.

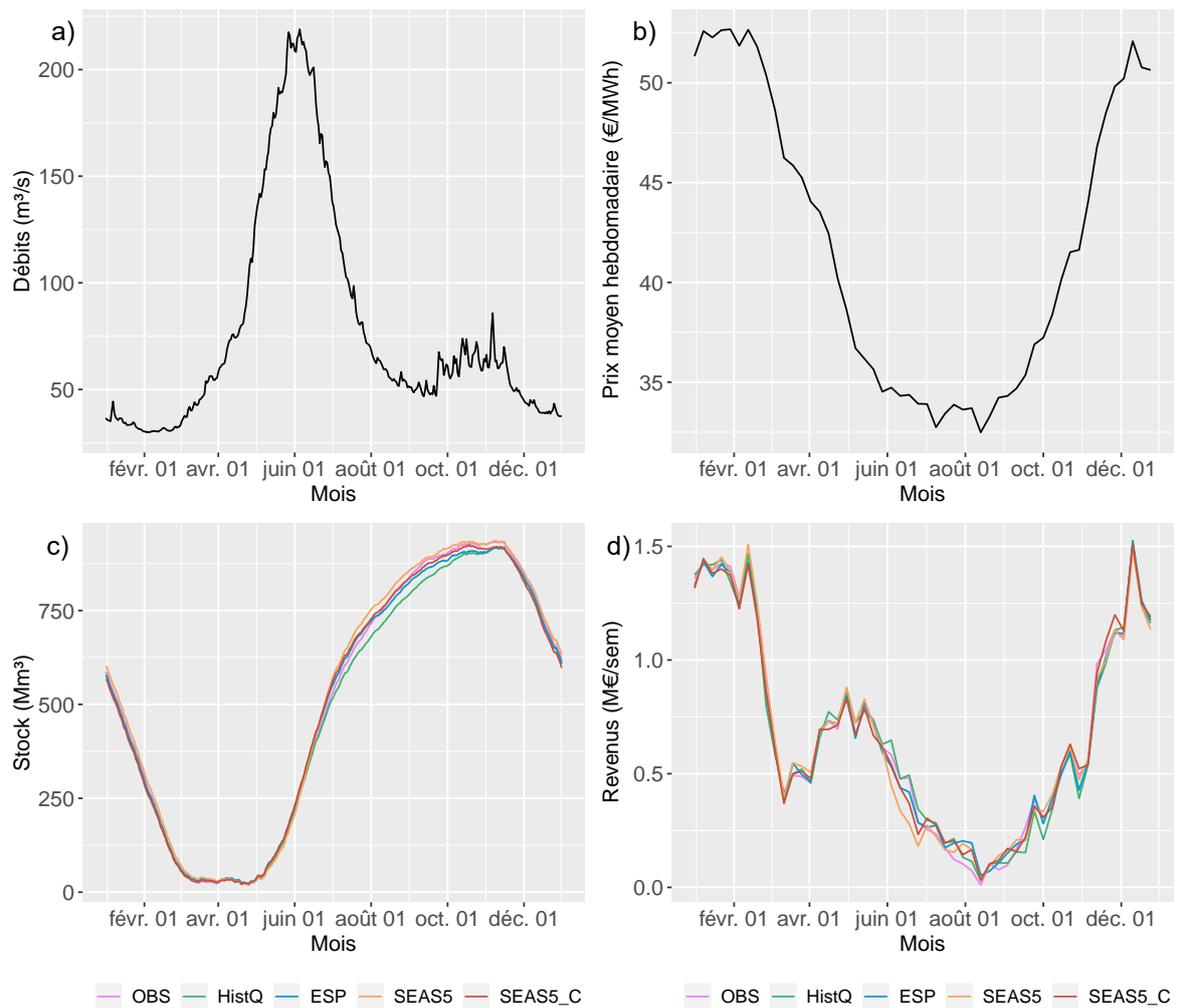


Figure 6.18 – Débits observés journaliers (graphique *a*), prix de l'électricité moyen hebdomadaire (graphique *b*), stock journalier (graphique *c*) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique *d*) de la gestion multi-DDP mono-objectif à moyenne échéance sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d'entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.

Sur les figures 6.18 et 6.19, on observe que les débits observés sont caractéristiques d'un régime à dominante pluviale sur l'Ain à Vouglans (débit plus important en hiver qu'en été) et d'un régime à dominante nivale sur la Durance à Serre-Ponçon (faible débit

en hiver et fort débit au printemps dû à la fonte des neiges). Les prix de l'électricité utilisés pour la simulation de la gestion des deux réservoirs sont identiques puisqu'ils sont basés sur une même température moyenne sur la France entière. En moyenne, ils sont plus élevés en hiver (entre 50 et 55 €/MWh) et plus faibles en été (entre 30 et 35 €/MWh). Cette évolution suit celle de la consommation d'électricité au cours de l'année, comme décrit dans le chapitre 3.

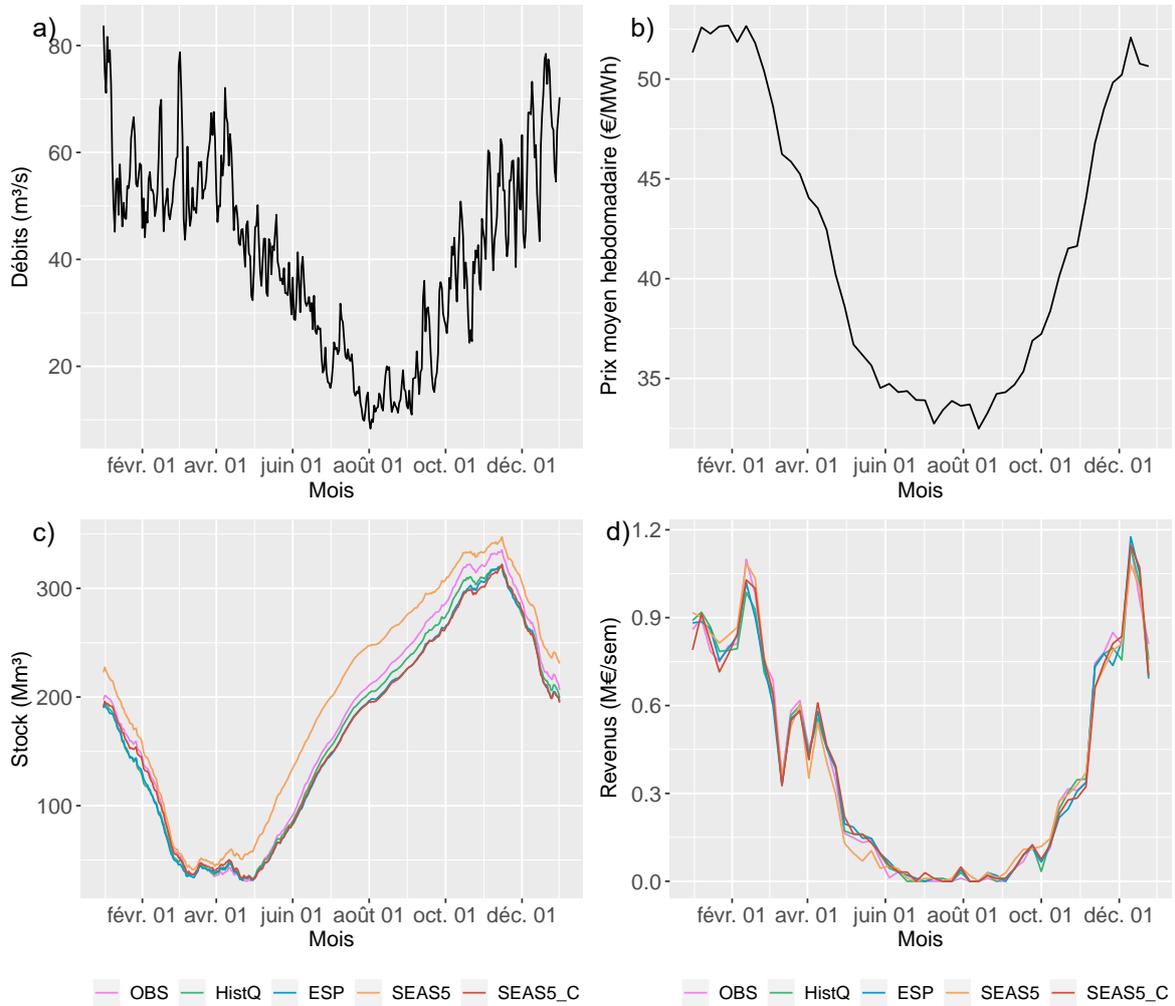


Figure 6.19 – Débits observés journaliers (graphique *a*), prix de l'électricité moyen hebdomadaire (graphique *b*), stock journalier (graphique *c*) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique *d*) de la gestion multi-DDP mono-objectif à moyenne échéance sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d'entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.

Sur les deux bassins versants, l'évolution du stock journalier moyen interannuel montre que, pour tous les systèmes de prévision, le stock se remplit entre mai et octobre (ce qui est associé à une baisse de la production), lorsque les prix de l'électricité sont faibles, et il se vide en hiver (ce qui est associé à hausse de la production), lorsque la demande en électricité et les prix de l'électricité sont forts. L'évolution du stock est donc influencée par l'évolution des valeurs de l'eau (figure 6.17) et par celle des prix de l'électricité. Le stock se remplit lorsque la valeur de l'eau est forte (pour un niveau du stock bas et

prix futurs de l'électricité forts), et lorsque le prix de l'électricité est faible (entre juin et novembre), et il se vide lorsque la valeur de l'eau est plus faible (en raison d'un stock haut), et que le prix de l'électricité est fort (en hiver). Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, les différences entre les stocks journaliers interannuels obtenus avec les différents systèmes de prévision sont très faibles entre le mois de janvier et le mois de juin, et légèrement plus fortes entre les mois de juin et de novembre. Les stocks journaliers des cinq systèmes de prévision montrent une évolution très proche, ce qui signifie que les grilles des valeurs marginales de l'eau le sont également (non illustré dans ce manuscrit). Sur le bassin de l'Ain à Vouglans, le stock journalier interannuel du système SEAS5 est, en moyenne, plus haut que celui du système de prévision OBS, ce qui peut s'expliquer par la sous-estimation des débits observés par les prévisions hydrologiques SEAS5. Une sous-estimation des débits observés induit une surestimation des valeurs de l'eau, et donc, un stockage d'eau plus important.

L'évolution des revenus de gestion hebdomadaires interannuels suit celle de la production interannuelle (non représentée ici), celle des prix de l'électricité et celle du régime hydrologique. Les revenus ont tendance à être plus élevés en hiver et plus faibles en été sur les deux bassins versants. Cette évolution s'explique par les plus forts prix de l'électricité en hiver, et par une production plus intense à cette période. Sur la Durance à Serre-Ponçon, un pic de revenus de gestion (et donc de production) est observé entre le mois d'avril et le mois de juin. La production est intense à cette période de l'année, en raison des forts apports hydrologiques liés à la fonte des neiges, et, par conséquent, aux très faibles valeurs marginales de l'eau à cette période. Les revenus de gestion (et donc la production) sont alors influencés par les prix de l'électricité et par le régime des apports hydrologiques au réservoir. Sur l'Ain à Vouglans, les revenus de gestion sont plus forts en hiver et plus faibles en été, comme les prix de l'électricité et les débits observés. L'évolution interannuelle des revenus hebdomadaires moyens suit donc la même évolution que les prix journaliers de l'électricité et les débits journaliers observés. L'écart des revenus de gestion entre les systèmes de prévision est également très faible sur les deux bassins versants. L'évolution des revenus hebdomadaires de chaque système de prévision est très similaire entre les mois de janvier et mai. À partir du mois de mai, les écarts augmentent avant de se réduire à nouveau à partir du mois d'octobre.

6.3.3 Valeur économique des prévisions hydrométéorologiques

La figure 6.20 représente les revenus de gestion obtenus avec une gestion mono-objectif sur toute la période d'étude, avec les différents systèmes de prévision. Le potentiel maximum d'amélioration (PMA) et la valeur des prévisions hydrométéorologiques sont également représentés sur cette figure. Les chiffres indiqués ne sont pas représentatifs des revenus nets sur ces réservoirs. Ils reflètent uniquement les choix de simplification faits pour cette étude de recherche.

Les revenus de gestion les plus élevés sont issus de la gestion avec les débits observés (OBS) sur les deux bassins versants. À partir des revenus de gestion obtenus avec ce système de prévision et de ceux obtenus avec le système de prévision hydrologique le plus naïf (système HistQ basé sur les historiques des débits), nous avons évalué le potentiel maximum d'amélioration (PMA), qui représente la marge d'amélioration économique réa-

lisible avec l'utilisation de prévisions hydrométéorologiques plus performantes. Le PMA s'élève à 0,47 % sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon et à 0,54 % sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans.

La valeur de la prévision hydrométéorologique évolue de manière différente selon le bassin versant étudié. Sur la Durance à Serre-Ponçon, la valeur de la prévision ESP atteint 0,15 %. Les revenus de gestion augmentent donc avec l'utilisation d'un modèle de prévision hydrologique pour la gestion. L'utilisation d'un modèle de prévision météorologique et d'un modèle de prévision hydrologique (système de prévision SEAS5) pour la gestion permet d'augmenter de 0,26 % les revenus de gestion par rapport à un système de prévision naïf. La valeur de la prévision SEAS5 est donc plus forte que celle des prévisions ESP, car elle permet de couvrir une plus grande partie du PMA. Sur ce bassin versant, la correction des biais météorologiques ne permet pas d'augmenter les revenus de gestion générés par le système de prévision SEAS5, car la valeur de la prévision SEAS5_C s'élève à 0,18 %. L'utilisation des systèmes de prévision hydrométéorologique ESP, SEAS5 et SEAS5_C permet de couvrir une partie du PMA disponible. Ainsi, l'utilisation d'un modèle hydrologique permet d'améliorer la qualité de la prévision, et également sa valeur. De même, l'utilisation d'un système de prévision météorologique (SEAS5) permet d'améliorer la qualité globale des prévisions hydrologiques (en automne et en mars/avril), ainsi que la valeur économique de la prévision. Enfin, l'utilisation d'une correction des biais météorologiques apporte une amélioration de la qualité de la prévision hydrométéorologique qui n'est cependant pas retrouvée dans sa valeur économique.

Sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans, la valeur des prévisions ESP et SEAS5 est négative. Les revenus de gestion obtenus avec ces systèmes de prévision ne permettent pas de couvrir le PMA disponible. La valeur du système de prévision ESP est la plus faible, avec -0,24 % de revenu relatif par rapport au système de prévision HistQ. L'utilisation de la prévision météorologique issue du modèle de prévision SEAS5 permet d'augmenter la valeur de la prévision et la correction des biais météorologiques permet d'atteindre la valeur de la prévision HistQ. Sur ce bassin versant, l'utilisation de prévisions météorologiques plus performantes en termes de qualité n'apporte pas une plus-value économique sur la gestion de la réserve hydroélectrique.

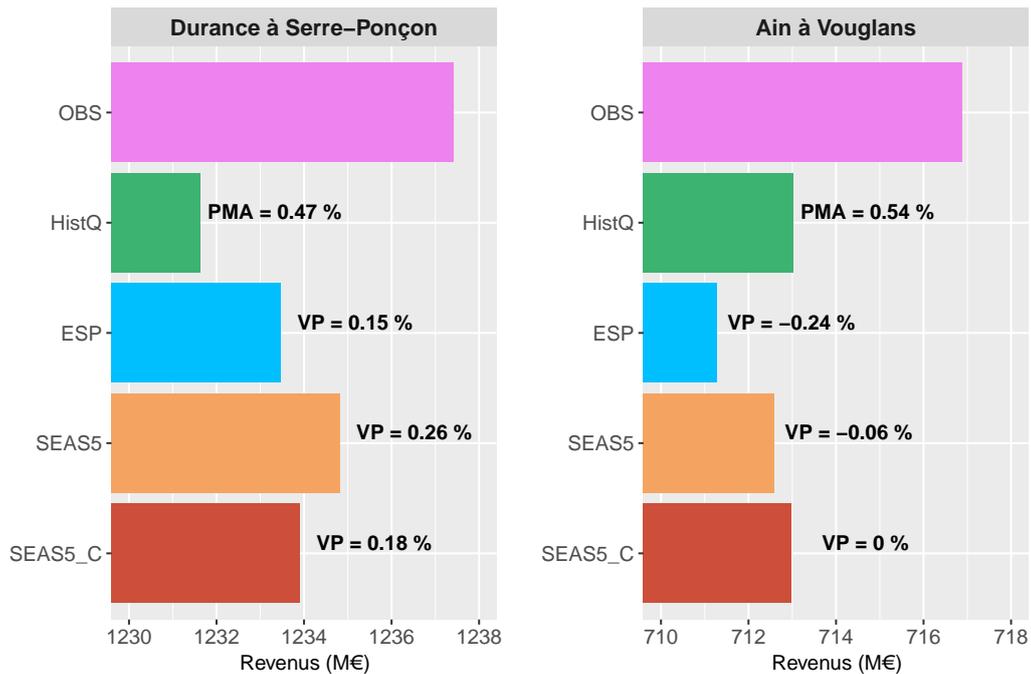


Figure 6.20 – Revenus de gestion, PMA et valeur économique des prévisions hydrométéorologiques (VP) sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans, pour une gestion mono-objectif.

6.3.4 Analyse de la gestion mono-objectif des années 2001 et 2002

Afin de mieux comprendre l'apport que peut avoir un système de prévision sur la gestion d'une réserve hydroélectrique, nous prenons un exemple de gestion pour deux années hydrologiques très contrastées sur la Durance à Serre-Ponçon : l'année 2001, qui a été une année particulièrement humide par rapport à la moyenne historique, et l'année 2002, qui a été une année sèche par rapport à la moyenne historique. Cet exemple permet d'illustrer le comportement du modèle de gestion face à deux années hydrologiques extrêmes.

La figure 6.21 illustre les entrées et les sorties du modèle de gestion multi-DDP, pour une gestion mono-objectif, et pour les années 2001 et 2002. Le premier graphique *a* représente la moyenne des membres de la prévision journalière des quatre systèmes de prévision (HistQ, ESP, SEAS5 et SEAS5_C), à chaque mois d'initialisation. Ainsi, les débits sur les 31 premiers jours représentés sur la figure sont issus de la prévision émise le 1^{er} janvier 2001. De même, les débits sur les 28 jours suivants sont issus de la prévision émise le 1^{er} février 2001, et ainsi de suite. Les « sauts » sur la trajectoire d'un système de prévision, comme par exemple sur la trajectoire de la prévision SEAS5_C au mois d'avril 2001, représentent l'actualisation de la prévision saisonnière (initialisée chaque premiers jour du mois). Sur le graphique *a*, les débits observés sont également représentés. Le graphique *b* représente l'évolution du stock journalier des cinq systèmes de prévision pour les années 2001 et 2002. Enfin, le graphique *c* représente l'évolution des revenus de gestion mensuels des cinq systèmes de prévision.

On observe que, par construction, le système de prévision HistQ est très similaire d'une année à l'autre. Il sous-estime les apports hydrologiques observés sur l'année 2001 et il surestime ceux de l'année 2002. Cela confirme le fait que l'année 2001 est une année très humide par rapport aux années observées dans le passé (système HistQ), et que l'année 2002 est une année très sèche. Les systèmes de prévision ESP, SEAS5 et SEAS5_C ont des trajectoires plus proches de celle des débits observés, en particulier sur la période de fonte des neiges (en avril, mai et juin). L'utilisation d'un modèle de prévision hydrologique permet donc de mieux prévoir les apports de ces deux années. Les prévisions SEAS5 ont tendance à surestimer les débits observés lors de la fonte des neiges en 2001. Les prévisions SEAS5_C capturent mieux l'évolution de la fonte des neiges, malgré une surestimation des débits en 2001 et une sous-estimation des débits en 2002.

L'évolution du stock journalier traduit le cycle saisonnier de la production et des revenus de gestion. La réserve en eau se vide en hiver et se remplit durant la fonte des neiges, au printemps. Le remplissage du réservoir est plus rapide (pente plus forte) durant l'année 2001 que durant l'année 2002, en raison des plus forts apports hydrologiques au printemps. La différence d'évolution des stocks n'est pas très marquée sur ces deux années. La vidange et le remplissage du réservoir obtenus avec la gestion issue de chaque système de prévision s'opèrent généralement de la même manière. Les différences observées s'expliquent par l'évolution des apports moyens journaliers. Lorsque les apports prévus sous-estiment les apports observés, le stock associé au système de prévision pris en compte est plus haut que celui associé au système de prévision OBS, et inversement. Par exemple, le système de prévision HistQ sous-estime, en moyenne, les apports observés en 2001, ce qui induit un niveau de stock plus haut que celui du système OBS. À l'inverse, en 2002, le système de prévision HistQ surestime, en moyenne, les apports observés, ce qui induit un niveau de stock plus bas que celui du système OBS. Lorsque les différences de débits entre les systèmes de prévision sont très faibles, comme en hiver 2002, les différences de stock le sont également. L'évolution du stock est donc liée à l'évolution des apports moyens. Néanmoins, les fortes différences des apports hydrologiques entre les différents systèmes de prévision (par exemple, durant la fonte des neiges) influencent la gestion, et donc l'évolution du stock, de manière très faible. Cette observation peut s'expliquer, en partie, par la grande taille du réservoir.

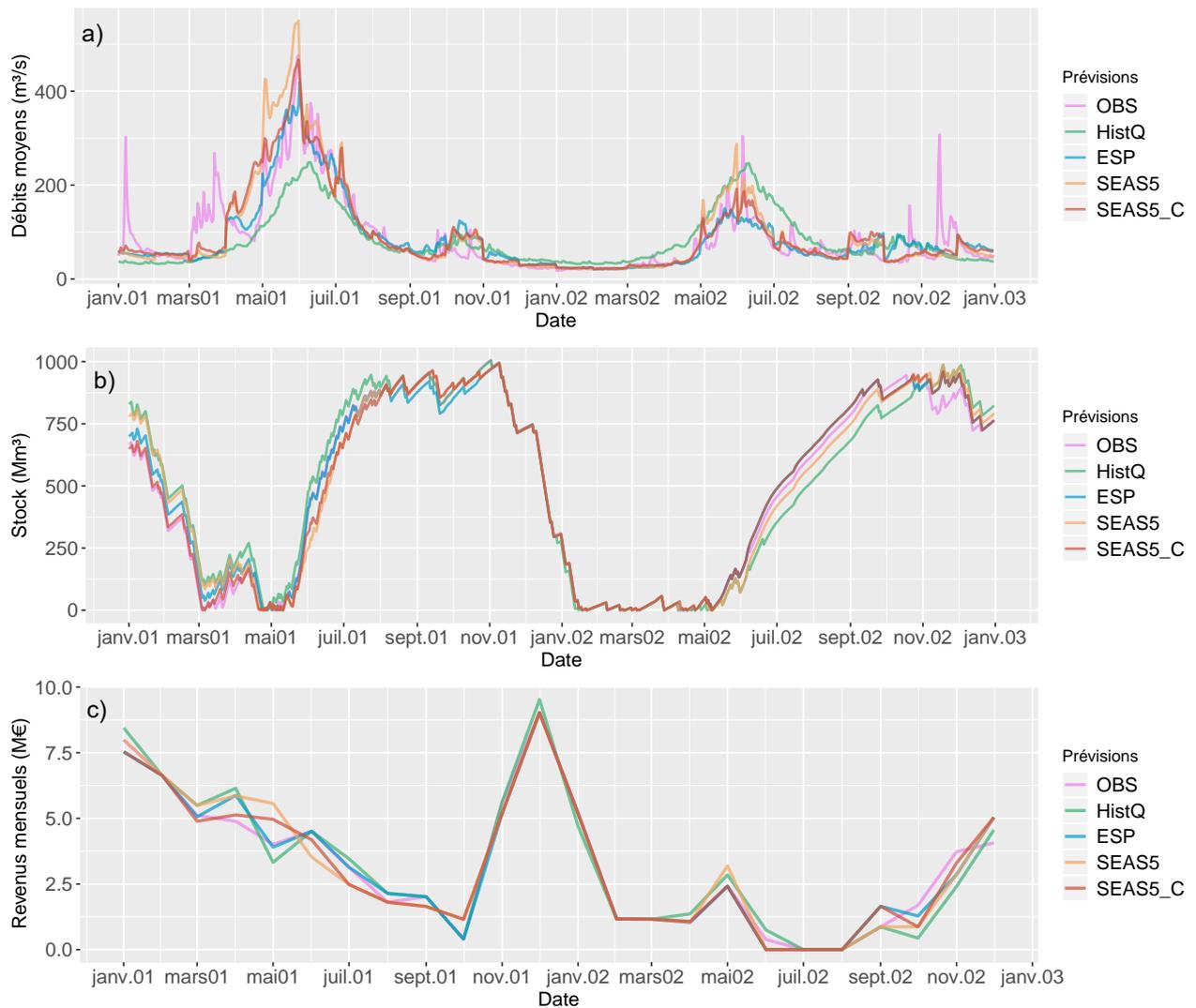


Figure 6.21 – Débits moyens (graphique a), évolution des stocks journaliers (graphique b) et revenus mensuels de gestion (graphique c) pour la gestion mono-objectif des années 2001-2002 sur la Durance à Serre-Ponçon, et pour les différents systèmes de prévision (OBS, HistQ, ESP, SEAS5 et SEAS5_C).

L'évolution du stock est également liée à l'évolution de la production, et par conséquent, à l'évolution des revenus de gestion. Les revenus mensuels de gestion de chaque système évoluent de manière identique : les revenus sont plus forts en hiver qu'en été. Ils sont très similaires en hiver 2001-2002, comme l'évolution des stocks. Les différences s'observent donc durant les périodes de fonte des neiges. Lorsqu'un système de prévision présente des revenus supérieurs à ceux des autres systèmes de prévision pour un mois donné, le déstockage (la production) du mois en question est plus fort. C'est le cas, par exemple, des mois d'avril 2001 et de janvier 2002 pour le système de prévision HistQ. Dans les deux cas, l'intensification de la production peut être due à un stock initial plus haut, et donc à une valeur de l'eau plus faible (comme en avril 2001), ou à une surestimation des débits futurs, induisant une valeur de l'eau plus faible (comme en janvier 2002).

6.4 Gestion des réservoirs multi-objectifs

Dans cette partie, nous présentons les résultats de gestion obtenus avec le modèle multi-DDP pour un double objectif de gestion : la production hydroélectrique et un objectif de stock à atteindre en été. La gestion multi-objectifs est opérée en fonction des contraintes de gestion, dont la contrainte minimale, associée à la courbe-guide de remplissage pour atteindre l'objectif de stock estival. Cette courbe évolue différemment en fonction du temps et en fonction des apports prévus. Elle sert également de limite inférieure pour construire la grille des valeurs marginales de l'eau. Ces dernières sont donc difficilement comparables, c'est pourquoi elles ne sont pas représentées dans cette partie.

6.4.1 Bilan de gestion

Les bilans de la gestion multi-objectifs des bassins de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans sont représentés sur les figures 6.22 et 6.23. Les évolutions des débits observés et des prix de l'électricité sont identiques à celle des figures 6.18 et 6.19, puisque l'objectif de gestion ne joue pas un rôle sur ces chroniques. Nous répétons ici leur présentation pour faciliter la lecture des résultats.

L'influence de la contrainte de stock minimale (courbe-guide de remplissage) pour atteindre l'objectif de stock estival se ressent sur l'évolution des stocks de chaque système de prévision. Les niveaux de stock sont très influencés par la contrainte imposée aux mois de juillet et d'août. Entre les mois de janvier et d'avril, sur le bassin de la Durance à Serre-Ponçon, le stock de la gestion avec le système de prévision OBS se vidange complètement (production forte), c'est pourquoi il génère, en moyenne, plus de revenus à cette période. Les stocks correspondant à la gestion avec les autres systèmes de prévision ne se vidangent pas complètement entre les mois de janvier et d'avril. Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon et celui de l'Ain à Vouglans, la différence entre la courbe de stock issue de la gestion avec le système de prévision OBS et celle issue de la gestion avec la prévision HistQ augmente à mesure que la contrainte de stock estivale approche. La tendance est inverse pour les gestions avec les trois autres systèmes de prévision (ESP, SEAS5 et SEAS5_C). Cette différence d'évolution entre les cinq systèmes de prévision peut s'expliquer, en partie, par :

- l'évolution de la courbe-guide de remplissage à suivre pour atteindre l'objectif de stock estival. Cette courbe-guide est définie comme une contrainte de stock minimale. Elle est calculée selon le quantile 90 % des courbes de remplissage construites à partir des membres de la prévision. Si la prévision prévoit des apports hydrologiques faibles entre les mois de janvier et juillet, la courbe-guide de remplissage sera haute pour pouvoir garantir une satisfaction de la contrainte de stock estival dans le cas où les scénarios d'apports seraient faibles. À l'inverse, si les apports hydrologiques prévus sont forts entre les mois de janvier et de juillet, la courbe-guide aura tendance à être basse. Pour une gestion multi-objectifs, les scénarios de prévision secs ont une grande influence sur la construction de la courbe-guide de remplissage qui définit les contraintes de gestion, et donc, par conséquent, sur la fenêtre disponible pour la gestion de la production d'électricité (entre la courbe-guide de remplissage et la contrainte de stock maximale).

- la pénalisation de la défaillance du système vis-à-vis de la contrainte estivale. En effet, une pénalisation est imposée par de fortes valeurs de Bellman à des niveaux de réservoir proches de la courbe-guide dans le cas où le niveau du stock est plus bas que celui de la courbe-guide (chapitre 3). Cette pénalisation force le stock à être toujours supérieur à la courbe-guide. Plus la pénalisation est forte, plus le niveau du stock sera haut.

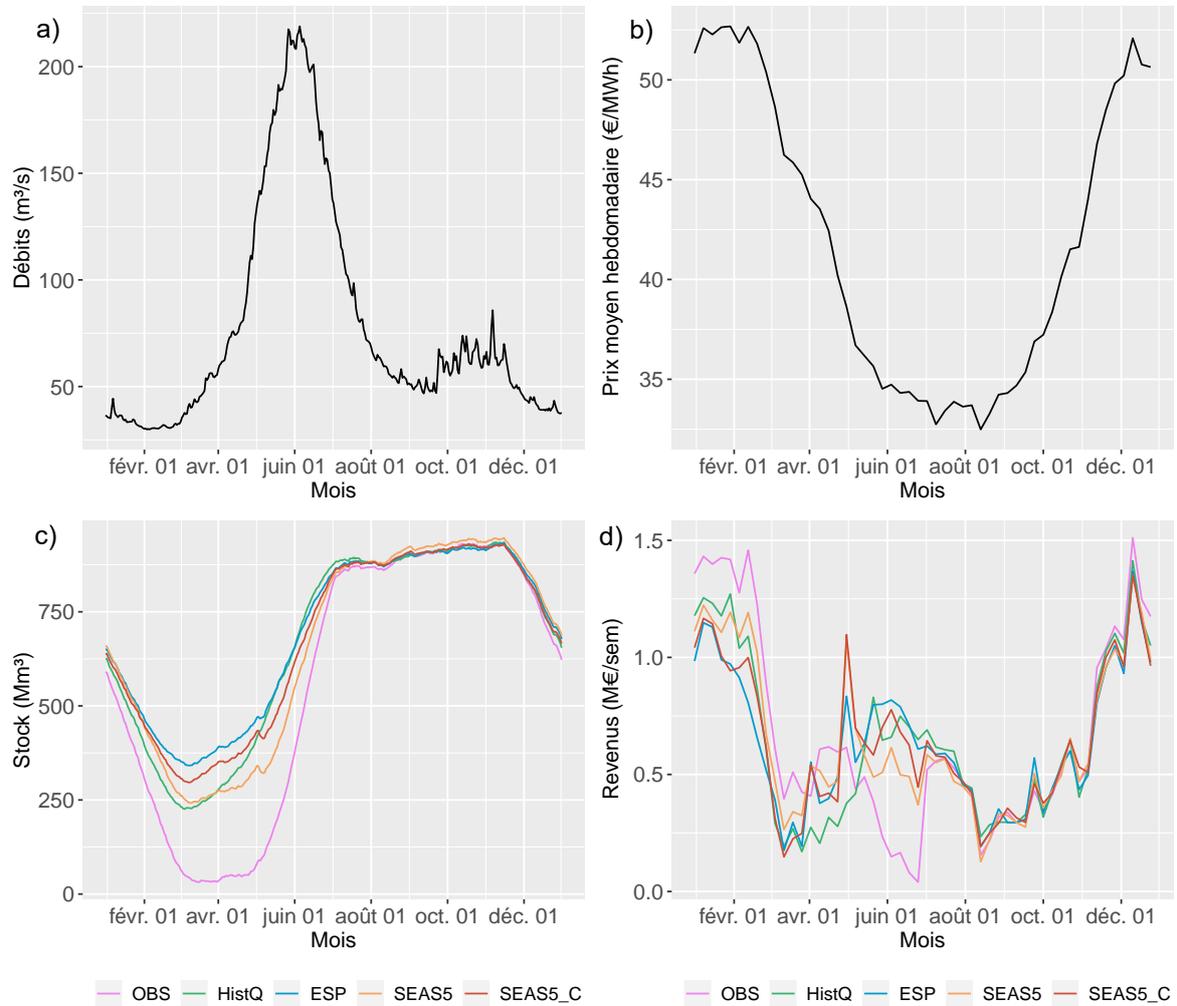


Figure 6.22 – Débits observés journaliers (graphique *a*), prix de l’électricité moyen hebdomadaire (graphique *b*), stock journalier (graphique *c*) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique *d*) de la gestion multi-DDP multi-objectifs à moyenne échéance sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d’entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.

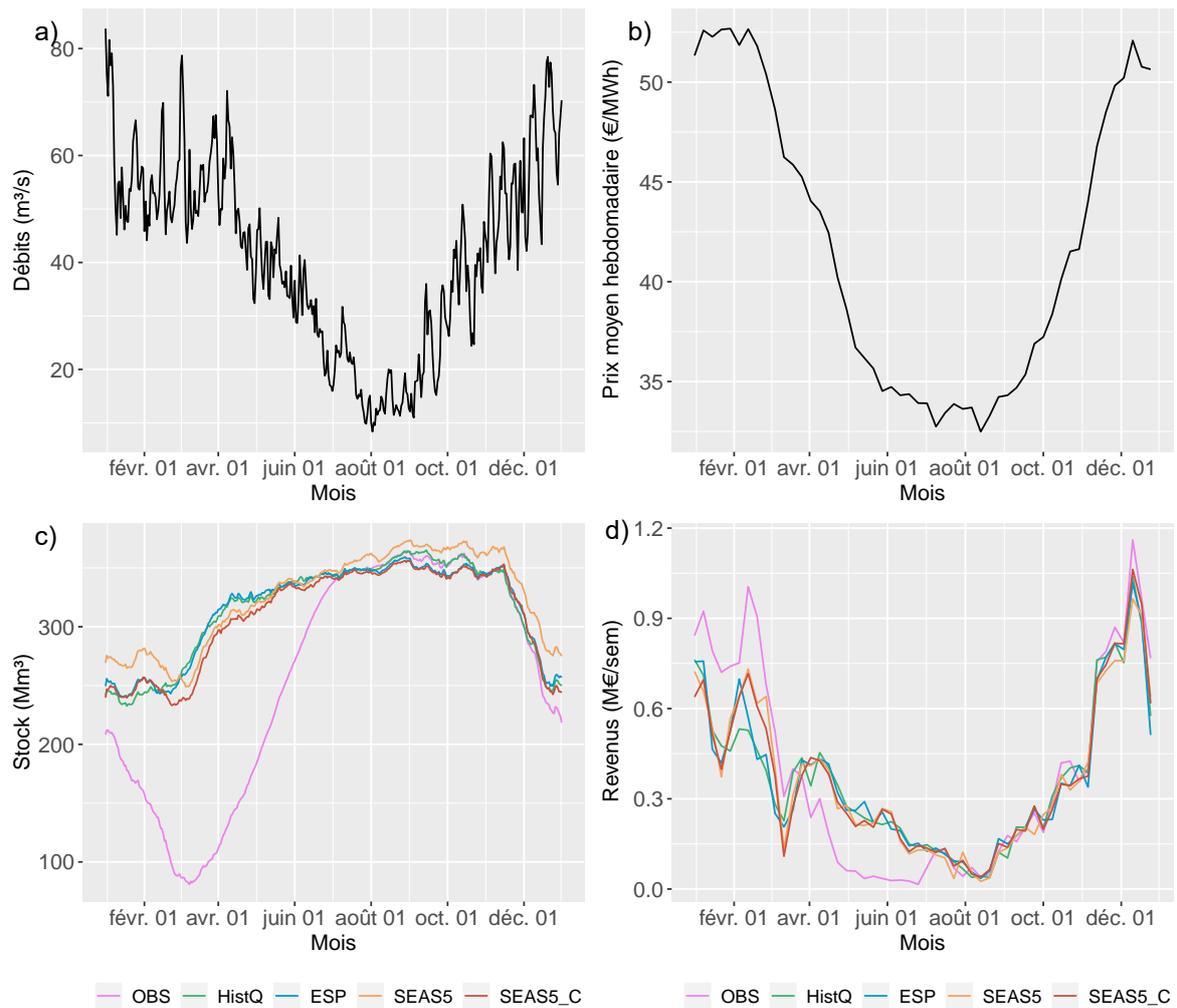


Figure 6.23 – Débits observés journaliers (graphique *a*), prix de l'électricité moyen hebdomadaire (graphique *b*), stock journalier (graphique *c*) et revenus de gestion hebdomadaire (graphique *d*) de la gestion multi-DDP multi-objectifs à moyenne échéance sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. Les graphiques représentent les moyennes interannuelles de chaque variable d'entrée ou de sortie, pour chaque système de prévision étudié.

Pour les deux bassins versants, nous observons que les différences de revenus de gestion entre les systèmes de prévision SEAS5, SEAS5_C, ESP et HistQ et le système OBS sont plus marquées que pour la gestion mono-objectif. Les revenus de gestion issus de la gestion avec le système OBS sont plus importants que ceux des autres gestions (autres systèmes de prévision) entre les mois de janvier et de mars, et ils sont plus faibles entre les mois d'avril (Vouglans) et mai (Durance) et de juillet. Entre les mois de juillet et décembre, l'évolution des revenus hebdomadaires de gestion issus de la gestion avec les cinq systèmes de prévision montrent des différences très faibles sur les deux bassins versants.

De la même manière que pour la gestion mono-objectif, les revenus de gestion suivent l'évolution des prix de l'électricité, ainsi que celle du régime hydrologique. En effet, les revenus sur la Durance à Serre-Ponçon sont plus forts en hiver, mais également durant la période de fonte des neiges. La production est donc plus intense à cette période, dans le but de stocker dans le réservoir les apports hydrologiques liés à la fonte des neiges. La différence de revenus entre l'hiver et la période de fonte des neiges est uniquement due à

la différence des prix de l'électricité entre ces deux saisons. Sur l'Ain à Vouglans, le stock associé au système SEAS5 est plus haut que ceux des autres systèmes, en raison du biais de sous-estimation des débits. Pour la gestion multi-objectifs, les écarts de revenus de gestion entre les différents systèmes de prévision sont donc plus marqués entre les mois de janvier et juillet, ce qui correspond à la période où la gestion est soumise à la contrainte de stock minimale donnée par la courbe-guide de remplissage pour atteindre l'objectif de stock estival. Cette observation confirme l'importance de prévoir correctement la courbe-guide de remplissage pour la gestion multi-objectifs.

6.4.2 Valeur économique des prévisions hydrométéorologiques

La figure 6.24 représente les revenus de gestion multi-objectifs obtenus sur toute la période d'étude, avec les différents systèmes de prévision, ainsi que le potentiel maximum d'amélioration (PMA) et la valeur des prévisions hydrométéorologiques (VP).

Comme pour la gestion mono-objectif, le revenu de gestion le plus élevé est issu de la gestion parfaite sur les deux bassins versants. Le PMA est obtenu avec le système parfait et avec le système de prévision hydrologique le plus naïf (système HistQ basé sur les historiques des débits). Sur la Durance à Serre-Ponçon, il s'élève à 4,06 % contre 5 %, sur l'Ain à Vouglans.

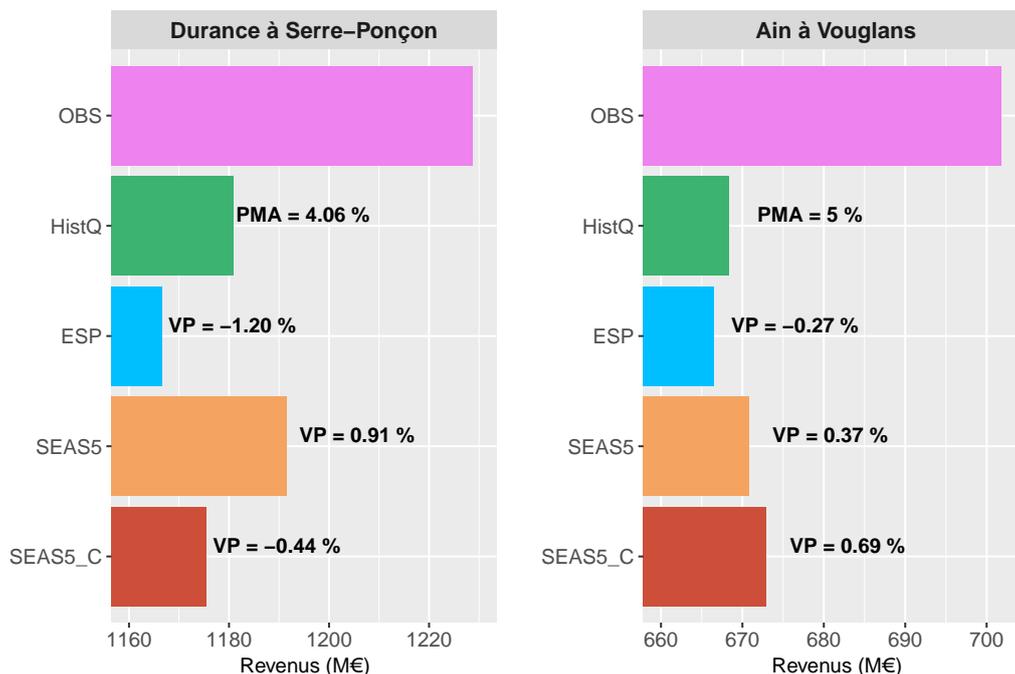


Figure 6.24 – Revenus de gestion, PMA et valeur économique des prévisions hydrométéorologiques (VP) sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans, pour une gestion multi-objectifs.

Sur la Durance à Serre-Ponçon, la valeur de la prévision ESP est négative. Les revenus de gestion obtenus avec ce système de prévision sont plus faibles de 1,20 % que les revenus de gestion obtenus avec les prévisions HistQ. L'utilisation d'un modèle de prévision météorologique et d'un modèle de prévision hydrologique (système de prévision SEAS5)

permet d'augmenter de 0,91 % les revenus de gestion d'un système de prévision naïf. La valeur de la prévision est positive, ce qui indique que ce système de prévision apporte une plus-value, en termes de valeur économique, par rapport au système de prévision naïf (HistQ). Or, ce système de prévision apporte également une plus-value en termes de qualité globale en automne et en mars/avril. Cependant, la valeur de la prévision SEAS5_C est négative, s'élevant à -0,44 %. L'utilisation de ce système de prévision hydrométéorologique (SEAS5_C) ne permet pas de couvrir une partie du PMA disponible, bien qu'il soit de meilleure qualité que le système de prévision HistQ. Les résultats obtenus sur ce bassin versant montrent la complexité du lien entre la qualité et la valeur économique. Une prévision de bonne qualité, comme le système de prévision SEAS5_C, peut avoir une valeur économique faible, en comparaison d'un autre système de prévision.

Sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans, la valeur du système de prévision ESP est également négative. Les revenus de gestion de ce système sont plus faibles que ceux du système de prévision HistQ (valeur économique de -0,27 %). L'utilisation d'un modèle de prévision météorologique et d'un modèle de prévision hydrologique permet d'augmenter les revenus de gestion. En effet, la valeur économique de la prévision est positive. Elle s'élève à 0,37 %. Les revenus de gestion augmentent également lorsque l'on considère le système de prévision SEAS5_C dans la gestion. Sur ce bassin versant, et pour une gestion multi-objectifs, l'utilisation des prévisions SEAS5 et SEAS5_C a un intérêt économique pour la gestion de la réserve hydroélectrique. Pour ces deux systèmes de prévision, l'amélioration de la qualité (en termes de fiabilité, de qualité globale et de biais) se traduit également par une amélioration de la valeur économique.

Les PMA obtenus pour une gestion multi-objectifs sont plus grands que ceux obtenus pour une gestion mono-objectif. De même, la valeur de la prévision est plus forte pour une gestion multi-objectifs. L'ajout d'un deuxième objectif de gestion, traduit par une contrainte de stock, augmente donc la marge d'amélioration d'un système de prévision naïf par rapport au système parfait. On remarque également sur la figure 6.24 que plus la gestion de la production hydroélectrique est contrainte, plus la valeur de la prévision est forte.

6.4.3 Analyse de la gestion multi-objectifs des années 2001 et 2002

Dans le même but que l'analyse de la gestion mono-objectif, nous prenons pour exemple la gestion multi-objectifs d'une réserve hydroélectrique avec les apports hydrologiques de la Durance à Serre-Ponçon pour les années 2001 et 2002, pour mieux comprendre l'apport des systèmes de prévision sur le fonctionnement de la gestion.

La figure 6.25 représente les entrées et les sorties du modèle de gestion multi-DDP, pour une gestion multi-objectifs, et pour les années 2001 et 2002. Le graphique *a* représente l'évolution du quantile 10 % des membres de prévision hydrologique. Nous faisons figurer le quantile 10 % des membres de la prévision hydrologique, car il représente d'avantage le scénario d'apports pris en compte pour la construction de la courbe-guide de remplissage (quantile 90 % des courbes de remontée). Les courbes sont construites de la même manière que celles représentant la moyenne des membres de la prévision hydrologique sur la figure 6.21. Le graphique *b* représente l'évolution des courbes-guides de remplissage élaborées

avec chaque système de prévision. Les « sauts » visibles sur les trajectoires de courbes représentent l'actualisation de la prévision et donc, par conséquent, des courbes-guides de remplissage. Le graphique *c* représente l'évolution du stock des cinq systèmes de prévisions pour les années 2001 et 2002. Enfin, le graphique *d* représente l'évolution des revenus de gestion hebdomadaires cumulés des cinq systèmes de prévision.

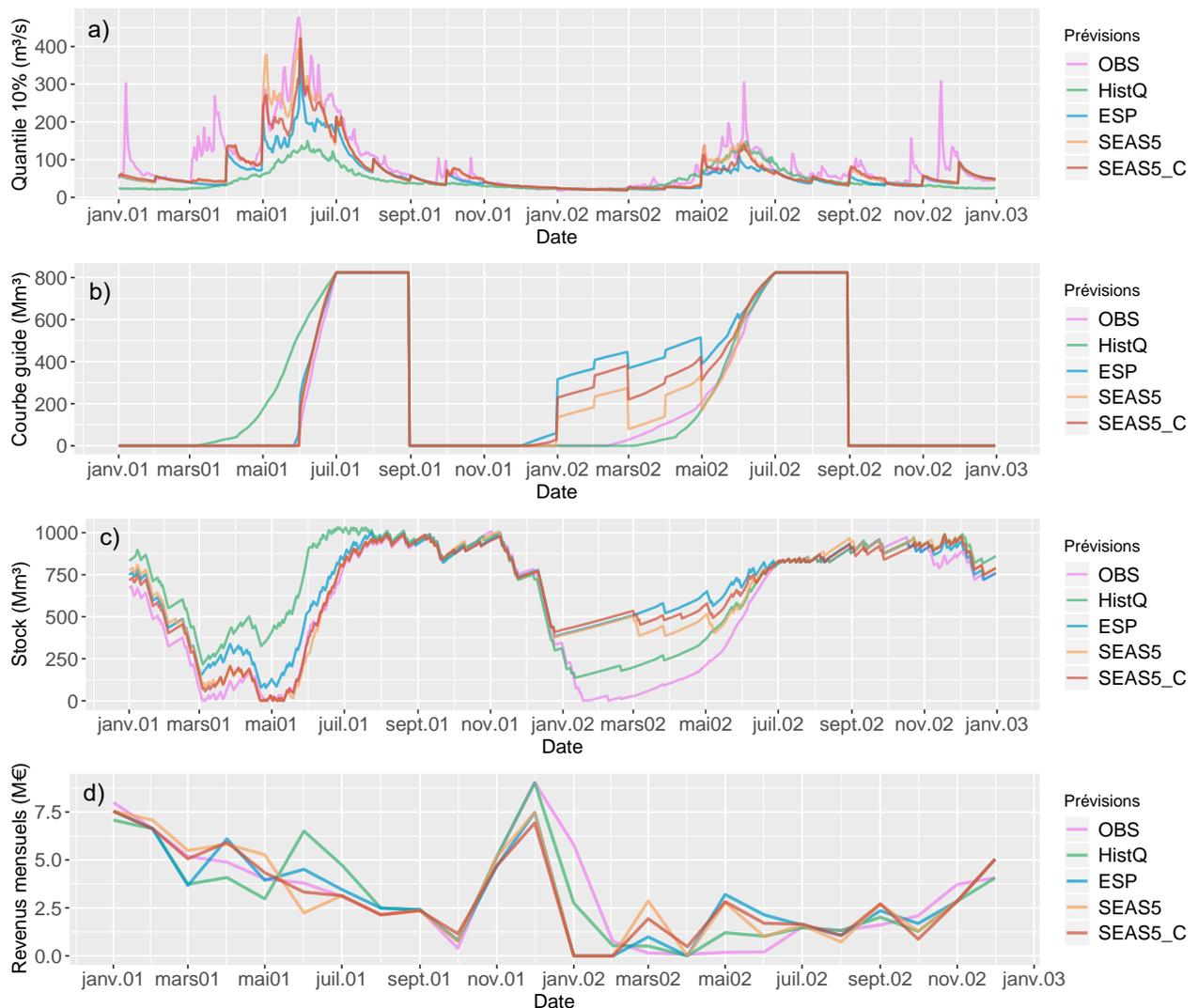


Figure 6.25 – Débits moyens (graphique *a*), évolution des courbes-guides de remplissage (graphique *b*), évolution des stocks journaliers (graphique *c*) et revenus mensuels de gestion (graphique *d*) pour la gestion multi-objectifs des années 2001-2002 sur la Durance à Serre-Ponçon, et pour les différents systèmes de prévision (OBS, HistQ, ESP, SEAS5 et SEAS5_C).

Les quantiles de prévision 10 % des systèmes de prévision ESP, SEAS5 et SEAS5_C sont proches des débits observés entre les mois d'avril et de juillet 2001, ce qui explique la similitude entre les courbes-guides de remplissage sur le deuxième graphique. Au contraire, le quantile 10 % du système de prévision HistQ prévoit moins d'apports que les apports observés, c'est pourquoi la courbe-guide associée à ce système de prévision est plus haute cette année-là. L'année 2002 étant plus sèche que l'année 2001, la courbe-guide du système de prévision OBS est plus haute que celle de l'année précédente. La courbe-guide de

remplissage construite pour l'année 2001 avec le système de prévision OBS commence le remplissage du réservoir en mai 2001 pour atteindre la contrainte de stock estival. À l'inverse, celle construite avec le système de prévision OBS pour l'année 2002 commence le remplissage du réservoir dès le mois de mars 2002 pour satisfaire la contrainte imposée au 1er juillet. Le remplissage du réservoir commence donc plus tôt pour atteindre la contrainte de stock estival lorsque l'année est sèche, et inversement.

Pour l'année 2002, le quantile 10 % des prévisions SEAS5, SEAS5_C, et ESP sous-estime le débit observé entre janvier et juillet. Les courbes guide de remplissage sont donc plus hautes que celle obtenue avec le système de prévision OBS. En effet, le remplissage du réservoir pour atteindre la contrainte de stock estival commence à la fin de l'année 2001 pour ces trois systèmes de prévision. Pour le système de prévision HistQ, le quantile 10 % est proche du débit observé, c'est pourquoi sa courbe-guide de remplissage l'est également, malgré une légère sous-estimation.

Sur les deux années étudiées, plus les courbes-guides de remplissage établies avec les différents systèmes de prévision sont proches de celle établie avec le système OBS, plus les stocks journaliers associés le sont également. Ainsi, l'évolution des stocks associés aux systèmes de prévision SEAS5 et SEAS5_C est proche de celle associée au système OBS en 2001, ce qui n'est pas le cas durant l'année 2002. Les fortes contraintes imposées par la courbe-guide de remplissage ont un rôle important sur l'évolution du stock journalier. Plus les courbes-guides sont hautes, plus la gestion s'opère avec un niveau de stock haut.

De même, plus la courbe est haute, plus le volume d'eau à optimiser pour la gestion hydroélectrique est réduit (entre la courbe-guide de remplissage et la capacité maximale de stockage). Il est donc important de bien définir les courbes-guides de remplissage. Or, les revenus de gestion ne présentent pas des différences aussi grandes que celles observées entre les apports prévus et les évolutions de stocks. Les différences entre les revenus de gestion s'observent lorsqu'il y a des différences entre les courbes-guides de remplissage. De la même manière que pour la gestion mono-objectif, l'évolution des revenus de gestion est liée au déstockage. Par exemple, en 2001, le système de prévision HistQ génère moins de revenus entre janvier et mai, ce qui est lié à la courbe-guide de remontée qui impose une gestion avec un niveau de stock haut. Cependant, ce système de gestion permet de générer plus d'apport en juin et juillet. En raison de son stock haut, et des forts apports observés, la production est donc intensifiée en juin et juillet pour éviter les déversement (non présenté sur la figure 6.25). Malgré une production plus intense à cette période, la gestion avec le système de prévision HistQ est la seule à générer des déversements à cette période. Après le 1^{er} juillet 2001, les revenus de gestion des cinq systèmes de prévision sont de nouveau très similaires, jusqu'en novembre 2001 où des différences l'on peut noter des différences. Les revenus des systèmes de prévision SEAS5, SEAS5_C et ESP sont plus faibles que ceux des systèmes de prévision HistQ et OBS entre décembre 2001 et février 2002, en raison des courbes-guides de remplissage, qui imposent de maintenir un stock haut à partir de cette période, et réduisent donc le volume d'eau disponible pour l'optimisation de la production hydroélectrique. Après février 2002, le déstockage plus important de la gestion avec les systèmes de prévision SEAS5, SEAS5_C et ESP permet de générer plus de revenus de gestion que ceux des systèmes de prévision HistQ et OBS. Cette production plus intensive peut être expliquée par le niveau du stock plus haut, et donc par une valeur de l'eau plus faible.

Sur cet exemple, nous montrons l'importance de bien prévoir les apports hydrologiques pour une gestion multi-objectifs. Une bonne prévision des courbes-guides de remplissage permet de placer la production à des périodes plus intéressantes (lorsque le prix de l'électricité et la demande en électricité sont élevés). Les systèmes de prévision SEAS5 et SEAS5_C peuvent apporter un intérêt pour la gestion multi-objectifs comme, par exemple, durant l'année 2001. Ils permettent de mieux construire les courbes-guides de remplissage de l'année 2001 en comparaison d'un système de prévision naïf. Néanmoins, elles ne permettent pas d'opérer une meilleure gestion durant l'année 2002. Pour une gestion dont les objectifs consistent à maximiser les revenus de gestion et à atteindre un stock donné en été, il est donc essentiel de définir correctement les courbes-guides de remplissage.

6.5 Analyse du volume d'eau déversé

La gestion d'une réserve hydroélectrique peut également être évaluée par sa capacité à respecter les contraintes de gestion imposées. La contrainte de stock minimum est toujours respectée pour la gestion mono-objectif (fixée à 0 Mm³). Pour la gestion multi-objectifs, il est possible que la contrainte minimale de stock, donnée par la courbe-guide de remplissage, ne soit pas toujours respectée. C'est le cas, par exemple, lorsque les apports observés sont trop faibles pour pouvoir suivre la courbe-guide de remplissage. Par ailleurs, les contraintes de gestion liées au stock maximum peuvent également ne pas être systématiquement respectées, ce qui entraîne un volume d'eau déversé. Dans cette partie, nous nous intéressons à l'analyse de ces volumes d'eau déversés. Ils représentent une perte économique potentielle (volume non utilisé pour la production hydroélectrique) qui peut être liée à la mauvaise gestion de la réserve en eau (si le volume déversé est supérieur au volume déversé de la gestion avec les débits observés). En effet, le volume total déversé de la gestion avec les débits observés est considéré comme « inévitable » car il se produit en situation parfaite. La différence des volumes d'eau déversés entre la gestion parfaite et celles avec les différents systèmes de prévision représente alors le volume d'eau qui aurait pu être utilisé pour la production si la gestion avait été plus performante. La figure 6.26 représente l'évolution de ces volumes d'eau déversés cumulés pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans et pour une gestion mono-objectif et multi-objectifs.

Sur cette figure, on observe que le volume déversé total sur les deux bassins versants est plus important pour une gestion multi-objectifs. De plus, les volumes d'eau déversés issus des gestions avec les systèmes de prévisions SEAS5, SEAS5_C, ESP et HistQ sont toujours plus importants que les volumes d'eau déversés de la gestion parfaite.

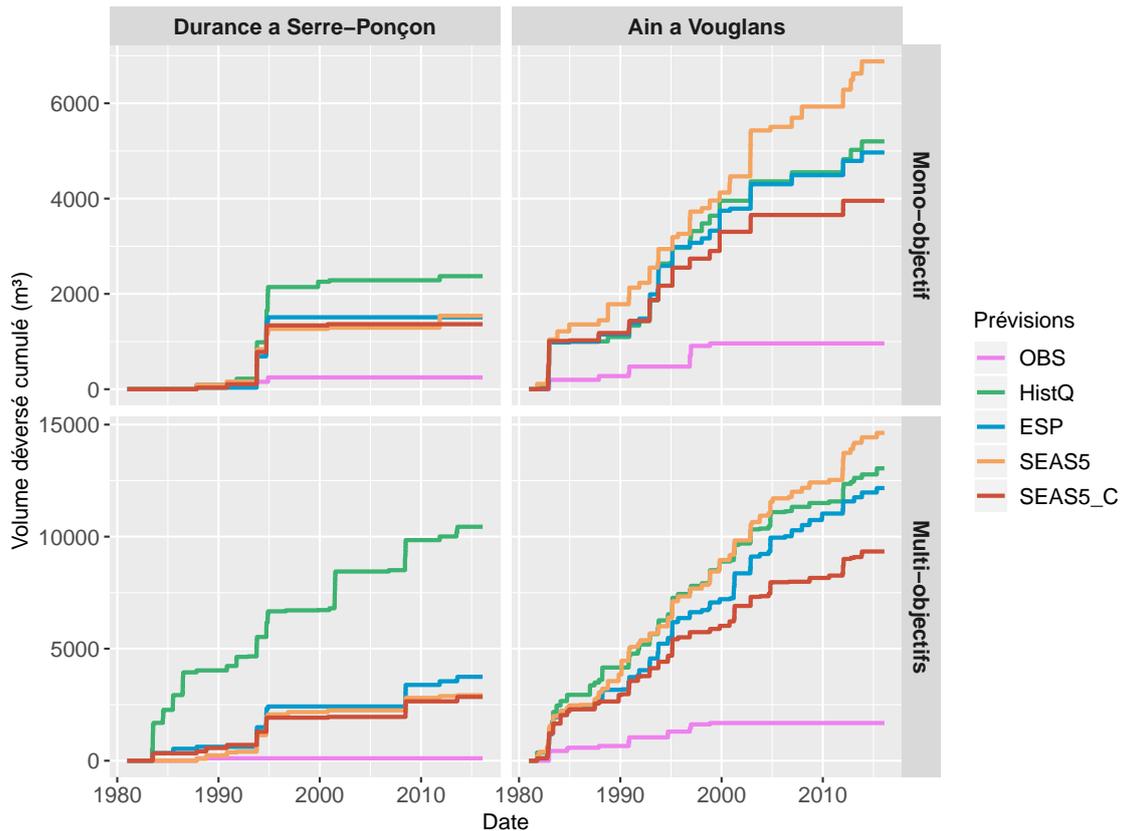


Figure 6.26 – Évolution du volume cumulé des 5 systèmes de prévision pour chaque bassin versant, et pour les gestions mono-objectif et multi-objectifs.

Le système de prévision qui engendre le plus de déversement sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans correspond au système SEAS5, pour les deux types de gestion. Ce fort volume d'eau déversé est directement lié au stock journalier issu de la gestion avec ce système de prévision qui est, en moyenne, plus élevé que le stock issu de la gestion parfaite (figure 6.19). Cette différence de stock, et donc de volume déversé, s'explique par le biais de sous-estimation des prévisions SEAS5. Le deuxième système de prévision qui engendre les plus forts volumes déversés sur l'Ain à Vouglans, pour les deux types de gestion, correspond au système de prévision HistQ. Or, pour une gestion mono-objectif, ce système de prévision engendre les meilleurs revenus de gestion, après le système de prévision parfaite. En termes de revenus de gestion, ce système est considéré comme bon, mais en termes de déversement, il devient le deuxième système le plus mauvais. Le système de prévision permettant d'éviter le plus de déversement correspond au système de prévision SEAS5_C. L'amélioration du système de prévision avec une correction des biais météorologiques permet donc d'améliorer la gestion en termes de pertes économiques évitées à cause du déversement.

Les volumes déversés sur la Durance à Serre-Ponçon sont plus importants pour le système de prévision HistQ, pour les deux types de gestion. Le cumul des volumes déversés de ce système de prévision représente près du double des cumuls des autres systèmes de prévision lorsque la gestion est contrainte par un niveau de stock estival, ce qui peut être considéré comme un indicateur de mauvaise gestion. Pour cette gestion, le système de prévision HistQ est le deuxième qui génère le plus de revenus de gestion, après le système

de prévision OBS et le système de prévision SEAS5. Ce système de prévision permet donc de générer plus de revenus de gestion que les systèmes de prévision ESP et SEAS5_C, mais il génère près du double du volume déversé de ces deux systèmes de prévision. Or, ce surplus de volume déversé peut représenter une perte économique potentielle non-négligeable. Les trois autres systèmes de prévision ont des cumuls de volumes déversés relativement proche. Le système de prévision SEAS5_C déverse le plus faible volume d'eau, suivi du système SEAS5 puis du système ESP. Sur ce bassin versant, l'amélioration du système de prévision avec une correction des biais météorologiques permet également d'améliorer la gestion en termes de réduction des volumes déversés.

6.6 Conclusions

Il est très difficile d'établir un lien clair entre la valeur de la prévision hydrologique et sa qualité. L'amélioration de la qualité d'une prévision ne n'entraîne pas toujours en l'amélioration de sa valeur en termes de revenus de gestion. Le modèle de gestion multi-DDP se fonde sur la programmation dynamique déterministe. La phase d'optimisation consiste alors à délivrer une grille des valeurs de l'eau et non une séquence optimale de décisions. Les valeurs de l'eau, à un jour donné, dépendent des prix de l'électricité, des apports futurs et du niveau du réservoir. En d'autres termes, elles dépendent de plusieurs variables dont l'évolution ou encore la qualité varie dans le temps. En effet, la qualité des apports hydrologiques varie en fonction du mois-cible de prévision, mais également en fonction de l'échéance de prévision. Il est donc complexe de chercher à savoir comment la qualité d'un système de prévision influence l'optimisation de la gestion.

Nous pouvons néanmoins conclure que la gestion d'un réservoir mono-objectif est influencée par l'évolution des prix de l'électricité et du régime hydrologique. Ainsi, dans nos cas d'étude, la production et les revenus de gestion sont plus forts en hiver qu'en été. Les différences de gestion entre les différents systèmes de prévision sont faibles, ce qui indique que l'apport en qualité d'un système de prévision par rapport à un autre système a peu d'influence sur la gestion, et donc, sur le revenu de gestion.

Lorsque la gestion est contrainte par un deuxième objectif de gestion, la valeur de la prévision augmente. Pour une gestion multi-objectifs, nous avons mis en évidence un lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions hydrométéorologiques sur le bassin de l'Ain à Vouglans, ce qui n'était pas le cas pour la gestion mono-objectif. Cependant, ce lien ne se retrouve pas de manière claire sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, car le système ayant un des meilleurs revenus de gestion correspond au système de prévision ayant la pire qualité (HistQ), et le système ayant la meilleure qualité correspond à un des systèmes ayant les pires revenus de gestion (SEAS5_C). Avec l'exemple de gestion sur la Durance à Serre-Ponçon, nous avons également mis en évidence l'utilité de la prévision pour la gestion multi-objectifs dans le cadre d'une année hydrologique très humide. Cependant, lors d'une année sèche, la prévision n'apporte pas autant en qualité que le système basé sur les historiques des débits, en partie à cause de la forte valeur des courbes-guides de remplissage. La valeur des prévisions à travers une gestion multi-objectifs dépend donc essentiellement de la bonne estimation de ces courbes-guides.

L'analyse du volume déversé montre une sensibilité du modèle de gestion à la qualité de ses entrées. Le système de prévision qui entraîne le plus fort déversement sur la Durance à Serre-Ponçon correspond au système de prévision ayant la plus mauvaise qualité (HistQ). Sur l'Ain à Vouglans, le système de prévision induisant les plus forts déversements correspond au système SEAS5, qui sous-estime les débits prévus. Il est donc important de noter que ce volume déversé peut représenter une perte économique s'il est supérieur au volume déversé obtenu avec le système de prévision OBS. Ce volume excédent aurait pu être utilisé pour la production si la gestion avait été plus performante. Cet aspect n'a pas été considéré dans notre démarche d'évaluation de la prévision. Il serait alors intéressant de prendre en compte cet aspect dans l'analyse plus détaillée d'un système hydroélectrique particulier.

Dans cette approche expérimentale, nous avons mis en place une analyse du lien entre la qualité et la valeur économique dans un contexte de gestion simplifié par rapport à la gestion réellement opérée sur ces deux bassins versants. Nous ne représentons pas toutes les contraintes de gestion, ni la variabilité des prix réellement observés sur la période d'étude considérée, ni les capacités de production réelles des systèmes. L'analyse est simplifiée, mais elle nous donne néanmoins des pistes de compréhension des liens qualité-valeur à moyenne échéance.

Dans ce chapitre, nous avons utilisé un modèle de gestion qui optimise et simule la gestion au pas de temps journalier. Dans le cas de la gestion mono-objectif, les résultats montrent que le modèle multi-DDP arrive à simuler un cycle de remplissage et de vidange saisonnier. Le stock du réservoir est rempli lorsque la demande en électricité est forte, ce qui permet de satisfaire l'objectif de gestion. Le dernier chapitre de cette thèse propose de coupler la gestion à courte échéance à la gestion à moyenne échéance afin de créer un modèle de gestion permettant de produire une règle de gestion à des pas de temps fins, tout en considérant les enjeux liés à la cyclicité annuelle d'une réserve en eau de type lac-réservoir.

Approche de gestion couplée

7.1 Mise en œuvre

7.1.1 Introduction

Les précédents chapitres de cette thèse ont montré l'intérêt d'utiliser les systèmes de prévision hydrologique pour la gestion des réservoirs, qu'ils soient à courte (quelques jours) ou à moyenne (quelques mois) échéance. Les résultats précédents nous ont amenés à nous poser une question à laquelle nous voulons répondre dans ce chapitre : peut-on améliorer la gestion à courte échéance des grandes réserves hydroélectriques (type « lacs-réservoirs ») en prenant en compte des informations issues de la gestion à moyenne échéance ?

Dans ce chapitre, nous nous appuyons sur le fait que les sorties du modèle de gestion à moyenne échéance peuvent fournir une indication des niveaux-cibles de stock à avoir à la fin de la fenêtre d'optimisation du modèle de gestion à courte échéance (Kerttula, 2011). Nous proposons alors une méthodologie de couplage de gestion à courte et à moyenne échéances (approche MTCT décrite dans le chapitre 3) et nous nous focalisons uniquement sur l'apport d'une gestion couplée par rapport à une gestion non-couplée. L'objectif est donc de déterminer dans quelle mesure la méthode proposée permet de mieux optimiser la production hydroélectrique par rapport à une gestion à courte échéance non-couplée. Une meilleure optimisation de la gestion permettrait de mieux planifier la production d'énergie dans l'année, et de bien la placer lors des saisons où la demande en électricité est plus forte.

Afin de répondre à la question posée, nous utilisons un ensemble de données et modèles, rappelés sur la figure 7.1. Les prévisions météorologiques à courte échéance issues du CEPMMT (identiques au chapitre 5) sont utilisées dans ce chapitre. Nous utilisons également les prévisions à moyenne échéance qui s'appuient sur les historiques des débits, des précipitations et des températures. Le modèle hydrologique GR6J est employé afin de produire les prévisions hydrologiques à courte et à moyenne échéances, avec les mêmes paramètres de calage que ceux employés dans le chapitre 6. En résumé, nous avons à disposition quatre systèmes de prévision pour la courte échéance (ESP, CEP, CEPH et

HistQ) et deux systèmes de prévision pour la moyenne échéance (ESP et HistQ). La période d'étude est identique à celle de l'étude opérationnelle à courte échéance (chapitre 5), 2011-2015. Les modèles de gestion utilisés sont ceux des deux chapitres précédents : ValpreviPL et multi-DDP. Le modèle ValpreviPL prend en compte les prix horaires observés de l'électricité, tandis que le modèle multi-DDP prend en compte la moyenne journalière des prix horaires observés de l'électricité.

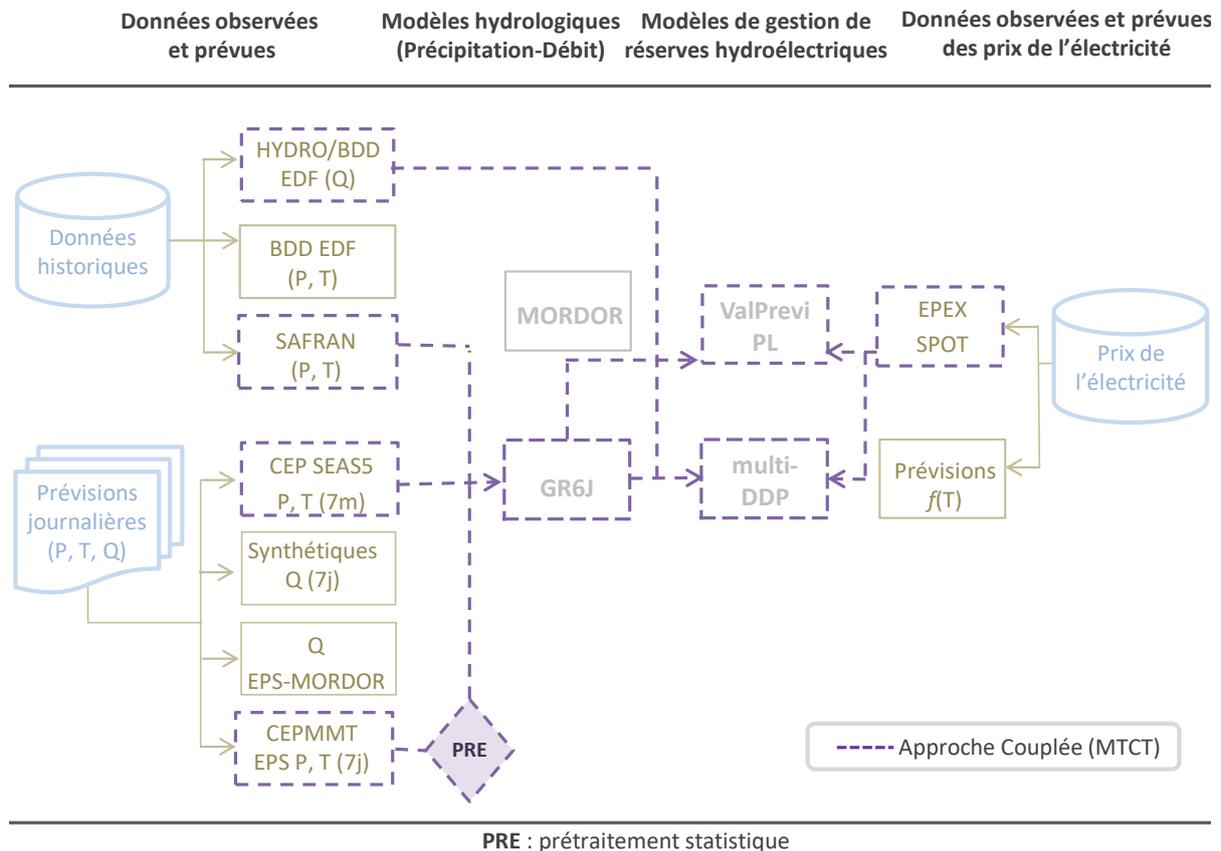


Figure 7.1 – Schéma récapitulatif des données et modèles utilisés pour l'étude du couplage de gestion courte-longue échéances (pointillots violets).

7.1.2 Principe du couplage

Le principe du couplage des gestions à courte et à moyenne échéances consiste à donner une information sur la valeur marginale de l'eau issue de l'optimisation à moyenne échéance à la gestion à courte échéance. À chaque jour de prévision, l'optimisation à courte échéance (utilisant les apports prévus hebdomadaires) prendra en compte les valeurs marginales de l'eau de la gestion à moyenne échéance à la date de la fin de la fenêtre d'optimisation hebdomadaire. Nous ne considérons donc que les valeurs marginales de l'eau à $j + 7$ jours pour une prévision réalisée le jour j . Ces valeurs permettent de donner la valeur de Bellman à la fin de la semaine, qui correspond alors aux revenus futurs à la fin de la semaine pour les différentes valeurs du stock discrétisé. Nous rappelons ici que la valeur marginale de l'eau correspond à la dérivée des valeurs de Bellman à un niveau de stock donné (équation 3.7 dans le chapitre 3). L'optimisation à courte échéance maximise

donc les revenus immédiats de gestion tout en prenant en compte les revenus futurs potentiels correspondant au niveau du réservoir au dernier jour de la fenêtre d'optimisation à courte échéance. Le couplage se divise en deux étapes :

1. **l'étape d'optimisation à moyenne échéance** : cette étape consiste à récupérer les grilles des valeurs marginales de l'eau pour chaque jour de la période d'étude. Le modèle multi-DDP a donc été adapté au pas de temps journalier selon le même principe que son adaptation au pas de temps mensuel. Les valeurs de l'eau de la septième échéance de chaque jour de prévision sont extraites afin de renseigner la gestion à courte échéance. Dans cette étude, nous utilisons les grilles des valeurs marginales de l'eau issues des systèmes de prévision ESP et HistQ.
2. **l'étape d'optimisation à courte échéance** : la fonction objectif du modèle ValpreviPL a été modifiée pour prendre en compte les valeurs de Bellman (données par les valeurs marginales de l'eau) dans l'optimisation de la gestion. L'objectif est de trouver le meilleur compromis entre les revenus immédiats et futurs, en maximisant la somme des deux. La fonction objectif s'écrit alors :

$$\max \sum_{h=0}^{N-1} p_h \times \rho \times q_h \times 1 + F(v_{N-1}) \quad (7.1)$$

La variable $F(v_{N-1})$ représente les valeurs de Bellman selon la valeur du stock à la fin de la fenêtre d'optimisation v_{N-1} . p_h et q_h représentent, respectivement, le prix horaire de l'électricité et les apports horaires au réservoir (apports journaliers désagrégés en apports horaires). N représente le nombre d'heures dans la fenêtre d'optimisation. La variable ρ désigne le rendement de l'usine, ici égale à 1 MW/m³.s⁻¹. Le terme 1 désigne une heure pour la cohérence dimensionnelle.

L'étape de simulation et d'évaluation du modèle couplé ValpreviPL est identique à celle décrite dans le chapitre 3. La schématisation du couplage est illustrée sur la figure 7.2.

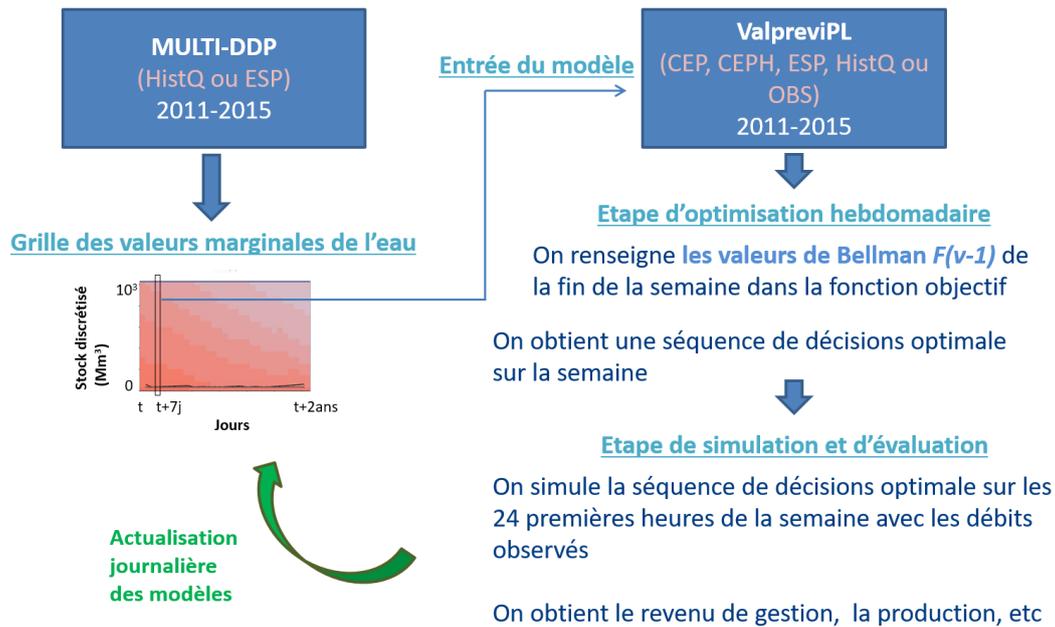


Figure 7.2 – Schéma du principe de la gestion couplée des réservoirs, représentant ses différentes étapes.

7.1.3 Cas d'étude

L'étude de la gestion couplée est réalisée sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans. L'optimisation à moyenne et courte échéances est réalisée sur des réservoirs avec des caractéristiques proches des réservoirs réels, comme dans le chapitre 6 (tableau 6.2). Afin de faciliter la mise en œuvre du couplage de gestion, nous avons considéré que la gestion avait pour seul objectif la production hydroélectrique. Dans le chapitre 5, nous avons mis en évidence que les modes de gestion MR et MO n'étaient pas les plus adaptés pour opérer la gestion d'une réserve hydroélectrique avec un modèle de gestion comme ValpreviPL. Dans ce chapitre, nous ne détaillons donc que les résultats pour le mode de gestion MI.

7.2 Apport de la gestion couplée

7.2.1 Valeurs marginales de l'eau

Les valeurs marginales de l'eau obtenues avec l'optimisation multi-DDP à moyenne échéance permettent de donner une information sur la valeur future de l'eau en fonction de l'état (du niveau) du stock à la fin de la phase d'optimisation à courte échéance. Nous rappelons ici que les valeurs marginales de l'eau élevées indiquent que les apports hydrologiques futurs sont faibles ou que les prix de l'électricité futurs sont forts. Dans ce cas, l'utilisation d'un volume d'eau dans l'immédiat ne serait pas avantageux économiquement. Il est donc plus souvent intéressant de stocker l'eau pour l'utiliser dans le futur.

À l'inverse, si une valeur marginale de l'eau est faible, il est donc plus souvent intéressant d'utiliser l'eau stockée dans l'immédiat (apports hydrologiques futurs importants ou prix de l'électricité futurs faibles).

La figure 7.3 présente les différentes grilles des valeurs marginales de l'eau obtenues avec le modèle multi-DDP. Les valeurs marginales de l'eau dépendent des apports hydrologiques et du prix de l'électricité, c'est pourquoi nous illustrons, sur la figure 7.4, les débits journaliers observés (pour illustrer le régime hydrologique) sur les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans, ainsi que les prix moyens journaliers observés sur la période d'étude 2011-2015. Sur cette figure, nous observons que les prix de l'électricité sont plus forts en hiver, traduisant une forte demande en électricité à cette période.

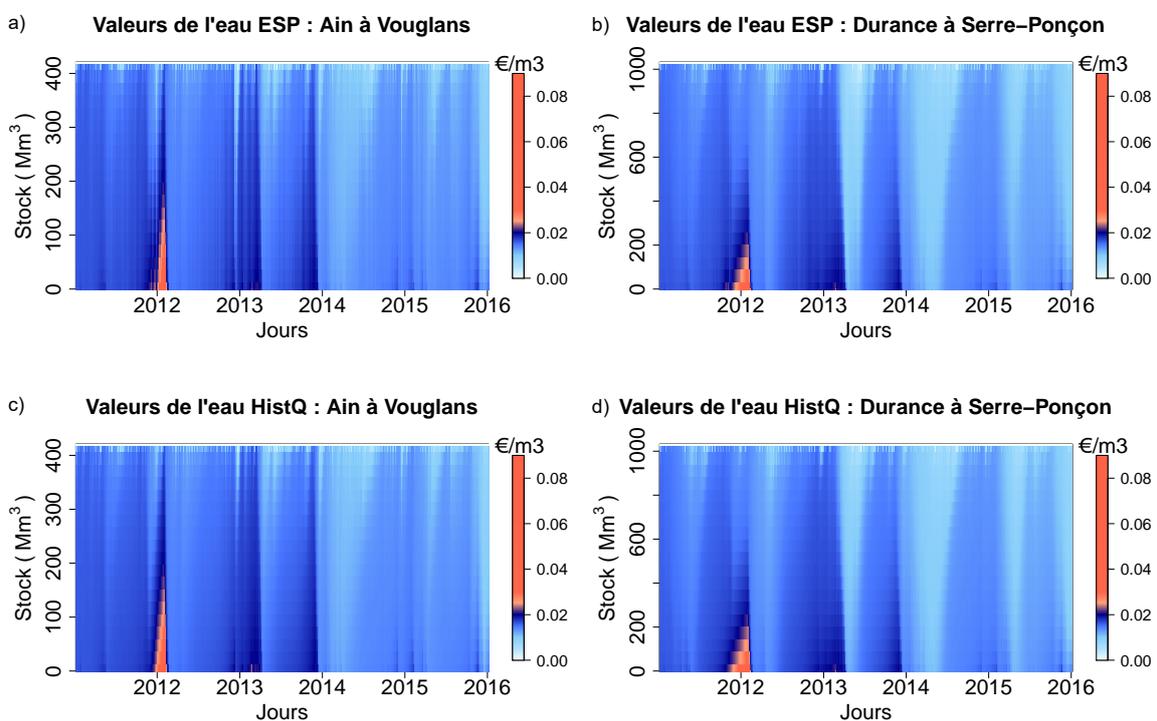


Figure 7.3 – Grilles des valeurs marginales de l'eau utilisées pour la gestion couplée, pour les bassins versants de l'Ain à Vouglans (graphiques *a* et *c*) et de la Durance à Serre-Ponçon (graphiques *b* et *d*), selon les apports des systèmes de prévision à moyenne échéance ESP (graphiques *a* et *b*) et HistQ (graphiques *c* et *d*). Ces grilles représentent toutes les valeurs marginales de l'eau à $j+7$ jours de chaque jour de prévision de la période 01/01/2011 au 31/12/2015.

Sur la figure 7.3, nous constatons que les différences entre les grilles construites à partir des prévisions à moyen terme ESP et HistQ sont faibles pour les deux bassins versants. Cette observation est en accord avec les résultats obtenus dans le chapitre 6. Sur cette figure, nous pouvons également observer que les valeurs marginales de l'eau évoluent selon une même tendance sur les deux bassins versants : pour un jour donné, elles sont plus fortes lorsque le stock est bas et plus faibles lorsque le stock est haut. Cette évolution est également en accord avec celle faite sur la figure 6.17 dans le chapitre 6.

Les valeurs de l'eau sont, en partie, influencées par les prix de l'électricité. Par exemple, sur la figure 7.3, nous pouvons observer que les valeurs de l'eau sont très élevées entre décembre 2011 et janvier 2012 sur les deux bassins versants, pour des niveaux de réservoir bas. Ces valeurs peuvent s'expliquer par un fort pic du prix de l'électricité (367€/MWh, en moyenne journalière) au début de l'année 2012 (figure 7.4). De même, les prix de l'électricité observés sont très forts sur la première partie de l'année 2013, ce qui peut également, en partie, expliquer les fortes valeurs de l'eau à la fin de l'année 2012 et au début de l'année 2013. Au contraire, les prix sont plus faibles en 2014 et 2015, ce qui peut expliquer les valeurs de l'eau plus faibles à cette période.

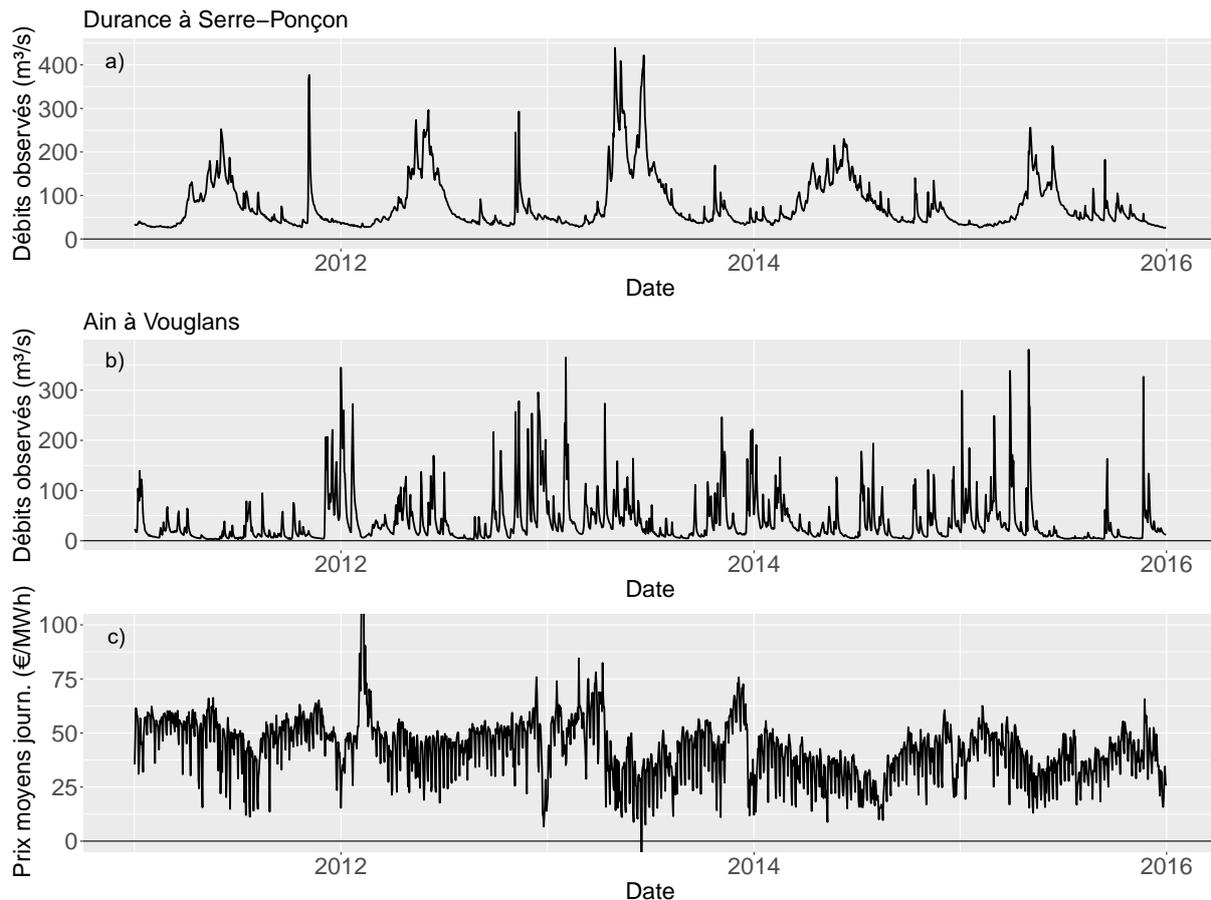


Figure 7.4 – Débits observés sur la Durance à Serre-Ponçon (graphique *a*) et sur l'Ain à Vouglans (graphique *b*), et prix de l'électricité moyen journalier observé sur la période d'étude (graphique *c*). Le pic de prix moyen journalier au début de l'année 2012 (367 €/MWh) a été coupé sur le graphique pour faciliter la visualisation.

Les valeurs de l'eau dépendent également des apports hydrologiques. Le régime hydrologique de la Durance à Serre-Ponçon est à dominante nivale. En effet, sur la figure 7.4, nous observons que les apports hydrologiques sont faibles en hiver et forts au printemps. Au contraire, le régime hydrologique de l'Ain à Vouglans est à dominante pluviale, avec des apports hydrologiques plus importants en hiver qu'en été. Pour un niveau de stock bas en hiver, l'enjeu lié à la reconstruction du stock sur l'Ain à Vouglans est donc moins fort que sur la Durance à Serre-Ponçon, car les apports hydrologiques sont plus importants en hiver, ce qui permet de reconstruire le stock plus facilement pour produire de l'électricité. Par ailleurs, sur la Durance à Serre-Ponçon, le contraste entre les fortes valeurs

marginales de l'eau en hiver et les faibles valeurs de l'eau au printemps est plus fort que sur l'Ain à Vouglans. Cette différence entre les deux bassins versants peut s'expliquer par le régime hydrologique à dominante nivale de la Durance à Serre-Ponçon (pic d'apport en mai/juin avec la fonte des neiges). Les valeurs de l'eau sont donc plus faibles quelques mois avant mai/juin, ce qui permet de vider le réservoir pour pouvoir stocker les apports hydrologiques liés à la fonte des neiges.

7.2.2 Évolution du stock journalier

La figure 7.5 montre l'évolution du stock journalier des gestions issues des cinq systèmes de prévision à courte échéance, sur les deux bassins versants. Nous présentons les résultats pour une gestion couplée et pour une gestion non-couplée, afin de pouvoir évaluer l'apport du couplage. Les évolutions des stocks de chaque système de prévision pour une gestion couplée avec le système de prévision à moyenne échéance HistQ ne sont pas représentées, car elles sont très semblables à celles obtenues avec le système de prévision à moyenne échéance ESP.

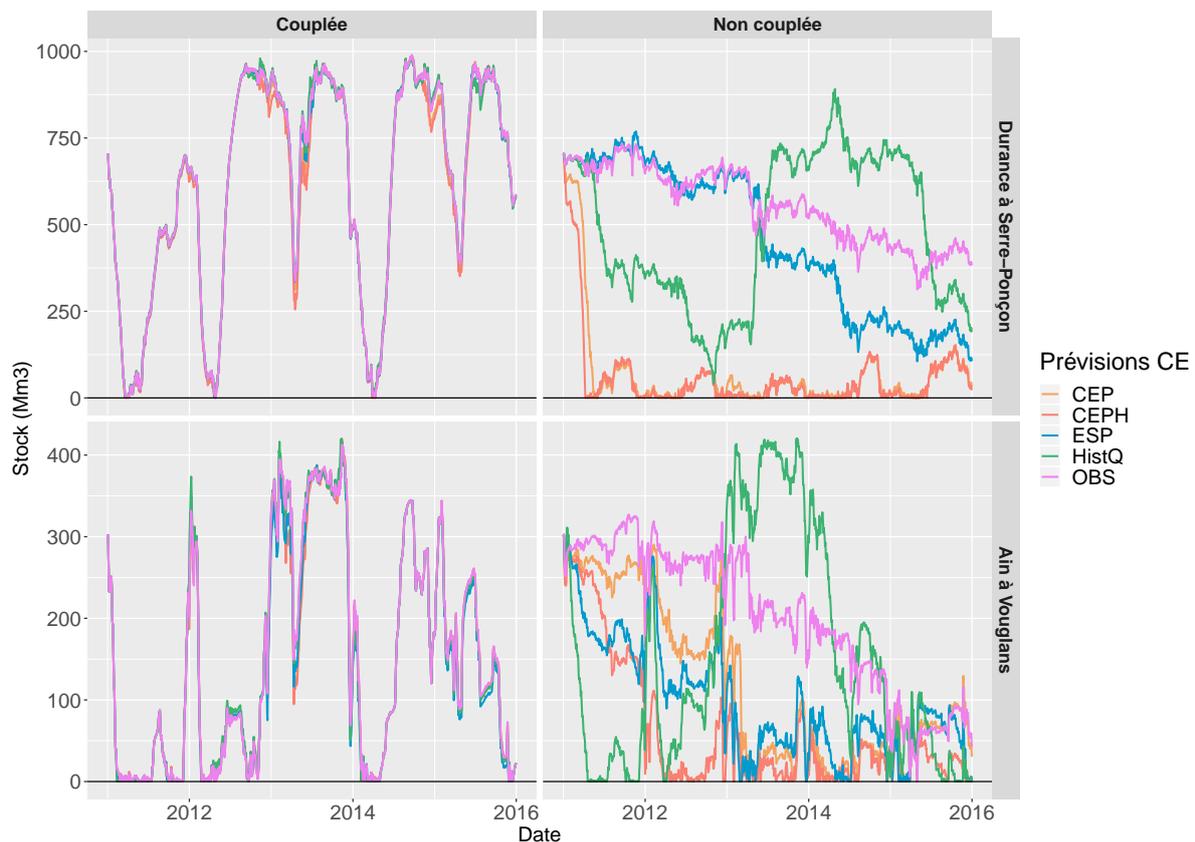


Figure 7.5 – Évolution du stock pour chaque système de prévision à courte échéance (CE) étudié et pour une gestion couplée avec les prévisions à moyenne échéance ESP et une gestion non-couplée. Cas de la Durance à Serre-Ponçon et de l'Ain à Vouglans.

Sur la figure 7.5, l'évolution des stocks issus de chaque système de prévision est différente selon le type de gestion adoptée (couplée ou non-couplée). Sans couplage, l'évolution des stocks de tous les systèmes de prévision et sur les deux bassins versants montre une

vidange progressive du réservoir. Sur la Durance à Serre-Ponçon et sur l'Ain à Vouglans, le système qui vidange le moins rapidement le réservoir correspond à la gestion avec le système parfait (OBS). Le système de prévision qui provoque une vidange plus rapide du réservoir correspond au système de prévision HistQ sur l'Ain à Vouglans, et aux systèmes de prévision CEP et CEPH sur la Durance à Serre-Ponçon. Sur les deux bassins versants, le système de prévision HistQ vidange rapidement le réservoir, puis, à partir de 2013 sur la Durance à Serre-Ponçon, et à partir de 2012 sur l'Ain à Vouglans, le stock est reconstruit. Le réservoir est par la suite de nouveau vidangé. Cette augmentation du niveau du réservoir peut s'expliquer par les apports hydrologiques observés plus importants que la normale historique (système de prévision HistQ), sur l'Ain à Vouglans et sur la Durance à Serre-Ponçon, respectivement en 2012 et 2013.

Sur la figure 7.5, nous pouvons observer qu'avec une gestion couplée, l'évolution des stocks varie peu selon le système de prévision à courte échéance. Cela montre que la gestion couplée est fortement influencée par l'information de l'optimisation à moyenne échéance, c'est-à-dire par les valeurs de l'eau. Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, le stock se remplit à partir du printemps, et il se vide en hiver. Sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans, le cycle saisonnier de remplissage du réservoir est moins régulier. Il se remplit, et se vide en hiver pour les années 2012 et 2013. En 2014, le réservoir se vide à partir de l'hiver et se remplit au printemps. En 2015, le réservoir se vidange au long de l'année.

L'évolution du stock est influencée par les valeurs de l'eau : le stock est reconstruit lorsque les valeurs de l'eau sont fortes (à partir du printemps pour un stock bas), et il est vidangé lorsque les valeurs de l'eau deviennent faibles (à partir de l'hiver pour un stock haut) et/ou lorsque le prix de l'électricité est très fort (hiver).

7.2.3 Production et revenus de gestion

Le couplage de gestion a un impact sur l'évolution du stock dans le réservoir, mais également sur les revenus de gestion et sur la production totale. La figure 7.6 illustre l'évolution de la production totale à chaque quinzaine de jours, sur toute la période d'étude, et pour chaque système de prévision à courte échéance. L'évolution de la production couplée avec les prévisions à moyenne échéance ESP est représentée sur la première colonne, tandis que l'évolution de la production pour la gestion non-couplée est représentée sur la deuxième colonne. Chaque ligne représente un bassin versant étudié. La production totale quinzomadaire de la gestion couplée avec le système de prévision à moyenne échéance HistQ n'est pas représentée ici, car elle a une évolution similaire à celle illustrée sur la figure 7.6.

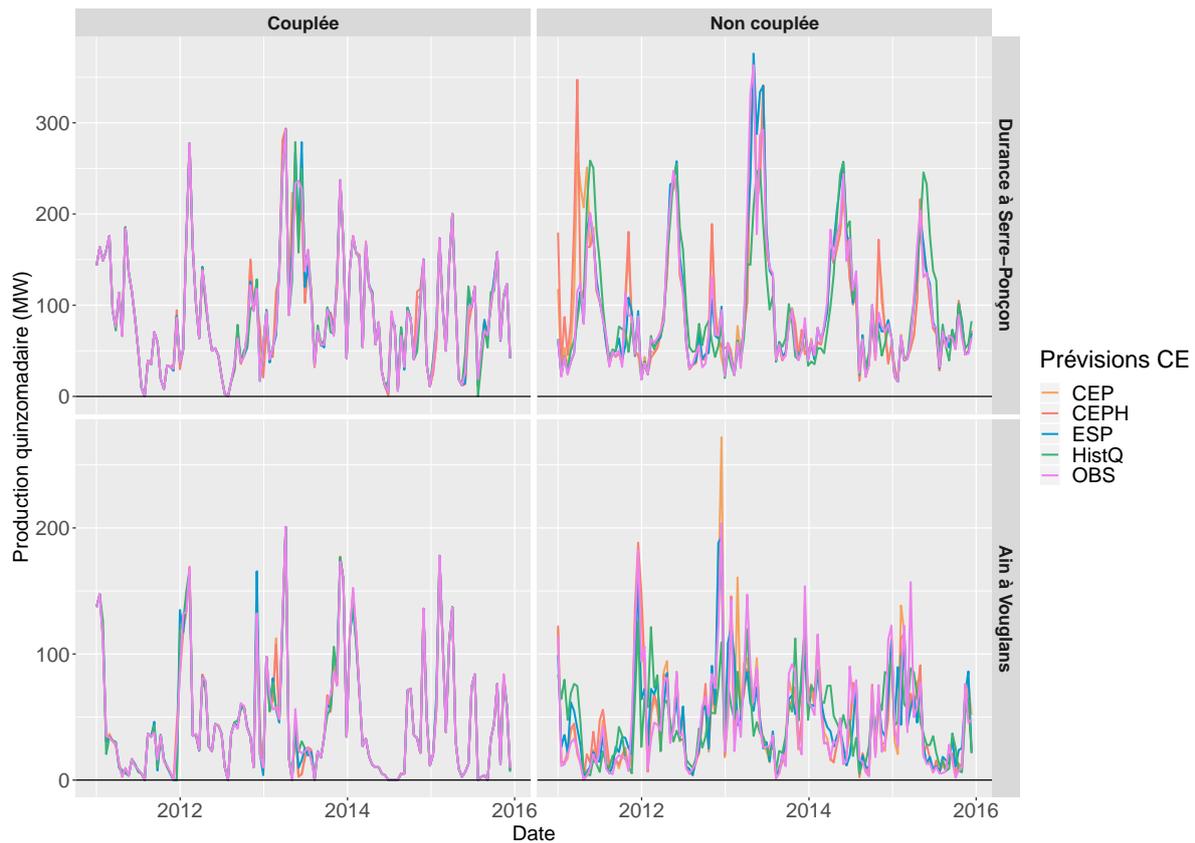


Figure 7.6 – Évolution de la production quinzomadaire pour chaque système de prévision à courte échéance (CE) étudié et pour une gestion couplée avec les prévisions à moyenne échéance ESP et pour une gestion non-couplée. Cas de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans.

L’évolution de la production est très similaire entre les systèmes de prévision pour la gestion couplée, ce qui explique les faibles différences observées pour l’évolution du stock (figure 7.5). Pour les deux bassins versants, le pic de production annuelle se situe en hiver, lorsque les prix de l’électricité sont forts, ce qui explique la diminution du stock à cette période. Chaque année, le minimum de production est atteint en été. L’évolution de la production de chaque système de prévision explique donc celle du stock. Si l’on compare l’évolution de la production, celle des stocks et celle des valeurs de l’eau, nous pouvons constater que la production débute en hiver, lorsque le stock est haut, c’est-à-dire lorsque les valeurs de l’eau deviennent plus faibles et que les prix de l’électricité horaire observés sont élevés. Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, en 2013, malgré la forte production, le stock n’est pas vidé entièrement comme nous l’avons vu sur la figure 7.5, ce qui peut s’expliquer par les forts apports hydrologiques observés. En 2015, le stock n’est pas non plus vidé entièrement en raison de la faible production observée cette année-là.

L’évolution de la production pour une gestion sans couplage sur la Durance à Serre-Ponçon est très différente. Les pics de production suivent majoritairement le régime hydrologique avec une production plus forte entre les mois de mai et juin et au mois de novembre. Cette observation est en accord avec le principe de la gestion non-couplée, qui vise à maximiser les revenus de gestion immédiats en fonction du volume d’apport hebdo-

madaire. Les différences de production entre la gestion couplée et la gestion non-couplée sont moins marquées sur l'Ain à Vouglans, car l'évolution du régime hydrologique est identique à celle des prix de l'électricité (débits et prix forts en hiver et faibles en été). Le pic de production se situe donc toujours en hiver. Néanmoins, on observe une plus grande variabilité de production entre les systèmes de prévision pour la gestion non-couplée, ce qui confirme l'influence de la variabilité des apports hydrologiques sur ce type de gestion.

Les figures 7.7 et 7.8 représentent, respectivement, les gains économiques relatifs de gestion et de production totale obtenus avec une gestion couplée par rapport à une gestion non-couplée. Les gains économiques relatifs obtenus avec le système de prévision à courte échéance OBS montrent toute l'importance du couplage, avec une augmentation des revenus de gestion allant de 10 % à 13 % par rapport à une gestion non-couplée. Sur les deux bassins versants, les apports en revenus de gestion du couplage avec les prévisions à moyen terme ESP sont légèrement plus importants que ceux obtenus avec les prévisions à moyen terme HistQ. Sur le bassin versant de la Durance, on observe une perte de production totale de la gestion couplée par rapport à une gestion non-couplée s'élevant entre -1,6 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP) et -1,48 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ) pour la gestion avec le système de prévision à courte échéance OBS. Au contraire, sur le bassin de l'Ain à Vouglans, la production totale est plus élevée de 0,28 % pour une gestion couplée avec les prévisions à moyenne échéance ESP et de 0,32 % pour une gestion couplée avec les prévisions à moyenne échéance HistQ. Les forts gains économiques relatifs de gestion, associés à des pertes en gains relatifs de production, indiquent que le couplage arrive, en situation parfaite, à mieux placer les heures de production (lorsque le prix de l'électricité est fort) et ainsi, à générer des revenus de gestion plus importants que ceux d'une gestion non-couplée. Plus les gains relatifs en revenus de gestion sont forts et plus ceux en production sont faibles, plus le couplage est efficace.

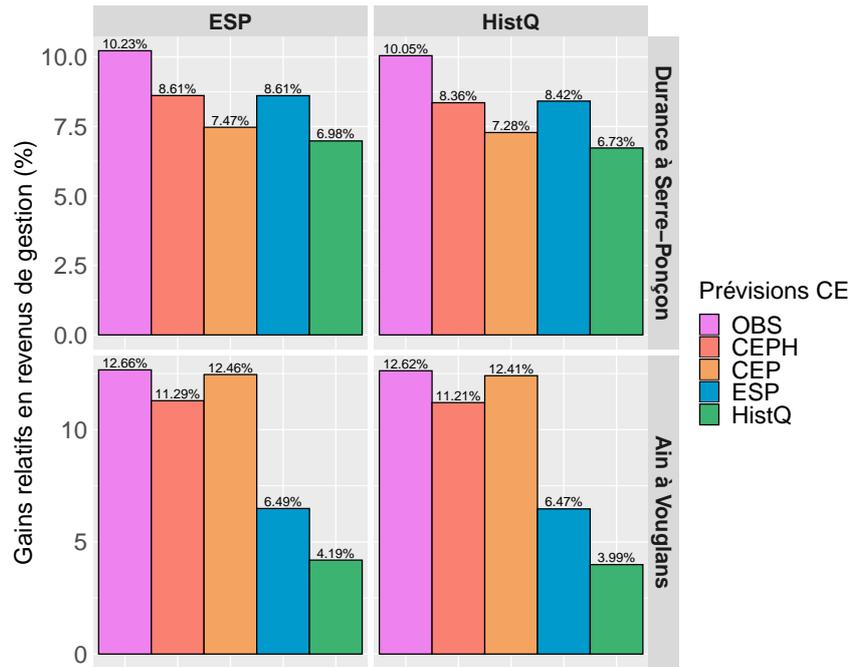


Figure 7.7 – Gains relatifs en revenus de la gestion couplée par rapport à une gestion non-couplée, pour différents systèmes de prévision à courte échéance (CE) et à moyenne échéance (ESP, HistQ en colonne), et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans.

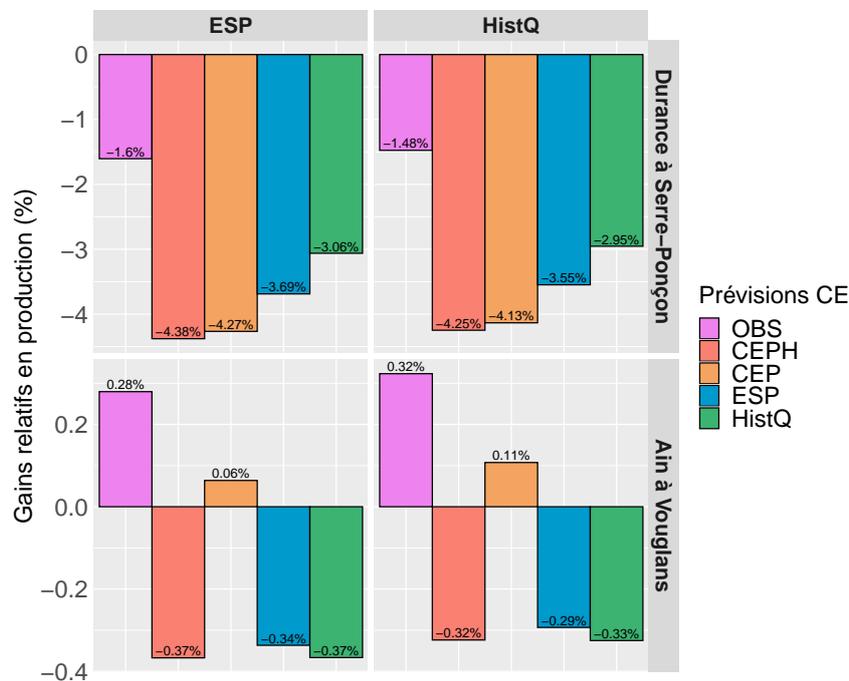


Figure 7.8 – Gains relatifs en production totale de la gestion couplée par rapport à une gestion non-couplée, pour différents systèmes de prévision à courte échéance (CE) et à moyenne échéance (ESP, HistQ en colonne), et pour les bassins versants de la Durance à Serre-Ponçon et de l’Ain à Vouglans.

Le couplage de gestion permet également d'augmenter les revenus de gestion des autres systèmes de prévision entre 6,73 % et 8,61 % par rapport à une gestion non-couplée, sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon et entre 3,99 % et 12,46 % sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans (figure 7.7). Sur ce dernier bassin versant, les variations des gains économiques relatifs entre les systèmes de prévision à courte échéance sont plus fortes, avec plus de 11 % d'apport en utilisant les systèmes CEP et CEPH pour la gestion, contre environ 4 % d'apport avec l'utilisation du système HistQ pour la gestion. Sur les deux bassins versants, les gains économiques relatifs de gestion sont également plus forts pour chaque système de prévision avec la grille des valeurs de l'eau issue du système de prévision à moyenne échéance ESP.

La production totale issue de la gestion couplée (avec les grilles de valeurs de l'eau ESP et HistQ) est plus faible que celle de la gestion non-couplée sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon (gains relatifs de production négatifs). Les gains économiques relatifs de gestion obtenus avec la gestion issue des systèmes de prévision CEPH et ESP sont très proches (entre 8,36 % et 8,61 % sur la figure 7.7). Cependant, les pertes relatives de production (figure 7.8) sont plus fortes avec le système de prévision CEPH (entre 4,38 % et 4,25 % pour le système de prévision CEPH, contre 3,69 % et 3,55 % pour le système de prévision ESP), ce qui signifie que le couplage est plus efficace pour une gestion avec le système de prévision CEPH. La gestion couplée permet donc de générer plus de revenus, tout en diminuant sa production totale. Sur ce bassin versant, le couplage est moins efficace en utilisant le système de prévision HistQ pour la gestion. En effet, les gains relatifs en revenus de gestion atteignent 6,73 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ) et 6,98 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP) pour des pertes en production entre 2,95 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ) et 3,06 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP).

Sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans, le système de prévision CEP est associé à un gain économique relatif de gestion allant de 12,46 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP) à 12,41 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ) et un gain relatif de production allant de 0,06 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP) à 0,11 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ). L'augmentation des revenus de la gestion couplée avec l'utilisation du système de prévision à courte échéance CEP est donc liée, en partie, à l'augmentation de la production totale. Les trois autres systèmes de prévision (CEPH, ESP et HistQ) sont associés à des valeurs de perte de production totale avec la gestion couplée allant de 0,29 % à 0,37 %. Or, malgré des pertes en production très proches, les gains économiques relatifs de gestion sont différents. Le système de prévision CEPH bénéficie le plus du couplage, avec un gain économique relatif de gestion s'élevant entre 11,29 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP) et 11,21 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ). Les deux autres systèmes de prévision génèrent un gain économique relatif de gestion s'élevant entre 6,49 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP) et 6,47 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ) pour le système de prévision ESP et 4,14 % (avec les prévisions à moyenne échéance ESP) et 3,99 % (avec les prévisions à moyenne échéance HistQ) pour le système de prévision HistQ. Le couplage a donc été moins efficace pour la gestion avec ces deux derniers systèmes de prévision à courte échéance (ESP et HistQ) que pour le système CEPH : les pertes relatives de production sont équivalentes à celle générées par le système CEPH, tandis que les gains relatifs en revenus de gestion sont plus faibles.

Sur les deux bassins versants, les revenus de gestion du système couplé sont plus forts que ceux de la gestion non-couplée. Cela indique que la gestion couplée opère un meilleur placement des heures de production (quand le prix est plus élevé) et renseigne bien la gestion à courte échéance sur les volumes d'eau qu'il ne faut pas utiliser dans l'immédiat, mais plutôt stocker pour le futur. Sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon, les revenus de gestion associés à chaque système de prévision à courte échéance pour la gestion couplée sont plus forts que ceux de la gestion non-couplée. Ceci peut s'expliquer par la période de l'année où la production est plus forte : pour la gestion couplée, la production est plus forte en hiver (lorsque les prix de l'électricité sont forts), tandis que pour la gestion non-couplée, la production est plus forte au printemps (lorsque les prix de l'électricité sont plus faibles qu'en hiver). Sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans, la production s'opère toujours majoritairement en hiver, quel que soit le type de gestion. La production totale est très similaire, ce qui signifie que la différence de revenus de gestion entre la gestion couplée (revenus plus importants) et la gestion non-couplée s'explique par une meilleure optimisation de la gestion de la réserve en eau (meilleur placement des heures de production).

7.3 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons comparé les résultats d'une gestion à courte échéance non-couplée à ceux d'une gestion à courte échéance couplée avec l'optimisation à moyenne échéance. Deux conclusions peuvent être tirées : (1) le couplage de gestion permet d'augmenter les revenus de gestion totaux sur la période d'étude, tout en diminuant le montant de la production totale d'énergie et (2) la gestion couplée est majoritairement influencée par l'information donnée par la gestion à moyenne échéance (les valeurs futures de l'eau), ce qui permet d'opérer un meilleur placement des heures de production.

L'augmentation du gain de gestion est due à l'intensification de la production en hiver lorsque les prix de l'électricité sont plus forts. Les revenus de gestion obtenus avec la gestion couplée sont plus forts, car le couplage permet de mieux placer les heures de production dans les meilleures saisons (lorsque le prix de l'électricité est fort). La gestion non-couplée est pilotée par les apports hydrologiques du bassin versant car l'objectif de gestion est de maximiser les apports en utilisant le volume entrant hebdomadaire. Sur des bassins versants à régime nival, comme la Durance à Serre-Ponçon, les apports sont plus importants au printemps lors de la fonte des neiges, c'est pourquoi le pic de production avec une gestion non-couplée se trouve à cette saison, et non pas en hiver, lorsque les prix de l'électricité, et donc la demande en électricité, sont forts.

Le couplage de gestion montre, par conséquent, un intérêt pour la gestion à courte échéance des grands réservoirs et pour la planification de la production d'électricité. Cette méthode optimise la production hydroélectrique en prenant en compte les bénéfices potentiels futurs, ce qui permet de planifier la production d'énergie dans l'année, et de l'intensifier lors des saisons où la demande en électricité est plus forte. De plus, le modèle ValpreviPL établit une règle de gestion à des pas de temps plus fins que notre modèle de gestion à moyenne échéance, tout en prenant en compte des prévisions hydrologiques à

courte échéance. Le couplage serait donc une aide à la décision pour la gestion des grands réservoirs, car il permet d'établir des règles de décisions plus optimales à courte échéance tout en prenant en compte les enjeux d'une gestion saisonnière.

Conclusions et perspectives

8.1 Rappel des objectifs et outils développés

Cette thèse s'est intéressée à l'analyse du lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique dans un contexte de gestion de réserves en eau pour la production hydroélectrique. Pour répondre à cet objectif principal, nous avons mis en place un cadre méthodologique composé de plusieurs sous-objectifs visant à répondre aux questions scientifiques suivantes :

1. Dans quelle mesure un modèle de gestion d'une réserve hydroélectrique est sensible à la qualité de ses entrées (prévisions d'apports en eau) ?
2. Dans quelle mesure la qualité d'une prévision à courte échéance influence sa valeur économique ?
3. Retrouve-t-on un lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions à toutes les échéances de prévision/gestion du secteur hydroélectrique ?
4. Le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et la valeur économique est-il dépendant de la taille du réservoir ?
5. Peut-on améliorer la gestion à court terme d'une réserve de type lac-réservoir en prenant en compte une information sur la valeur marginale de l'eau donnée par la gestion à plus longue échéance ?

Pour répondre à ces questions, nous avons développé un ensemble d'expérimentations. La première a ciblé un cadre de prévision et de gestion synthétique à courte échéance. Une deuxième expérimentation à courte échéance a été développée pour se servir des données et outils utilisés en opérationnel à EDF. Nous avons aussi mis en place une expérimentation à moyenne échéance, employant des données de prévision et un modèle de gestion adapté à cette échéance de prévision. Enfin, une approche par gestion couplée, mise en place dans le cadre de cette thèse, a permis de répondre à la dernière question scientifique posée.

Pour chacune de ces expérimentations, nous avons utilisé des modèles de prévision hydrologique et des modèles de gestion des réserves en eau, ainsi qu'une base de données contenant des prévisions et des observations hydrométéorologiques. Parmi ces outils, certains ont été développés et/ou adaptés à nos cas d'études expérimentaux pendant cette thèse :

- **Le modèle de création de prévisions synthétiques de qualité contrôlée** : pour mieux répondre à la première question scientifique, nous avons créé un cadre expérimental conceptuel (voir chapitre 3 et 4). Nous avons repris et adapté le modèle de création de prévisions synthétiques présenté dans la thèse de Randrianasolo (2012). Initialement, ce modèle permettait de construire des prévisions d'ensemble synthétiques parfaitement fiables. Nous avons adapté le modèle pour pouvoir créer des prévisions d'ensemble synthétiques avec un biais de fiabilité (surestimation, sous-estimation et sous-dispersion). Nous avons également couplé ce modèle à une méthode de rang (*Ensemble Copula Coupling*) pour garder une cohérence temporelle dans la prévision synthétique.
- **Les modèles Valprevi et ValpreviPL** : le modèle Valprevi a été développé durant la thèse de Zalachori (2013). Nous l'avons initialement repris dans le cadre d'un stage de Master (Cassagnole, 2016), puis dans le cadre de cette thèse pour nos expérimentations à courte échéance. Plusieurs modifications ont été implémentées sur ce modèle, comme la méthode d'évaluation du revenu de gestion et l'actualisation horaire du niveau d'eau dans le réservoir. À partir de ce modèle, et avec la collaboration d'EDF Lab Saclay (T.Ouillon), nous avons mis en place une version du modèle Valprevi par programmation linéaire (ValpreviPL). Le modèle ValpreviPL fonctionne sur le même principe que Valprevi, mais il se base sur un algorithme de programmation linéaire, plus performant en termes de temps de calcul. Ces modèles sont décrits dans le chapitre 3 et le modèle ValpreviPL est utilisé dans les chapitres 4, 5 et 7.
- **Le modèle multi-DDP** : le modèle multi-DDP a été développé durant la thèse de François (2014), pour répondre aux besoins d'une étude en contexte de changement climatique. Nous avons donc adapté ce modèle de gestion pour qu'il puisse prendre en compte des prévisions saisonnières à 25 membres, pour notre expérimentation à moyenne échéance. L'actualisation du stock a été implémentée dans le modèle en fonction de l'actualisation de la prévision hydrométéorologique dont nous disposons. De plus, nous avons adapté la fonction objectif du modèle pour qu'elle réponde aux attentes de nos cas d'étude. Ce modèle est décrit dans le chapitre 3 et il est utilisé dans les chapitres 6 et 7.
- **Le modèle de prévision des prix** : pour les besoins de notre expérimentation à moyenne échéance, nous avons construit un modèle de prévision des prix de l'électricité journaliers, à partir des travaux de thèse de François (2014). Le modèle que nous avons développé permet d'estimer une valeur de prix de l'électricité, à partir d'une succession de régressions linéaires entre la température journalière moyenne sur la France, la consommation journalière moyenne et le prix de l'électricité journalier moyen. Ce modèle est décrit dans le chapitre 3 et il est utilisé dans le chapitre 6.

- **La gestion couplée courte-moyenne échéance** : les modèles de gestion ValpreviPL et multi-DDP ont également été adaptés pour le couplage de la gestion d'une réserve hydroélectrique à courte et moyenne échéance. La fonction objectif du modèle ValpreviPL a été modifiée dans le but de prendre en compte les informations d'optimisation données par le modèle multi-DDP. Ce modèle est décrit dans le chapitre 3 et il est utilisé dans le chapitre 7.

Ces outils ont été utilisés pour tester différents systèmes de prévision, construits et analysés tout au long de cette thèse (prévisions synthétiques, CEP, CEPH, CEPHH, SEAS5, SEAS5_C, ESP et HistQ). Les expérimentations menées dans cette thèse nous ont amené à formuler plusieurs conclusions sur la relation entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique, pour le secteur hydroélectrique.

8.2 Conclusions

Si l'on se réfère aux questions que nous nous sommes posées pour répondre à l'objectif principal de cette thèse, nous pouvons formuler plusieurs conclusions :

1. Dans quelle mesure un modèle de gestion d'une réserve hydroélectrique est sensible à la qualité de ses entrées ?

→ L'étude menée dans un cadre conceptuel à courte échéance (gestion d'apports hebdomadaires) et avec des systèmes de prévision synthétique, à biais contrôlés, a montré que notre modèle de gestion à courte échéance (ValpreviPL) est sensible à la qualité de ses entrées. En d'autres termes, il existe un lien entre la qualité et la valeur d'un système de prévision, dans un contexte conceptuel de gestion. Une augmentation de la dispersion des membres de la prévision et une diminution de la précision de leur moyenne entraîne une perte en termes de valeur économique (revenus de gestion) par rapport à un système de gestion qui prend en compte les débits observés comme débits prévus.

→ Une gestion prenant en compte un système de prévision qui surestime systématiquement les apports est associée à une production d'électricité plus fréquente que celle issue de la gestion avec les débits observés. Cette production est opérée, le plus souvent, à un taux inférieur à la capacité maximale de production. De plus, elle est planifiée à des heures où les prix de l'électricité sont moins élevés. Enfin, la gestion avec des prévisions qui surestiment systématiquement les débits observés est associée à un stock journalier généralement plus bas que celui de la gestion avec les débits observés.

→ Une gestion avec des prévisions qui sous-estiment systématiquement les débits observés, ou qui sont sous-dispersées (qui sous-estiment les hauts débits et surestiment les bas débits), est caractérisée par un fort volume déversé. Ce dernier peut atteindre jusqu'à 27 % de plus (entre 2,6 % et 79 % selon le bassin versant), en valeur médiane, que le volume déversé associé à la gestion avec les débits observés. Dans notre étude, cette perte n'est pas comptée sur le gain total de gestion. Ces forts volumes déversés peuvent, en partie, s'expliquer par un niveau de stock journalier, en valeur médiane, plus haut pour la gestion avec les prévisions qui

sous-estiment systématiquement les débits observés, en comparaison à la gestion avec les débits observés. Par ailleurs, la gestion avec ces systèmes de prévision est également caractérisée par une production fréquente, avec une puissance de production horaire réduite.

2. Dans quelle mesure la qualité d'une prévision influence sa valeur économique ?

→ Pour répondre à cette question, nous avons évalué les gains économiques relatifs de gestion d'un système de prévision par rapport à la gestion avec les débits observés. Ces gains sont négatifs pour les expérimentations à moyenne échéance. On les exprime en termes de pertes économiques relatives de gestion. Ces pertes sont alors positives.

→ Dans l'approche conceptuelle à courte échéance, nous avons mis en évidence l'influence du biais de fiabilité et de la précision sur la valeur économique de la prévision hydrométéorologique dans le cadre d'une gestion de réserve hydroélectrique de type « éclusée ». La gestion avec un système de prévision ayant un biais de surestimation et une faible précision génère les plus fortes pertes économiques de gestion (2,9 % de perte en valeur médiane) par rapport à la gestion avec les débits observés. Les pertes économiques associées aux gestions avec les systèmes de prévision synthétique ayant un biais de sous-estimation et sous-dispersion, et une faible précision, atteignent, en valeur médiane, respectivement, 1,5 % et 1 %. Le biais de surestimation et la précision ont donc une forte influence sur les revenus de gestion et sur la valeur économique des prévisions. La gestion avec un système de prévision synthétique fiable, mais possédant une faible précision, est caractérisée par une perte économique, en valeur médiane, de 0,3 % par rapport au système de gestion avec les débits observés. Ce pourcentage de perte est donc uniquement lié à la dégradation de la précision. Pour chaque système de prévision synthétique, plus la précision est dégradée, plus les pertes économiques sont importantes.

→ L'approche expérimentale opérationnelle à courte échéance a permis d'analyser le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques opérationnelles et leur valeur économique. Dans cette approche, nous avons également pu mettre en évidence l'intérêt, en termes de qualité et de valeur économique, d'utiliser un modèle de prévision hydrologique, des prévisions météorologiques opérationnelles, un prétraitement et un post-traitement des prévisions pour la gestion d'une réserve hydroélectrique de type « éclusée ». Pour une gestion considérant la moyenne des membres d'une prévision d'ensemble en entrée du modèle ValpreviPL, la gestion avec les prévisions basées sur l'historique des débits génère, en valeur médiane, 5,7 % de pertes économiques par rapport à la gestion avec les débits observés. Ce système de prévision est associé aux plus grandes pertes économiques, mais également à la plus mauvaise qualité des prévisions. L'utilisation d'un modèle hydrologique pour la gestion permet de diminuer les pertes économiques de 66 % (pertes économiques relatives égales à 1,9 %, en valeur médiane). Ce système de prévision montre une amélioration de la qualité globale et de la précision par rapport au système de prévision basé sur les historiques des débits. Avec l'utilisation des prévisions météorologiques opérationnelles pour la gestion, les pertes économiques sont également réduites de 80,3 % (pertes économiques relatives de 1,04 %, en valeur médiane) par rapport à celles obtenues avec la gestion considérant le système de prévision s'appuyant sur

les historiques des débits. Cette diminution des pertes économiques est également liée à l'amélioration de la précision du système de prévision. L'utilisation d'un prétraitement et d'un post-traitement statistiques des prévisions hydrométéorologiques opérationnelles pour la gestion permet d'améliorer davantage la précision des systèmes de prévision, ainsi que leur fiabilité, ce qui induit une diminution des pertes économiques de gestion. En effet, dans ce cas, les pertes économiques relatives associées à ces deux systèmes de prévision (pré- et post-traités) atteignent, respectivement, 0,9 % et 0,8 %, par rapport à la gestion avec les débits observés. La qualité en termes de précision des systèmes de prévision et de qualité globale est donc très liée à la valeur économique des prévisions hydrologiques, dans notre cas d'étude de gestion avec une trajectoire future déterministe et pour une réserve en eau de type « éclusée ».

→ Toujours dans le cadre d'une gestion de réserve hydroélectrique de type « éclusée », lorsqu'on considère plusieurs scénarios en entrée du modèle de gestion (moyenne des règles de décisions données en optimisation ou moyenne des sorties du modèle de gestion), les pertes économiques issues de la gestion avec les prévisions basées sur l'historique des débits s'élèvent à 11,5 %, par rapport à la gestion avec les débits observés. Elles sont donc doublées par rapport à celles obtenues lorsque la moyenne de la prévision d'ensemble est considérée en entrée du modèle de gestion ValpreviPL. Avec l'utilisation d'un modèle de prévision hydrologique pour la gestion, on réduit ces pertes économiques de 71,4 %, en valeur médiane (perte économique relative égale à 3 %, en valeur médiane). Les pertes économiques sont davantage diminuées avec l'utilisation d'une prévision météorologique opérationnelle (perte économique relative égale à 1,3 %, en valeur médiane). Cependant, l'application d'un pré- et d'un post-traitement sur les prévisions hydrométéorologiques brutes augmente les pertes économiques par rapport à celles obtenues avec le système de prévision hydrométéorologique brute (sans correction statistique). Elles atteignent, respectivement, 1,7 % (CEPH, système prétraité) et 2,7 % (CEPHH, système post-traité). Nous expliquons les fortes pertes économiques relatives des systèmes CEPH, CEPHH, ESP et HistQ par l'influence de la finesse des prévisions. En effet, plus les prévisions d'ensemble sont dispersées, plus les règles de gestion obtenues pour chaque membre vont varier et plus on aura des revenus de gestion extrêmes qui influenceront la moyenne (opérateur très sensible aux extrêmes). Lorsque l'opérateur de moyenne est appliqué durant la phase d'optimisation ou après la simulation, pour délivrer une unique séquence de décisions, la finesse est l'attribut de qualité qui est le plus lié à la valeur de la prévision hydrologique.

3. Retrouve-t-on un lien entre la qualité et la valeur économique des prévisions à toutes les échéances de prévision/gestion du secteur hydroélectrique ?

→ L'approche dynamique à moyenne échéance (modèle de gestion multi-DDP) a permis de montrer qu'il était difficile d'établir un lien clair entre la qualité des prévisions hydrométéorologiques à moyenne échéance et leur valeur économique, dans un contexte de gestion de réserve en eau de type « lac-réservoir ». Un système de prévision peut avoir une bonne qualité et une faible valeur économique et inversement. Dans notre étude, le lien entre la qualité et la valeur s'est révélé sensible à la paramétrisation du modèle de gestion (paramètre de pénalisation du non-respect

des contraintes) et aux contraintes de gestion (ajout d'une contrainte de stock estimatif). De plus, il est également difficile de comprendre dans quelle mesure la qualité a une influence sur la valeur, car la décision (production ou stockage), à un jour donné, dépend de plusieurs variables de l'optimisation (courbe guide, valeur de l'eau, niveau du réservoir), et d'autres variables d'entrée au modèle dont la qualité varie dans le temps (apports hydrologiques prévus) ou qui sont incertaines (prix de l'électricité).

→ Pour une gestion mono-objectif (maximisation des revenus issus de la production hydroélectrique), notre étude de cas de l'Ain à Vouglans et de la Durance à Serre-Ponçon a montré que les différences entre les évolutions des stocks journaliers et des revenus de gestion hebdomadaires issus des différents systèmes de prévision sont faibles. Le stock suit un cycle bien déterminé, il se reconstruit entre l'été et l'hiver et il est vidangé en hiver, quand la consommation et les prix de l'électricité sont au plus fort. Nous avons évalué le potentiel maximal d'amélioration (PMA) d'un système de prévision, qui représente l'apport maximal qu'une prévision peut avoir dans la gestion d'un système hydroélectrique. Il est défini en fonction des revenus de gestion obtenus avec les débits observés et avec un système de prévision naïf (ici, s'appuyant sur l'historique des débits). À partir du PMA, il est possible d'évaluer la valeur économique de la prévision. Cette dernière représente la plus-value sur les revenus de gestion d'un système de prévision hydrométéorologique par rapport au système de référence naïf. Si la valeur de la prévision est positive, il y a un intérêt à l'utiliser pour la gestion de la réserve hydroélectrique par rapport à un système de prévision naïf, et inversement si elle est négative. Sur les deux bassins versants, le PMA s'élève à environ 0,5 %. Sur la Durance à Serre-Ponçon, l'utilisation d'un modèle de prévision hydrologique permet d'augmenter la valeur de la prévision (valeur de la prévision environ égale à 0,15 %). La valeur des prévisions météorologiques est également positive (environ égale à 0,3 %), ce qui montre l'intérêt d'utiliser une prévision météorologique saisonnière pour la gestion des lacs-réservoir, par rapport à un système naïf et par rapport à un système de prévision basé sur les historiques météorologiques. La correction des prévisions météorologiques saisonnières n'a pas permis d'augmenter la valeur de la prévision, même si celle-ci est restée supérieure à celle du système de prévision naïf. Sur l'Ain à Vouglans, dans ce contexte de gestion non-contraint, la valeur des trois systèmes de prévision a été nulle ou négative. Nous n'avons donc pas observé de lien entre la qualité de la prévision hydrologique et sa valeur économique.

→ Pour la gestion multi-objectifs, la différence d'évolution des stocks journaliers et des revenus de gestion hebdomadaires issus des différents systèmes de prévision est plus forte, particulièrement entre le système parfait et les autres systèmes de prévision. Le PMA sur les cas étudiés s'élève à environ 4,5 %. La valeur de la prévision s'appuyant sur les prévisions d'un modèle hydrologique est négative sur les deux bassins versants. L'utilisation de prévision météorologique permet de couvrir une partie du PMA, avec une valeur de prévision s'élevant d'environ 0,9 % sur le bassin versant de la Durance à Serre-Ponçon et d'environ 0,4 % sur le bassin versant de l'Ain à Vouglans. L'application d'une correction des biais mensuels météorologiques permet d'augmenter la valeur de la prévision sur le bassin de l'Ain à Vouglans (environ 0,7 %). Dans ce cas de bassin versant à dominante pluviale, il existe un lien entre la qualité et la valeur économique de la prévision hydromé-

téorologique. Néanmoins, sur le bassin versant à dominante nivale (la Durance à Serre-Ponçon), la prévision météorologique corrigée apporte peu à la gestion (en termes de valeur économique), par rapport à la prévision non corrigée.

4. Le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et la valeur économique est-il dépendant de la taille du réservoir ?

→ L'évolution de la relation entre la taille du réservoir et la capacité de production influence le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques à courte échéance et leur valeur économique. Dans notre cas d'étude, nous avons fixé une capacité de production égale à trois fois le débit moyen journalier, et nous avons fait varier la capacité de stockage (taille du réservoir) entre 3 et 20 jours d'apports moyens journaliers. Dans l'approche opérationnelle à courte échéance, pour une gestion des apports hebdomadaires, nous avons pu voir qu'au-delà d'une capacité de stockage égale à sept jours d'apports moyens journaliers, le lien entre la qualité et la valeur économique ne se retrouve plus. En effet, pour une capacité de stockage égale à 20 jours d'apport moyen journalier, les valeurs économiques des systèmes de prévision CEPHH, CEPH et ESP sont, en valeur médiane, supérieure à celle de la prévision s'appuyant sur les débits observés (respectivement 0,5 %, 0,3 % et 1,4 %). Le système ayant la meilleure valeur économique correspond donc au système de prévision n'ayant pas la meilleure qualité. L'amélioration de la qualité des prévisions à courte échéance est donc moins valorisable dans la gestion des grands réservoirs, en partie à cause du relâchement des contraintes de stock (augmentation de la taille du réservoir).

→ Dans l'approche dynamique à moyenne échéance, nous avons également pu mettre en évidence que la valeur de la prévision est plus faible lorsque la gestion est moins contrainte par la capacité minimale et maximale de stockage. Pour mieux valoriser les prévisions d'apports, il faut donc accorder la capacité des réservoirs aux échelles temporelles de gestion et de prévision.

5. Peut-on améliorer la gestion à court terme d'une réserve de type lac-réservoir en prenant en compte une information sur la valeur marginale de l'eau donnée par la gestion à plus longue échéance ?

→ Coupler la gestion à courte échéance d'un grand réservoir avec une information sur la valeur du stock à moyenne échéance a permis d'améliorer les revenus de gestion. La gestion couplée à courte échéance est bien informée par la gestion à moyenne échéance et arrive ainsi à mieux placer les heures de production, à des saisons où la demande en électricité est forte, ce qui n'est pas toujours le cas de la gestion non-couplée. La gestion couplée est majoritairement influencée par l'information des valeurs marginales de l'eau, induisant un cycle saisonnier de vidange (hiver et printemps) et de remplissage (automne et hiver) du réservoir. Le réservoir est rempli en hiver, lorsque la demande en électricité est forte. La production est également plus intense à cette saison, ce qui permet de générer plus de revenus de gestion (jusqu'à plus de 12 % sur nos cas d'étude). De plus, la production totale obtenue avec une gestion couplée est, pour la plupart des cas, plus faible que celle obtenue avec une gestion non couplée. Le gain en revenus s'explique alors par une meilleure optimisation de la gestion de la réserve en eau. En d'autres termes, le couplage de gestion permet de mieux placer les heures de production (lorsque le prix de l'électricité est plus intéressant).

Au vu de nos résultats, nous pouvons conclure qu'il existe un lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique dans un contexte de gestion à courte échéance. Ce lien est néanmoins plus difficile à établir lorsqu'on évalue la qualité et la valeur des prévisions dans un contexte de gestion à moyen terme et lorsque la taille du réservoir est grande, par rapport aux apports moyen journalier et à la capacité maximale de production.

L'amélioration des systèmes de prévision hydrométéorologique peut permettre d'augmenter la qualité et la valeur de la prévision. Néanmoins, l'influence exacte de chaque attribut de qualité sur la valeur n'est pas évident à détecter. La précision a une forte influence sur la valeur de la prévision lorsque la gestion est opérée avec la moyenne des membres de la prévision d'ensemble. La finesse a une forte influence sur la valeur de la prévision lorsque tous les membres de la prévision d'ensemble sont pris en compte dans le modèle de gestion. Il est plus difficile de mesurer l'influence de la fiabilité sur la valeur économique des prévisions. Dans cette thèse, nous avons néanmoins apporté des éléments qui permettent de mieux comprendre le lien entre la qualité et la valeur de la prévision, et sa dépendance au modèle de gestion, à l'opérateur de gestion, aux objectifs et aux contraintes de gestion, ainsi qu'à la relation entre la taille du réservoir, les apports moyens journaliers et la capacité maximale de production.

Il reste d'autres pistes à explorer à l'issue de ce travail de thèse. Nous proposons ci-dessous quelques perspectives de recherche qui pourraient être poursuivies dans des travaux futurs.

8.3 Perspectives

Les conclusions apportées par les résultats des quatre expérimentations menées ont ouvert plusieurs perspectives. Nous les avons regroupées selon quatre catégories :

1. La sensibilité des modèles de gestion :

→ Nous avons réalisé une étude de sensibilité sur le modèle de gestion ValpreviPL, avec l'approche conceptuelle à courte échéance. Il serait intéressant de réaliser une étude similaire sur le modèle de gestion multi-DDP, à moyenne échéance. En effet, une étude conceptuelle permettrait de mieux comprendre la sensibilité et le fonctionnement de ce modèle de gestion, face à des biais de prévision systématiques, créés avec un modèle de prévision synthétique à qualité contrôlée.

→ Dans l'expérimentation à moyenne échéance, nous avons mis en place deux types de gestion : une gestion mono-objectif et une gestion contrainte par un objectif de remplissage pour atteindre un niveau de stock pendant la période estivale. Les résultats de ce dernier type de gestion ont soulevé des questions sur la sensibilité du modèle aux paramètres liés à la contrainte de stock estival : (1) comment pénaliser économiquement le non-respect de la courbe guide de remplissage dans la fonction objectif? ; (2) quelle est la sensibilité du modèle multi-DDP au niveau de la contrainte de stock estival? ; (3) quelle est l'influence du quantile utilisé pour sélectionner la courbe guide de remplissage sur la gestion? Nous avons réalisé quelques tests préliminaires qui ont permis d'élaguer certains aspects de cette perspective :

(1) la gestion à moyenne échéance est très sensible au facteur de pénalisation imposé en entrée du modèle (cas où le système est en défaillance vis-à-vis de la contrainte de stock estival) et (2) le quantile choisi pour définir la courbe guide à suivre ne semble pas avoir un poids conséquent sur la gestion. Nous proposons alors trois pistes pour répondre à ces questions sur la sensibilité du modèle multi-DDP à la paramétrisation de l'objectif de stock estival : (1) faire une étude de sensibilité aux paramètres de pénalisation (tester plusieurs valeurs de pénalisation) ; (2) fixer différentes valeurs de contrainte de stock estival (par exemple entre 25% et 95% de la capacité maximale de stockage du réservoir) ; (3) sélectionner différents quantiles de courbe guide (par exemple entre 50% et 100%).

→ Le dernier point d'investigation qu'il serait intéressant d'approfondir consiste à donner un prix plat en entrée des modèles de gestion VapreviPL et multi-DDP (même prix pour chaque heure/jour de la période d'étude). Cet exercice permettrait de valoriser la prévision uniquement à travers la production, et donc de tester la sensibilité des modèles de gestion uniquement aux variations des apports prévus.

2. Le choix de l'opérateur de gestion :

→ Dans cette thèse, nous avons choisi de prendre en compte l'information donnée par la prévision d'ensemble en utilisant un opérateur de moyenne : moyenne des membres des prévisions hydrologiques, moyenne des règles de décisions ou moyenne des sorties de gestion (revenus de gestion). Nous avons pu constater, avec l'étude opérationnelle à courte échéance, que l'opérateur de moyenne n'est pas toujours le meilleur pour prendre en compte l'information de la prévision d'ensemble. Il serait intéressant de rechercher quel opérateur de gestion est le plus adapté à notre cas d'étude à courte et moyenne échéance. Nous proposons alors de tester des opérateurs de gestion avec la médiane ou encore avec les quantiles Q75% et Q25%. Il serait également intéressant d'utiliser un opérateur de gestion qui se baserait sur la trace optimale à suivre, pour chaque heure de gestion. Une telle approche ne tiendrait plus compte de la temporalité des membres de prévision et il faudrait définir un moyen de restituer cette temporalité.

3. La représentation de cas réels dans la modélisation de la gestion :

→ Dans cette thèse, nous avons choisi de modéliser la gestion des réserves en eau pour la production hydroélectrique de manière très simplifiée. Néanmoins, il serait intéressant de complexifier cette représentation dans le but de se rapprocher de cas réels et donc de la gestion opérationnelle des réserves en eau. Cette perspective implique une collaboration avec les services de gestion opérationnelle, qui pourraient guider les choix de modélisation.

→ Un des aspects qui peut également être complexifié est l'évaluation des revenus de gestion. Dans cette étude, les revenus de gestion sont uniquement dépendants du volume d'eau utilisé pour la production et du prix de l'électricité. Or, les revenus de gestion sont également dépendants des coûts liés à la production et de la satisfaction des contraintes et des objectifs de gestion. Dans le but de se rapprocher d'une gestion opérationnelle en contexte réel, les revenus de gestion pourraient également dépendre des pertes économiques liées à la non-satisfaction des contraintes de gestion (e.g. déversement, non-respect de la contrainte de stock estivale pour le modèle multi-DDP).

→ Dans cette thèse, nous avons fait le choix de modéliser la gestion des réserves en eau en prenant en compte un seul objectif de gestion (hydroélectricité) et un seul réservoir. Or, le plus souvent, les réserves en eau doivent répondre à de multiples objectifs (irrigation, protection des crues, hydroélectricité). De plus, la gestion des réserves en eau est souvent réalisée à l'échelle d'une vallée, c'est-à-dire qu'elle dépend des autres réserves en eau de la vallée. Nous avons expérimenté une gestion multi-objectifs en traduisant l'objectif de stock estival en contrainte de gestion. Il serait alors intéressant de creuser les aspects de modélisation de la gestion multi-objectifs en implémentant d'autres objectifs de gestion, comme l'irrigation, sous forme d'objectif et non nécessairement de contrainte de gestion. Dans le but de représenter au mieux les problèmes de gestion réels dans la modélisation, il serait également intéressant de modéliser une gestion à l'échelle de la vallée, en construisant un modèle de gestion avec des réservoirs en cascade (les uns à la suite des autres), où la gestion de chacun des réservoirs (sauf celui en amont) dépendrait de celle des réservoirs situé en amont.

4. Les horizons de gestion et de prévision :

→ Nous avons dressé une étude sur le lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique sur des horizons de gestion et de prévision à courte (quelques jours) et moyenne (quelques mois) échéances. Il serait intéressant de poursuivre les recherches en cherchant à valoriser la prévision infra-horaire à travers la gestion des réserves en eau utiles à la production hydroélectrique et en cherchant à coupler les objectifs de gestion liés à l'hydroélectricité et à l'écrêtement des crues.

Bibliographie

- Ahmad, A., El-Shafie, A., Razali, S. F. M., et Mohamad, Z. S. : Reservoir Optimization in Water Resources : a Review, *Water Resources Management*, 28, 3391–3405, <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0700-5>, 2014.
- Ahmed, J. A. et Sarma, A. K. : Genetic Algorithm for Optimal Operating Policy of a Multipurpose Reservoir, *Water Resources Management*, 19, 145–161, <https://doi.org/10.1007/s11269-005-2704-7>, 2005.
- Alemu, E. T., Palmer, R. N., Polebitski, A., et Meaker, B. : Decision Support System for Optimizing Reservoir Operations Using Ensemble Streamflow Predictions, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 137, 72–82, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000088](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000088), 2011.
- Anctil, F. et Ramos, M.-H. : Verification Metrics for Hydrological Ensemble Forecasts, pp. 1–30, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, https://doi.org/10.1007/978-3-642-40457-3_3-1, 2017.
- Ando, N., Yoshikawa, S., Fujimori, S., et Kanae, S. : Long-term projections of global water use for electricity generation under the Shared Socioeconomic Pathways and climate mitigation scenarios, *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.*, 2017, 1–25, <https://doi.org/10.5194/hess-2017-27>, 2017.
- Anghileri, D., Voisin, N., Castelletti, A., Pianosi, F., Nijssen, B., et Lettenmaier, D. : Value of long-term streamflow forecasts to reservoir operations for water supply in snow-dominated river catchments, *Water Resources Research*, p. 4209–4225, <https://doi.org/10.1002/2015WR017864>, 2016.
- Arjoon, D., Mohamed, Y., Goor, Q., et Tilmant, A. : Hydro-economic risk assessment in the eastern Nile River basin, *Water Resources and Economics*, 8, 16–31, <https://doi.org/10.1016/j.wre.2014.10.004>, 2014.
- Arsenault, R. et Côté, P. : Analysis of the effects of biases in ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts on electricity production in hydropower reservoir management, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 23, 2735–2750, <https://doi.org/10.5194/hess-23-2735-2019>, 2019.
- Barros, M. T. L., Tsai, F. T.-C., Yang, S.-l., Lopes, J. E. G., et Yeh, W. W.-G. : Optimization of Large-Scale Hydropower System Operations, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 129, 178–188, [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2003\)129:3\(178\)](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)0733-9496(2003)129:3(178)), 2003.

- Bellman, R. : Dynamic Programming., Defense Technical Information Center, New Jersey, 1957.
- Bolouri-Yazdeli, Y., Bozorg Haddad, O., Fallah-Mehdipour, E., et Mariño, M. A. : Evaluation of Real-Time Operation Rules in Reservoir Systems Operation, *Water Resources Management*, 28, 715–729, <https://doi.org/10.1007/s11269-013-0510-1>, 2014.
- Botelho, A., Ferreira, P., Lima, F., Pinto, L. M. C., et Sousa, S. : Assessment of the environmental impacts associated with hydropower, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 70, 896–904, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.271>, 2017.
- Boucher, M.-A. et Ramos, M.-H. : Ensemble Streamflow Forecasts for Hydropower Systems. In : Duan Q., Pappenberger F., Thielen J., Wood A., Cloke H., Schaake J. (eds) *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 1–19, https://doi.org/10.1007/978-3-642-40457-3_54-1, 2018.
- Boucher, M. A., Anctil, F., Perreault, L., et Tremblay, D. : A comparison between ensemble and deterministic hydrological forecasts in an operational context, *Adv. Geosci.*, 29, 85–94, <https://doi.org/10.5194/adgeo-29-85-2011>, 2011.
- Boucher, M. A., Tremblay, D., Delorme, L., Perreault, L., et Anctil, F. : Hydro-economic assessment of hydrological forecasting systems, *Journal of Hydrology*, 416-417, 133–144, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.11.042>, 2012.
- Boucher, M. A., Roulin, E., et Fortin, V. : Short-Range Ensemble Forecast Post-processing. In : Duan Q., Pappenberger F., Thielen J., Wood A., Cloke H., Schaake J. (eds) *Handbook of Hydrometeorological Ensemble Forecasting*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 1–25, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, https://doi.org/10.1007/978-3-642-40457-3_71-1, 2018.
- Bourgin, F. : Comment quantifier l'incertitude prédictive en modélisation hydrologique ? Travail exploratoire sur un grand échantillon de bassins versants. Irstea, AgroParisTech, Thèse de doctorat, 2014.
- Bremnes, J. B. : Improved calibration of precipitation forecasts using ensemble techniques 1. Part 3 : Statistical calibration of multiple ensembles, Rapport technique, Norwegian Meteorological Institute, 2008.
- Buizza, R. : The value of probabilistic prediction, *Atmospheric Science Letters*, 9, 36–42, <https://doi.org/10.1002/asl.170>, 2008.
- Carluer, N., Babut, M., Belliard, J., Bernez, I., Burger-Leenhardt, D., Dorioz, J., Douez, O., Dufour, S., Grimaldi, C., Habets, F., Le Bissonnais, Y., Molénat, J., Rollet, A., Rosset, V., Sauvage, S., Usseglio-Polatera, P., et Leblanc, B. : Expertise scientifique collective sur l'impact cumulé des retenues., Rapport technique, 2016.
- Cassagnole, M. : Etude du lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique : cas du secteur hydroélectrique., Rapport technique, Mémoire de Master 2, Sorbonne Université, Irstea, 2016.
- Cassagnole, M., Ramos, M. H., Thirel, G., Gailhard, J., et Garçon, R. : Impact of better forecasts on a decision model for hydropower, HEPEX conférence, Québec, 5-7/06/2016.

- Celeste, A. B. et Billib, M. : Evaluation of stochastic reservoir operation optimization models, *Advances in Water Resources*, 32, 1429–1443, <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2009.06.008>, 2009.
- Clark, M., Gangopadhyay, S., Hay, L., Rajagopalan, B., et Wilby, R. : The Schaake shuffle : A method for reconstructing space-time variability in forecasted precipitation and temperature fields, *Journal of Hydrometeorology*, 5, 243–262, [https://doi.org/10.1175/1525-7541\(2004\)005<0243:TSSAMF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1525-7541(2004)005<0243:TSSAMF>2.0.CO;2), 2004.
- Coccia, G. et Todini, E. : Recent developments in predictive uncertainty assessment based on the model conditional processor approach, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15, 3253–3274, <https://doi.org/10.5194/hess-15-3253-2011>, 2011.
- Coron, L., Perrin, C., et Michel, C. : airGR : Suite of GR Hydrological Models for Precipitation-Runoff Modelling. R package version 1.0.5.12 <https://webgr.irstea.fr/airGR/?lang=en.>, 2017a.
- Coron, L., Thirel, G., Delaigue, O., Perrin, C., et Andréassian, V. : The Suite of Lumped GR Hydrological Models in an R package., *Environmental Modelling and Software*, 94, 432–440, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.05.002.>, 2017b.
- Courbariaux, M. : Contributions statistiques aux prévisions hydrométéorologiques par méthodes d'ensemble. Paris-Saclay, Thèse de doctorat, 2016.
- CRE : Le fonctionnement des marchés de gros de l'électricité, du CO2 et du gaz naturel : rapport de surveillance 2015-2016, Rapport technique, 2016.
- CRE : Le fonctionnement des marchés de gros de l'électricité, du CO2 et du gaz naturel : rapport de surveillance 2016-2017, Rapport technique, 2017.
- CRE : Le fonctionnement des marchés de gros de l'électricité, du CO2 et du gaz naturel : rapport de surveillance 2017-2018, Rapport technique, 2018.
- CRE : Le fonctionnement des marchés de gros de l'électricité, du CO2 et du gaz naturel : rapport de surveillance 2018-2019, Rapport technique, 2019.
- Crochemore, L., Ramos, M. H., et Pappenberger, F. : Bias correcting precipitation forecasts to improve the skill of seasonal streamflow forecasts, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 20, 3601–3618, <https://doi.org/10.5194/hess-20-3601-2016>, 2016a.
- Crochemore, L., Ramos, M. H., Pappenberger, F., Van Andel, S. J., et Wood, A. W. : An Experiment on Risk-Based Decision-Making in Water Management Using Monthly Probabilistic Forecasts, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 97, 541–551, <https://doi.org/10.1175/bams-d-14-00270.1>, 2016b.
- Côté, P. et Leconte, R. : Comparison of stochastic optimization algorithms for hydropower reservoir operation with ensemble streamflow prediction, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 142, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000575](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000575), 2016.
- Dale, M., Wicks, J., Mylne, K., Pappenberger, F., Laeger, S., et Taylor, S. : Probabilistic flood forecasting and decision-making : an innovative risk-based approach, *Natural Hazards*, 70, 159–172, <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0483-z>, 2012.

- Day, G. : Extended Streamflow Forecasting Using NWSRFS, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 111, 157–170, [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(1985\)111:2\(157\)](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)0733-9496(1985)111:2(157)), 1985.
- Delaigne, O., Génot, B., Lebecherel, L., Brigode, P., et Bourgin, P. : Base de données hydroclimatiques observées à l'échelle de la France. IRSTEA, UR HYCAR, Equipe Hydrologie des bassins versants, Antony, URL : <https://webgr.irstea.fr/base-de-donnees>, 2019.
- Desaint, B., Nogues, P., Perret, C., et Garçon, R. : La prévision hydrométéorologique opérationnelle : l'expérience d'Electricité de France, *La Houille Blanche*, pp. 39–46, <https://doi.org/10.1051/lhb/2009054>, 2009.
- Desreumaux, Q., Leconte, R., et Côté, P. : Role of hydrologic information in stochastic dynamic programming : a case study of the Kemano hydropower system in British Columbia, *Canadian Journal of Civil Engineering*, 41, 839–844, <https://doi.org/10.1139/cjce-2013-0370>, 2014.
- Dobson, B., Wagener, T., et Pianosi, F. : An argument-driven classification and comparison of reservoir operation optimization methods, *Advances in Water Resources*, 128, 74–86, <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2019.04.012>, 2019.
- Faber, B. A. et Stedinger, J. R. : Reservoir optimization using sampling SDP with ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts, *J. Hydrol.*, 249, 113, [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00419-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00419-X), 2001.
- Fan, F. M., Schwanenberg, D., Collischonn, W., et Weerts, A. : Verification of inflow into hydropower reservoirs using ensemble forecasts of the TIGGE database for large scale basins in Brazil, *Journal of Hydrology : Regional Studies*, 4, 196–227, <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2015.05.012>, 2015.
- Fan, F. M., Schwanenberg, D., Alvarado, R., Assis dos Reis, A., Collischonn, W., et Naumman, S. : Performance of Deterministic and Probabilistic Hydrological Forecasts for the Short-Term Optimization of a Tropical Hydropower Reservoir, *Water Resources Management*, 30, 3609–3625, <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1377-8>, 2016a.
- Fan, Y. R., Huang, G. H., Li, Y. P., Wang, X. Q., et Li, Z. : Probabilistic Prediction for Monthly Streamflow through Coupling Stepwise Cluster Analysis and Quantile Regression Methods, *Water Resources Management*, 30, 5313–5331, <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1489-1>, 2016b.
- Fortin, V., Favre, A.-C., et Saïd, M. : Probabilistic forecasting from ensemble prediction systems : Improving upon the best-member method by using a different weight and dressing kernel for each member, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132, 1349–1369, <https://doi.org/10.1256/qj.05.167>, 2006.
- François, B. : Gestion optimale d'un réservoir hydraulique multiusages et changement climatique. Modèles, projections et incertitudes : Application à la réserve de Serre-Ponçon. Université de Grenoble, Thèse de doctorat, 2014.

- François, B., Hingray, B., Hendrickx, F., et Creutin, J. D. : Seasonal patterns of water storage as signatures of the climatological equilibrium between resource and demand, *Hydrology and Earth System Sciences*, 18, 3787–3800, <https://doi.org/10.5194/hess-18-3787-2014>, 2014.
- François, B., Hingray, B., Creutin, J. D., et Hendrickx, F. : Estimating Water System Performance Under Climate Change : Influence of the Management Strategy Modeling, *Water Resources Management*, 29, 4903–4918, <https://doi.org/10.1007/s11269-015-1097-5>, 2015.
- Garnier, S. : Evaluation de la qualité des prévisions saisonnières de pluies, de températures et de débits en France., Rapport technique, Mémoire de Master 2, Université de Montpellier, Irstea, 2018.
- Garçon, R. : Préviation opérationnelle des apports de la Durance à Serre-Ponçon à l'aide du modèle MORDOR. Bilan de l'année 1994-1995, *La Houille Blanche*, pp. 71–76, <https://doi.org/10.1051/lhb/1996056>, 1996.
- Garçon, R., Houdant, B., Garavaglia, F., Mathevet, T., Paquet, E., et Gaillard, J. : Expertise humaine des prévisions hydrométéorologiques et communication de leurs incertitudes dans un contexte décisionnel, *La Houille Blanche*, 5, 1–10, <https://doi.org/10.1051/lhb/2009058>, 2009.
- Gass, S. et Saaty, T. : Parametric Objective Function (Part II) — Generalization, *Journal of the Operations Research Society of America*, 3, 395–401, <https://doi.org/10.2307/166754>, 1955.
- Gaudard, L., Gabbi, J., Bauder, A., et Romerio, F. : Long-term Uncertainty of Hydropower Revenue Due to Climate Change and Electricity Prices, *Water Resources Management*, 30, 1325–1343, <https://doi.org/10.1007/s11269-015-1216-3>, 2016.
- Giuliani, M., Li, Y., Cominola, A., Denaro, S., Mason, E., et Castelletti, A. : A Matlab toolbox for designing Multi-Objective Optimal Operations of water reservoir systems, *Environmental Modelling and Software*, 85, 293–298, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.08.015>, 2016.
- Gneiting, T., Raftery, A. E., Westveld III, A. H., et Goldman, T. : Calibrated Probabilistic Forecasting Using Ensemble Model Output Statistics and Minimum CRPS Estimation, *Monthly Weather Review*, 133, 1098–1118, <https://doi.org/10.1175/mwr2904.1>, 2005.
- Gneiting, T., Balabdaoui, F., et Raftery, A. : Probabilistic forecasts, calibration and sharpness, *Journal of the Royal Statistical Society : Series B (Statistical Methodology)*, 69, 243–268, <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2007.00587.x>, 2007.
- Gupta, H. V., Kling, H., Yilmaz, K. K., et Martinez, G. F. : Decomposition of the mean squared error and NSE performance criteria : Implications for improving hydrological modelling, *Journal of Hydrology*, 377, 80–91, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.08.003>, 2009.
- Haguma, D. et Leconte, R. : Long-Term Planning of Water Systems in the Context of Climate Non-Stationarity with Deterministic and Stochastic Optimization, *Water Resources Management*, 32, 1725–1739, <https://doi.org/10.1007/s11269-017-1900-6>, 2018.

- Hamill, T. M. et Whitaker, J. S. : Probabilistic Quantitative Precipitation Forecasts Based on Reforecast Analogs : Theory and Application, *Monthly Weather Review*, 134, 3209–3229, <https://doi.org/10.1175/mwr3237.1>, 2006.
- Hamlet, A., Huppert, D., et Lettenmaier, D. : Economic value of long-lead streamflow forecasts for Columbia River hydropower, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 128, 91–101, <https://doi.org/10.1061//asce/0733-9496/2002/128:2/91>, 2002.
- Hancock, K. J. et Sovacool, B. K. : International Political Economy and Renewable Energy : Hydroelectric Power and the Resource Curse, *International Studies Review*, 20, 615–632, <https://doi.org/10.1093/isr/vix058>, 2018.
- Hashino, T., Bradley, A. A., et Schwartz, S. S. : Evaluation of bias-correction methods for ensemble streamflow volume forecasts, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 11, 939–950, <https://doi.org/10.5194/hess-11-939-2007>, 2007.
- Hersbach, H. : Decomposition of the Continuous Ranked Probability Score for Ensemble Prediction Systems, *Weather and Forecasting*, 15, 559–570, [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(2000\)015<0559:dotcrp>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(2000)015<0559:dotcrp>2.0.co;2), 2000.
- IHA : Hydropower status report, Rapport technique, International hydropower association, 2018.
- Johnson, S. J., Stockdale, T. N., Ferranti, L., Balmaseda, M. A., Molteni, F., Magnusson, L., Tietsche, S., Decremet, D., Weisheimer, A., Balsamo, G., Keeley, S. P. E., Mogensen, K., Zuo, H., et Monge-Sanz, B. M. : SEAS5 : the new ECMWF seasonal forecast system, *Geosci. Model Dev.*, 12, 1087–1117, <https://doi.org/10.5194/gmd-12-1087-2019>, 2019.
- Jolliffe, I. et Stephenson, B. : Forecast Verification-A Practitioner’s guide in atmospheric science, John Wiley and Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England, 2002.
- Kang, T.-H., Kim, Y.-O., et Hong, I.-P. : Comparison of pre- and post-processors for ensemble streamflow prediction, *Atmospheric Science Letters*, 11, 153–159, <https://doi.org/10.1002/asl.276>, 2010.
- Kelman, J., Stedinger, J. R., Cooper, L. A., Hsu, E., et Yuan, S.-Q. : Sampling stochastic dynamic programming applied to reservoir operation, *Water Resources Research*, 26, 447–454, <https://doi.org/10.1029/WR026i003p00447>, 1990.
- Kerttula, T. : Short-term planning and bidding of hydropower production in the electricity market. Master Thesis, Rapport technique, Tampere University of Technology, 2011.
- Krzysztofowicz, R. : Bayesian theory of probabilistic forecasting via deterministic hydrologic model, *Water Resources Research*, 35, 2739–2750, <https://doi.org/10.1029/1999WR900099>, 1999.
- Labadie, J. W. : Optimal Operation of Multireservoir Systems : State-of-the-Art Review, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 130, 93–111, [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2004\)130:2\(93\)](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)0733-9496(2004)130:2(93)), 2004.

- Laio, F. et Tamea, S. : Verification tools for probabilistic forecasts of continuous hydrological variables, *Hydrology and Earth System Sciences*, 11, <https://doi.org/10.5194/hessd-3-2145-2006>, 2006.
- Leleu, I., Tonnelier, I., Puechberty, R., Gouin, P., Viquendi, I., Cobos, L., Foray, A., Baillon, M., et Ndimba, P.-O. : La refonte du système d'information national pour la gestion et la mise à disposition des données hydrométriques, *La Houille Blanche*, pp. 25–32, <https://doi.org/10.1051/lhb/2014004>, 2014.
- Ma, F., Ye, A., Deng, X., Zhou, Z., Liu, X., Duan, Q., Xu, J., Miao, C., Di, Z., et Gong, W. : Evaluating the skill of NMME seasonal precipitation ensemble predictions for 17 hydroclimatic regions in continental China, *International Journal of Climatology*, 36, 132–144, <https://doi.org/10.1002/joc.4333>, 2016.
- Macian-Sorribes, H. et Pulido-Velazquez, M. : Integrating Historical Operating Decisions and Expert Criteria into a DSS for the Management of a Multireservoir System, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 143, [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000712](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000712), 2017.
- Macian-Sorribes, H., Tilmant, A., et Pulido-Velazquez, M. : Improving operating policies of large-scale surface-groundwater systems through stochastic programming, *Water Resources Research*, 53, 1407–1423, <https://doi.org/10.1002/2016wr019573>, 2017.
- Marcos, R., Llasat, M. C., Quintana-Seguí, P., et Turco, M. : Use of bias correction techniques to improve seasonal forecasts for reservoirs — A case-study in northwestern Mediterranean, *Science of the Total Environment*, 610-611, 64–74, <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.08.010>, 2018.
- Maurer, E. P. et Lettenmaier, D. P. : Potential Effects of Long-Lead Hydrologic Predictability on Missouri River Main-Stem Reservoirs, *Journal of Climate*, 17, 174–186, [https://doi.org/10.1175/1520-0442\(2004\)017<0174:peollhp>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2004)017<0174:peollhp>2.0.co;2), 2004.
- Mayne, D. Q., Rawlings, J. B., Rao, C. V., et Scolaert, P. O. M. : Constrained model predictive control : Stability and optimality, *Automatica*, 36, 789–814, [https://doi.org/10.1016/S0005-1098\(99\)00214-9](https://doi.org/10.1016/S0005-1098(99)00214-9), 2000.
- Ming, B., Liu, P., Bai, T., Tang, R., et Feng, M. : Improving Optimization Efficiency for Reservoir Operation Using a Search Space Reduction Method, *Water Resources Management*, 31, 1173–1190, <https://doi.org/10.1007/s11269-017-1569-x>, 2017.
- Moulin, L., Abonnel, A., Puygrenier, D., Valéry, A., et Garçon, R. : Prévision hydrométéorologique opérationnelle à EDF-DTG—Progrès récents et état des lieux en 2018, *La Houille Blanche*, pp. 44–54, <https://doi.org/10.1051/lhb/2019014>, 2019.
- Muluye, G. Y. : Implications of medium-range numerical weather model output in hydrologic applications : Assessment of skill and economic value, *Journal of Hydrology*, 400, 448–464, <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.01.056>, 2011.
- Murphy, A. : What is a good forecast? An essay of the nature of goodness in weather forecasting, *Weather and Forecasting*, 8, 281–293, [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(1993\)008<0281:WIAGFA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(1993)008<0281:WIAGFA>2.0.CO;2), 1993.

- Murphy, A. H. : The Value of Climatological, Categorical and Probabilistic Forecasts in the Cost-Loss Ratio Situation, *Monthly Weather Review*, 105, 803–816, [https://doi.org/10.1175/1520-0493\(1977\)105<0803:tvocca>2.0.co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1977)105<0803:tvocca>2.0.co;2), 1977.
- Mylne, K. R. : Decision-making from probability forecasts based on forecast value, *Meteorological Applications*, 9, 307–315, <https://doi.org/10.1017/s1350482702003043>, 2002.
- Nash, J. E. et Sutcliffe, J. V. : River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles, *Journal of Hydrology*, 10, 282–290, [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6), 1970.
- Nicolle, P., Pushpalatha, R., Perrin, C., François, D., Thiéry, D., Mathevet, T., Le Lay, M., Besson, F., Soubeyroux, J. M., Viel, C., Regimbeau, F., Andréassian, V., Maugis, P., Augeard, B., et Morice, E. : Benchmarking hydrological models for low-flow simulation and forecasting on French catchments, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 18, 2829–2857, <https://doi.org/10.5194/hess-18-2829-2014>, 2014.
- O. Kim, Y., Eum, H.-I., G. Lee, E., et Hwan Ko, I. : Optimizing Operational Policies of a Korean Multireservoir System Using Sampling Stochastic Dynamic Programming with Ensemble Streamflow Prediction, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 133, 4, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9496\(2007\)133:1\(4\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9496(2007)133:1(4)), 2007.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andréassian, V., Anctil, F., et Loumagne, C. : Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall–runoff model? : Part 2—Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall–runoff modelling, *Journal of Hydrology*, 303, 290–306, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.08.026>, 2005.
- Pagano, T. C., Wood, A. W., Ramos, M.-H., Cloke, H. L., Pappenberger, F., Clark, M. P., Cranston, M., Kavetski, D., Mathevet, T., Sorooshian, S., et Verkade, J. S. : Challenges of Operational River Forecasting, *Journal of Hydrometeorology*, 15, 1692–1707, <https://doi.org/10.1175/jhm-d-13-0188.1>, 2014.
- Palmer, R. N. : L’avenir de la prévision d’ensemble, *La Météorologie*, 36, 22–30, <https://doi.org/10.4267/2042/36203>, 2002.
- Pappenberger, F., Cloke, H. L., Parker, D. J., Wetterhall, F., Richardson, D. S., et Thielen, J. : The monetary benefit of early flood warnings in Europe, *Environmental Science and Policy*, 51, 278–291, <https://doi.org/10.1016/j.envsci.2015.04.016>, 2015.
- Pereira, M. V. F. et Pinto, L. M. V. G. : Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning, *Mathematical Programming*, 52, 359–375, <https://doi.org/10.1007/bf01582895>, 1991.
- Poncelet, C. : Du bassin au paramètre : jusqu’où peut-on régionaliser un modèle hydrologique conceptuel? Irstea, Université Pierre et Marie Curie, Thèse de doctorat, 2016.
- Pushpalatha, R. : Low-flow simulation and forecasting on French river basins : a hydrological modelling approach. Irstea, AgroParisTech, Thèse de doctorat, 2013.

- Quinn, J., Reed, P., Giuliani, M., Castelletti, A., Oyler, J., et Nicholas, R. : Exploring How Changing Monsoonal Dynamics and Human Pressures Challenge Multi-Reservoir Management for Flood Protection, Hydropower Production and Agricultural Water Supply, *Water Resources Research*, 54, <https://doi.org/10.1029/2018WR022743>, 2018.
- Ramos, M., Castelletti, A., Pulido-Velazquez, M., et Gustafsson, D. : Weather and climate services for hydropower management. *Actes de la Conférence SHF HydroES 2016*, 2016.
- Ramos, M., Castelletti, A., Pulido-Velasquez, M., Giuliani, M., Macian-Sorribes, H., Casagnole, M., Thirel, G., Gustafsson, D., Musuuza, J., Crochemore, L., et Pechlivanidis, I. : Improved hydropower risk assessment : the value of hydro-meteorological predictions, *IMPRES H2020, Rapport technique*, 2019.
- Ramos, M.-H., Mathevet, T., Thielen, J., et Pappenberger, F. : Communicating uncertainty in hydro-meteorological forecasts : mission impossible ?, *Meteorological Applications*, 17, 223–235, <https://doi.org/10.1002/met.202>, 2010.
- Randrianasolo, A. : Généralisation de l’approche d’ensemble à la prévision hydrologique dans les bassins versants non jaugés. *Irstea, AgroParisTech, Thèse de doctorat*, 2012.
- Rani, D. et Moreira, M. M. : Simulation–Optimization Modeling : A Survey and Potential Application in Reservoir Systems Operation, *Water Resources Management*, 24, 1107–1138, <https://doi.org/10.1007/s11269-009-9488-0>, 2010.
- Richardson, D. : Skill and relative economic value of the ECMWF ensemble prediction system, *Q. J. R. Meteorol. SOC*, 126, 649–667, 2000.
- Roche, P.-A., Miquel, J., et Gaume, E. : Gestion des réserves hydrauliques. In : Roche P.A., Miquel J., Gaume E. *Hydrologie quantitative : Processus, modèles et aide à la décision*. Springer, Paris, pp. 427–445, <https://doi.org/10.1007/978-2-8178-0106-3>, 2012a.
- Roche, P.-A., Miquel, J., et Gaume, E. : Prévision hydrologique : Cas général. In : Roche P.A., Miquel J., Gaume E. *Hydrologie quantitative : Processus, modèles et aide à la décision*. Springer, Paris, pp. 427–445, <https://doi.org/10.1007/978-2-8178-0106-3>, 2012b.
- Roulin, E. : Skill and relative economic value of medium-range hydrological ensemble predictions, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 11, 725–737, <https://doi.org/10.5194/hess-11-725-2007>, 2007.
- Roulston, M. S. et Smith, L. A. : Combining dynamical and statistical ensembles, *Tellus A*, 55, 16–30, <https://doi.org/10.1034/j.1600-0870.2003.201378.x>, 2003.
- RTE : Consommation française d’électricité : Caractéristiques et méthode de prévision, *Rapport technique*, 2014.
- Sauquet, E., Gottschalk, L., et Krasovskaia, I. : Estimating mean monthly runoff at ungauged locations : an application to France, *Hydrology Research*, 39, 403–423, <https://doi.org/10.2166/nh.2008.331>, 2008.
- Schefzik, R., Thorarinsdottir, T. L., et Gneiting, T. : Uncertainty Quantification in Complex Simulation Models Using Ensemble Copula Coupling, *Statist. Sci.*, 28, 616–640, <https://doi.org/10.1214/13-STS443>, 2013.

- Stakhiva, E. et Stewart, B. : Needs for climate information in support of decision-making in the water sector, *Procedia Environmental Sciences*, 1, 102–119, <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.09.008>, 2010.
- Tan, Y. et Hugo, G. : Demographic Impacts of the Three Gorges Dam, pp. 1583–1598, Springer Netherlands, Dordrecht, https://doi.org/10.1007/978-90-481-9920-4_91, 2011.
- Tang, G., Zhou, H., Li, N., Wang, F., Wang, Y., et Jian, D. : Value of Medium-range Precipitation Forecasts in Inflow Prediction and Hydropower Optimization, *Water Resources Management*, 24, 2721–2742, <https://doi.org/10.1007/s11269-010-9576-1>, 2010.
- Tejada-Guibert, J., Johnson, S., et Stedinger, J. : The Value of Hydrologic Information in Stochastic Dynamic Programming Models of a Multi-Reservoir System, *Water Resources Research*, 31, 2571–2580, <https://doi.org/10.1029/95WR02172>, 1995.
- Thiboult, A. et Anctil, F. : 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, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.09.036>, 2015.
- Thiboult, A., Anctil, F., et Ramos, M. H. : How does the quantification of uncertainties affects the quality and value of flood early warning systems?, *Journal of Hydrology*, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2017.05.014>, 2017.
- Tilmant, A. et Kelman, R. : A stochastic approach to analyze trade-offs and risks associated with large-scale water resources systems, *Water Resources Research*, 43, <https://doi.org/10.1029/2006wr005094>, 2007.
- Tilmant, A., Pinte, D., et Goor, Q. : Assessing marginal water values in multipurpose multireservoir systems via stochastic programming, *Water Resources Research*, 44, <https://doi.org/10.1029/2008wr007024>, 2008.
- Tilmant, A., Kinzelbach, W., Juizo, D., Beevers, L., Senn, D., et Casarotto, C. : Economic valuation of benefits and costs associated with the coordinated development and management of the Zambezi river basin, *Water Policy*, 14, 490–508, <https://doi.org/10.2166/wp.2011.189>, 2011.
- Tilmant, A., Arjoon, D., et Marques, G. F. : Economic Value of Storage in Multireservoir Systems, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 140, 375–383, [https://doi.org/doi:10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000335](https://doi.org/doi:10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000335), 2014.
- Trinh, B. N., Thielen-del Pozo, J., et Thirel, G. : The reduction continuous rank probability score for evaluating discharge forecasts from hydrological ensemble prediction systems, *Atmospheric Science Letters*, 14, 61–65, <https://doi.org/10.1002/asl2.417>, 2013.
- Turner, S. W. D., Bennett, J. C., Robertson, D. E., et Galelli, S. : Complex relationship between seasonal streamflow forecast skill and value in reservoir operations, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21, 4841–4859, <https://doi.org/10.5194/hess-21-4841-2017>, 2017.
- Valéry, A. : Modélisation précipitations – débit sous influence nivale. Elaboration d’un module neige et évaluation sur 380 bassins versants, Irstea, AgroParisTech, Thèse de doctorat, 2010.

- Van den Bergh, J. et Roulin, E. : Hydrological ensemble prediction and verification for the Meuse and Scheldt basins, *Atmospheric Science Letters*, 11, 64–71, <https://doi.org/10.1002/asl.250>, 2010.
- Van Den Hurk, B. J. J. M., Bouwer, L. M., Buontempo, C., Döscher, R., Ercin, E., Hananel, C., Hunink, J. E., Kjellström, E., Klein, B., Manez, M., Pappenberger, F., Pouget, L., Ramos, M.-H., Ward, P. J., Weerts, A. H., et Wijngaard, J. B. : Improving predictions and management of hydrological extremes through climate services : www.imprex.eu, *Climate Services*, 1, 6–11, <https://doi.org/10.1016/j.cliser.2016.01.001>, 2016.
- Velázquez, J. A., Anctil, F., Ramos, M. H., et Perrin, C. : 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, <https://doi.org/10.5194/adgeo-29-33-2011>, 2011.
- Verkade, J. S. et Werner, M. G. F. : Estimating the benefits of single value and probability forecasting for flood warning, *HESS*, 15, 3751–3765, <https://doi.org/10.5194/hess-15-3751-2011>, hESS, 2011.
- Verkade, J. S., Brown, J. D., Reggiani, P., et Weerts, A. H. : Post-processing ECMWF precipitation and temperature ensemble reforecasts for operational hydrologic forecasting at various spatial scales, *Journal of Hydrology*, 501, 73–91, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.07.039>, 2013.
- Vidal, J.-P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M., et Soubeyroux, J.-M. : A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system, *International Journal of Climatology*, 30, 1627–1644, <https://doi.org/10.1002/joc.2003>, 2010.
- Wang, X. et Bishop, C. H. : Improvement of ensemble reliability with a new dressing kernel, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 131, 965–986, <https://doi.org/10.1256/qj.04.120>, 2005.
- Waseem, M., Ajmal, M., et Kim, T.-W. : Ensemble hydrological prediction of stream-flow percentile at ungauged basins in Pakistan, *Journal of Hydrology*, 525, 130–137, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.03.042>, 2015.
- Weerts, A. H., Winsemius, H. C., et Verkade, J. S. : Estimation of predictive hydrological uncertainty using quantile regression : examples from the National Flood Forecasting System (England and Wales), *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 15, 255–265, <https://doi.org/10.5194/hess-15-255-2011>, 2011.
- Wu, X., Cheng, C., Lund, J. R., Niu, W., et Miao, S. : Stochastic dynamic programming for hydropower reservoir operations with multiple local optima, *Journal of Hydrology*, 564, 712–722, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2018.07.026>, 2018.
- Yoo, J.-H. : Maximization of hydropower generation through the application of a linear programming model, *Journal of Hydrology*, 376, 182–187, <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2009.07.026>, 2009.
- Yuan, L., Zhou, J., Li, C., Xie, M., et Mo, L. : Benefit and Risk Balance Optimization for Stochastic Hydropower Scheduling, *Water Resources Management*, 30, 3347–3361, <https://doi.org/10.1007/s11269-016-1354-2>, 2016.

Zalachori, I. : Prévisions hydrologiques d'ensemble : développements pour améliorer la qualité des prévisions et estimer leur utilité. Irstea, AgroParisTech, Thèse de doctorat, 2013.

Zalachori, I., Ramos, M., Garçon, R., Mathevet, T., et Gailhard, J. : Statistical processing of forecasts for hydrological ensemble prediction : a comparative study of different bias correction strategies, *Advances in Science and Research*, 8, p. 135 – p. 141, <https://doi.org/10.5194/asr-8-135-2012>, 2012.

Title: Analysis of the link between the quality of hydrological forecasts and their economic value for the hydropower sector

Keywords: Hydrology - Forecasts - Quality - Economic value - Management - Hydroelectricity

Abstract:

The quality of hydrological forecasts is a widely-studied field. It has been shown that probabilistic or ensemble forecasts (i.e. with several scenarios) are often better in terms of quality and decision support than deterministic (single-valued) forecasts. Probabilistic forecasts are therefore increasingly used in operational forecasting. However, the contribution of these forecasts in terms of economic value for the users remains a subject that has so far received little attention. In the literature, the evaluation of a forecast is mainly based on its quality (comparison with an observation). However, a forecast can also be assessed with regard to its contribution (or value) to the decision-making process. In the case of reservoir operation for hydroelectric generation, studies on the value of forecasts are also less frequent, particularly when it comes to the short-term range (forecasts ranging from a few days to a few weeks).

The work carried out in this thesis aims to examine the link between the quality and the economic value of a forecast for the hydropower sector. In other words, we want to know in which cases a better forecast impacts the management revenues. We investigate the value of hydrological forecasts at several forecasts ranges: short (up to seven days) and medium (up to seven months). Finally, we investigate whether short-term reservoir management can be improved when coupled with medium-term management. The last research axis of this thesis thus consists in setting up a coupled forecast-reservoir management system, where medium-term management information is used to inform short-term reservoir management.

The results of this thesis contribute: (1) to shed light on the links between the quality and the value of hydrometeorological forecasts and (2) to the modelling of hydropower reservoirs for optimal management. The modelling tools established in this study allow complex hydroelectric systems to be represented in a simplified way. With their help, we have highlighted the existence of a link between the quality of hydrological forecasts and their economic value. The economic value of short-term hydrological forecasts depends on their quality: the best forecast system in terms of forecast quality corresponds to the forecast system with the best management revenue and conversely. However, this relationship also depends on how the forecast information is taken into account in the reservoir management model, and on the size of the reservoir with regard to the average inflow volumes. In the medium-term management context, the link between the quality of medium-range forecasts and their economic value may also exist, but it is less obvious. Finally, the revenue obtained from the short-term management of the reservoir can be improved by more than 10 % by taking into account long-term management information.

Titre : Analyse du lien entre la qualité des prévisions hydrologiques et leur valeur économique pour le secteur hydroélectrique

Mots clés : Hydrologie – Prévisions – Qualité – Valeur économique – Gestion – Hydroélectricité

Résumé :

La qualité des prévisions hydrologiques est un domaine largement étudié. Il est démontré que les prévisions probabilistes ou d'ensemble (c'est-à-dire à plusieurs scénarios) apportent souvent plus en termes de qualité et d'aide à la décision qu'une prévision déterministe (à scénario unique). Les prévisions probabilistes sont donc de plus en plus utilisées par les centres opérationnels de prévisions. L'apport de ces prévisions en termes de valeur économique pour l'utilisateur reste cependant un sujet, jusqu'à présent, peu étudié. En effet, dans la littérature, l'évaluation d'une prévision se fait principalement par rapport à sa qualité (comparaison avec l'observation). Or, une prévision s'évalue également par rapport à l'aide qu'elle peut apporter en contexte de décision, ce qui contribue à définir la valeur d'une prévision. Dans le contexte de la gestion des apports en eau aux réservoirs destinés à la production hydroélectrique, les études portant sur la valeur des prévisions sont rares, notamment pour la prévision à courte échéance (prévision allant de quelques jours à quelques semaines).

Les travaux menés dans cette thèse ont pour objectif d'examiner le lien entre qualité et valeur économique d'une prévision pour le secteur hydroélectrique. En d'autres termes, nous nous intéressons à déterminer dans quelle mesure une meilleure prévision a un impact sur le revenu de gestion. Nous valorisons les prévisions hydrologiques à plusieurs échéances : courte (jusqu'à sept jours) et moyenne (jusqu'à sept mois). Enfin, nous nous posons la question de savoir si la gestion à courte échéance peut être améliorée lorsque celle-ci est couplée à la gestion à moyenne échéance. Le dernier axe de recherche de cette thèse consiste ainsi à mettre en place un système de prévision-gestion de réserve hydroélectrique couplé qui prend en compte des informations de la gestion à moyenne échéance pour informer la gestion à courte échéance.

Les résultats de cette thèse apportent, d'une part, un éclairage sur les liens entre qualité et valeur d'une prévision hydrométéorologique et, d'autre part, des outils de modélisation de la gestion des réserves en eau utiles à la production hydroélectrique. Ces outils permettent de représenter des systèmes hydroélectriques complexes de manière simplifiée. Avec leur aide, nous avons mis en évidence l'existence d'un lien entre la qualité de la prévision hydrologique et sa valeur économique. La valeur économique des prévisions hydrologiques à courte échéance dépend de leur qualité : le système de prévision ayant la meilleure qualité correspond au système de prévision ayant les meilleurs revenus de gestion, et inversement. Cependant, ce lien dépend également de la manière dont l'information de la prévision d'ensemble est prise en compte dans la gestion, et des dimensions du réservoir par rapport aux volumes moyens des apports. Dans un contexte de gestion à moyenne échéance, le lien entre la qualité des prévisions et leur valeur économique peut également exister, mais il est moins évident. Enfin, les revenus de gestion obtenus avec une gestion de la réserve en eau à courte échéance peuvent être améliorés de plus de 10 % quand des informations sur la gestion à moyenne échéance sont prises en compte.