





UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE  
Faculté de génie  
Département de génie civil

IMPACTS DE LA MODÉLISATION  
STOCHASTIQUE DES APPORTS SUR LA  
GESTION DES RESSOURCES  
HYDRIQUES DU SYSTÈME DE LA  
ROMAINE

Mémoire de maîtrise  
Spécialité : génie civil

Marc Olivier Trottier

Jury : Robert LECONTE (directeur)  
Marko Blais  
Mélanie Trudel



# RÉSUMÉ

Hydro-Québec est le propriétaire et le gestionnaire du complexe hydroélectrique de la rivière Romaine dans le nord-est du Québec, au Canada. Le complexe la Romaine est constitué de quatre réservoirs et parcourt une distance de 192 km entre la centrale Romaine-4 et le Saint-Laurent pour une chute totale de 459 mètres. Pour des fins de modélisation, le réservoir Romaine-1 est considéré comme au fil de l'eau vu son faible volume. Une fois complété en 2020, le système a une puissance installée prévue de 1 550 MW et une production annuelle moyenne de 8 TWh.

L'objectif du présent projet est d'évaluer l'avantage d'utiliser la modélisation stochastique des apports dans une procédure de programmation dynamique stochastique pour optimiser la gestion du système hydrique de la rivière Romaine. Des probabilités de transition hebdomadaires sont employées pour la recherche de politiques de gestion optimale des réservoirs du complexe hydroélectrique. Les probabilités de transition sont établies à partir de séries synthétiques générées en utilisant des modèles autorégressifs périodiques de type PARMA : PAR (1), PAR (2), PARMA (1,1), PARMA (2,2). En addition aux modèles PARMA, nous avons utilisé un modèle à moyenne changeante (*shifting mean*). Les résultats de la modélisation hydrologique stochastique indiquent que parmi les modèles stochastiques mis en oeuvre, le modèle PARMA (2,2) a démontré une meilleure performance à reproduire les statistiques des observations historiques. Un ensemble de 100 séries d'une durée de 53 ans (identique aux observations) a été généré. Les séries générées en utilisant le modèle PARMA (2,2) proviennent toutes de distributions statistiquement similaires aux observations, tandis que les autres modèles présentent au moins une série statistiquement différente.

Nous utilisons un nouvel algorithme de programmation dynamique stochastique développé dans le cadre du projet Climhydro-2 pour lequel Hydro-Québec est partenaire industriel. Ce dernier utilise une méthode d'approximation de la fonction de Bellman en utilisant une discrétisation adaptative itérative qui permet de réduire le temps de calcul de la solution, tout en minimisant l'erreur d'approximation.

Les résultats de la simulation des ensembles de règles de gestion révèlent que l'approche par modélisation stochastique et l'utilisation des observations historiques pour produire les probabilités de transition engendrent une production hydroélectrique totale similaire. Cependant, la gestion des réservoirs est différente selon les modèles et a été démontrée par des volumes de déversements annuels moyens statistiquement différents. Les résultats obtenus montrent que les règles de gestion obtenues avec le modèle PARMA (2,2) permettent de réduire le nombre de violations de la contrainte de débit réservé écologique minimum à la centrale de Romaine-1. Il est nécessaire de respecter un débit minimum à la sortie de la centrale pour la survie du saumon de l'Atlantique qui remonte sur le tronçon entre l'estuaire du Saint-Laurent et la centrale.

**Mots-clés :** hydrologie, modélisation stochastique, programmation dynamique stochastique, PARMA, système hydrique, gestion des réservoirs, rivière Romaine



# ABSTRACT

Hydro-Québec is the owner and manager of the Romaine River hydroelectric complex in northeastern Quebec, Canada. The complex consists of four reservoirs and runs for 192 km between Romaine-4 power station and the St. Lawrence River for a total elevation drop of 459 metres. For modelling purposes, Romaine-1 reservoir is considered as run-of-river given its small storage. Once completed in 2020, the system will have an installed capacity of 1550 MW and an average annual output of 8 TWh.

The objective of this project is to evaluate the advantage of using inflow stochastic modelling in a stochastic dynamic programming procedure to optimize the management of the Romaine River water system. Weekly transition probabilities are used to identify optimal reservoir management policies for the hydroelectric complex. Transition probabilities are derived from synthetic series generated using PARMA periodic autoregressive models: PAR (1), PAR (2), PARMA (1,1), PARMA (2,2). In addition to the PARMA models, we used a shifting mean model. The results of the stochastic hydrological modelling indicate that among the stochastic models implemented, PARMA (2,2) demonstrated the best performance in reproducing the statistics of historical observations. An ensemble of 100 series of 53 years (same duration as the observations) was generated. All the time series generated by the PARMA (2,2) model have statistically similar distributions as the observations, while other models generated at least one statistically different series.

We use a new stochastic dynamic programming algorithm developed in the framework of the Climhydro-2 project for which Hydro-Québec is an industrial partner. The algorithm uses a method to approximate the Bellman function using an iterative adaptive discretization which makes it possible to reduce the calculation time of the solution, while minimizing the error.

Simulation results of the management rules sets reveal that the stochastic modelling approach and the use of historical observations for producing the transition probabilities result in similar total hydroelectric production. However, the management of the reservoirs varies depending on the model used, as demonstrated by obtaining statistically different annual mean spillage for the reservoirs. The results show that the management rules developed with the PARMA (2,2) model make it possible to reduce the number of violations of the minimum ecological flow constraint at the Romaine-1 hydropower plant. It is necessary to provide a minimum flow rate at the outlet of the dam for the survival of the Atlantic salmon that migrates along the reach between the St. Lawrence estuary and the dam.

**Keywords:** hydrology, stochastic modelling, stochastic dynamic programming, PARMA, water system, reservoir management, Romaine River



# REMERCIEMENTS

J'aimerais tout d'abord remercier mon directeur de recherche Robert Leconte de l'Université de Sherbrooke, qui a rendu ce projet de maîtrise possible. Je tiens à souligner son dévouement, ses encouragements, sa patience et son soutien constant durant ces années d'étude.

Ensuite, je souhaite souligner le soutien exceptionnel du professionnel de recherche Didier Haguma qui a toujours su m'apporter un support technique essentiel, particulièrement dans les moments d'impasse, sans lequel je n'aurais pu accomplir ce projet.

La participation d'Hydro-Québec au sein du projet de recherche Climhydro-2 a rendu ce partenariat de recherche possible tout d'abord en fournissant les données utilisées pour le projet. J'aimerais également remercier spécialement Laura Fagherazzi pour son aide tout au long de la réalisation de ce projet. De plus, je remercie Stéphane Krau pour son aide sur la programmation dynamique stochastique et son algorithme d'optimisation utilisé pour ce projet.

Finalement j'aimerais remercier ma famille et mes amis qui m'ont soutenu tout au long de mes études.



# TABLE DES MATIÈRES

<b>1</b>	<b>INTRODUCTION</b>	<b>1</b>
1.1	Mise en contexte . . . . .	1
1.2	Problématique . . . . .	3
1.3	Objectifs du projet de recherche . . . . .	5
1.3.1	Question de recherche . . . . .	5
1.3.2	Objectifs du projet . . . . .	5
<b>2</b>	<b>REVUE DE LA LITTÉRATURE</b>	<b>7</b>
2.1	Présentation du problème d'optimisation . . . . .	7
2.2	Gestion des ressources hydriques . . . . .	11
2.2.1	Programmation linéaire et programmation dynamique . . . . .	13
2.2.2	Programmation dynamique stochastique . . . . .	16
2.2.3	Programmation dynamique stochastique avec une variable hydrologique . . . . .	16
2.2.4	Programmation dynamique stochastique avec prévisions d'ensemble . . . . .	19
2.2.5	Autres méthodes de résolution du problème d'optimisation . . . . .	20
2.3	Modélisation hydrologique . . . . .	21
<b>3</b>	<b>SITE À L'ÉTUDE ET DONNÉES</b>	<b>27</b>
3.1	Localisation du bassin versant . . . . .	27
3.2	Système hydrique de la Rivière Romaine . . . . .	29
3.3	Régime hydrologique . . . . .	29
3.4	Climat . . . . .	32
<b>4</b>	<b>MÉTHODOLOGIE</b>	<b>35</b>
4.1	Modélisation hydrologique stochastique . . . . .	37
4.1.1	SAMS . . . . .	37
4.1.2	Modèle avec bruit généré suivant une distribution log-normale . . . . .	42
4.2	Modèle de gestion des ressources hydriques . . . . .	44
4.2.1	Algorithme d'optimisation . . . . .	45
4.2.2	Probabilités de transition . . . . .	47
4.3	Critère de performance . . . . .	48
<b>5</b>	<b>RÉSULTATS ET DISCUSSION</b>	<b>51</b>
5.1	Modélisation hydrologique . . . . .	51
5.1.1	Résultats de la modélisation stochastique . . . . .	53
5.1.2	Statistiques reliées à l'emmagasinement . . . . .	71
5.1.3	Probabilités de transition hebdomadaires . . . . .	77
5.2	Modèle de gestion des ressources hydriques . . . . .	81
5.2.1	Rendement . . . . .	81
5.2.2	Production hydroélectrique . . . . .	86

5.2.3	Déversements . . . . .	86
5.2.4	Variations interannuelles des réservoirs . . . . .	90
5.2.5	Débit réservé écologique à la centrale de Romaine-1 . . . . .	97
5.3	Résumé des résultats et analyses . . . . .	102
<b>6</b>	<b>CONCLUSION</b>	<b>105</b>
<b>A</b>	<b>RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DE LA MODÉLISATION STO- CHASTIQUE</b>	<b>109</b>
A.1	CSM . . . . .	109
A.2	PAR (1) . . . . .	114
A.3	PAR (2) . . . . .	119
A.4	PARMA (1,1) . . . . .	124
A.5	PARMA (2,2) . . . . .	129
A.6	PAR (1) log-normal . . . . .	134
A.7	PAR (2) log-normal . . . . .	139
<b>B</b>	<b>RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DE L'OPTIMISATION</b>	<b>145</b>
	<b>LISTE DES RÉFÉRENCES</b>	<b>157</b>

# LISTE DES FIGURES

2.1	Illustration d'un réservoir et des variables entourant sa gestion [Merleau <i>et al.</i> , 2011]	8
2.2	Schéma d'un réservoir avec une centrale hydroélectrique et un déversoir	8
2.3	Méthode d'optimisation stochastique implicite [Labadie, 2004]	14
2.4	Méthode d'optimisation stochastique explicite [Labadie, 2004]	15
3.1	Localisation du bassin versant de la rivière Romaine [Hydro-Québec Production, 2007a]	28
3.2	Profil de la rivière avec les réservoirs et les centrales hydroélectriques [Hydro-Québec Production, 2007a]	30
3.3	Système hydrique de la rivière Romaine	31
3.4	Régime hydrologique de la rivière Romaine à la hauteur de Romaine-1	33
4.1	Organigramme de la méthodologie	36
4.2	Processus du modèle CSM	39
4.3	Procédure suivie par l'algorithme d'optimisation/simulation	46
4.4	Comparaison de la matrice de probabilités hebdomadaires provenant des données historiques et des séries générées par un modèle PARMA (2,2)	49
5.1	Corrélation hebdomadaire du débit de la rivière Romaine	52
5.2	Statistiques de base des séries générées par le modèle PAR (1)	55
5.3	Statistiques de base des séries générées par le modèle PARMA (2,2)	56
5.4	Autocorrélation hebdomadaire des séries générées par le modèle PARMA (2,2)	59
5.5	Autocorrélation hebdomadaire des séries générées par le modèle PAR (1)	60
5.6	Récurrence des débits des séries générées par le modèle PARMA (2,2)	61
5.7	Récurrence des débits des séries générées par le modèle PAR (1)	61
5.8	Écart-type hebdomadaire ( $m^3/s$ ) des observations historiques utilisées pour la modélisation stochastique	62
5.9	Débits observés durant l'année 1958 en comparaison avec la moyenne historique de 1957 à 2009	64
5.10	Ensemble des observations historiques pour les semaines 4 à 16	65
5.11	Ensemble des traces générées par le modèle PAR (1) de l'IREQ pour les semaines 4 à 16	65
5.12	Résultats de la paramétrisation du modèle PAR (1) log-normal à la semaine 11	67
5.13	Résultats de la paramétrisation du modèle PAR (2) log-normal à la semaine 11	68
5.14	Résultats du test de Lilliefors sur le logarithme des résidus des modèles PAR (1) et PAR (2) log-normaux	69
5.15	Comparaison des semaines 10 et 11 entre les observations historiques et le modèle PAR (1) log-normal	70
5.16	Statistiques d'emmagasinement des séries générées par le modèle PAR (1)	72

5.17	Statistiques d'emmagasinement des séries générées par le modèle PARMA (2,2)	72
5.18	Probabilité conditionnelle d'un changement de moyenne sur les observations historiques de 1957 à 2009 . . . . .	75
5.19	Histogramme de la durée des déficits des séries générées par le modèle PAR (1) et les observations historiques . . . . .	76
5.20	Histogramme de la durée des déficits des séries générées par le modèle PARMA (2,2) et les observations historiques . . . . .	76
5.21	Diagramme en dispersion des débits observés à la centrale Romaine-1 des semaines 1 et 2 montrant les histogrammes des débits pour chaque semaine	78
5.22	Somme des carrés des différences entre les ensembles de probabilités de transition hebdomadaires obtenues à partir des différents modèles autorégressifs	80
5.23	Comparaison des probabilités de transition hebdomadaires des semaines 10 et 11 calculées à partir des observations historiques et des séries générées par les modèles PAR (1) et PAR (2) log-normaux . . . . .	82
5.24	Rendement moyen annuel pour chaque centrale hydroélectrique de la rivière Romaine . . . . .	83
5.25	Production totale annuelle moyenne pour l'ensemble du système hydroélectrique de la rivière Romaine . . . . .	87
5.26	Déversement moyen annuel pour chaque centrale du système hydroélectrique de la rivière Romaine . . . . .	89
5.27	Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-4 . . . . .	91
5.28	Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-3 . . . . .	92
5.29	Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-2 . . . . .	93
5.30	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (1)	95
5.31	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PARMA (2,2) . . . . .	96
5.32	Débits relâchés par la centrale Romaine-1 pour les années 1984 à 1986 lors de la simulation des règles de gestion obtenues avec le modèle PARMA (2,2)	98
5.33	Débits cumulés historiques avec les années 1984 à 1986 en évidence . . . . .	100
5.34	Apports à la centrale Romaine-1 au cours des années 1984 à 1986 en comparaison avec la moyenne historique observée de 1957 à 2009 . . . . .	100
5.35	Niveau des réservoirs pour les années 1984 à 1986 en comparaison aux niveaux moyens simulés . . . . .	101
A.1	Statistiques de base du modèle CSM . . . . .	109
A.2	Comparaison des valeurs générées par le modèle CSM et la série historique	110
A.3	Récurrence des débits générés par le modèle CSM et la série historique . . . . .	111
A.4	Autocorrélation des débits générés par le modèle CSM et la série historique	112
A.5	Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle CSM . . . . .	113
A.6	Statistiques de base du modèle PAR (1) . . . . .	114
A.7	Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (1) et la série historique	115
A.8	Récurrence des débits générés par le modèle PAR (1) et la série historique	116

A.9	Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (1) et la série historique	117
A.10	Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (1)	118
A.11	Statistiques de base du modèle PAR (2)	119
A.12	Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (2) et la série historique	120
A.13	Récurrence des débits générés par le modèle PAR (2) et la série historique	121
A.14	Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (2) et la série historique	122
A.15	Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (2)	123
A.16	Statistiques de base du modèle PARMA (1,1)	124
A.17	Comparaison des valeurs générées par le modèle PARMA (1,1) et la série historique	125
A.18	Récurrence des débits générés par le modèle PARMA (1,1) et la série historique	126
A.19	Autocorrélation des débits générés par le modèle PARMA (1,1) et la série historique	127
A.20	Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PARMA (1,1)	128
A.21	Statistiques de base du modèle PARMA (2,2)	129
A.22	Comparaison des valeurs générées par le modèle PARMA (2,2) et la série historique	130
A.23	Récurrence des débits générés par le modèle PARMA (2,2) et la série historique	131
A.24	Autocorrélation des débits générés par le modèle PARMA (2,2) et la série historique	132
A.25	Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PARMA (2,2)	133
A.26	Statistiques de base du modèle PAR (1) log-normal	134
A.27	Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (1) log-normal et la série historique	135
A.28	Récurrence des débits générés par le modèle PAR (1) log-normal et la série historique	136
A.29	Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (1) log-normal et la série historique	137
A.30	Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (1) log-normal	138
A.31	Statistiques de base du modèle PAR (2) log-normal	139
A.32	Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (2) log-normal et la série historique	140
A.33	Récurrence des débits générés par le modèle PAR (2) log-normal et la série historique	141
A.34	Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (2) log-normal et la série historique	142
A.35	Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (2) log-normal	143

B.1	Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-4 . . . . .	146
B.2	Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-3 . . . . .	147
B.3	Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-2 . . . . .	148
B.4	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir des observations historiques . . . . .	149
B.5	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle CSM . . . . .	150
B.6	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (1) . . . . .	151
B.7	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (2) . . . . .	152
B.8	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PARMA (1,1) . . . . .	153
B.9	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PARMA (2,2) . . . . .	154
B.10	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (1) log-normal . . . . .	155
B.11	Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (2) log-normal . . . . .	156

# LISTE DES TABLEAUX

3.1	Caractéristiques du système hydrique de la rivière Romaine [Hydro-Québec Production, 2007a] . . . . .	30
3.2	Débits mensuels moyens à différents endroits sur la rivière Romaine [Hydro-Québec Production, 2007b] . . . . .	33
5.1	Moyenne des statistiques de base des séries générées par les modèles stochastiques . . . . .	55
5.2	Moyenne et écart-type des rendements (kWh/m <sup>3</sup> ) obtenus à chaque centrale hydroélectrique avec les valeurs statistiquement différentes en gras . . . . .	85
5.3	Résultats du test d'Anderson-Darling sur la comparaison des rendements moyens annuels pour chaque centrale de la rivière Romaine obtenus avec les observations historiques et les modèles hydrologiques avec les valeurs statistiquement différentes en gras . . . . .	85
5.4	Résultats du test de Student de la comparaison de la production hydroélectrique annuelle totale pour l'ensemble des centrales de la rivière Romaine obtenus avec les observations historiques et les modèles hydrologiques avec les valeurs statistiquement différentes en gras . . . . .	86
5.5	Moyenne et écart-type des déversements (m <sup>3</sup> /s) obtenus à chaque centrale hydroélectrique avec les valeurs statistiquement différentes en gras . . . . .	88
5.6	Résultats du test d'Anderson-Darling sur la comparaison des déversements moyens annuels pour chaque centrale de la rivière Romaine obtenus avec les observations historiques et les modèles hydrologiques avec les valeurs statistiquement différentes en gras . . . . .	90
5.7	Classement des résultats de simulation des règles de gestion relativement au non-respect du débit réservé écologique minimum à la centrale Romaine-1 du plus performant (vert) au moins performant (rouge) . . . . .	98



# LISTE DES SYMBOLES

Symbole	Définition
$h_t$	Variable hydrologique générale
$m_\tau$	Paramètre de localisation d'une loi log-normale à trois paramètres
$q_t$	Apport au pas de temps $t$
$r_t$	Déversement non productif au pas de temps $t$
$s_t$	Volume d'eau dans le réservoir au pas de temps $t$
$u_t$	Soutirage pour production électrique au pas de temps $t$
$v_t$	Soutirage total au pas de temps $t$
$\phi_{\tau,i}$	Paramètres autorégressifs d'ordre $i$ à la saison $\tau$
$\theta_{\tau,j}$	Paramètres à moyenne mobile d'ordre $j$ à la saison $\tau$
$\epsilon$	Bruit dans un modèle stochastique



# LISTE DES ACRONYMES

<b>Acronyme</b>	<b>Définition</b>
AO	Oscillation Arctique
ARMA	Modèle autorégressif et à moyenne mobile
CEHQ	Centre d'expertise hydrique du Québec
DEHQ	Direction de l'expertise hydrique du Québec
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
LS	Méthode des moindres carrés
HQ	Hydro-Québec
MDDELCC	Ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques
PARMA	Modèle autorégressif et à moyenne mobile périodique
PD	Programmation dynamique
PDS	Programmation dynamique stochastique
MOM	Méthode des moments
NAO	Oscillation Nord Atlantique
OSE	Optimisation stochastique explicite
OSI	Optimisation stochastique implicite
RT	Rio Tinto



# CHAPITRE 1

## INTRODUCTION

### 1.1 Mise en contexte

Dans le contexte québécois, la production hydroélectrique est une source de revenus importante et constitue une ressource essentielle aux activités économiques et au bien-être des habitants de la province, ce qui motive le désir d'Hydro-Québec d'assurer la gestion optimale de ses ouvrages hydroélectriques. Il devient de plus en plus difficile de mettre sur pied de nouveaux projets hydroélectriques avec une opposition croissante face à de tels projets considérant l'impact majeur qu'il ont sur le milieu naturel. Les meilleurs sites ont déjà été aménagés et il ne reste que les sites moins intéressants (débit et/ou chute faible) ou plus éloignés, donc plus coûteux à aménager. Ainsi, il devient d'autant plus important de maximiser la production hydroélectrique des ouvrages existants et futurs pour faire face à la demande en énergie qui est croissante au Québec, mais aussi dans les provinces et états limitrophes qui pourraient bénéficier de cette énergie. La réalisation du projet de complexe hydroélectrique sur la rivière Romaine permet à Hydro-Québec de mettre en marché l'énergie et la puissance produite par le complexe aux conditions des marchés, au Québec et hors Québec [Hydro-Québec Production, 2007b].

Les projets comportant de grands réservoirs sont critiqués à cause de leurs impacts sur l'environnement. Une gestion responsable de ces ouvrages permet de réduire l'impact qu'ils ont sur le milieu. L'optimisation de la gestion des ouvrages se fait en maximisant la production hydroélectrique tout en tenant compte de contraintes environnementales comme le maintien de débits réservés en aval des ouvrages et le respect de niveaux minimaux et maximaux dans les réservoirs.

Afin de parvenir à une gestion optimale, les opérateurs d'ouvrages hydroélectriques ont de plus en plus recours à des modèles d'optimisation et de simulation. Ces outils leur permettent de produire de l'information sur l'état du système et parvenir à une décision sur les opérations à effectuer. Les décisions à effectuer sont la combinaison optimale des apports à turbiner par les centrales et à évacuer par l'évacuateur de crues afin de maximiser la production électrique tout en respectant de multiples contraintes. Le gestionnaire vise une gestion durable à court et moyen terme dans un contexte où les apports hydrologiques sont incertains.

Les systèmes hydriques deviennent plus difficiles à gérer dans le contexte actuel du changement climatique qui amène un changement dans le régime hydrologique des bassins. Ce changement se manifeste par une incertitude croissante sur les prévisions hydrologiques. Des changements des variables climatiques telles que la température, la précipitation et l'humidité impactent plusieurs processus naturels, ainsi que l'activité humaine [Environment and Climate Change Canada, 2016]. L'augmentation de la température modifie le climat local en augmentant l'évaporation et la capacité d'emmagasinement potentiel de vapeur dans l'atmosphère, ce qui peut influencer les précipitations pour certaines régions plus sèches auparavant [Rouhani, 2016]. En contrepartie, l'augmentation de la température causera aussi une diminution du manteau neigeux en hiver dans certaines régions. Selon le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC), le réchauffement du climat des dernières décennies a considérablement affecté plusieurs processus du cycle hydrologique tels que : la distribution spatio-temporelle, l'intensité et la fréquence des précipitations ; la fonte de neige et glace ; l'augmentation de la vapeur dans l'atmosphère ; la modifications de l'humidité du sol et du ruissellement [Bates *et al.*, 2008].

Les gestionnaires doivent prendre une décision aujourd'hui en fonction de ce qui se passera dans les prochains mois. Par exemple, il faut prévoir la crue printanière le plus précisément possible afin d'abaisser le niveau du réservoir durant l'hiver pour que ce dernier puisse à la fois contenir la crue et réduire au maximum les déversements non productifs, car ils ne contribuent pas à la production hydroélectrique et diminuent l'efficacité de l'ouvrage. Les centrales sont généralement conçues pour turbiner le débit moyen annuel et le réservoir permet d'emmagasiner l'eau excédant la capacité du système afin d'être turbiné plus tard. Cependant, lorsque le réservoir n'est pas capable d'emmagasiner les débits entrants, l'évacuateur de crue doit déverser de l'eau afin de ne pas compromettre la stabilité du barrage. Durant la saison estivale et hivernale, puisque les débits sont faibles, il n'est pas possible de garder tous les réservoirs à leur niveau maximum. Ainsi, le gestionnaire doit décider quel réservoir prioriser pour la production hydroélectrique.

La présente étude porte sur la gestion optimale du système hydroélectrique situé sur la rivière Romaine dans le nord-est québécois. L'objectif de gestion est de maximiser la production hydroélectrique, tout en tenant compte des contraintes agissant sur le système. Au cours des dernières décennies, plusieurs techniques d'optimisation ont fait l'objet d'études pour en évaluer la performance sur divers bassins versants [Bras *et al.*, 1983; Day, 1985; Faber et Stedinger, 2001; Kelman *et al.*, 1990; Labadie, 2004; Tauxe *et al.*, 1980; Tejada-Guibert *et al.*, 1995; Turgeon, 2005; Wurbs, 1998; Yakowitz, 1982; Yeh, 1985] et encore aujourd'hui il s'agit d'un domaine d'étude actif [Baños *et al.*, 2010; Côté *et al.*, 2011; Côté

et Leconte, 2016; Desreumaux *et al.*, 2014; Giupponi et Sgobbi, 2013; Haguma et Leconte, 2017; Krau *et al.*, 2017; Lara *et al.*, 2014; Pierleoni *et al.*, 2014]. L'aléa entourant les apports aux réservoirs est un défi pour cette gestion et il est primordial de tenir compte de l'incertitude et surtout de bien l'incorporer dans les méthodes d'optimisation.

## 1.2 Problématique

Au Canada, l'eau constitue certainement une des ressources énergétiques les plus importantes. Dans plusieurs provinces, notamment le Québec, le Manitoba et la Colombie-Britannique, la majorité de la production d'électricité provient de centrales hydroélectriques. Dans cette optique, l'amélioration de la gestion de ces ouvrages bénéficie à tous les Canadiens. Au Québec, les deux principaux producteurs sont Hydro-Québec (HQ) et Rio Tinto (RT). La collaboration d'HQ et la participation du Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie (CRSNG) du Canada a permis la mise en place du projet ClimHydro-1 qui s'est réalisé de 2008 à 2011. La prolongation du projet, nommé Climhydro-2 et où s'est joint RT, a permis la poursuite des recherches effectuées durant Climhydro-1.

Chez HQ et RT, la gestion de systèmes hydriques s'effectue principalement à l'aide d'outils qui ne permettent pas nécessairement d'inclure la variabilité croissante du climat dans la prise de décision. L'incertitude des apports est un élément complexe à inclure dans un outil d'optimisation. Dans ce contexte, l'objectif principal de Climhydro-2 est de développer des méthodes et outils novateurs pour aider à la planification de la production hydroélectrique et pour adapter les méthodes de gestion opérationnelles de systèmes hydriques dans un contexte de climat changeant.

Dans le domaine de la gestion des systèmes hydriques, plusieurs méthodes d'optimisation ont été utilisées et étudiées dans les dernières décennies [Labadie, 2004; Yeh, 1985]. Ces méthodes ont grandement évolué avec les nouvelles générations d'ordinateurs qui fournissent une puissance de calcul beaucoup plus élevée qu'auparavant, permettant de résoudre des problèmes plus complexes sans avoir recours à des simplifications importantes. Parmi les méthodes qui ont bénéficié de l'avancement technologique, la programmation dynamique stochastique (PDS) est une méthode qui permet de tenir compte de l'aléa des variables hydrométéorologiques, en particulier des apports naturels aux réservoirs hydroélectriques [Nandalal et Bogardi, 2007].

Le principe de la programmation dynamique vise à optimiser un processus comportant plusieurs étapes en fonction d'un objectif. Le problème d'optimisation est découpé en

sous-problèmes qui sont optimisés de manière successive afin de déterminer la solution optimale [Bellman, 1957]. Dans le cas de la gestion d'un réservoir, il s'agit de trouver les décisions à prendre à travers le temps sur les quantités d'eau à relâcher (soutirages au réservoir) pour maximiser ses bénéfices selon l'usage du réservoir. L'optimisation de la fonction objectif est sujette à des contraintes imposées, telles que les niveaux minimums et maximums d'eau des réservoirs et des débits minimums et/ou maximums de soutirage. Pour optimiser la production, il est important de tenir compte des apports au système et de bien caractériser l'aléa hydrologique, car les décisions opérationnelles actuelles ont un impact sur l'état futur du système dû à la nature dynamique du problème.

Puisque l'état du système évolue dans le temps, c'est-à-dire que le niveau du réservoir varie en fonction des apports et des débits sortant ce dernier, il est important d'anticiper son état dans les pas de temps futurs. La prévision de l'état futur du système comporte une incertitude, car l'état est fortement dépendant des conditions hydrométéorologiques, elles-mêmes caractérisées par une incertitude. L'approche conditionnelle permet de réduire l'incertitude sur l'état futur du système en déterminant la probabilité des états futurs possibles du système hydrique en fonction de l'état d'une variable hydrologique, telle que la neige, les apports précédents, l'humidité du sol, etc. Une réduction de l'incertitude sur les apports futurs aux réservoirs permet de prendre de meilleures décisions sur les soutirages afin de maximiser l'espérance de la production hydroélectrique, tout en tentant de respecter le plus possible les diverses contraintes imposées au système.

Le choix de la variable hydrologique est important, car sa performance à prévoir l'état du système influence directement la performance des politiques de gestion. Le choix de cette variable nécessite une étude approfondie du bassin versant afin de déterminer la variable optimale, car elle peut être différente d'un bassin versant à l'autre [Desreumaux *et al.*, 2014].

Les façons d'obtenir ces probabilités sont multiples. Il est possible d'utiliser les observations historiques, ou les résultats d'un modèle hydrologique, afin de les calculer à partir de lois de distribution bivariées. Cependant, l'utilisation d'une loi statistique pour définir les probabilités sous-entend que les observations suivent la distribution, ce qui n'est pas toujours le cas. Pour éviter de devoir poser cette hypothèse, il est possible d'utiliser une méthode empirique en dénombrant le nombre de réalisations se produisant à l'intérieur d'une série temporelle, qui peut correspondre aux observations historiques, ou provenir d'un modèle hydrologique. Les observations historiques peuvent être insuffisantes pour bien représenter les probabilités de transition essentielles à la solution du modèle de gestion et de ce fait affecter directement les règles de gestion qui en résultent. Il est donc nécessaire d'al-

longer les observations pour balayer un plus large éventail de conditions hydrologiques. L'utilisation d'un modèle hydrologique stochastique permet d'obtenir des séries de débits d'une longueur supérieure aux observations historiques. Ceci permet d'augmenter la taille de l'échantillon de débit et de couvrir un plus large éventail de scénarios de variation de débits qui n'ont pas été observés historiquement. La méthode de calcul influence directement les résultats de la procédure d'optimisation, car il s'agit d'une composante majeure du processus de calcul.

Le présent projet porte sur l'étude de la modélisation des apports au système hydrique de la rivière Romaine dans le nord-est du Québec. Il s'agit d'un complexe comprenant quatre réservoirs et autant de centrales hydroélectriques. Pour les fins de la modélisation, on le représente par trois réservoirs, car le bief à la centrale Romaine-1 est suffisamment petit pour qu'on puisse négliger sa capacité de stockage. La puissance totale prévue du complexe est de 1 550 MW [Hydro-Québec Production, 2007a]. Le chapitre 3 présente une description plus détaillée du site à l'étude.

Pour les producteurs d'hydroélectricité, la problématique est de développer des outils et des méthodes pour aider à optimiser la gestion de leurs systèmes. Pour cela, ils doivent tenir compte de l'aléa hydrométéorologique afin de maximiser la production d'hydroélectricité tout en respectant les contraintes qui leur sont imposées. Les données climatiques et hydrométriques historiques sont une source d'information essentielle pour ces producteurs. L'information que fournit ces données permet de comprendre le comportement passé, mais sur une période limitée.

## 1.3 Objectifs du projet de recherche

### 1.3.1 Question de recherche

Quel est l'avantage de la modélisation hydrologique stochastique pour générer des probabilités de transition pour un modèle de programmation dynamique stochastique produisant des politiques de gestion d'un système hydroélectrique ?

### 1.3.2 Objectifs du projet

L'objectif du présent projet est d'évaluer l'avantage d'utiliser la modélisation stochastique des apports dans une procédure de programmation dynamique stochastique pour optimiser la gestion du système hydrique de la rivière Romaine. Pour ce faire, on compare la performance de diverses politiques de gestion obtenues avec des probabilités de transition

hebdomadaires calculées à partir de séries générées par différents modèles stochastiques autorégressifs périodiques. Le projet vise à démontrer l'avantage d'utiliser les modèles stochastiques d'apports par rapport à l'utilisation des observations historiques dans la procédure d'optimisation. L'exploration de l'influence de la modélisation hydrologique sur l'établissement de règles de gestion d'un système hydrique est une contribution originale de cette étude. La majorité des études utilisant la modélisation hydrologique ne font état que d'un seul modèle, tandis que la présente étude recourt à un ensemble de modèles.

Les objectifs spécifiques de la recherche sont :

- Calculer les apports à partir de différents modèles autorégressifs dont le bruit est estimé par des lois normale et loi log-normale ;
- Établir et analyser les probabilités de transition hebdomadaires selon les apports observés et simulés pour alimenter l'algorithme de programmation dynamique stochastique employé dans l'optimisation du système hydrique de la rivière Romaine ;
- Comparer la performance des différentes politiques de gestion obtenues à partir des différents ensembles de probabilités de transition.

# CHAPITRE 2

## REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre est une synthèse de l'état de l'art qu'il est possible de trouver dans la littérature. L'objectif du projet vise l'évaluation de l'utilisation de la modélisation hydrologique dans une procédure de programmation dynamique stochastique pour optimiser la gestion du système hydrique de la rivière Romaine. L'atteinte de cet objectif requiert l'utilisation de modèles de gestion et des modèles hydrologiques. Pour commencer, il sera présenté la modélisation d'un problème d'optimisation d'un réservoir et les défis que représente la gestion d'un complexe hydroélectrique. Ensuite, les principales méthodes utilisées et présentées dans la littérature pour résoudre ce problème d'optimisation de gestion des ressources hydriques seront abordées. Finalement, il sera abordé la modélisation hydrologique et son utilité dans un contexte de gestion de ressources hydriques.

### 2.1 Présentation du problème d'optimisation

La gestion d'un réservoir est un problème qui est depuis longtemps étudié [Loucks, 2000]. Depuis plusieurs années, des chercheurs se penchent sur l'application de modèles d'optimisation pour la gestion d'un ou de plusieurs réservoirs. La gestion d'un réservoir est un problème dynamique, puisque l'état de ce dernier est en constant changement en fonction des soutirages, des apports et des déversements. L'aléa dans le temps des apports rend le problème complexe, car les décisions opérationnelles doivent être prises en considérant l'état futur probable du réservoir. Ainsi, la gestion d'un réservoir se fait dans un environnement incertain.

Tout d'abord, pour bien comprendre le besoin d'étudier la gestion des systèmes hydriques, on présente un problème d'optimisation simplifié. La figure 2.1 est un exemple de réservoir et les différentes variables qui entrent dans la gestion de ce dernier. Elle illustre le réservoir contenant l'eau à l'amont du barrage ( $s_1$ ), ainsi que la centrale et l'évacuateur de crue, respectivement à gauche et à droite dans la figure. Les flèches en orange représentent les apports ( $q_1$ ) en eau au réservoir, soit par précipitation directement sur le réservoir, par ruissellement ou provenant d'un cours d'eau. L'eau peut emprunter deux chemins distincts pour sortir du réservoir, soit par les turbines de la centrale ( $u_1$ ), ou bien par l'évacuateur de crue ( $r_1$ ), aussi appelé déversoir.

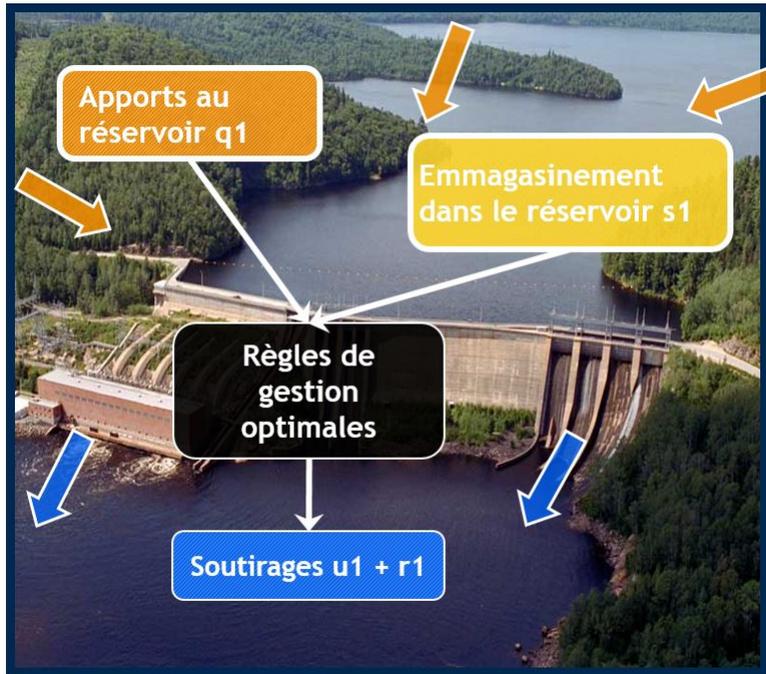


Figure 2.1 Illustration d'un réservoir et des variables entourant sa gestion [Merleau *et al.*, 2011]

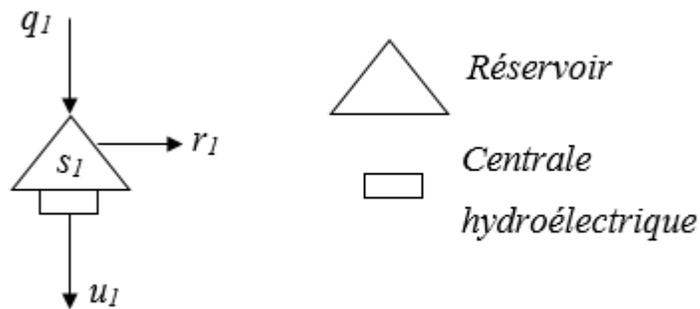


Figure 2.2 Schéma d'un réservoir avec une centrale hydroélectrique et un déversoir

La figure 2.2 présente le schéma d'un système hydrique simple comprenant un réservoir, une centrale hydroélectrique et un déversoir. Le seul contrôle que l'opérateur a sur le système est sur les débits turbinés et les déversements, représentés respectivement par les variables  $u_1$  et  $r_1$ . La somme des débits turbinés et des déversements est appelée soutirages. Dans le cas d'un complexe hydroélectrique, l'objectif de l'optimisation est de maximiser les profits (souvent approximés par la production hydroélectrique) tout en respectant un ensemble de contraintes. Les contraintes peuvent être de nature :

- Physique :
  - niveau maximal du réservoir ;
  - débit de déversement maximal ;
- Opérationnelle :
  - seuil de production minimale d'électricité ;
  - débit turbiné minimal et maximal de la centrale ;
  - contribution à la satisfaction de la charge ;
- Environnementale :
  - débit déversé minimal et maximal ;
  - variation maximale de la hauteur du réservoir ;
  - débit réservé écologique minimum.

Ce sont des exemples de contraintes qu'un opérateur de réservoir doit dans la mesure du possible respecter durant l'exercice de ses fonctions. Ces contraintes peuvent être exprimées sous une forme mathématique pour formuler le problème d'optimisation. La gestion du réservoir peut se résumer à la prise de décision sur la quantité d'eau qui sera soutirée du réservoir chaque jour pour maximiser la production hydroélectrique tout en gardant les risques d'inondations et de pénuries à un niveau acceptable et tout en respectant les contraintes environnementales [Turgeon, 2005]. Il existe deux façons d'inclure ces risques et contraintes dans le modèle mathématique, soit en incluant une contrainte dure qui doit être respectée en tout temps, soit en attribuant une pénalité correspondant aux coûts d'une inondation, pénurie, ou autres contraintes directement dans la fonction-bénéfice, ou objectif, telle que décrite à l'équation 2.1 avec le terme  $d_t$ .

$$B_t(s_t, q_t, v_t) = b_t(s_t, q_t, v_t) - d_t(s_t, q_t, v_t) \quad (2.1)$$

où,

- $B_t()$  = Fonction-objectif à la période  $t$ ,
- $b_t$  = Bénéfice de la production hydroélectrique,
- $d_t$  = Fonction pénalité,
- $q_t$  = Apport au réservoir durant la période  $t$  (m<sup>3</sup>),
- $s_t$  = Volume d'eau dans le réservoir durant la période  $t$  (m<sup>3</sup>),
- $v_t$  = Soutirage total (turbiné et déversé) au réservoir pendant la période  $t$  (m<sup>3</sup>).

L'objectif est de maximiser la fonction suivante :

$$\max E \left[ \sum_{t=1}^T B_t(s_t, q_t, v_t) \right] \quad (2.2)$$

où,  $E[\ ]$  = Espérance du bénéfice,

L'équation 2.2 exprime l'espérance de la fonction-bénéfice en fonction des variables pour tous les pas de temps sur un horizon  $T$ . L'utilisation du terme d'espérance permet de combiner plusieurs scénarios en fonction de leur probabilité d'occurrence. Dans le cas de la gestion d'un système hydrique, il est question de l'aléa hydrologique des apports. La relation entre les composantes de cette équation sera abordée plus en détail dans la section 2.2.1 sur l'optimisation de la gestion des ressources hydriques. Dans le contexte de programmation dynamique, les règles de gestion se nomment politiques.

Les contraintes s'appliquant au problème sont présentées aux équations 2.3 à 2.6 :

$$v_t = u_t + r_t \quad (2.3)$$

$$s_{t+1} = s_t + q_t - v_t \quad \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (2.4)$$

$$P_{min} < P_t(s_t, u_t) \leq P_{max} \quad \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (2.5)$$

$$s_{min} \leq s_t \leq s_{max} \quad \forall t = 1, 2, \dots, T \quad (2.6)$$

où,  $P_t$  = Production hydroélectrique durant la période  $t$ ,

Les méthodes d'optimisation ont pour but de trouver un ensemble de règles de gestion, soit la quantité d'eau à turbiner ( $u_t$ ) et déverser ( $r_t$ ), en fonction de l'état du système qui dépend du volume d'eau présent dans le réservoir et du débit entrant ( $s_t, q_t$ ). On peut par la suite évaluer la performance du réservoir en utilisant ces règles dans un modèle de simulation de ce réservoir avec des apports observés ou simulés, comme c'est le cas pour des études en changement climatique. Ces règles peuvent servir aussi de guide au gestionnaire d'un ouvrage hydroélectrique.

## 2.2 Gestion des ressources hydriques

La gestion des ressources hydriques présente un défi de taille aux gestionnaires des ouvrages hydrauliques, car la prévision des apports aux systèmes hydriques est entachée d'incertitudes qui dépendent en bonne partie de l'aléa hydrométéorologique. Il devient complexe de gérer de façon optimale ces systèmes hydriques, c'est pourquoi l'utilisation d'outils informatiques est indispensable, afin de prendre les meilleures décisions opérationnelles.

Plusieurs approches d'optimisation de la gestion des réservoirs ont été développées et mises en application dans les dernières décennies [Labadie, 2004]. Afin de trouver une solution optimale au problème d'optimisation, il faut tenir compte de la modification de l'état du système dans le temps, c'est-à-dire du volume d'eau dans le réservoir, qui varie en fonction des apports en eau provenant du bassin versant et par ses affluents ainsi que des soutirages. Puisque les apports en eau ne sont pas connus d'avance, il est important de tenir compte de cette incertitude lors de la recherche d'une solution optimale pour la gestion du système. Les modèles d'optimisation utilisent ces apports afin de trouver des politiques de gestion qui respectent les contraintes tout en maximisant la production hydroélectrique.

Dans le domaine de la gestion des ressources hydriques, malgré plusieurs décennies de recherche, Yeh (1985) et Wurbs (1993) ont observé qu'un écart grandissant existait à l'époque entre le développement théorique et les applications concrètes. Labadie (2004) a avancé les raisons suivantes pouvant expliquer l'écart qu'il existe entre les deux :

- Le scepticisme des gestionnaires d'ouvrage quant à la fiabilité des modèles par rapport à leur jugement ;
- Les modèles d'optimisation sont plus complexes mathématiquement que les modèles de simulation, ce qui les rend plus difficiles à comprendre et à interpréter ;
- La simplification nécessaire pour résoudre certains modèles est jugée inacceptable ;

- Plusieurs modèles ne sont pas propices à incorporer la gestion du risque et de l'incertitude ;
- La grande variété de techniques et modèles rend confus le choix d'un modèle en particulier.

Certaines techniques (telles que la programmation dynamique) nécessitent de programmer un algorithme spécifiquement au problème étudié. La réticence de certains gestionnaires peut être dissipée en ayant recours au concept d'aide à la prise de décision (traduction libre de "decision support systems"). Il s'agit d'intégrer un modèle d'optimisation comme outil d'aide à la prise de décision dans un logiciel de gestion. Ceci a pour avantage de garder le contrôle et la responsabilité du système au gestionnaire, tout en aidant ce dernier à prendre une décision éclairée [Giupponi et Sgobbi, 2013; Labadie, 2004; Labadie et Sullivan, 1986; Pierleoni *et al.*, 2014].

RiverWare [Zagona *et al.*, 2001] et HEC-ResSim [Klipsch et Hurst, 2013; Lara *et al.*, 2014; Modini, 2010] sont des exemples d'outils de modélisation de systèmes hydriques multi objectifs. Ils possèdent une interface graphique permettant à l'utilisateur de modéliser un système hydrique en ajoutant les divers éléments le composant et de spécifier leurs caractéristiques. Ce sont des outils intéressants qui permettent de résoudre un système par simulation. Riverware utilise la programmation linéaire pour résoudre le problème d'optimisation pour chacun des pas de temps. Avec Riverware, il est même possible de calculer l'avantage de l'utilisation de l'hydroélectricité par rapport à une centrale thermique [Zagona *et al.*, 2001; Zagona et Magee, 1999].

L'expression mathématique qui exprime les bénéfices, soit  $B_t(s_t, v_t)$  selon le critère d'optimisation, est appelée fonction-objectif (équation : 2.2). La fonction-objectif d'un système hydrique est non-linéaire et est fonction du niveau moyen du réservoir [Labadie, 2004]. De plus, cette fonction est non-convexe à cause de la formulation de la production hydroélectrique des turbines qui est généralement polynomiale et non-convexe [Zhu *et al.*, 2013] et présente plusieurs maximums locaux [Tauxe *et al.*, 1980].

Ces caractéristiques rendent la recherche du maximum global complexe. À travers cette fonction, il est possible d'exprimer des critères de viabilité selon des critères économiques, environnementaux, écologiques et sociaux [Loucks, 2000] sous la forme de contraintes «souples», appelées «fonctions pénalité», comme présentées à l'équation 2.1.

### 2.2.1 Programmation linéaire et programmation dynamique

Les techniques les plus utilisées dans le domaine de la gestion des systèmes hydriques sont la programmation linéaire et la programmation dynamique [Côté et Leconte, 2016; Desreumaux *et al.*, 2014; Krau *et al.*, 2017; Nandalal et Bogardi, 2007; Yakowitz, 1982]. D'autres techniques moins populaires existent, telles que la programmation non linéaire et les méthodes heuristiques [Baños *et al.*, 2010; Haddad *et al.*, 2006; Yeh, 1985].

La programmation linéaire procède à la recherche de l'optimum en résolvant un système d'équations dont toutes les relations entre les variables sont linéaires, autant au niveau des contraintes que de la fonction-objectif. Puisque la majorité du temps ces relations ne sont pas linéaires, afin de construire un système d'équations linéaires il est nécessaire de faire appel à des techniques de linéarisation telles que la linéarisation par morceaux (*piecewise linearization*) ou les polynômes de Taylor [Yeh, 1985]. La programmation linéaire présente l'avantage de permettre la résolution de problèmes avec une grande dimensionnalité, c'est-à-dire comportant un grand nombre de variables. De plus, la solution trouvée avec cette technique est l'optimum global.

La programmation dynamique est une technique d'optimisation qui a été proposée par Bellman [Bellman, 1957] et qui est une méthode qui divise un problème complexe en sous-problèmes de plus petites dimensions. Cette caractéristique fait de la programmation dynamique une méthode idéale pour la recherche de politiques de gestion pour les réservoirs, parce que la gestion d'un réservoir peut se décomposer aisément en sous-problèmes suivant la fréquence de prise de décision quant à la quantité d'eau à soutirer au réservoir [Nandalal et Bogardi, 2007; Yakowitz, 1982].

L'équation 2.7 formule le problème d'optimisation sous la forme d'un algorithme de programmation dynamique.

$$F_t(s_t) = \max_{v_t} [B_t(s_t, q_t, v_t) + F_{t+1}(s_{t+1})] \quad (2.7)$$

où,

- $B_t(s_t, q_t, v_t)$  = Bénéfice de la décision  $v_t$  (soutirages),
- $F_{t+1}(s_{t+1})$  = Fonction-bénéfice au prochain pas de temps  $t+1$ ,
- $q_t$  = Apport au pas de temps  $t$ ,
- $s_t$  = Volume d'eau dans le réservoir au pas de temps  $t$ ,
- $v_t$  = Soutirage total durant le pas de temps  $t$ .

Afin de résoudre le problème d'optimisation, la programmation dynamique s'emploie à procéder à une discrétisation dans l'espace et dans le temps afin de permettre à l'algorithme de décomposer le problème à optimiser en sous-problèmes comportant une seule décision (ou vecteur de décisions dans le cas d'un système à plusieurs réservoirs). Cette décomposition permet de procéder étape par étape à la recherche de la solution optimale. Chacune des étapes exprime un état pour lequel une décision optimale est trouvée. Le passage d'une étape à l'autre est caractérisé par une décision et dans le cas de la gestion d'un réservoir, cette décision correspond au débit de soutirage total durant l'étape, chaque étape représentant un pas de temps. La décision optimale à prendre au pas de temps actuel doit tenir compte des bénéfices futurs afin que les décisions actuelles et futures mènent à une gestion durable du réservoir.

La programmation dynamique et la programmation linéaire peuvent être utilisées de deux façons différentes, soit par un modèle déterministe ou un modèle stochastique. La différence entre les deux techniques est la façon dont les apports sont incorporés dans le modèle. Un modèle déterministe utilise une série d'apports chronologiques afin de calculer les soutirages optimaux et pour une même série de données, les résultats sont toujours les mêmes. D'un autre côté, un modèle stochastique considère l'incertitude des apports par l'emploi de plusieurs séries chronologiques.

Il existe deux grandes classes de techniques d'optimisation stochastique, soit explicite et implicite. Dans le cas d'un modèle de gestion de systèmes hydriques, la différence entre ces deux méthodes concerne la façon dont on incorpore l'incertitude des apports.

La méthodologie d'optimisation stochastique implicite (OSI) est montrée à la figure 2.3. La procédure de la méthode OSI consiste à utiliser la série historique de débits, ou une série synthétique générée par un modèle, et ensuite de la traiter avec un modèle d'optimisation déterministe qui établit les soutirages optimaux en fonction du niveau du réservoir et

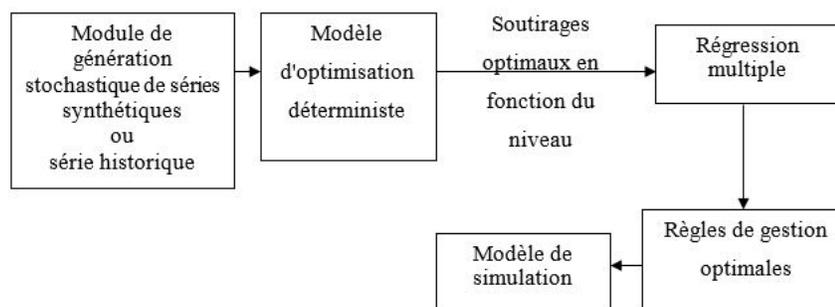


Figure 2.3 Méthode d'optimisation stochastique implicite [Labadie, 2004]

des apports. Il est possible d'utiliser plusieurs séries afin d'obtenir plusieurs ensembles de soutirages propres à chaque série. Cette méthode permet de représenter implicitement l'aléa des apports. Il faut comprendre que la méthode utilise la variation qui existe entre les différents scénarios entrés dans l'optimisation afin de représenter l'aléa. Suite à l'obtention des ensembles de soutirages, un post-traitement est nécessaire afin de calculer un ensemble de soutirages optimaux généralisés à l'ensemble des séries. Ce post-traitement peut se faire à l'aide de techniques telles qu'une régression à multiples variables pour établir une relation entre ces dernières, généralement l'apport au réservoir, le niveau de ce dernier et les soutirages du système. Ainsi, la performance des politiques de gestion dépend fortement de la méthode de post-traitement employée. Cependant, la régression (ou autre technique de post-traitement) ne présente pas toujours une bonne corrélation entre les variables, ce qui peut donner des règles de gestion non optimales [Labadie, 2004]. Ceci rend le traitement des cas extrêmes particulièrement difficile.

La figure 2.4 montre les étapes de la méthode d'optimisation stochastique explicite (OSE). Les séries de débits servent à établir des distributions de probabilités caractérisant les apports au système. Ceci a l'avantage d'effectuer la recherche de l'optimum sans présomption d'une connaissance déterministe, ou parfaite, des événements futurs [Labadie, 2004]. Le modèle d'optimisation calcule les règles de gestion optimales qui sont ensuite passées dans un modèle de simulation pour analyser le comportement du système, lorsque géré avec ces règles.

À la différence de l'optimisation stochastique implicite, cette technique utilise une description statistique des apports (ou d'autres variables aléatoires) dans le modèle d'optimisation au lieu de séquences déterminées.

Il existe une méthode explicite qui utilise des séries déterminées, soit la programmation dynamique stochastique avec des scénarios d'ensemble. Cependant, cette méthode utilise

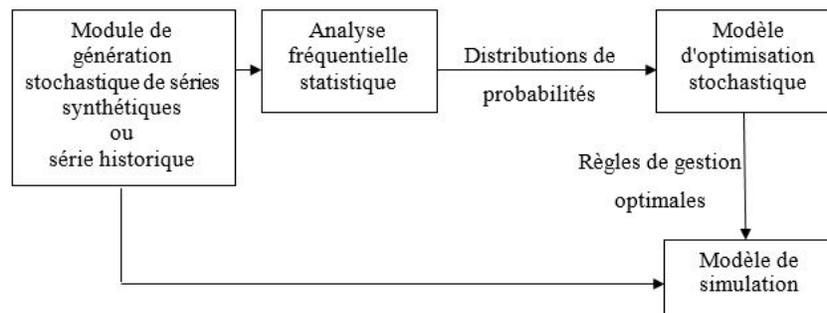


Figure 2.4 Méthode d'optimisation stochastique explicite [Labadie, 2004]

aussi des distributions de probabilités caractérisant la possibilité de transition entre deux scénarios [Faber et Stedinger, 2001]. L'utilisation des prévisions d'ensemble est abordée plus en détail plus loin dans le chapitre.

### 2.2.2 Programmation dynamique stochastique

La version stochastique de la programmation dynamique a l'avantage de pouvoir résoudre des problèmes non linéaires et de traiter l'aléa associé à la gestion des réservoirs, où la principale source d'incertitude en gestion des ressources hydriques provient des apports au système [Labadie, 2004]. Cependant, cette technique comporte des limites à son applicabilité à cause du «fléau de dimension» (*curse of dimensionality*). Lorsque le problème comporte un nombre trop élevé de variables décrivant l'état du système (ex. : niveau de plusieurs réservoirs), il devient impossible de résoudre l'optimisation en un temps raisonnable [Turgeon, 2005].

L'équation 2.8 présente le problème de programmation dynamique stochastique :

$$F_t(s_t) = \max_{v_t} E_{q_t} [B_t(s_t, q_t, v_t) + F_{t+1}(s_{t+1})] \quad (2.8)$$

où,  $E[ \ ]$  = Espérance selon la probabilité de  $q_t$   
 $s_t$  = Volume d'eau dans le réservoir,  
 $q_t$  = Apport au réservoir au pas de temps  $t$ ,  
 $v_t$  = Soutirage total au pas de temps  $t$ .

La différence majeure entre la formulation de la programmation dynamique (PD) et la programmation dynamique stochastique (PDS) réside dans le terme  $E[ \ ]$  qui somme les bénéfices propres à chaque débit possible proportionnellement à sa probabilité d'occurrence.

### 2.2.3 Programmation dynamique stochastique avec une variable hydrologique

Un modèle d'optimisation utilisant la programmation dynamique stochastique a l'avantage de pouvoir intégrer de l'information hydrologique utile à la recherche de politiques de gestion optimales, telles que les débits observés, le stock de neige, l'humidité dans le sol, etc. [Tejada-Guibert *et al.*, 1995].

La valeur de l'information hydrologique peut dépendre des caractéristiques du bassin versant, ainsi que de l'objectif utilisé pour mesurer la performance du système [Bras *et al.*, 1983; Kelman *et al.*, 1990; Piccardi et Soncini-Sessa, 1991]. Lorsqu'aucune variable n'est ajoutée au modèle, les débits entre les périodes sont considérés comme indépendants et la corrélation temporelle n'est pas prise en compte [Tejada-Guibert *et al.*, 1995].

L'incorporation de l'information hydrologique nécessite l'ajout d'une variable. L'équation 2.9 présente le cas général d'une variable hydrologique  $H_t$  incorporée à la programmation dynamique stochastique :

$$F_t(s_t, h_t) = E_{q_t|h_t} \left\{ \max_{v_t} [B_t(s_t, q_t, v_t) + E_{h_{t+1}|h_t, q_t} [F_{t+1}(s_{t+1}, h_{t+1})]] \right\} \quad (2.9)$$

$$\forall t = 1, 2, \dots, T$$

où,  
 $E_{q_t|h_t}$  = Espérance selon probabilité de  $q_t$  sachant  $h_t$ ,  
 $E_{h_{t+1}|h_t, q_t}$  = Espérance selon la probabilité de  $h_{t+1}$  sachant  $h_t$  et  $q_t$ ,  
 $h_t$  = Variable hydrologique.

Pour comprendre le fonctionnement de la PDS avec une variable hydrologique, il est nécessaire d'introduire le concept de probabilités conditionnelles.

L'algorithme de PDS requiert ces probabilités (termes  $E_{q_t|h_t}$  et  $E_{h_{t+1}|h_t, q_t}$  dans l'équation 2.9) afin de pondérer les différents scénarios d'apports possibles au système pour calculer une solution optimale dans une perspective de gestion durable à long terme. Dans le cas précis où la variable hydrologique  $h_t$  est le débit au pas de temps précédent  $q_{t-1}$ , l'équation 2.10 montre une définition mathématique des probabilités conditionnelles utilisées dans l'algorithme de calcul.

$$P_{ij} = P(q_t|q_{t-1}) \quad (2.10)$$

La formulation présentée à l'équation 2.9 suppose que les décisions sur le soutirage sont faites une fois le débit au pas de temps  $t$ , soit  $q_t$ , est connu. Il s'agit de l'un des deux choix de variable hydrologique les plus répandus dans littérature, l'autre étant le débit au pas de temps actuel  $q_t$  [Tejada-Guibert *et al.*, 1995]. Le choix de la variable  $q_t$  suppose que le débit actuel est connu au début du pas de temps et il n'est donc pas nécessaire de prévoir cet apport. Le choix de la variable  $q_{t-1}$  suppose une prévision de l'apport  $q_t$ . Les équations 2.11 et 2.12 montrent de quelle façon l'ajout du débit actuel et précédent comme

nouvelle variable peut être incorporé dans la formulation du problème de programmation dynamique stochastique.

Variable hydrologique  $h_t = q_t$  :

$$F_t(s_t, q_t) = \max_{v_t} \{B_t(s_t, q_t, v_t) + E_{q_{t+1}|q_t} [F_{t+1}(s_{t+1}, q_{t+1})]\} \quad (2.11)$$

Variable hydrologique  $h_t = q_{t-1}$  :

$$F_t(s_t, q_{t-1}) = \max_{v_t} \{E_{q_t|q_{t-1}} [B_t(s_t, q_t, v_t) + F_{t+1}(s_{t+1}, q_t)]\} \quad (2.12)$$

$$\forall t = 1, 2, \dots, T$$

Dans le cas de l'utilisation du débit au pas de temps actuel, puisque le débit  $q_t$  est considéré comme connu, il n'est plus nécessaire d'utiliser une prévision pour le premier terme de l'équation. Le débit étant connu au début de la période en cours, il est raisonnable de considérer qu'il est une prévision pour toute la période, car des décisions seront prises au cours de la période permettant d'ajuster les soutirages en fonction du débit [Tejada-Guibert *et al.*, 1995].

D'autres variables peuvent aussi être incorporées dans la PDS comme mentionné précédemment. Pour les bassins versants nordiques, de l'information sur le couvert nival peut s'avérer une information pertinente, car il a une grande influence sur le régime hydrologique lors de la fonte au printemps. L'équivalent en eau de la neige maximal  $SW E_{max}$  est un bon indicateur du volume de crue printanière auquel il est possible de s'attendre [Côté *et al.*, 2011; Desreumaux *et al.*, 2014].

Puisque le  $SW E_{max}$  n'ajoute pas d'information pour la période estivale et automnale, car la fonte de la neige a eu lieu, il peut s'avérer utile de jumeler le  $SW E_{max}$  à une autre variable. Côté *et al.* (2011) ont proposé l'ajout de l'humidité du sol ( $SM$ ) comme variable lors de ces périodes. La variable hydrologique proposée est une somme pondérée selon un facteur  $\alpha_t$  qui varie selon la saison.

$$h_t = \alpha_t SW E_{max} + (1 - \alpha_t) SM$$

Ils ont utilisé une transition linéaire entre les deux saisons pour le facteur  $\alpha$  variant de 0 durant la période estivale à 1 durant la saison nivale. Ils ont obtenu des résultats montrant des politiques de gestion plus stables qui adaptent adéquatement les soutirages en fonction

de l'état du bassin versant (neige, humidité du sol) le plus important dans le calcul des apports.

L'ajout d'une variable hydrologique augmente la dimensionnalité du problème et comme mentionné précédemment, ce type de modèle d'optimisation ne peut traiter un nombre trop important de variables d'état et hydrologiques. Turgeon (2005) mentionne que si le nombre de variables décrivant le système et les apports excède quatre, il est impossible de résoudre le problème dans un temps raisonnable. Par contre, comme les apports peuvent être autocorrélés, Turgeon a, avec succès, utilisé des modèles autorégressifs de type AR et ARMA à plusieurs degrés (*multilag*) représentés par une seule variable hydrologique dans un modèle de programmation dynamique stochastique. Ces modèles seront décrits plus en détail dans la section portant sur la modélisation hydrologique.

Dans le cas où une variable hydrologique différente que le débit est envisagé, il se peut que des observations ne soient pas disponibles afin de l'incorporer dans le modèle d'optimisation. Afin de pallier au manque de données, divers modèles hydrologiques tels que HSAMI [Fortin, 2000], Hydrotel [Fortin *et al.*, 1995] et HEC-HMS [Scharffenberg, 2016] peuvent servir de générateurs de débits en utilisant des données météorologiques historiques ou simulées avec un générateur de climat comme intrants aux modèles. [Côté *et al.*, 2011]. Ces modèles s'avèrent une alternative intéressante et peu coûteuse pour explorer l'utilisation de diverses variables hydrologiques comme le stock de neige et l'humidité dans le sol. Ces méthodes permettent également de faire des études en changement climatique [Chen *et al.*, 2011].

#### 2.2.4 Programmation dynamique stochastique avec prévisions d'ensemble

Le *National Weather Service (NWS)* américain produit sur une base quotidienne des prévisions d'ensemble (*ensemble streamflow prediction*, ou encore *extended streamflow prediction* ESP) de débits en rivière. Ces prévisions sont présentées sous la forme de plusieurs hydrogrammes représentant chacun un scénario dont la réalisation est considérée comme étant possible [Day, 1985; Schaake et Larson, 1998]. Ces prévisions présentent l'avantage de conserver les corrélations temporelles et spatiales [Faber et Stedinger, 2001]. Pour construire ces scénarios, le NWS utilise une modélisation des bassins versants jumelée à l'état hydrologique du bassin (observée ou simulée) et à la météo observée historiquement qui agit à titre de représentation probabiliste du futur, hypothèse sur laquelle la technique repose en partie [Day *et al.*, 1992]. Comme les débits futurs dépendent des conditions du

bassin versant et de la météo à venir, ceci confère aux ESP l'avantage d'être cohérents avec l'état du bassin, ce qui n'est pas le cas de l'utilisation des seuls débits historiques comme prévision des apports futurs. Les scénarios qui ont une très faible probabilité de se réaliser selon les conditions actuelles se retrouvent avec une faible probabilité d'occurrence [Kelman *et al.*, 1990]. Des probabilités conditionnelles, voir par exemple l'équation 2.10, peuvent donc être construites en considérant l'état actuel du bassin versant. Côté et Leconte (2016) ont utilisé les ESP dans la solution d'un modèle de gestion du système hydrique de Rio Tinto dans le bassin versant du Lac-Saint-Jean pour explorer l'effet de la dispersion des prévisions hydrologiques sur la production hydroélectrique. Les résultats indiquent une augmentation de la production concurrente à une augmentation de la dispersivité.

### 2.2.5 Autres méthodes de résolution du problème d'optimisation

Les méthodes de programmation non linéaire n'ont pas été autant populaires que la programmation linéaire et la programmation dynamique dans le domaine des ressources hydriques. Ces modèles utilisent des mathématiques complexes, ce qui les rend moins accessibles. De plus, contrairement à la programmation dynamique, il est beaucoup plus difficile d'intégrer l'aléa des débits [Yeh, 1985]. Les techniques les plus populaires en programmation non linéaire sont la programmation quadratique, la programmation géométrique, et la programmation séparable (*separable programming*) [Labadie, 2004].

Les méthodes de programmation heuristique sont une autre catégorie de techniques d'optimisation qui se différencient des précédentes par la façon dont ils traitent l'information. En effet, les méthodes présentées précédemment sont des algorithmes structurés qui appliquent un processus qui cherche à converger vers une solution en se basant sur une analyse quantitative. Les méthodes heuristiques sont plutôt basées sur des processus moins structurés, par exemple des processus d'apprentissage ou des analogies, etc. Contrairement à la plupart des autres méthodes, ces dernières ne garantissent pas la convergence vers un optimum, même vers un optimum local [Labadie, 2004]. Cependant, il est à noter que parfois ils démontrent la capacité de trouver une solution optimale lorsque les autres modèles échouent.

Les algorithmes génétiques sont un exemple de méthodes heuristiques qui utilisent une analogie de la théorie de l'évolution pour la recherche d'une solution optimale [Goldberg, 1989]. Ces derniers produisent une population initiale de solutions possibles et la recherche de la solution fait intervenir la reproduction, l'enjambement et la mutation au sein de la population.

Une approche d'optimisation qui est très utilisée par les gestionnaires d'ouvrage est le modèle de simulation. Ce dernier n'est pas à proprement dit un modèle d'optimisation, car la recherche des règles optimales est effectuée par l'utilisateur qui analyse l'impact d'une décision sur le système que le modèle simule. La recherche d'une règle de gestion acceptable, voire optimale, se fait par essai et erreur en se basant sur l'expérience du gestionnaire. De plus, plusieurs modèles considèrent les débits historiques comme étant représentatifs de l'ensemble des débits possibles, ce qui limite la recherche de la solution optimale. Pour pallier cela, il est possible d'incorporer au modèle des séries synthétiques qui permettent de se rapprocher de l'ensemble des scénarios possibles [Burges, 1979]. Par ailleurs, un modèle de simulation permet de comprendre le comportement du système lorsque géré sous les politiques obtenues avec la PDS et ils sont souvent utilisés conjointement.

Dans le cas d'un système complexe qui comporte plusieurs réservoirs et ouvrages de régulation, l'utilisation d'un modèle d'optimisation nécessite la simplification du système afin de converger vers des règles de gestion. Les modèles de simulation permettent quant à eux une représentation très précise du système. Le gestionnaire peut ainsi simuler les impacts de ses décisions de façon très représentative de la réalité. Les modèles hydrologiques déterministes permettent de générer des données qui autrement devraient être collectées sur le terrain par la mise en place d'équipement dispendieux. Le rôle de l'information hydrologique dans la programmation dynamique stochastique est un sujet que plusieurs auteurs ont abordé. Desreumaux *et al.* (2014) se sont penchés sur l'étude du réservoir Kémano en Colombie-Britannique. Ils ont étudié l'impact de l'information hydrologique sur les résultats du modèle d'optimisation. Leurs conclusions suggèrent que le choix de la variable hydrologique est important pour une optimisation efficace et que dans leur cas d'étude, c'est le stock de neige maximal qui produit les meilleurs résultats en permettant de bien estimer le volume de la crue. De plus, l'équivalent en eau de la neige et l'humidité dans le sol ont aussi été utilisés avec succès comme variables hydrologiques afin d'améliorer la performance de l'optimisation [Côté *et al.*, 2011].

## 2.3 Modélisation hydrologique

La modélisation hydrologique est un élément important du développement socio-économique pour notre société moderne. Elle fournit une compréhension nécessaire des phénomènes physiques liés au cycle de l'eau. Elle peut fournir de l'information sur la quantité et la qualité d'eau dans les cours d'eau, eaux de surface, réservoirs, nappes phréatiques et réseaux de distribution [Wurbs, 1998].

L'époque moderne de la modélisation hydrologique est apparue au 19<sup>e</sup> siècle avec le développement de la méthode rationnelle par Mulvanay (1850) et d'un modèle événementiel pour déterminer la relation entre le débit de pointe et l'intensité des précipitations par Imbau (1892) [Singh et Woolhiser, 2002]. Le concept de l'hydrogramme unitaire a été introduit par Sherman (1932) et durant la même période Horton (1933) a développé une technique similaire avec une théorie plus orientée sur la séparation de l'infiltration et du ruissellement.

La période 1930-1960 a été témoin d'un intérêt grandissant pour le développement de la modélisation hydrologique [Singh et Woolhiser, 2002]. Plusieurs modèles hydrologiques ont été développés depuis les années 1960 afin de calculer la réponse d'un bassin versant aux événements météorologiques, en passant par les modèles globaux jusqu'aux modèles spatialisés, avec l'avènement de l'ère numérique permettant l'intégration de plusieurs composantes du cycle hydrologique au sein d'un même modèle. L'un des premiers modèles de ce type est le Standford Watershed Model-SWM, aujourd'hui connu sous le nom HSPF [Bicknell *et al.*, 1996; Crawford et Linsley, 1962], qui tente de modéliser en entier le cycle hydrologique. HSPF est encore un modèle répandu au sein de la communauté scientifique [Lampert et Wu, 2015] et est aussi utilisé par des firmes et agences pour des études environnementales.

Les modèles globaux représentent les phénomènes par des équations exprimant de façon simplifiée le comportement du système. Ces modèles se concentrent principalement à ce qui entre et sort du modèle sans se préoccuper des processus physiques à l'intérieur du bassin versant. Ils ne s'attardent pas à la variabilité spatiale des processus, des entrées et des caractéristiques physiques du bassin versant. Ces modèles sont parcimonieux, car ils possèdent un nombre généralement réduit de paramètres et ils requièrent ainsi un ensemble de données moins important pour effectuer leur calage.

Les modèles du Génie Rural (GR) sont un exemple de modèles globaux [Perrin *et al.*, 2007]. Ils représentent l'écoulement sur le bassin versant par des réservoirs conceptuels et les paramètres sont obtenus par calage sur une série de débits observés. Les modèles à base physique sont composés d'un ensemble d'équations qui représentent les lois ou les concepts représentatifs du comportement du système à travers l'espace et le temps. Le modèle Hydrotel est un exemple de modèle hydrologique à base physique qui incorpore un système d'équations pour représenter les phénomènes se déroulant sur le bassin versant [Fortin *et al.*, 1995]. De plus, ce modèle hydrologique à base physique est dit spatialisé, car il permet la division du bassin à l'étude en sous-bassins appelés des unités hydrologiques relativement homogènes (UHRH), pour lesquels des données spécifiques sont entrées et

les calculs des processus hydrologiques sont effectués indépendamment. Cette approche spatialisée a comme avantage de pouvoir modéliser les effets d'une modification du bassin versant, tels que l'urbanisation et les pratiques agricoles.

Plus un modèle cherche à représenter explicitement les différents processus hydrologiques du bassin versant, plus il comportera des paramètres augmentant sa complexité. Même si l'augmentation du nombre de paramètres dans un modèle améliore sa performance en phase calage, elle ne garantit pas une performance supérieure durant la phase de contrôle par rapport à un modèle comportant moins de paramètres [Perrin, 2002].

L'analyse des séries de débits temporelles constitue un outil important en hydrologie. Elle est utilisée afin de générer des séries synthétiques, de calculer l'occurrence d'évènements extrêmes, d'interpoler des données manquantes, etc. [Tesfaye *et al.*, 2006]. Parmi les outils d'analyse de séries temporelles, les modèles stochastiques, par rapport aux modèles déterministes décrits plus haut, utilisent des expressions mathématiques et des séries de données historiques afin de caractériser les débits et de calculer une prévision. Ces modèles ont un intérêt particulier en hydrologie, car ils introduisent un aspect aléatoire qui tente de reproduire le comportement hydrologique des régimes de cours d'eau [Anderson *et al.*, 2013]. De plus, ils établissent une corrélation temporelle des débits, c'est-à-dire que le débit actuel est lié au débit aux temps précédents. Chacun de ces types de modèles peut utiliser des débits sur plusieurs pas de temps précédents (*lag*). L'équation 2.13 présente un modèle autorégressif et à moyenne mobile (ARMA) [Anderson *et al.*, 2013; Box et Jenkins, 1976; Salas, 1993; Turgeon, 2005; Ula, 1990] :

$$X_t = \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (2.13)$$

où,

- $X_t$  = Débit généré par le modèle au temps t
- $\varepsilon_t$  = Bruit non corrélé normalement distribué
- $\phi_i$  = Paramètres autorégressifs
- $\theta_j$  = Paramètres de moyenne mobile

Les modèles autorégressifs sont capables, sous certaines conditions, de bien représenter des séries présentant une corrélation temporelle [Salas, 1993]. Turgeon (2005) a utilisé des modèles stochastiques des apports afin de résoudre le problème de la gestion optimale d'un réservoir. Il a ainsi utilisé des modèles AR et ARMA pour représenter les débits aux pas de temps précédents comme variable hydrologique dans un modèle de PDS. Puisque

la PDS a une capacité limitée en ce qui concerne le nombre de variables pouvant entrer dans le modèle, il a utilisé une seule variable hydrologique représentant les corrélations avec les débits aux pas de temps précédents. Ses résultats pour une gestion hebdomadaire montrent que les différences de bénéfices obtenues en utilisant un modèle AR(2) et AR(3) au lieu de la variable hydrologique exacte sont 0,1 % et 0,27 % respectivement. Son étude portait sur un petit réservoir au Canada comportant 84 années de données historiques.

Les processus hydrologiques sont souvent corrélés dans le temps, ce qui permet de les représenter mathématiquement sous la forme d'un modèle ARMA. Les rivières présentent une corrélation saisonnière, ce à quoi les modèles autorégressifs périodiques, comme les modèles ARMA périodiques (ou PARMA), peuvent fournir une solution en représentant les fluctuations saisonnières de débits, d'écart-type et d'autocorrélation, ce qui résulte en une modélisation plus représentative [Tsfaye *et al.*, 2006].

Ces modèles sont avantageux dans un climat où les régimes hydrologiques varient d'une saison à l'autre [Ula, 1990] tel qu'il est observé au Québec. L'équation 2.14 présente l'équation d'un modèle PARMA [Anderson *et al.*, 2013; Bartolini *et al.*, 1988; Tsfaye *et al.*, 2006; Ula, 1990] :

$$X_{\nu,\tau} = \sum_{i=1}^p \phi_{i,\tau} X_{\nu,\tau-i} + \varepsilon_{\nu,\tau} - \sum_{j=1}^q \theta_{j,\tau} \varepsilon_{\nu,\tau-j} \quad (2.14)$$

où,  
 $X_{\nu,\tau}$  = Débit généré par le modèle pour l'année  $\nu$  à la saison  $\tau$   
 $\varepsilon_{\nu,\tau}$  = Bruit non corrélé normalement distribué pour chaque saison  $\tau$   
 $\phi_{i,\tau}$  = Paramètres autorégressifs de la saison  $\tau$   
 $\theta_{j,\tau}$  = Paramètres de moyenne mobile de la saison  $\tau$

Tsfaye *et al.* (2006) ont démontré que les modèles ARMA périodiques peuvent efficacement être utilisés pour de la modélisation hydrologique. Ils ont appliqué avec succès un modèle de ce type pour générer une prévision des débits mensuels moyens pour le fleuve Fraser à la hauteur de Hope en Colombie-Britannique entre octobre 1912 et septembre 1984. Leurs résultats suggèrent qu'un modèle de premier ordre ( $\phi = 1, \theta = 1$ ) est adéquat pour capter les variations naturelles du débit mensuel moyen.

Cependant, les modèles ARMA sont valides sous certaines conditions. Les données doivent suivre une distribution normale. Aussi, les résidus doivent être homoscedastiques, c'est-à-dire que la variance est constante en fonction de la valeur du débit. Dans le cas où les données ne suivent pas une distribution normale, il est possible d'utiliser une transforma-

tion afin de normaliser les données. Les méthodes d'estimation des paramètres utilisées sont souvent la méthode des moindres carrés et la méthode des moments.



# CHAPITRE 3

## SITE À L'ÉTUDE ET DONNÉES

Ce chapitre porte sur le bassin versant de la rivière Romaine située dans la région nord-est du Québec, ainsi que sur la description de certaines données qui ont été utilisées pour la réalisation de ce projet. Les informations présentées proviennent de l'étude d'impact sur l'environnement : Complexe de la Romaine Volume 1 et Volume 2 [Hydro-Québec Production, 2007a][Hydro-Québec Production, 2007b] et sont disponibles au public sur le site internet d'Hydro-Québec.

Le développement du projet hydroélectrique de la rivière Romaine s'inscrit dans le cadre de la stratégie énergétique du gouvernement du Québec «*L'énergie pour construire le Québec de demain*» qui fait suite à une consultation publique débutée en 2004. La mise en oeuvre du projet de la Romaine répond parfaitement à cette stratégie, qui dicte à Hydro-Québec d'augmenter la capacité de son parc de production et d'accroître les exportations d'électricité. La puissance installée prévue du complexe hydroélectrique une fois la construction complétée en 2020 est de 1 550 MW et la production annuelle moyenne d'énergie prévue est de 8 TWh. Le complexe a déjà permis à Hydro-Québec d'augmenter ses ventes à l'extérieur du Québec dès 2014 lors de la mise en oeuvre de la centrale Romaine-2. Le coût total du projet évalué évalué à 6,5 milliards de dollars.

### 3.1 Localisation du bassin versant

Le domaine d'étude est situé dans la région de la Côte-Nord dans le nord-est du Québec. La figure 3.1 montre l'emplacement du bassin versant de la rivière Romaine, ainsi que les emplacements des installations hydroélectriques en construction depuis 2009. La rivière prend sa source dans une région montagneuse au nord du lac Long et coule vers le sud, complétant un parcours de 496 km avant de se déverser dans l'estuaire du fleuve Saint-Laurent à la hauteur de l'Île d'Anticosti à l'ouest de la municipalité de Havre-Saint-Pierre. L'aire du bassin versant est de 14 350 km<sup>2</sup>.

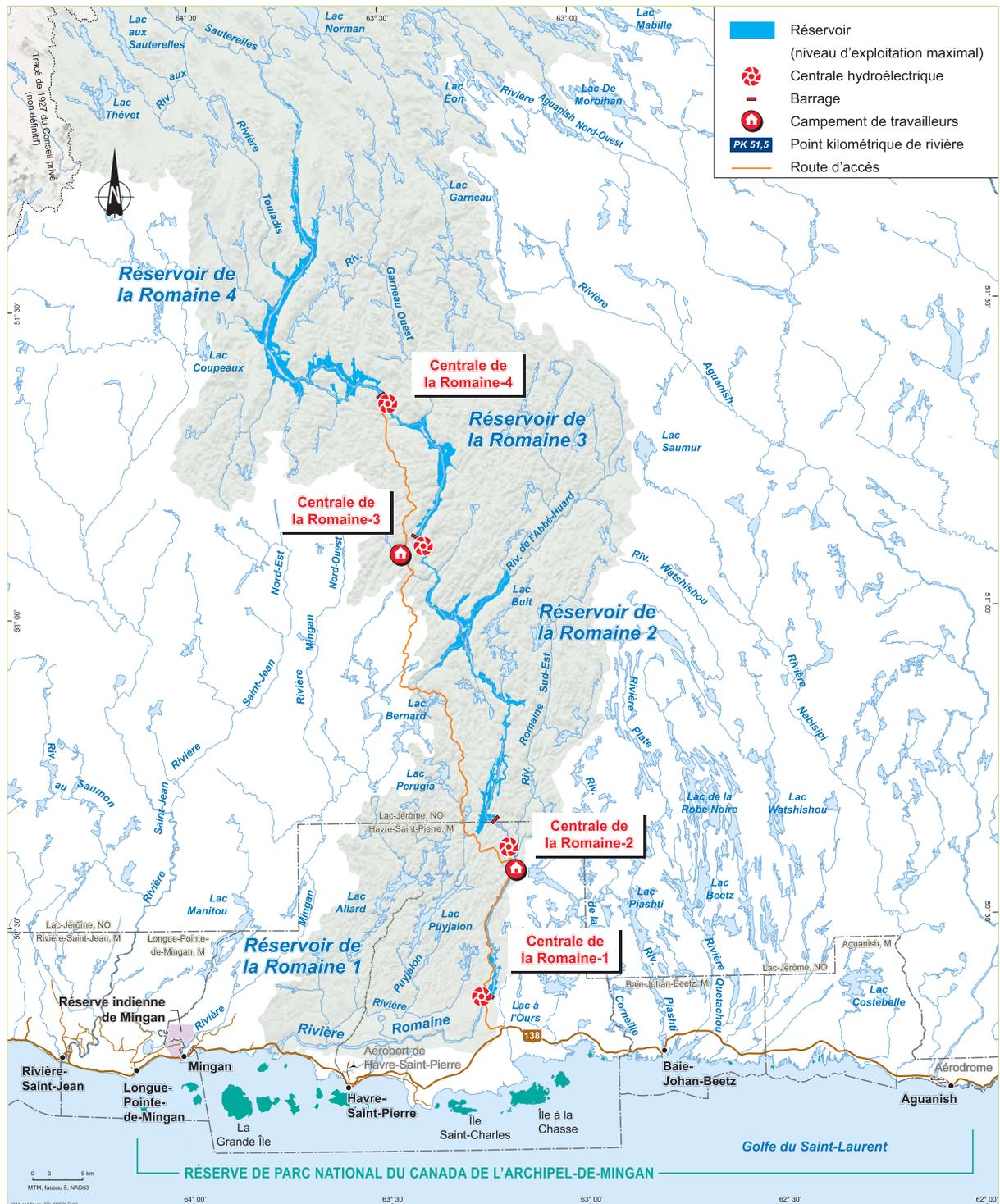


Figure 3.1 Localisation du bassin versant de la rivière Romaine [Hydro-Québec Production, 2007a]

## 3.2 Système hydrique de la Rivière Romaine

Le complexe hydroélectrique de la rivière Romaine comporte quatre réservoirs créés par la construction de barrages en enrochement. Chaque aménagement comporte une centrale équipée de deux groupes turbines-alternateurs et d'un évacuateur de crues. Les caractéristiques du complexe hydroélectrique sont indiquées au tableau 3.1. La figure 3.2 est une représentation du profil des aménagements sur la rivière avec les quatre centrales et les quatre réservoirs. La figure 3.3 représente la conceptualisation du système hydrique en illustrant les réservoirs, ainsi que les centrales et les apports au système. En raison de son faible volume comparativement aux réservoirs Romaine-2, -3 et -4, la dernière centrale, Romaine-1, est considérée dans la présente étude comme étant au fil de l'eau pour les fins de la modélisation.

Le tronçon situé entre le fleuve Saint-Laurent et le barrage de la centrale de Romaine-1 constitue un environnement naturel de reproduction du saumon de l'Atlantique. La centrale Romaine-1 doit respecter des débits réservés écologiques minimum pour les besoins du saumon de l'Atlantique afin de ne pas perturber la reproduction, l'incubation des oeufs et l'alimentation de l'espèce.

- minimum de 140 m<sup>3</sup>/s entre le 16 novembre et le 6 juin ;
- minimum de 200 m<sup>3</sup>/s entre le 7 juin et le 7 juillet ;
- minimum de 170 m<sup>3</sup>/s entre le 8 juillet et le 15 octobre ;
- minimum de 200 m<sup>3</sup>/s entre le 16 octobre et le 15 novembre.

Par le passé, les saumons ne pouvaient pas remonter plus loin dans la rivière à cause de la présence de chutes situées à l'emplacement actuel de la centrale Romaine-1. Il y a donc des débits réservés plus faibles à considérer pour les autres centrales, soient :

- 1,8 m<sup>3</sup>/s à la Romaine-4 ;
- 2,2 m<sup>3</sup>/s à la Romaine-3 ;
- 2,7 m<sup>3</sup>/s à la Romaine-2.

## 3.3 Régime hydrologique

Les données hydrométriques proviennent de deux stations de mesure. La station 073801 est située 16 km à l'amont de l'embouchure et offre des données qui s'échelonnent de 1956 à

Caractéristique	Romaine-1	Romaine-2	Romaine-3	Romaine-4
Emplacement de la centrale (coordonnées géographiques)	Lat. 50° 23' 07" Long. -63° 15' 39"	Lat. 50° 37' 28" Long. -63° 11' 39"	Lat. 51° 06' 52" Long. -63° 24' 00"	Lat. 51° 20' 52" Long. -63° 29' 12"
Emplacement du barrage	PK 52,5	PK 90,3	PK 158,4	PK 191,9
Hauteur du barrage (m)	37,6	121,0	92,0	87,3
Nombre de digues	1	5	1	0
Niveau maximal d'exploitation du réservoir (m)	82,3	243,8	365,8	458,6
Superficie du réservoir au niveau d'exploitation maximal (km <sup>2</sup> )	12,6	85,8	38,6	142,2
Débit d'équipement (m <sup>3</sup> /s)	485	453	372	307
Hauteur de chute nominale (m)	62,5	156,4	118,9	88,9
Puissance installée (MW)	270	640	395	245
Énergie annuelle moyenne (TWh)	1,4	3,3	2,0	1,3

Tableau 3.1 Caractéristiques du système hydrique de la rivière Romaine [Hydro-Québec Production, 2007a]

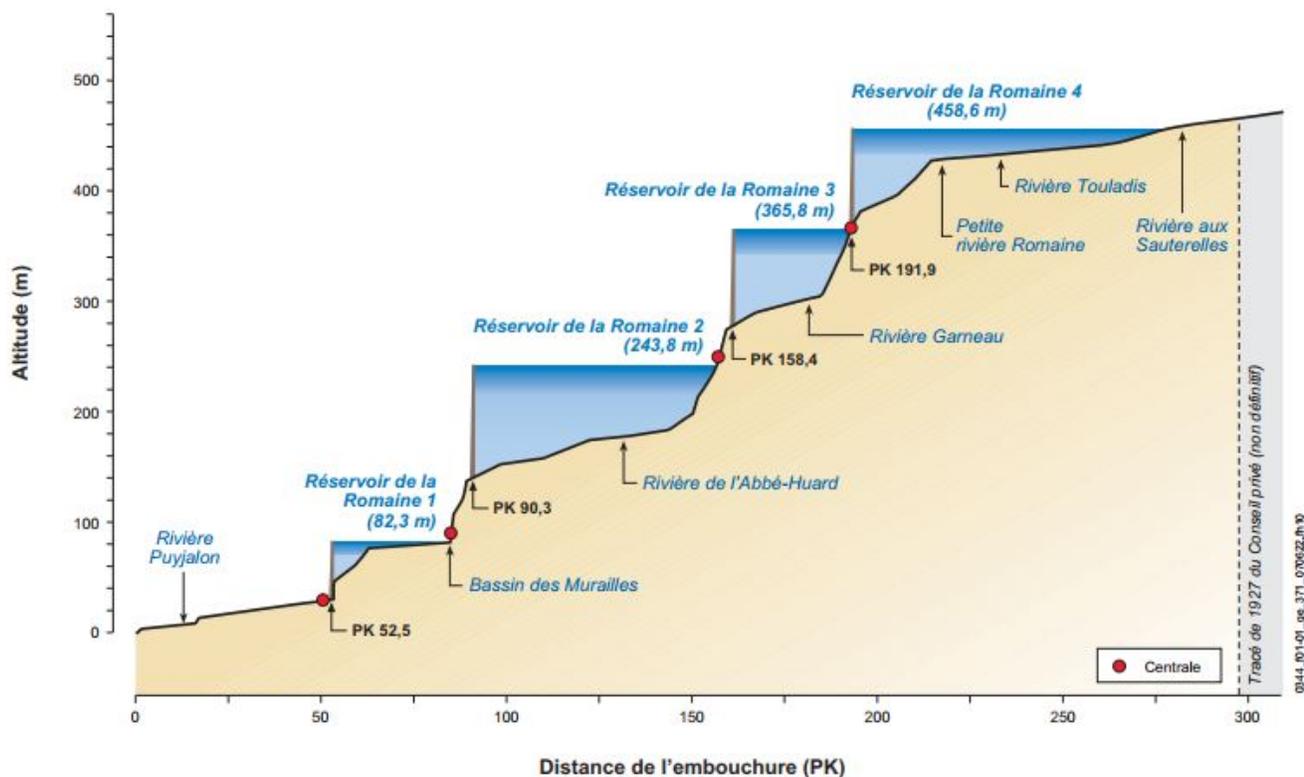


Figure 3.2 Profil de la rivière avec les réservoirs et les centrales hydroélectriques [Hydro-Québec Production, 2007a]

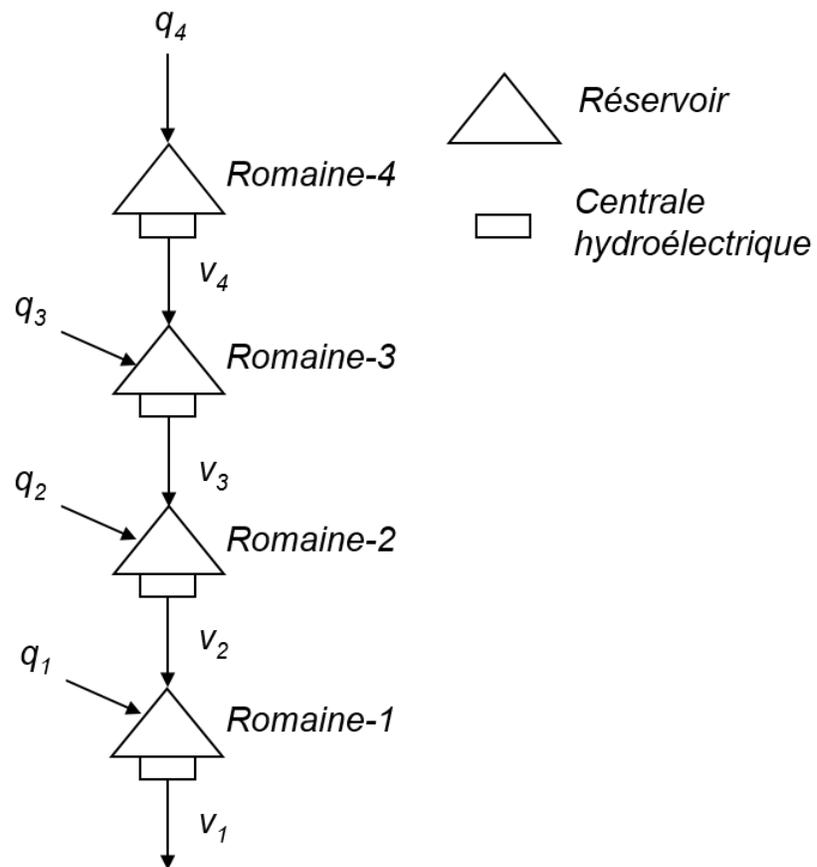


Figure 3.3 Système hydrique de la rivière Romaine

2014. La station 073802 est située à 266 km de l'embouchure et a enregistré des données de 1982 à 1992. Ces deux stations ont été opérées par le ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques (MDDELCC) et les données sont disponibles en ligne sur le site du Centre d'expertise hydrique du Québec (CEHQ), qui est maintenant remplacé par la Direction de l'expertise hydrique du Québec (DEHQ). D'autres stations installées sur le parcours de la Romaine ont permis de valider les apports entre les barrages projetés, ainsi que les niveaux d'eau en fonction du débit. Cette méthode de reconstitution permet de bien représenter la variabilité naturelle des débits sur l'ensemble de la rivière [Hydro-Québec Production, 2007b].

La figure 3.4 montre le régime hydrologique de la rivière à la hauteur de la centrale Romaine-1. La semaine 1 correspond à la première semaine de janvier. Cette convention est suivie tout au long du présent ouvrage. Le débit annuel moyen est de 327 m<sup>3</sup>/s en son embouchure et de 291 m<sup>3</sup>/s à l'emplacement du barrage de Romaine-1. La crue printanière se produit entre la fin avril et la fin juin et atteint un maximum annuel moyen de 1 530 m<sup>3</sup>/s à la station 073801. Après la crue, le débit diminue progressivement durant l'été pour atteindre un minimum moyen autour de 170 m<sup>3</sup>/s, après quoi une deuxième crue de moindre envergure est observable à l'automne et culmine à 578 m<sup>3</sup>/s en moyenne. Les débits annuels minimums sur l'ensemble de la période varient de 35 m<sup>3</sup>/s à 85 m<sup>3</sup>/s avec une moyenne de 61 m<sup>3</sup>/s. Les débits les plus faibles sont observés durant les mois hivernaux. Le tableau 3.2 indique les débits mensuels moyens à différents endroits sur la rivière.

## 3.4 Climat

Le bassin versant s'étendant sur environ 500 km du nord au sud, il y a d'importantes différences climatiques entre les régions du nord du bassin et celles plus au sud. En plus de la distance considérable entre la source et l'embouchure, il y a une différence d'altitude de plus de 500 m. Les stations météorologiques situées à Havre-Saint-Pierre et à Sept-Îles servent à caractériser la section sud du bassin et les stations du lac Éon et de Wabush servent à établir la climatologie de la partie nord. La section sud du bassin versant est influencée par la présence de l'estuaire du Saint-Laurent, ce qui se reflète dans les températures et les précipitations. La température annuelle moyenne y est de 1°C et la région sud reçoit en moyenne 1 030 mm de précipitation, dont 710 mm sous forme liquide. La région nord du bassin quant à elle a une température moyenne de -3°C et reçoit 852 mm de précipitation, dont 446 mm de pluie.

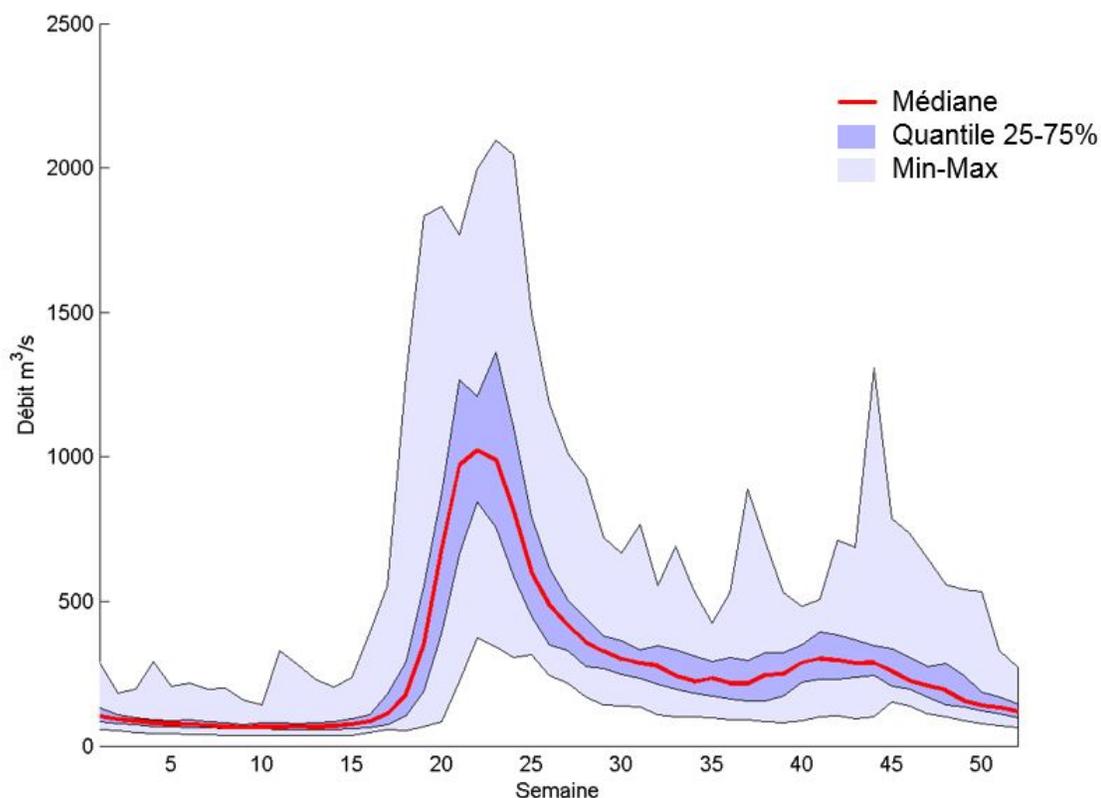


Figure 3.4 Régime hydrologique de la rivière Romaine à la hauteur de Romaine-1

Endroit	Bassin versant (km <sup>2</sup> )	Débit annuel (m <sup>3</sup> /s)	Débit mensuel (m <sup>3</sup> /s)											
			Janv.	Févr.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Juill.	Août	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.
Barrage de la Romaine-4	8 550	185	60	50	49	78	461	494	229	171	163	200	160	96
Barrage de la Romaine-3	10 180	224	72	60	59	94	560	601	278	207	198	243	194	116
Barrage de la Romaine-2	12 200	273	87	72	71	113	683	733	339	252	240	296	236	140
Barrage de la Romaine-1	12 970	291	92	77	75	121	730	783	362	269	257	316	252	150
Station 073801	13 140	295	94	78	76	123	740	794	367	273	260	320	256	152
Embouchure	14 500	327	104	86	84	134	816	885	408	302	288	355	284	168

Tableau 3.2 Débits mensuels moyens à différents endroits sur la rivière Romaine [Hydro-Québec Production, 2007b]



# CHAPITRE 4

## MÉTHODOLOGIE

L'objectif du présent projet est d'évaluer l'avantage d'utiliser la modélisation stochastique des apports dans une procédure de programmation dynamique stochastique pour optimiser la gestion du système hydrique de la rivière Romaine. La performance de diverses politiques de gestion obtenues avec des probabilités de transition hebdomadaires calculées à partir de séries générées par différents modèles stochastiques autorégressifs périodiques (PARMA) est analysée. Le projet vise à démontrer l'avantage d'utiliser les modèles PARMA par rapport à l'utilisation des observations historiques dans la procédure d'optimisation.

Le projet est réalisé en deux principales étapes, soit l'élaboration des modèles hydrologiques stochastiques et la phase d'optimisation avec le modèle de gestion des ressources hydriques. La figure 4.1 présente un organigramme de la méthodologie employée pour la réalisation du projet dans laquelle les deux phases sont bien distinctes. La phase de modélisation hydrologique utilise les apports naturels observés sur la période 1957 à 2009 afin de développer divers modèles hydrologiques stochastiques. Ces modèles se subdivisent en deux catégories selon la méthode de génération du bruit du processus stochastique. Ceux présentés par la branche de gauche sont développés à l'aide du logiciel SAMS (*Stochastic Analysis, Modelling and Simulation*) [Salas *et al.*, 2006; Sveinsson *et al.*, 2007] et utilisent des données normalisées ainsi qu'un bruit modélisé par une distribution normale. Ceux dans la branche de droite utilisent un code Matlab fourni par Hydro-Québec (HQ) et développé par l'Institut de recherche d'Hydro-Québec (IREQ). Ils utilisent les apports sans normalisation et une procédure de génération d'un bruit selon une distribution log-normale. Ces divers modèles génèrent des séries synthétiques qui servent à calculer des probabilités de transition hebdomadaires (voir équation 2.10), ce qui conclut la phase de modélisation hydrologique. La phase de gestion des ressources hydriques commence par la détermination des règles de gestion optimales des réservoirs avec le modèle d'optimisation (voir équation 2.12). Ensuite, ces règles sont utilisées dans un modèle de simulation pour étudier le comportement du système hydrique en utilisant les apports historiques observés. Les résultats de la simulation permettent d'obtenir de l'information sur la performance du système par rapport à l'objectif qui est de maximiser la production d'électricité.

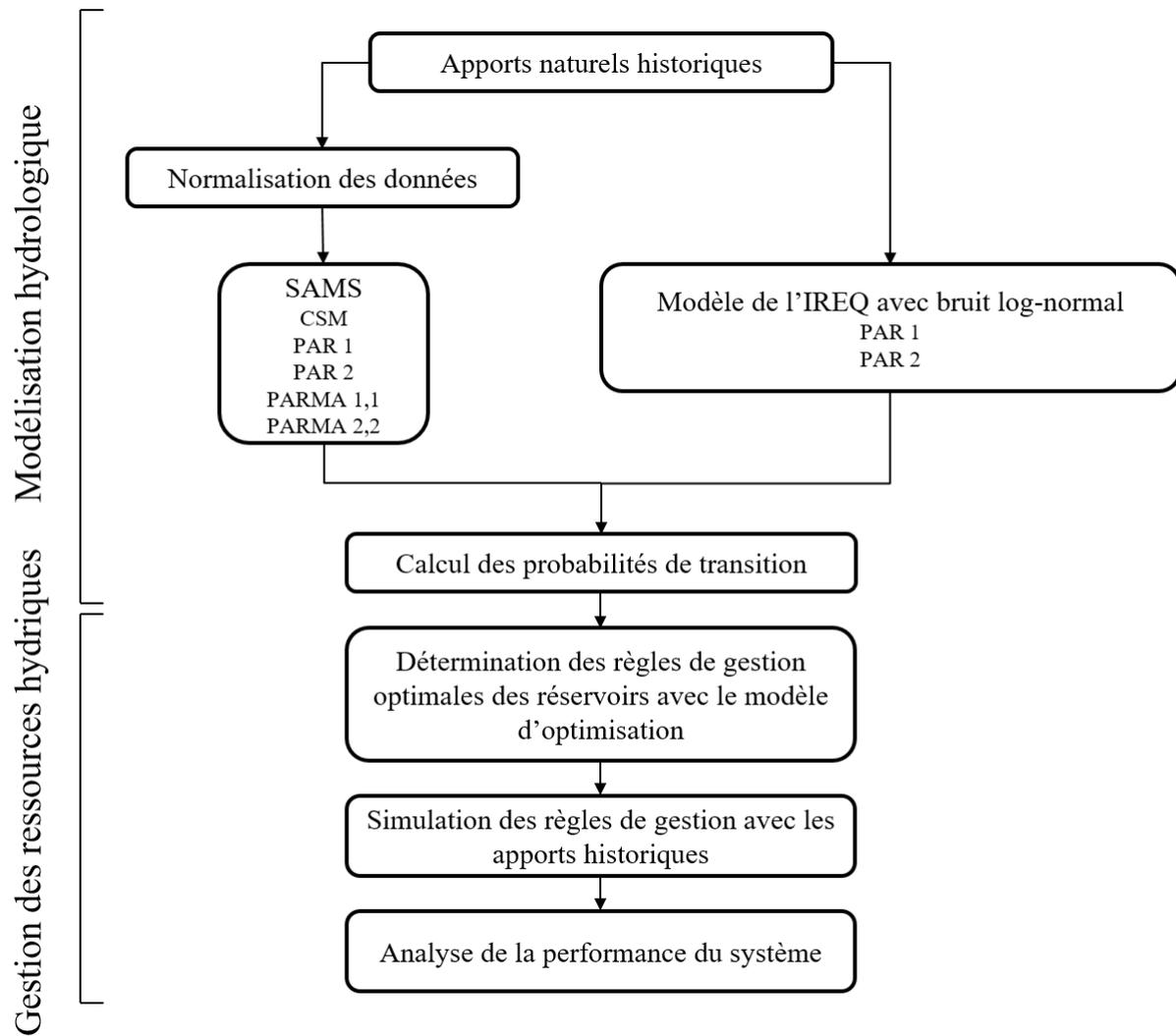


Figure 4.1 Organigramme de la méthodologie

## 4.1 Modélisation hydrologique stochastique

L'élaboration des modèles hydrologiques a pour but de permettre de générer des séries synthétiques reproduisant les mêmes statistiques que les débits observés, mais sur une période beaucoup plus longue. L'hypothèse derrière cette étape est que l'allongement de la série servant au calcul des probabilités de transition va permettre d'inclure des débits, en particulier des débits extrêmes, qui n'ont pas été observés historiquement, mais qui sont dans l'étendue de la variabilité des débits possibles de survenir. L'algorithme d'optimisation permettrait en principe de mieux performer en attribuant une probabilité d'occurrence à chaque classe de débit. En n'utilisant que l'ensemble des observations disponibles, les débits avec une faible possibilité d'occurrence sont susceptibles d'être mal représentés.

Pour l'élaboration des modèles hydrologiques stochastiques, deux méthodes sont employées. Suivant la première méthode, la version 2007 du logiciel SAMS est utilisée dans ce projet pour de multiples tâches, allant de la transformation des données afin de les normaliser, jusqu'à la génération de séries synthétiques en passant par l'estimation des paramètres des modèles stochastiques. Pour la seconde méthode, un code écrit dans le langage Matlab, fourni par HQ, utilise des données non normalisées pour paramétrer des modèles stochastiques. Dans ce processus, la génération de bruit suit une distribution log-normale provenant des résidus de la régression.

### 4.1.1 SAMS

SAMS [Sveinsson *et al.*, 2007] est un logiciel spécialisé en modélisation stochastique développé à la *Colorado State University*. Il a été développé pour l'analyse, la modélisation et la génération de séries hydrologiques synthétiques. Il comporte une interface graphique qui permet de manipuler les données et de caler plusieurs types de modèles stochastiques. Il est possible de travailler avec des données annuelles ou saisonnières, ainsi que de faire des simulations pour un seul ou plusieurs sites. Dans l'approche multisite, l'utilisation de données provenant de plusieurs stations permet de générer des séries qui conservent une corrélation spatiale. Pour ce projet, ce sont des données hebdomadaires en un seul site (Romaine-1) qui sont utilisées, soit l'équivalent de 52 «saisons». Les corrélations entre les apports aux réservoirs sont considérées parfaites pour combattre le fléau de la dimension en réduisant le nombre de variables hydrologiques dans le processus d'optimisation. Les sections suivantes présentent les manipulations qui sont effectuées à l'aide de SAMS.

### Normalisation des données

En général, l'utilisation des modèles stochastiques autorégressifs suppose que les données suivent une loi normale et l'application d'un test de normalité permet de vérifier si c'est le cas. Dans la cas présent, le test d'asymétrie et le test de Filliben sont utilisés comme critères pour vérifier la normalité des séries hebdomadaires. Comme les données de débits suivent rarement une loi normale, il est nécessaire de les normaliser avant de pouvoir les utiliser avec les modèles. L'utilisation d'une transformation logarithmique [Stedinger, 1980] est couramment employée dans la littérature pour effectuer la normalisation des données. La transformation logarithmique se définit avec l'équation 4.1 :

$$Y = \ln(X + a) \quad (4.1)$$

où,

- $Y$  = Série transformée
- $X$  = Série originale
- $a$  = paramètre de localisation de la loi logarithmique

### Modèles stochastiques

Les modèles hydrologiques stochastiques ont été brièvement présentés au chapitre 2. Dans ce projet, les modèles suivants seront à l'étude :

- PAR (i=1), ou PAR (1)
- PAR (i=2), PAR (2)
- PARMA (i=1, j=1), PARMA (1,1)
- PARMA (i=2, j=2), PARMA (2,2)
- CSM (*Shifting mean*)

Ces modèles ont été sélectionnés pour leur simplicité, car on recherche la parcimonie pour éviter de surparamétrer les modèles. Le modèle CSM (décrit ci-dessous) [Salas *et al.*, 2006; Sveinsson *et al.*, 2007, 2003] a été ajouté à la liste des modèles à l'étude parce qu'il permet de générer des séries de débits qui comportent des sauts autour de la moyenne, tel qu'illustré dans la figure 4.2 pour le terme  $Z_t$ .

L'équation générale des modèles de type PARMA a été présentée au chapitre 2 (équation 2.14) et est reprise ci-dessous. Il faut comprendre qu'il y a un jeu de paramètres propre à chaque saison  $\tau$ . Ainsi, dans le cas de la présente étude, il y a 52 ensembles de paramètres

correspondant à autant de semaines. Les modèles PAR sont des modèles PARMA qui ne comportent pas de paramètres de moyenne mobile, représentés par le symbole  $\theta_j$ .

$$X_{\nu,\tau} = \sum_{i=1}^p \phi_{i,\tau} X_{\nu,\tau-i} + \varepsilon_{\nu,\tau} - \sum_{j=1}^q \theta_{j,\tau} \varepsilon_{\nu,\tau-j} \quad (4.2)$$

où,  $X_{\nu,\tau}$  = Débit généré par le modèle pour l'année  $\nu$  à la saison  $\tau$   
 $\varepsilon_{\nu,\tau}$  = Bruit non corrélé normalement distribué pour chaque saison  $\tau$   
 $\phi_{i,\tau}$  = Paramètres autorégressifs de la saison  $\tau$   
 $\theta_{j,\tau}$  = Paramètres de moyenne mobile de la saison  $\tau$

Le modèle CSM est caractérisé par des sauts dans la moyenne. Une description générale du fonctionnement de ce type de modèle est présentée à l'équation 4.3 et dans la figure 4.2. La série  $X_t$  représente des débits synthétiques résultant de l'addition de deux processus sous-jacents, soit l'autocorrélation représentée par  $Y_t$  et par  $Z_t$  qui introduit des sauts d'amplitude et de durée aléatoires. Ces sauts sont basés sur la variation à long terme du débit autour de la moyenne observée. Les périodes au-dessus de la moyenne sont appelées «surplus» et celles en dessous sont appelées «déficit».

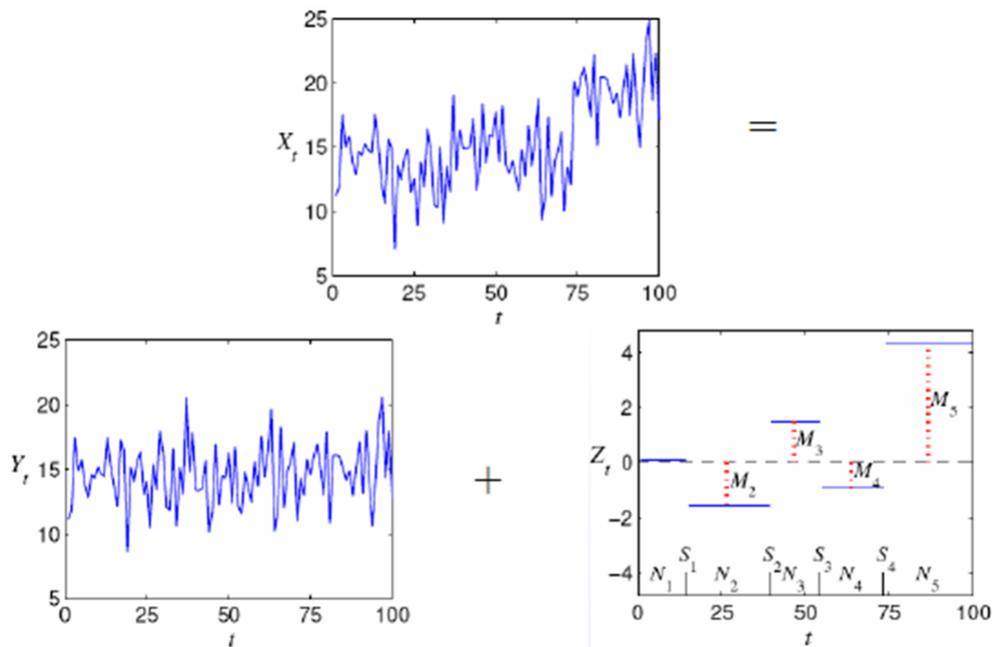


Figure 4.2 Processus du modèle CSM

$$X_t = Y_t + Z_t \quad (4.3)$$

$$Z_t = \sum_{i=1}^t M_i I_{(S_{i-1}, S_i)}(t) \quad (4.4)$$

où,

- $X_t$  = Série générée représentant le phénomène hydrologique à l'étude,
- $Y_t$  = Séquence aléatoire normalement distribuée de moyenne  $\mu_Y$  et de variance  $\sigma_Y^2$
- $Z_t$  = Séquence aléatoire normalement distribuée de moyenne nulle et de variance  $\sigma_Z^2$
- $M_i$  = Séquence aléatoire normalement distribuée de moyenne nulle et de variance  $\sigma_M^2$
- $I_{a,b}(t)$  = Fonction indicatrice égale à 1 si  $t \in (a, b)$ , autrement 0
- $S_i$  = Processus discret, stationnaire de type renouvellement (*delayed-renewal sequence*) sur l'entier positif

### Estimation des paramètres

Les modèles PARMA sont caractérisés par le paramètre  $\phi_{i,\tau}$ , qui est lié à l'autorégression de la série, et le paramètre  $\theta_{j,\tau}$ , qui caractérise la moyenne mobile. Le logiciel SAMS possède un module d'estimation des paramètres qui facilite leur estimation pour les différents modèles autorégressifs. L'estimation de ces paramètres se fait en deux étapes, soit une estimation préliminaire de ces derniers et une optimisation pour améliorer leur performance. Il y a deux méthodes pour l'estimation des paramètres, soit la méthode des moments (*Method of moment, ou MOM*) ou la méthode des moindres carrés (*Least square, ou LS*) [Salas et al., 2006]. Les équations 4.5 à 4.11 montrent les équations pour l'estimation des paramètres par la méthode des moments.

Dans le cas d'un modèle PAR (1), ou PARMA(1,0) :

$$X_{\nu,\tau} = \phi_{\tau,1} X_{\nu,\tau-1} + \epsilon_{\nu,\tau} \quad (4.5)$$

$$\hat{\phi}_{\tau,1} = r_1 \quad (4.6)$$

$$\hat{\sigma}_\tau^2(\epsilon) = s^2(1 - \hat{\phi}_{\tau,1}^2) \quad (4.7)$$

où,

- $X_{\nu,\tau}$  = Débit généré pour l'année  $\nu$  à la saison  $\tau$ ,
- $\phi_{\tau,1}$  = Paramètre autorégressif de premier ordre à la saison  $\tau$
- $\epsilon_{\nu,\tau}$  = Bruit non corrélé normalement distribué généré pour l'année  $\nu$  à la saison  $\tau$
- $\hat{\phi}_{\tau,1}$  = Estimation de  $\phi_1$  pour la saison  $\tau$
- $r_k$  = Valeur du coefficient d'autocorrélation de la série  $X_{\nu,\tau}$  pour un délai de  $k$  semaines
- $\hat{\sigma}_\tau^2(\epsilon)$  = Variance du bruit  $\epsilon$
- $s^2$  = Variance de  $X_{\nu,\tau}$

Dans le cas d'un modèle PARMA(1,1) :

$$X_{\nu,\tau} = \phi_{\tau,1}X_{\nu,\tau-1} + \epsilon_{\nu,\tau} - \theta_{\tau,1}\epsilon_{\nu,\tau-1} \quad (4.8)$$

$$\hat{\phi}_{\tau,1} = \frac{r_2}{r_1} \quad (4.9)$$

$$\hat{\theta}_{\tau,1} = \hat{\phi}_{\tau,1} + \frac{1 - \hat{\phi}_{\tau,1}r_1}{\hat{\phi}_{\tau,1} - r_1} - \frac{1}{\hat{\theta}_{\tau,1}} \quad (4.10)$$

$$\hat{\sigma}_\tau^2(\epsilon) = s^2 \frac{\hat{\phi}_{\tau,1} - r_1}{\hat{\theta}_{\tau,1}} \quad (4.11)$$

où,

- $X_{\nu,\tau}$  = Débit généré pour l'année  $\nu$  à la saison  $\tau$ ,
- $\phi_{\tau,1}$  = Paramètre autorégressif de premier ordre à la saison  $\tau$
- $\theta_{\tau,1}$  = Paramètre moyenne mobile de premier ordre à la saison  $\tau$
- $\epsilon_{\nu,\tau}$  = Bruit non corrélé normalement distribué généré pour l'année  $\nu$  à la saison  $\tau$
- $\hat{\phi}_{\tau,1}$  = Estimation de  $\phi_1$  pour la saison  $\tau$
- $\hat{\theta}_{\tau,1}$  = Estimation de  $\theta_1$  pour la saison  $\tau$
- $r_k$  = Valeur du coefficient d'autocorrélation de la série  $X_{\nu,\tau}$  pour un délai de  $k$  semaines
- $\hat{\sigma}_\tau^2(\epsilon)$  = Variance du bruit  $\epsilon$
- $s^2$  = Variance de  $X_{\nu,\tau}$

La méthode des moindres carrés procède à l'estimation des paramètres  $\phi_{\tau,i}$  et  $\theta_{\tau,j}$  en minimisant la somme des résidus au carré définie par l'équation 4.12. Il s'agit d'un processus itératif qui estime d'abord un jeu de paramètres initiaux et procède ensuite au calcul des résidus selon l'équation 4.13 et recalcule un jeu de paramètres qui minimise la somme des résidus. La procédure est reprise jusqu'à la convergence vers une valeur minimum.

$$F = \sum_{\nu=1}^N \epsilon_{\nu,\tau}^2 \quad (4.12)$$

où  $N$  est le nombre d'années et  $\tau$  est la saison (semaine).

$$\epsilon_{\nu,\tau} = X_{\nu,\tau} - \sum_{i=1}^p \phi_{i,\tau} X_{\nu,\tau-i} + \sum_{j=1}^q \theta_{j,\tau} \epsilon_{\nu,\tau-j} \quad (4.13)$$

$$\sigma_{\tau}^2(\epsilon) = \frac{1}{N} \sum_{\nu=1, \tau}^N \epsilon_{\nu,\tau}^2 \quad (4.14)$$

Lorsque les paramètres du modèle sont connus, il est possible de générer une série synthétique en utilisant l'équation 4.2. La génération du bruit  $\epsilon_{\nu,\tau}$  est réalisée à partir d'une variable aléatoire  $z_{\nu,\tau}$  qui suit une loi normale standardisée, c'est-à-dire de moyenne nulle et d'une variance égale à 1. La variable  $z_t$  est ensuite transformée avec l'écart-type des résidus propres à chaque semaine en suivant l'équation suivante :

$$\epsilon_{\nu,\tau} = \sigma_{\tau}(\epsilon) z_{\nu,\tau} \quad (4.15)$$

Les modèles stochastiques sont susceptibles de générer des valeurs de débits négatifs s'ils ne sont pas soumis à une contrainte. Ceci arrive lorsque le bruit est fortement négatif, soit parce qu'il s'agit d'une valeur extrême, ou parce que la valeur de l'écart-type du bruit est relativement importante par rapport à la valeur de la moyenne à la semaine en question. La génération d'une valeur négative n'est pas valide et doit être corrigée. Pour ce faire, la procédure de génération utilise une boucle afin de générer une nouvelle valeur de débit jusqu'à l'obtention d'une valeur positive.

### 4.1.2 Modèle avec bruit généré suivant une distribution log-normale

Les modèles présentés précédemment utilisent le bruit  $\epsilon_{\nu,\tau}$  qui suit une distribution normale et les débits ont été préalablement normalisés en utilisant une transformation lo-

garithmique selon l'équation 4.1. Une autre approche a été proposée par l'IREQ, soit de garder les observations sans les transformer et d'utiliser une distribution différente pour la génération du bruit. Dans le présent projet, c'est une loi log-normale à trois paramètres  $\mathcal{LN}_3(\epsilon_\tau \mid m, \alpha, \beta)$  [Stedinger, 1980] qui est utilisée pour générer le bruit. Les paramètres de la distribution log-normale sont calculés avec les équations 4.16 à 4.19 :

$$\hat{m}_\tau = \bar{\epsilon}_\tau - \frac{S_{\epsilon_\tau}}{\sqrt{\hat{k} - 1}} \quad (4.16)$$

$$\hat{\alpha}_\tau = \log \left( \frac{S_{\epsilon_\tau}}{\hat{k}(\hat{k} - 1)} \right) \quad (4.17)$$

$$\hat{\beta}_\tau = \sqrt{\log(\hat{k})} \quad (4.18)$$

où

$$\hat{k} = \left[ 1 + \frac{C_s}{2} \left( C_s + \sqrt{4 + C_s^2} \right) \right]^{1/3} + \left[ 1 + \frac{C_s}{2} \left( C_s - \sqrt{4 + C_s^2} \right) \right]^{1/3} - 1 \quad (4.19)$$

$\bar{\epsilon}_\tau$  = Moyenne arithmétique des résidus  $\epsilon_\tau$

$S_{\bar{\epsilon}_\tau}$  = Écart-type des résidus  $\epsilon_\tau$

$C_s$  = Coefficient d'asymétrie des résidus  $\epsilon_\tau$

Les valeurs calculées aux équations 4.16 à 4.19 permettent d'estimer l'espérance  $\mathbb{E}_{\mathcal{LN}}$  et la variance  $\mathbb{V}_{\mathcal{LN}}$  de la distribution log-normale avec les équations 4.20 et 4.21 :

$$\hat{\mathbb{E}}_{\mathcal{LN}} = \frac{1}{n} \sum_{\nu=1}^n \log(\epsilon_{\nu,\tau} - \hat{m}_\tau) \quad (4.20)$$

$$\hat{\mathbb{V}}_{\mathcal{LN}} = \frac{1}{n} \sum_{\nu=1,\tau}^n \left[ \log(\epsilon_{\nu,\tau} - \hat{m}_\tau) - \hat{\mathbb{E}}_{\mathcal{LN}} \right]^2 \quad (4.21)$$

Pour la génération de séries synthétiques, l'équation 2.14 est utilisée avec  $\epsilon_{\nu,\tau}$  provenant de la loi log-normale  $\mathcal{LN}_3(\epsilon_\tau \mid \hat{m}_\tau, \hat{\alpha}_\tau, \hat{\beta}_\tau)$  en utilisant l'équation 4.22 :

$$\epsilon_{\nu,\tau} = \exp \left( \hat{\mathbb{E}}_{\mathcal{LN}} + \sqrt{\hat{\mathbb{V}}_{\mathcal{LN}}} z_{\nu,\tau} \right) + \hat{m}_\tau \quad (4.22)$$

où

$$\begin{aligned}\epsilon_{\nu,\tau} &= \text{Bruit log-normal généré pour l'année } \nu \text{ et la période } \tau \\ z_{\nu,\tau} &= \text{Bruit suivant une loi normale pour l'année } \nu \text{ et la période } \tau\end{aligned}$$

Les modèles log-normaux sont aussi sujets à produire des valeurs de débits négatifs lorsque le terme  $\hat{m}_\tau$  est fortement négatif et que la valeur du bruit généré  $z_{\nu,\tau}$  est faible. Une procédure en boucle assure la génération d'une valeur de débit valide en réinitialisant la procédure de génération.

## 4.2 Modèle de gestion des ressources hydriques

Le modèle de gestion est un outil qui aide à prendre une décision sur la quantité d'eau à turbiner et à déverser en fonction des conditions actuelles des réservoirs, ainsi que des apports aux réservoirs à venir. L'optimisation vise à maximiser la production hydroélectrique du système de la rivière Romaine tout en respectant des contraintes sur ce système (ex : niveaux d'eau minimal et maximal, débits minimal et maximal, production électrique minimale et maximale, etc).

La programmation dynamique stochastique (PDS) se heurte souvent au fléau de la dimension lorsqu'utilisée pour l'optimisation d'un système à plusieurs réservoirs comme c'est le cas du système hydrique de la rivière Romaine, qui comporte trois réservoirs et une centrale au fil de l'eau (le réservoir créé par le barrage à Romaine-1 a une faible capacité et n'est pas utilisé pour gérer la crue), totalisant quatre variables de décision à déterminer, soient les quantités d'eau devant être soutirées à chaque centrale. Dans la littérature, il est considéré qu'au-delà de trois variables d'état et d'apports il est impossible de résoudre le problème dans un temps raisonnable [Turgeon, 2005]. Ce problème de dimensionnalité provient du nombre de calculs à effectuer par l'algorithme afin d'estimer la fonction valeur  $F_t(s_t, q_{t-1})$  (voir équation 2.12) à chaque semaine à partir d'un échantillonnage de l'espace des états et des apports et d'une méthode d'interpolation, ce qui rend trop long le processus de recherche de l'optimum. L'espace des états et des apports est représenté par l'ensemble des points d'une grille constituée par la discrétisation des volumes de réservoirs et les apports à ces derniers, ce qui explique le nombre élevé de points à calculer par l'algorithme lorsque le nombre de réservoirs devient grand. Ainsi, pour un système comprenant  $m$  points de grilles et  $n$  réservoirs, le temps de calcul est proportionnel à  $m^n$  [Labadie, 2004].

### 4.2.1 Algorithme d'optimisation

Pour faire face à ce problème, un nouvel algorithme utilisant la PDS a été développé en collaboration avec l'IREQ, Hydro-Québec, Rio Tinto et l'Université de Sherbrooke [Krau *et al.*, 2017]. Une simplification de la procédure employée par l'algorithme est présentée à la figure 4.3. Le choix de la méthode d'interpolation détermine le nombre de points de grille nécessaires pour estimer la fonction valeur de l'eau (ou l'équation de Bellman). À la différence des méthodes trouvées dans la littérature, celle proposée par Krau *et al.* (2017) utilise une discrétisation adaptative de l'espace des états. La méthode s'inspire des travaux de Muno (1999) et la méthode consiste à raffiner une discrétisation initiale sur certaines régions, jusqu'à l'obtention d'une approximation satisfaisante de la fonction valeur. Les auteurs expliquent la méthode comme étant une procédure de type *Branch and Bound* qui consiste à évaluer pour chaque sous-région la précision de l'approximation de la fonction valeur pour ensuite diviser les régions jugées non satisfaisantes. La procédure est répétée jusqu'à l'obtention d'une approximation jugée satisfaisante selon un critère choisi par l'utilisateur.

L'équation 4.23 présente la formulation mathématique du problème d'optimisation qui consiste à maximiser les bénéfices  $B_t$ , soit la production hydroélectrique totale sur la période  $T$  en déterminant des soutirages à chaque période  $t$ . La recherche de la limite  $\lim_{T \rightarrow \infty}$  indique la recherche d'une solution maximisant les bénéfices à long terme. Les contraintes dites souples, telles que les débits écologiques réservés à l'aval de la centrale Romaine-1 pour la conservation de l'écosystème du saumon, sont incorporées sous la forme d'une pénalité dans le calcul du bénéfice, en accord avec l'équation 2.1.

$$\max_{v_1, v_2, \dots, v_T} \lim_{T \rightarrow \infty} E \left\{ \sum_{t=1}^T B_t(s_t, q_t, v_t) \right\} \quad (4.23)$$

Les contraintes s'appliquant au problème sont les suivantes :

$$s_{t+1} = s_t + q_t - v_t \quad \forall t = 1, 2, \dots, T$$

$$P_{min} \leq P_t(s_t, v_t) \leq P_{max} \quad \forall t = 1, 2, \dots, T$$

$$s_{min} \leq s_t \leq s_{max} \quad \forall t = 1, 2, \dots, T$$

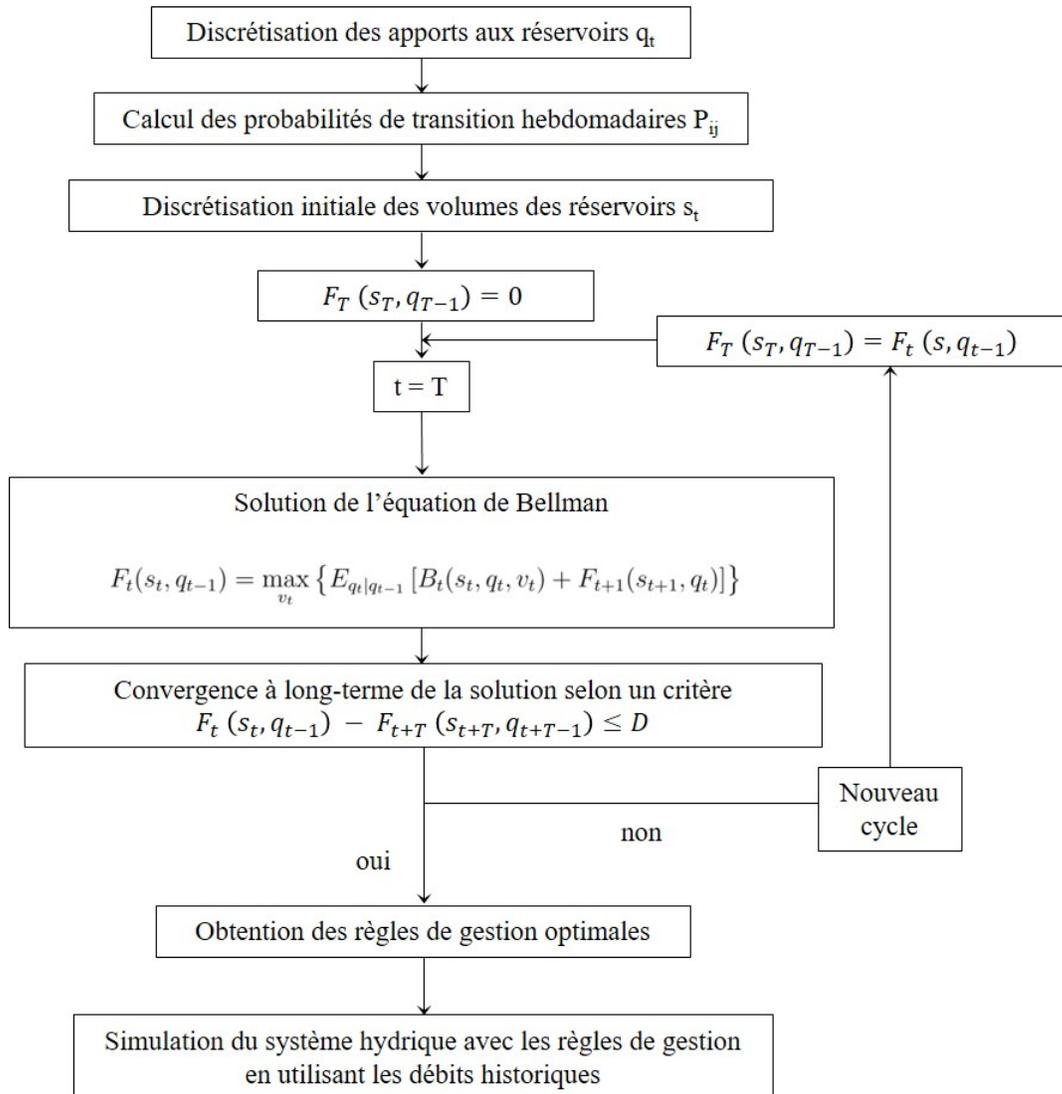


Figure 4.3 Procédure suivie par l'algorithme d'optimisation/simulation

où,

- $E[ \ ]$  = Espérance des bénéfices
- $B_t()$  = Fonction objectif
- $s_t$  = Volume d'eau dans les réservoirs ( $\text{m}^3$ )
- $P_t$  = Production hydroélectrique
- $v_t$  = Soutirages ( $\text{m}^3/\text{s}$ )
- $q_t$  = Apports aux réservoirs ( $\text{m}^3/\text{s}$ )

L'équation 2.12, reprise ci-dessous, présente la formulation de l'algorithme de PDS sous la forme de l'équation de Bellman. La variable hydrologique utilisée dans ce projet est le débit au pas de temps précédent  $q_{t-1}$  :

$$F_t(s_t, q_{t-1}) = \max_{R_t} \{ E_{q_t|q_{t-1}} [B_t(s_t, q_t, v_t) + F_{t+1}(s_{t+1}, q_t)] \} \quad (4.24)$$

La procédure d'optimisation va produire un ensemble de règles de gestion pour chaque semaine qui dicte à l'opérateur la quantité d'eau à soutirer dans les différents réservoirs en fonction du niveau de ces derniers et des apports aux réservoirs. Ces règles sont ensuite utilisées dans un modèle de simulation qui produit un ensemble de données sur les opérations en suivant les règles. Ces données incluent les niveaux, les soutirages, les déversements et la production hydroélectrique pour toutes les semaines sur la période simulée. Pour ce projet, ce sont les observations historiques qui servent pour la simulation du système hydrique, alors que les observations ainsi que les apports synthétiques simulés avec les différents modèles stochastiques présentés à la section 4.1.1 sont employés pour produire les règles de gestion optimales.

### 4.2.2 Probabilités de transition

Les probabilités de transition entre les classes de débits d'une semaine à l'autre sont des probabilités conditionnelles qui reflètent l'aléa hydrologique. L'algorithme de PDS requiert ces probabilités afin de pondérer les différents scénarios d'apports possibles au système. Ensuite, il calcule une solution optimale dans une perspective de gestion durable à long terme. L'équation 2.10, reprise ci-dessous, montre la définition mathématique des probabilités utilisées dans l'algorithme.

$$P_{ij} = P(q_t|q_{t-1}) \quad (4.25)$$

Dans le présent mémoire, lorsqu'il est question des probabilités de transition pour une semaine donnée, cela fait référence aux probabilités entre ladite semaine et la semaine

précédente. De plus, les probabilités de transition de la semaine 1 correspondent aux probabilités de changer de classe de débits entre la semaine 52, dernière semaine de décembre, et la première semaine de janvier.

Les débits sont premièrement discrétisés en neuf classes avec la méthode des percentiles. Le choix du nombre de classes correspond à un compromis entre un nombre moins élevé de classes qui diminue l'information sur la distribution des débits et un nombre élevé de classes qui augmente le temps de calcul. Ensuite, les probabilités  $P_{ij}$  sont obtenues par un comptage de tous les passages de la classe  $i$  à la classe  $j$  pour chaque semaine consécutive au cours de la série chronologique.

C'est pour la réalisation de cette étape que la modélisation stochastique trouve son utilité, car les modèles permettent de générer des séries plus longues et ainsi de fournir des scénarios de transition entre deux classes d'apports pour des semaines consécutives qui n'ont pas été observés historiquement, entre autres lors d'événements extrêmes. Il est possible de visualiser les probabilités de transition entre deux semaines sous la forme d'une matrice, qui est l'équivalent d'effectuer un histogramme bivarié entre deux semaines.

L'utilisation des modèles autorégressifs permet de «remplir» cette matrice qui, autrement en utilisant les données historiques, présenterait des valeurs nulles dans le cas où un scénario ne s'est jamais produit par le passé. Ces valeurs nulles créent des «trous» ( $P_{ij} = 0$ ) dans la matrice et affectent directement l'algorithme dans sa recherche de prise de décision, car ce dernier calcule l'espérance des bénéfices en fonction des probabilités présentes dans la matrice. Ainsi, une valeur nulle entraîne l'exclusion de bénéfices des scénarios représentés par une probabilité nulle en raison d'un nombre restreint d'observations historiques. L'autre avantage de l'utilisation de modèles autorégressifs pour construire des apports aux réservoirs est de mieux définir les valeurs des probabilités de transition par rapport aux valeurs obtenues avec les données historiques lorsque ces dernières sont peu nombreuses. La figure 4.4 présente un exemple de matrices de probabilité de transition produites à partir d'apports observés (à gauche sur la figure) et simulés à l'aide d'un modèle stochastique (à droite sur la figure). Pour chaque modèle autorégressif, un ensemble de probabilités est calculé et est ensuite utilisé dans le modèle d'optimisation.

### 4.3 Critère de performance

Les différents modèles autorégressifs vont produire des séries synthétiques différentes, ce qui se traduit par des ensembles de probabilités différents qui vont produire des résultats d'optimisation différents. Les métriques et critères utilisés pour mesurer la performance de

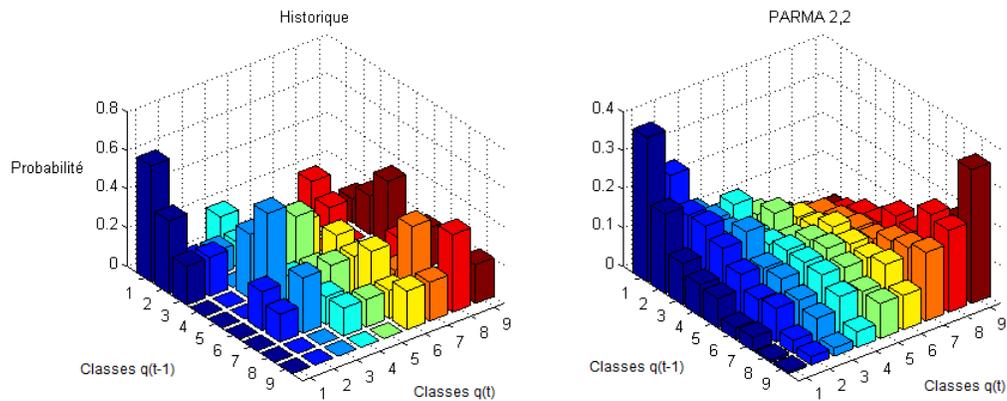


Figure 4.4 Comparaison de la matrice de probabilités hebdomadaires provenant des données historiques et des séries générées par un modèle PARMA (2,2)

l'algorithme selon les différents modèles ayant servi à générer les probabilités de transition sont :

- Rendement des centrales ( $\text{kWh}/m^3$ )
- Production hydroélectrique annuelle totale ( $TWh$ )
- Déversements non productifs annuels ( $m^3$ )
- Respect du débit minimum à Romaine 1 (nombre de semaines sous le minimum)

Le rendement est défini comme la quantité d'énergie produite pour une quantité d'eau donnée (équation 4.26). Dans le cas présent, il s'agit de  $\text{kWh}/m^3$ . Il est possible de calculer le rendement pour l'ensemble du système ou individuellement pour chaque centrale. Cependant, la mesure de rendement individuelle d'une centrale ne prend pas en compte le comportement du système dans son ensemble, car selon le jeu de probabilités, il est possible d'observer une gestion des réservoirs différente. La quantité d'eau comprend la quantité d'eau servant à la production d'hydroélectricité, ainsi que les déversements non productifs. Le rendement donne une indication de la performance du système. Ainsi, une

valeur élevée du rendement indique une utilisation optimale de l'eau pour une production maximale d'hydroélectricité.

$$R = \frac{\sum_{t=1}^T B_t(s_t, r_t, q_t)}{\sum_{t=1}^T q_t} \quad (4.26)$$

La production hydroélectrique annuelle totale permet de comparer d'un point de vue absolu les modèles, tout comme les déversements non productifs renseignent sur la façon dont l'algorithme gère le système. Par exemple, le modèle d'optimisation peut fournir un ensemble de règles qui favorise le stockage de l'eau dans les réservoirs de tête dans les cas de périodes de faibles apports. Il est aussi possible que les règles de gestion favorisent le réservoir Romaine-2, car sa puissance installée est plus grande, mais en contrepartie d'accepter des déversements en cas d'apports dépassant la capacité du réservoir. Le dernier critère est introduit pour vérifier si le débit réservé écologique minimum à Romaine-1 est respecté. Il y a un débit écologique minimum à respecter selon la période de l'année pour les saumons de l'Atlantique qui fréquentent le tronçon de la rivière entre le fleuve et la centrale Romaine-1 (voir section 3.2 pour les valeurs).

Pour résumer la méthodologie, dans un premier temps des modèles autorégressifs servent à produire des séries synthétiques pour le calcul des probabilités de transition hebdomadaires. Ensuite, ces probabilités servent d'intrants dans un modèle d'optimisation de la gestion qui est résolu par un algorithme de programmation dynamique pour produire des règles de gestion. Ces règles sont ensuite utilisées dans un modèle de simulation du système hydrique avec une série d'observations d'apports afin d'analyser la performance du système en fonction des modèles d'apports employés.

# CHAPITRE 5

## RÉSULTATS ET DISCUSSION

La présentation des résultats est divisée en deux sections, soit l'analyse des modèles hydrologiques stochastiques et l'analyse du modèle de gestion des ressources hydriques.

### 5.1 Modélisation hydrologique

Cette section présente les résultats de la modélisation hydrologique avec les modèles stochastiques présentés au chapitre 4. Avant de présenter l'analyse des modèles, le régime hydrologique de la rivière Romaine et les résultats de la transformation des données sont présentés et discutés.

La figure 3.4 montre que le régime est largement influencé par la fonte de la neige à la fin du printemps amenant une crue importante. De plus, la figure illustre la dispersion du débit à chaque semaine de l'année, qui est davantage marquée lors des crues printanières et automnales, ce qui se répercute sur les corrélations hebdomadaires illustrées à la figure 5.1. La semaine 1 correspond à la période du 1<sup>er</sup> au 7 janvier. Cette figure présente l'autocorrélation hebdomadaire des débits, qui est calculée avec l'équation 5.1, avec un décalage temporel (*lag*) d'une à trois semaines.

$$R(k) = \frac{E[(X_i - \mu)(X_{i+k} - \mu)]}{\sigma^2} \quad (5.1)$$

où,  $R(k)$  = Coefficient d'autocorrélation pour un délai de  $k$  semaines

$E[\ ]$  = Espérance mathématique

$X_i$  = Débit à la semaine  $i$

$\mu$  = Moyenne de la série de débits  $X$

$\sigma^2$  = Variance de la série de débits  $X$

Cette statistique caractérise la persistance du régime hydrologique du bassin de la rivière Romaine. Chaque saison montre un comportement différent, corrélé au régime hydrologique qui lui est propre. Les autocorrélations pour les semaines hivernales tendent vers une valeur de 1 ce qui s'explique par les faibles variations de débits durant les mois hivernaux. Cependant, les corrélations diminuent lors de la crue du printemps, généralement entre

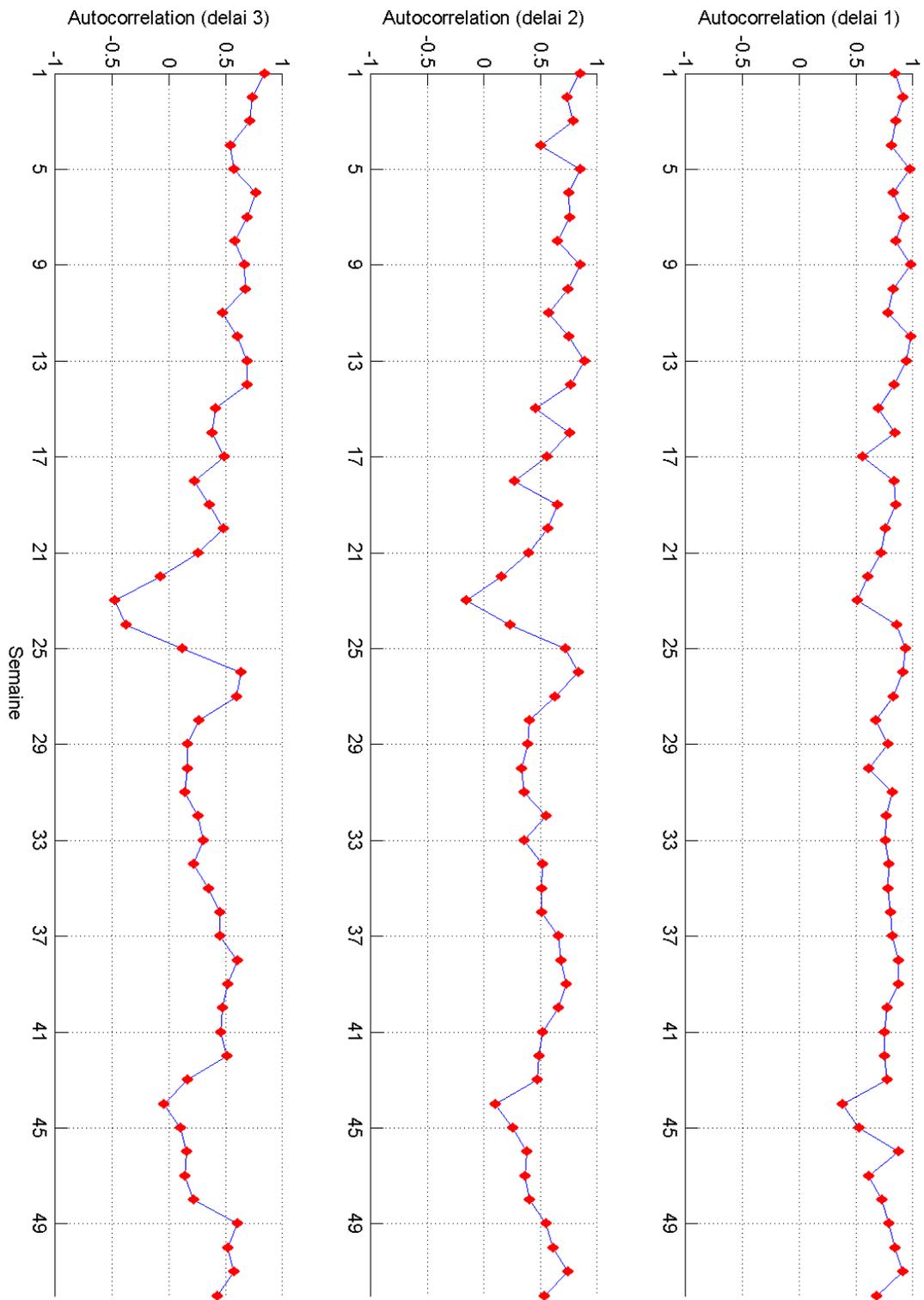


Figure 5.1 Corrélation hebdomadaire du débit de la rivière Romaine

les semaines 19 et 24, avec l'augmentation de la variabilité des débits causée par la fonte de la neige. L'autocorrélation remonte lorsque cette période est passée. L'autocorrélation diminue avec le décalage temporel, mais demeure élevée durant les saisons où la variabilité à l'échelle saisonnière est faible. Par contre, elle diminue de manière importante au printemps étant donné que la période de fonte, qui dure typiquement de 2 à 4 semaines, fluctue d'une année à l'autre. Le même effet est perceptible pour les différentes valeurs de décalage temporel. Les débits estivaux sont aussi fortement corrélés, tandis que l'autocorrélation diminue à l'automne, ce qui s'explique par une plus grande variabilité des apports durant cette période en raison de l'augmentation des précipitations liquides.

### 5.1.1 Résultats de la modélisation stochastique

Cette étude a utilisé la modélisation stochastique dans le but de générer des séries synthétiques allongeant l'échantillon de données pour la phase d'optimisation du projet. Les résultats de modélisation avec les modèles suivants sont présentés dans le tableau 5.1 :

- PAR (1)
- PAR (2)
- PAR (1) de l'IREQ (log-normal)
- PAR (2) de l'IREQ (log-normal)
- PARMA (1,1)
- PARMA (2,2)
- CSM (*Shifting mean*)

Les modèles ont été construits avec 53 années complètes d'observations historiques, soit de 1957 à 2009. Pour chacun des modèles, 100 séries synthétiques de 53 années ont été générées, tel que recommandé dans le guide d'utilisateur de SAMS pour obtenir une distribution des statistiques générées [Sveinsson *et al.*, 2007].

#### Statistiques de base

Les résultats des modèles sont présentés ci-dessous dans le tableau 5.1 et dans les pages suivantes seulement les figures reliées aux modèles PAR (1) et PARMA (2,2) sont présentées afin d'alléger le présent rapport. Le choix de retenir le modèle PARMA (2,2) vient du fait que ce dernier démontre une performance supérieure à reproduire les statistiques historiquement observées comparativement aux autres modèles. Le modèle PAR (1) est

aussi montré à titre comparatif, car il présente une performance inférieure à reproduire ces statistiques. Les figures servant à l'analyse des autres modèles sont jointes en annexe A.

Les figures 5.2 et 5.3 présentent la moyenne, l'écart-type, le maximum, le minimum et la médiane des séries générées respectivement par les modèles PAR(1) et PARMA(2,2). Les diagrammes en boîtes représentent la distribution des 100 séries générées illustrant les quantiles 25-75 (boîtes bleues) et 5-95 (lignes noires). Ces figures servent à vérifier que les séries synthétiques reproduisent les mêmes statistiques annuelles que ce qui a été observé historiquement (points noirs). Dans les deux figures, on remarque que les maximums et minimums, ainsi que l'écart-type sont surestimés. Le modèle PARMA (2,2), malgré sa tendance à exagérer les extrémums, démontre une meilleure capacité à reproduire l'écart-type. La médiane des minimums et maximums est légèrement à la hausse par rapport à l'observation. La surestimation des valeurs extrêmes et de l'écart-type peut en partie être attribuée à la transformation des débits générés et à la paramétrisation des modèles stochastiques.

L'utilisation d'une transformation logarithmique afin de normaliser les observations pour calculer les paramètres des modèles (fait avec le logiciel SAMS) peut entraîner des problèmes avec les valeurs extrêmes lors de l'opération inverse («dénormalisation») sur les débits générés dans l'espace transformé. La calibration des paramètres de la transformation logarithmique pour chaque semaine est réalisée en tentant de reproduire le mieux possible la distribution des débits observés tout en ne dépassant pas un certain seuil d'asymétrie au-delà duquel la distribution n'est plus considérée normale. Un compromis est généralement nécessaire entre les débits faibles et élevés, car la distribution logarithmique ne parvient pas à suivre la distribution des débits. Cette différence au niveau de la distribution de débits observés et la distribution avec laquelle les débits générés sont retransformés influence directement l'écart-type des séries simulées.

La paramétrisation des modèles stochastiques a aussi une influence sur l'écart-type des séries générées. Les modèles stochastiques sont caractérisés par l'addition de bruit  $(\epsilon_{\nu,\tau})$ , tel que présenté à l'équation 4.2, qui est généré à partir d'une distribution normale de moyenne nulle. La variance de la distribution normale correspond à la variance des résidus de la régression linéaire lors du calcul des paramètres autorégressifs  $\phi_{\nu,\tau}$ . Les valeurs d'écart-type dans le tableau 5.1 montrent que les modèles de premier ordre obtiennent des valeurs supérieures à celles obtenues par les modèles de deuxième ordre. Ceci indique que les modèles stochastiques avec deux paramètres autorégressifs génèrent une variance de résidus plus faible et ainsi réduisent la variance du bruit généré qui influence directement l'écart-type des séries générées.

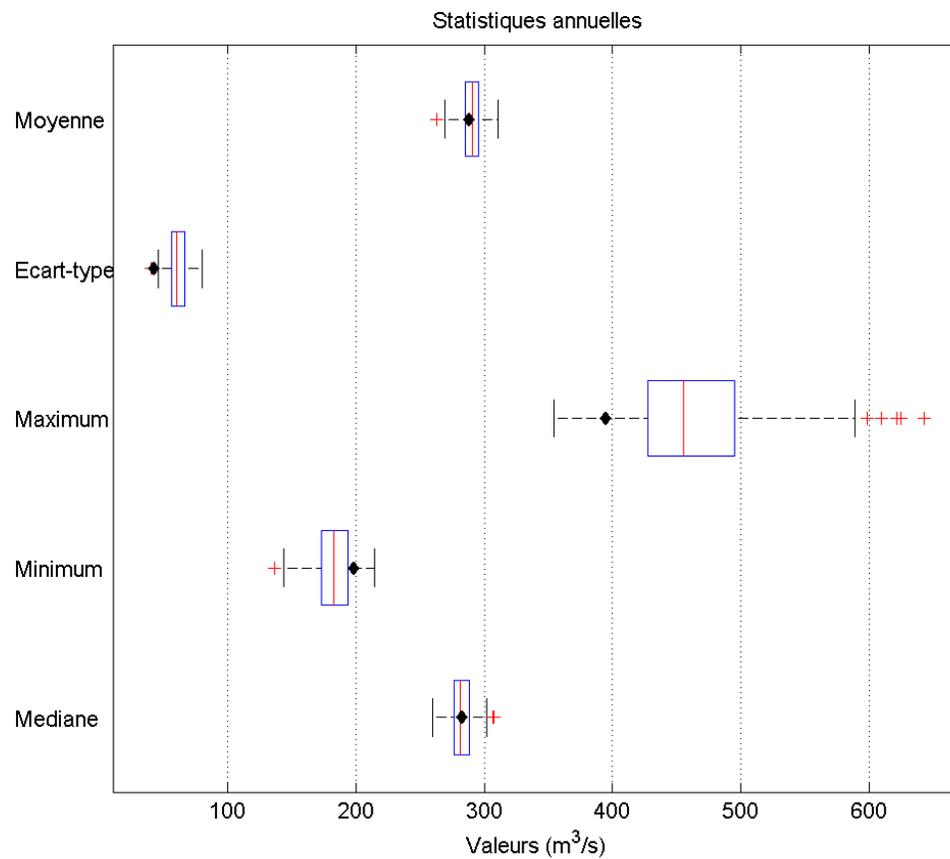


Figure 5.2 Statistiques de base des séries générées par le modèle PAR (1)

Tableau 5.1 Moyenne des statistiques de base des séries générées par les modèles stochastiques

Statistique	Historique	PAR (1)	PAR (2)	PARMA (1,1)	PARMA (2,2)	CSM	PAR (1) IREQ	PAR (2) IREQ
Moyenne (m <sup>3</sup> /s)	288,6	289,7	289,5	289,9	288,8	290,4	292,8	291,3
Écart type (m <sup>3</sup> /s)	42,9	60,8	43,4	50,7	42,7	67,2	49,9	37,4
Maximum (m <sup>3</sup> /s)	395,2	469,1	413,3	431,3	406,3	484,4	420,4	383,4
Minimum (m <sup>3</sup> /s)	198,2	180,9	206,9	194,0	206,7	172,5	192,8	211,0
Médiane (m <sup>3</sup> /s)	282,7	281,9	285,7	285,2	284,8	281,2	289,9	290,2
Test de Student	-	5	1	3	0	10	4	2

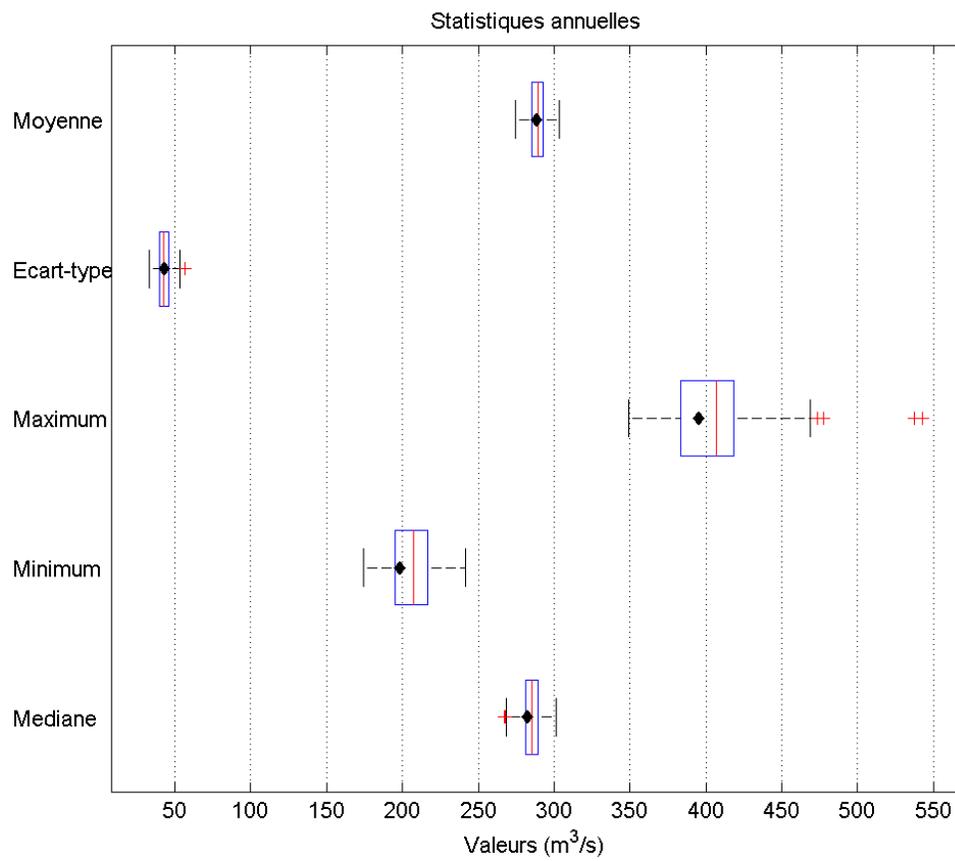


Figure 5.3 Statistiques de base des séries générées par le modèle PARMA (2,2)

Le tableau 5.1 présente une synthèse des statistiques de base pour tous les modèles qui sont à l'étude. Un test de Lilliefors a été réalisé sur la série des débits moyens annuels observés et les résultats du test confirment que la série suit une distribution normale (valeur  $p=0,5$ ). Ce test est une adaptation du test de Kolmogorov-Smirnov permettant de tester l'hypothèse nulle que la série provient d'une distribution normale quand les paramètres sont inconnus [Lilliefors, 1967]. Le test a été réalisé à l'aide de la fonction «*Lillietest*» de l'environnement Matlab. Ensuite, afin de comparer les résultats des modèles stochastiques par rapport aux observations, un test de Student a été réalisé avec la fonction «*ttest2*». Cette fonction recourt au test de Student et elle teste l'hypothèse nulle que deux échantillons proviennent de distributions normales ayant la même moyenne et la même variance inconnue. Le test a été appliqué à chacune des 100 séries générées pour chacun des modèles. Les résultats présentés à la dernière ligne du tableau 5.1 présentent le nombre de séries qui ont échoué le test, indiquant que la série testée et les observations proviennent de distributions ayant des moyennes différentes. Un intervalle de confiance de 5 % a été utilisé pour la réalisation des deux tests statistiques.

Puisque 100 séries ont été testées pour chaque modèle, les résultats peuvent être interprétés en pourcentage. Les résultats du test indiquent que le modèle PARMA (2,2) offre la meilleure performance à reproduire des séries ayant la même distribution que les observations avec aucune série ayant échoué le test de Student. Le modèle PAR (2) montre la seconde meilleure performance avec 1 % des séries ayant échoué le test de Student. Le modèle PARMA(1,1) obtient un résultat de 3 %, ce qui correspond à une performance moyenne par rapport aux autres modèles. Le modèle PAR (1) a un résultat de 5 %.

Les modèles PAR (1) et PAR(2) de l'IREQ ont obtenu des résultats de 4 et 2 % respectivement. Cependant, il est à noter qu'ils sont les deux modèles qui surestiment le plus la moyenne par rapport aux observations. C'est inattendu, puisque les débits sont standardisés (centrés réduites), c'est-à-dire que les données sont transformées en soustrayant la moyenne et en divisant par l'écart-type pour obtenir une série de moyenne nulle et d'écart-type d'une valeur de un. De ce fait, les statistiques des moyennes et d'écart-type des séries générées et des observations devraient être similaires, car la moyenne et l'écart-type sont ajoutés après la génération des débits comme dernière étape. Une analyse détaillée des résultats des modèles log-normaux est présentée à la sous-section suivante (*Analyse des résultats des modèles log-normaux*).

Les résultats du test de Student sur les séries générées par le modèle CSM indiquent que 10 séries proviennent d'une distribution différente des observations. La structure du modèle CSM vise justement à reproduire des variations autour de la moyenne. Cette particularité

associée à ce modèle explique le nombre plus élevé des séries ayant échoué le test de Student par rapport aux autres modèles stochastiques.

La figure 5.4 illustre l'autocorrélation des débits hebdomadaires des 100 séries synthétiques. Les boîtes à chaque semaine indiquent la distribution du coefficient de corrélation et le point rouge indique la valeur historique. La figure indique que le modèle PARMA (2,2) montre une bonne performance pour un délai d'une semaine, mais ne semble pas capable de capter une persistance au-delà de deux semaines comme l'indique la faible performance pour un délai de trois semaines. Ceci peut s'expliquer par le fonctionnement du modèle qui utilise les débits des deux semaines précédentes pour calculer les débits. La performance du modèle est particulièrement faible durant la saison hivernale où l'autocorrélation est élevée et la persistance du système probablement supérieure à deux semaines. Le modèle tend à surestimer l'autocorrélation.

Le modèle de premier ordre PAR (1) présente la même logique au-delà d'une semaine tel qu'illustré à la figure 5.5 dans laquelle il est possible d'observer un décalage marqué entre les valeurs historiques et les résultats du modèle PAR (1).

La figure 5.6 illustre la récurrence des débits annuels observés en comparaison avec les résultats du modèle PARMA (2,2). Le graphique comporte la fréquence cumulative en abscisse et le débit en  $\text{m}^3/\text{s}$  en ordonnée. La courbe rouge représente les débits historiques et la courbe noire représente la médiane des séries synthétiques. L'intervalle de confiance à 95% est illustré par les courbes pointillées bleues et les extrémums en noir. Le modèle tend à reproduire la même distribution que les débits historiques. En effet, la médiane du modèle coïncide avec les observations, ce qui n'est pas le cas pour le modèle PAR (1) tel que présenté à la figure 5.7. Sur cette figure, la médiane intercepte la valeur historique à la fréquence cumulée de 0,5, mais diverge en s'éloignant de celle-ci. Le modèle a tendance à sous-estimer le débit pour les faibles valeurs et à le surestimer pour les valeurs élevées. Cette tendance peut s'observer dans la figure 5.2 par le biais observé entre les valeurs minimales et maximales produites par le modèle PAR (1) et les valeurs historiques, ainsi qu'au tableau 5.1, qui indique des valeurs de minimums inférieures et des valeurs de maximums supérieures aux observations.

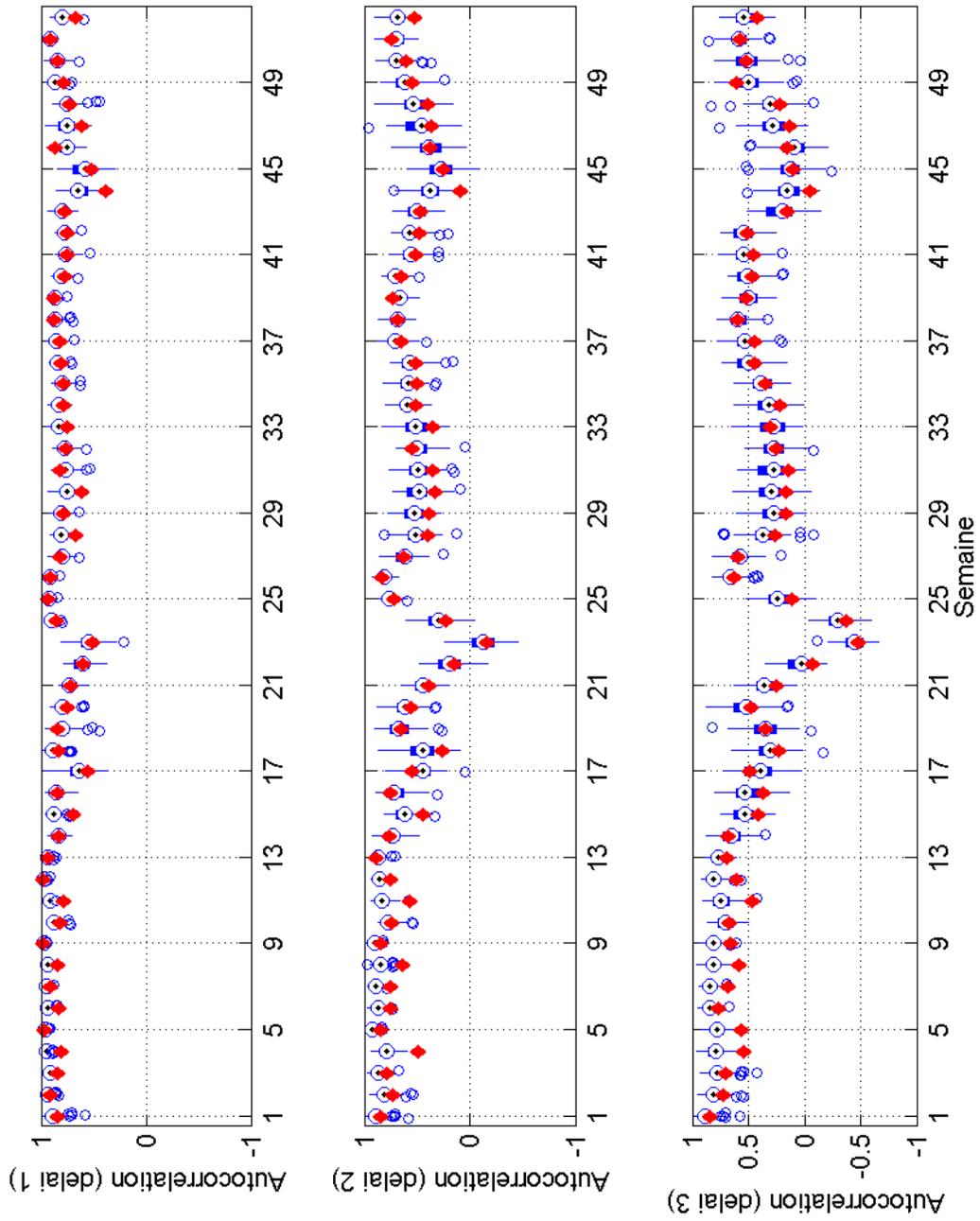


Figure 5.4 Autocorrélation hebdomadaire des séries générées par le modèle PARMA (2,2)

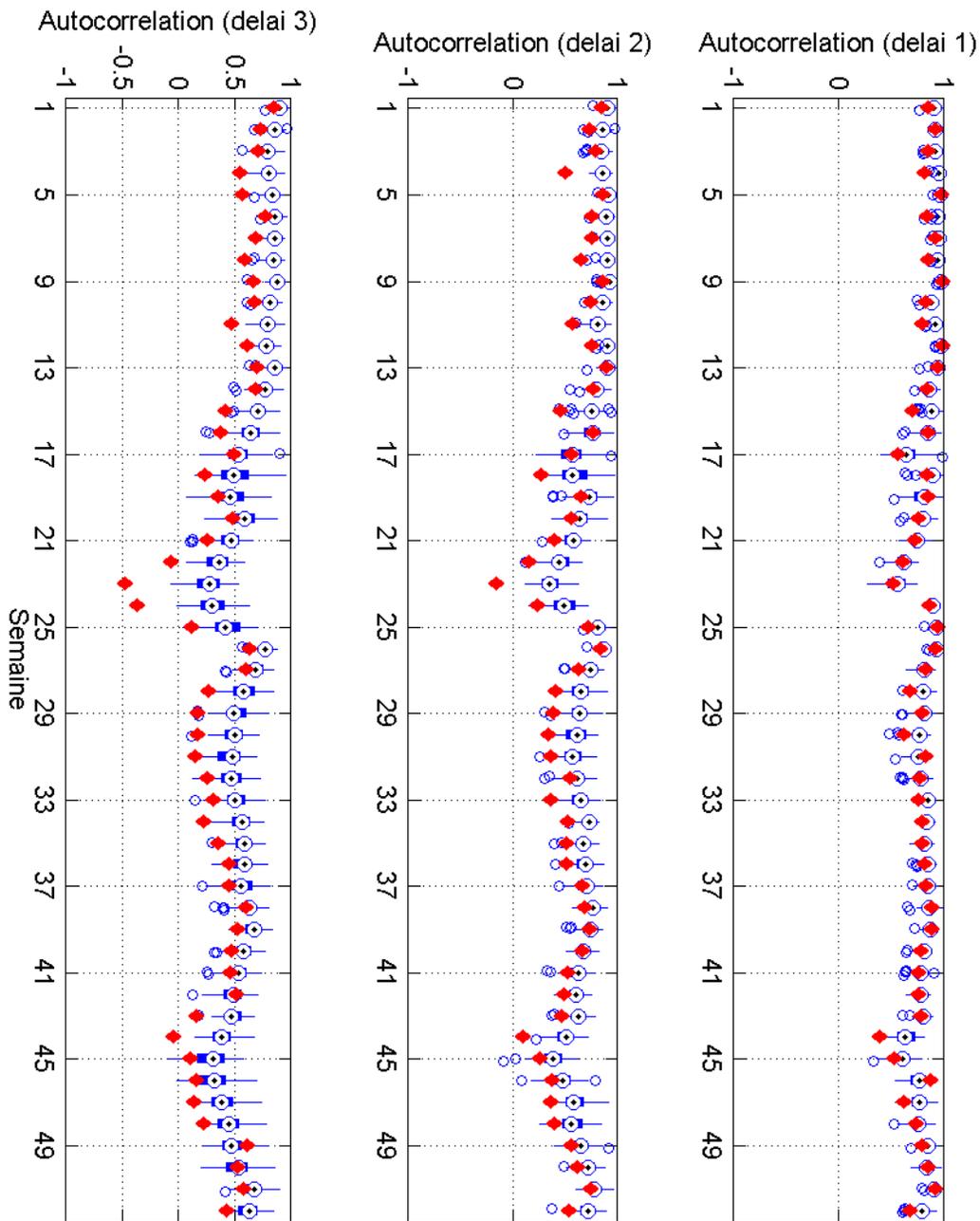


Figure 5.5 Autocorrélation hebdomadaire des séries générées par le modèle PAR (1)

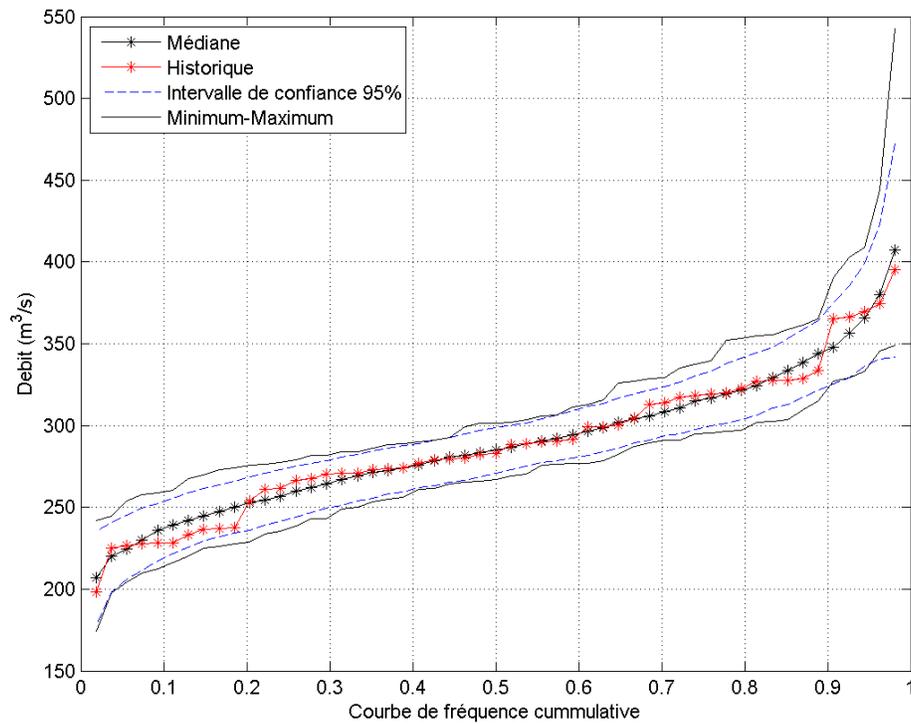


Figure 5.6 Récurrence des débits des séries générées par le modèle PARMA (2,2)

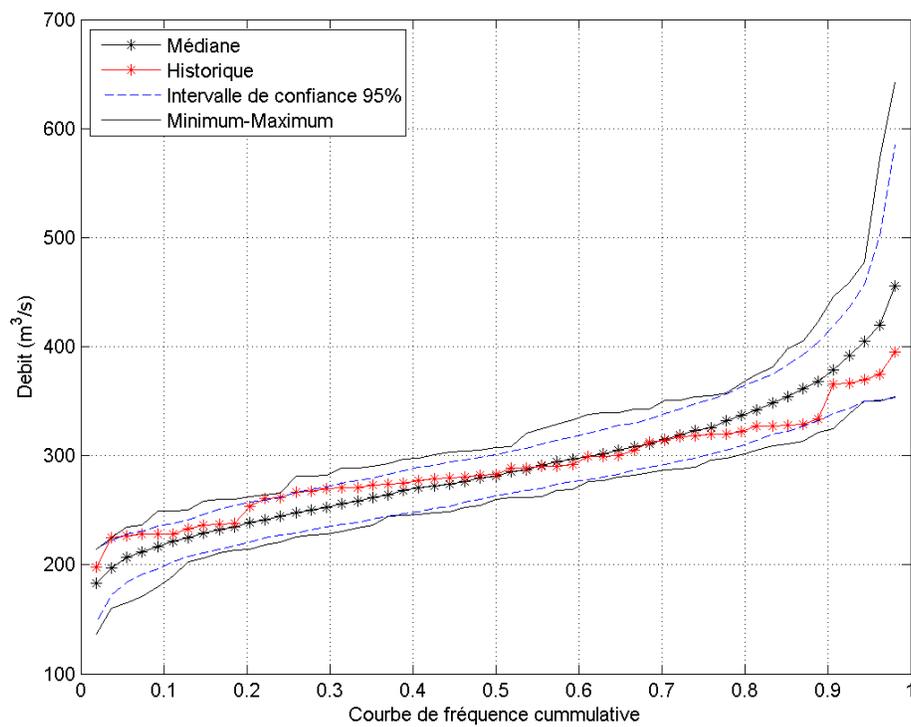


Figure 5.7 Récurrence des débits des séries générées par le modèle PAR (1)

### Analyse des résultats des modèles log-normaux

La figure 5.8 présente l'écart-type des observations historiques qui sont utilisées pour calibrer les modèles stochastiques. On observe que l'écart-type varie en suivant un patron saisonnier. Une augmentation est notable durant les périodes de crue printanière et automnale, tandis que la période hivernale démontre une période de plus faible variation en raison du climat froid et de la période de gel.

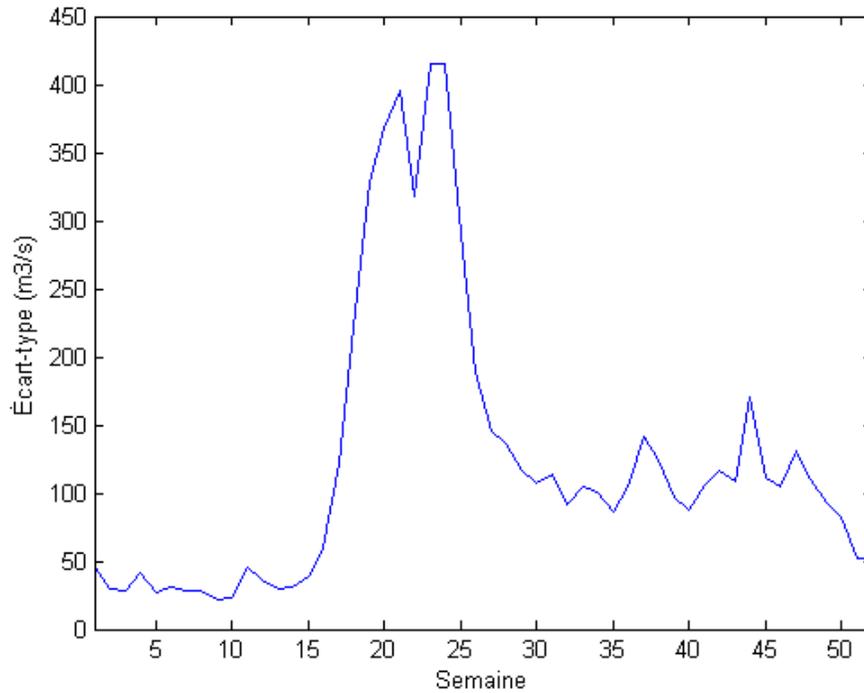


Figure 5.8 Écart-type hebdomadaire ( $\text{m}^3/\text{s}$ ) des observations historiques utilisées pour la modélisation stochastique

Il est important de rappeler que les observations ne suivent pas nécessairement une distribution normale et que la distribution hebdomadaire suit potentiellement une distribution différente (normale, non normale) d'une semaine à l'autre. Les modèles log-normaux utilisent les débits sans réaliser de transformation pour les normaliser, mais ils sont standardisés (centrés-réduits) avec d'effectuer la paramétrisation. Cependant, une standardisation des données avec les équations (5.2) et (5.3) ci-dessous suppose une distribution normale.

$$\hat{\mu}_\tau = \frac{1}{n} \sum_{\nu=1}^n x_{\nu,\tau} \quad (5.2)$$

$$\hat{\sigma}_\tau = \left[ \frac{1}{n} \sum_{\nu=1}^n (x_{\nu,\tau} - \hat{\mu}_\tau)^2 \right]^{1/2} \quad (5.3)$$

où,

- $\hat{\mu}_\tau$  = Estimation de la moyenne durant la semaine  $\tau$
- $n$  = Nombre d'observations durant la semaine  $\tau$
- $x_{\nu,\tau}$  = Observation durant la semaine  $\tau$  pour l'année  $\nu$
- $\hat{\sigma}_\tau$  = Estimation de l'écart-type durant la semaine  $\tau$

L'application de cette procédure sur des données non normales entraînera possiblement des conséquences sur la modélisation et sur les probabilités de transition, qui se répercuteront dans les résultats de l'algorithme d'optimisation.

Un exemple pour montrer l'impact d'une grande variation de l'écart type d'une semaine à l'autre est présenté ci-dessous en utilisant les semaines 10 et 11. Les valeurs d'écart-type pour ces semaines sont respectivement 23,16 m<sup>3</sup>/s et 44,90 m<sup>3</sup>/s en utilisant l'équation 5.3, voir la figure 5.8. Sur l'ensemble des valeurs annuelles, ces valeurs d'écart-type sont relativement faibles, mais il s'agit d'une importante variation entre deux semaines consécutives, soit une augmentation relative de 93 %. Cette variation brusque peut avoir été induite par un redoux hivernal typique du climat nordique québécois. Cela génère des séries qui sortent de la moyenne, tel qu'observé dans les figures 5.9 et 5.10. Ces séries peuvent être le résultat d'années particulièrement chaudes, ou d'un épisode de pluie occasionnant une fonte significative du manteau neigeux générant un apport important pour cette période de l'année. La valeur maximale relativement élevée d'écart-type à la semaine 11 provient de l'année 1958, durant laquelle sont survenus des débits hivernaux particulièrement élevés par rapport à la moyenne. Le débit de la semaine 11 est au-dessus de la moyenne par 5,5 écarts-types (voir figure 5.12 débits centrés réduits de la semaine 11). Cette importante déviation par rapport à la moyenne aura des impacts sur la paramétrisation du modèle, comme il sera vu plus loin (figure 5.12).

En considérant la méthodologie pour générer les séries synthétiques, cette différence d'écart-type aura un impact important sur les valeurs modélisées à la semaine 11 et les semaines suivantes (en raison du caractère autorégressif). Les figures 5.10 et 5.11 illustrent les traces des séries pour les semaines 4 à 16. La figure 5.10 contient les 53 années utilisées pour la modélisation stochastique et la figure 5.11 contient les 5300 traces générées par le modèle. L'effet de la grande variation de l'écart-type sur les données générées par le modèle est perceptible visuellement. Bien que les observations indiquent une forte augmentation des

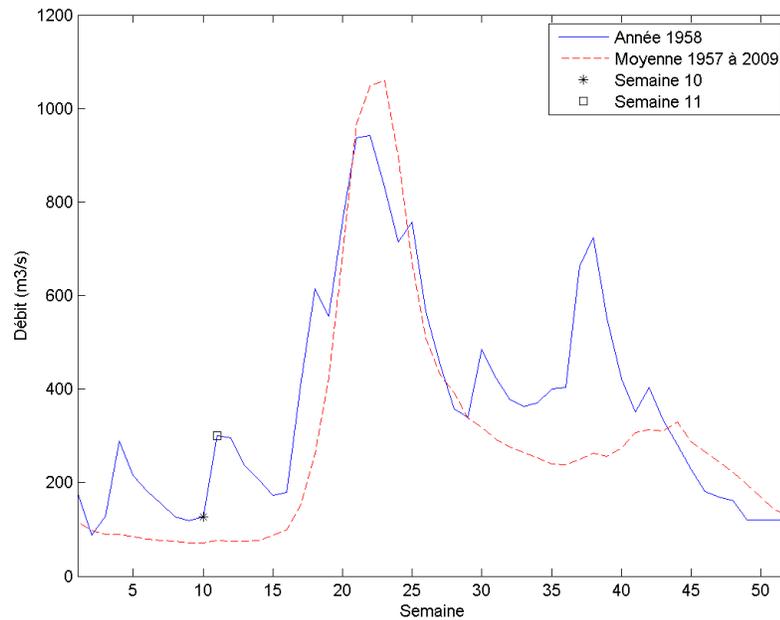


Figure 5.9 Débits observés durant l'année 1958 en comparaison avec la moyenne historique de 1957 à 2009

débits de la semaine 10 à la semaine 11 sur une seule année, soit 1958, la modélisation des apports produit une augmentation notable sur de nombreuses traces simulées, exagérant du coup l'importance de l'observation statistiquement «aberrante» dans le modèle stochastique des apports. En d'autres termes, une grande variation est observable sur l'étendue des débits entre les deux semaines. Cet effet est exacerbé par le mécanisme de génération du bruit suivant une distribution log-normale, telle qu'employée dans les modèles de l'IREQ, qui ajoute de l'amplitude aux résultats de la modélisation.

Il est à remarquer que certains débits générés par le modèle PAR (1) log-normal de l'IREQ, notamment durant la semaine 11, atteignent une valeur minimale nulle. Ceci est le résultat d'une contrainte imposée par le programme de génération pour éliminer les débits générés négatifs. Lorsqu'une valeur générée se traduit en débit négatif, la procédure régénère une nouvelle valeur en boucle jusqu'à l'obtention d'une valeur positive ou nulle. Cette procédure de rééchantillonnage permet d'éviter la génération de valeurs négatives, mais a un impact sur la distribution des valeurs générées en modifiant la moyenne et l'écart-type simulé. Ce rééchantillonnage explique en partie l'écart entre la moyenne des observations historiques et la moyenne des séries générées avec les modèles log-normaux PAR (1) et PAR (2) de l'IREQ. L'impact de la procédure est visible dans la figure 5.11 avec l'histogramme des débits centrés réduits du modèle. Sur cet histogramme, les valeurs des débits

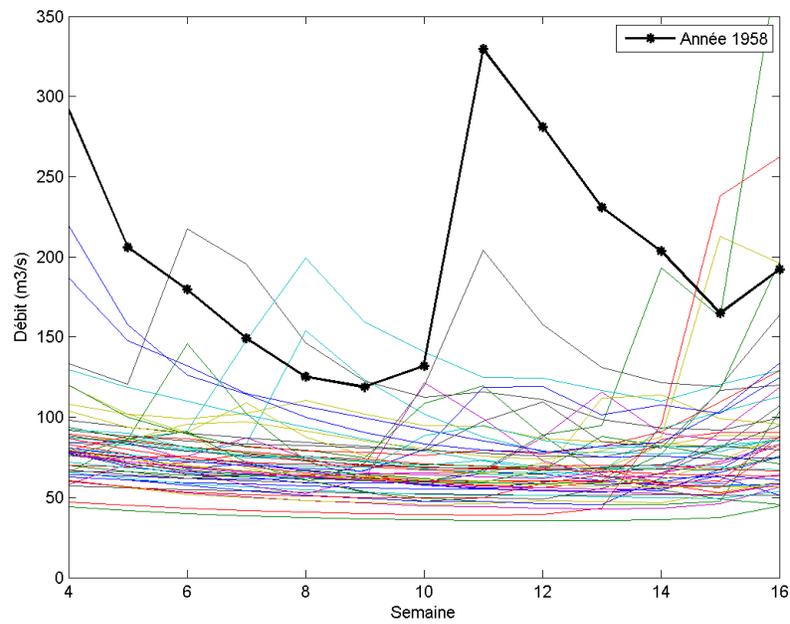


Figure 5.10 Ensemble des observations historiques pour les semaines 4 à 16

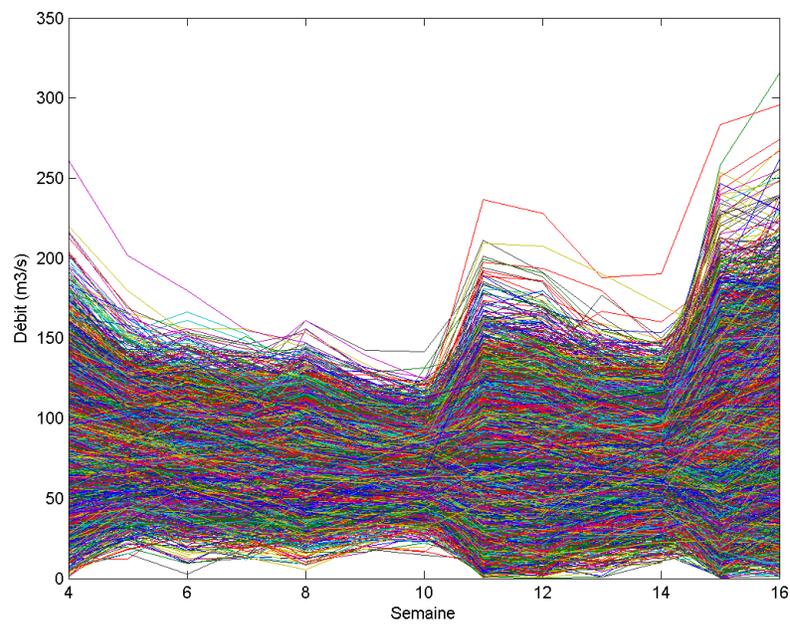


Figure 5.11 Ensemble des traces générées par le modèle PAR (1) de l'IREQ pour les semaines 4 à 16

ne dépassent pas la valeur -1.8398, car cette valeur correspond à la valeur centrée-réduite qui génère une valeur de débit nulle.

La figure 5.12a) présente les résultats de la paramétrisation du modèle PAR (1) log-normal à la semaine 11. Le diagramme en dispersion présente les observations des débits centrés réduits des semaines 10 et 11, respectivement en abscisse et en ordonnée. La pente de la ligne rouge représente le résultat de l'estimation du paramètre phi  $\phi$  (voir équation 4.6) pour la semaine 11 avec une valeur de 0,7891. Le débit de l'année 1958 a un impact sur le calcul de  $\phi$ , car il est éloigné de la droite. Il influence ainsi la valeur de  $\phi$  pour réduire la distance le séparant de celle-ci au détriment des autres points.

Les résidus de la régression sont présentés sous deux formes. La figure 5.12 b) présente l'ensemble des valeurs résiduelles pour toutes les années d'observations. Il permet de vérifier l'indépendance temporelle des résidus. En effet, ces derniers oscillent autour de l'axe nul sur toute la période d'observation.

La figure 5.12 c) présente l'histogramme de ces valeurs. Graphiquement, il est difficile de conclure sur la distribution des résidus. Afin de vérifier si la distribution des résidus suit une loi log-normale, un test de Lilliefors a été appliqué. Dans le cas d'une distribution log-normale, il est possible d'utiliser ce test sur le logarithme des résidus en utilisant le paramètre de localisation de la loi log-normale  $\hat{m}_\tau$  (équation 4.16) pour déplacer vers la droite (positif) les résidus afin de pouvoir calculer le logarithme. Le résultat du test a permis de rejeter l'hypothèse que les résidus suivent une distribution log-normale avec une valeur  $p < 0,001$ . L'utilisation d'un modèle stochastique qui suppose que les résidus suivent une distribution log-normale, comme c'est le cas avec les modèles PAR(1) et PAR(2) log-normaux utilisés ici, pourrait s'avérer problématique.

Une analyse similaire a été effectuée pour le modèle PAR (2) lognormal et elle est présentée à la figure 5.13. Puisque le modèle PAR (2) utilise les débits des deux semaines précédentes, un second axe (en rouge à droite) a été ajouté à la figure pour présenter  $q_{t-2}$  et  $\phi(2)$ .

Les modèles PAR log-normaux supposent que les résidus suivent une distribution log-normale, mais il est possible que ce ne soit pas le cas pour toutes les semaines de l'année comme pour la semaine 11. Le test a été appliqué à l'ensemble des semaines pour les modèles PAR (1) et PAR (2) log-normaux et les résultats sont présentés dans la figure 5.14. Selon les résultats du test, les résidus ne suivent pas une distribution log-normale (à un seuil de 5 %) durant 35 et 38 semaines pour les modèles PAR (1) et PAR (2) log-normaux respectivement. Les modèles PAR(1) et PAR(2) de l'IREQ ne devraient pas être

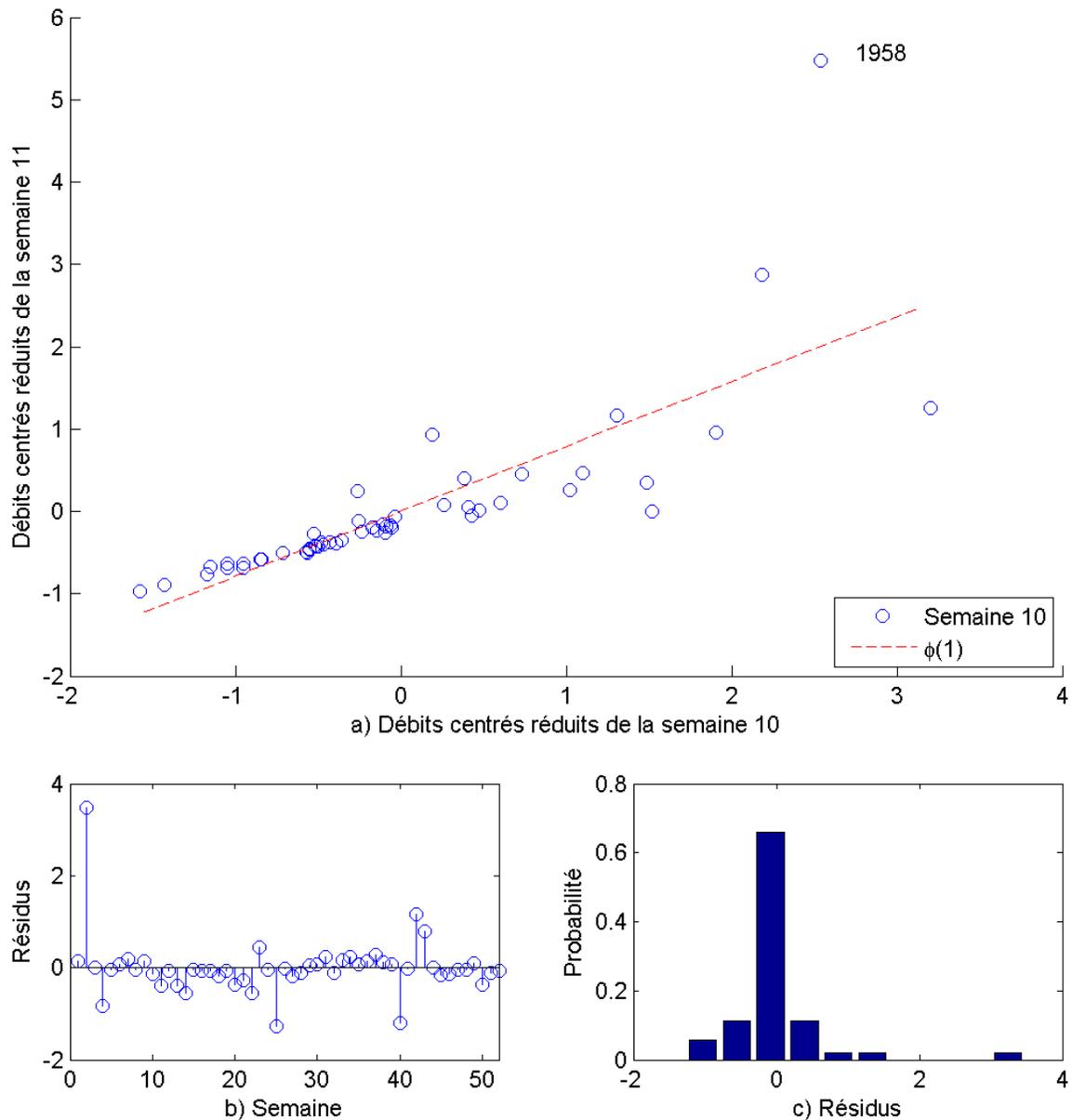


Figure 5.12 Résultats de la paramétrisation du modèle PAR (1) log-normal à la semaine 11 (a) : Diagramme en dispersion des débits centrés réduits des semaines 10 et 11 pour le calcul du paramètre  $\phi$  par une régression linéaire indiquée par la ligne pointillée en rouge ; b) : Résidus de la régression selon les années ; c) : Histogramme des résidus de la régression)

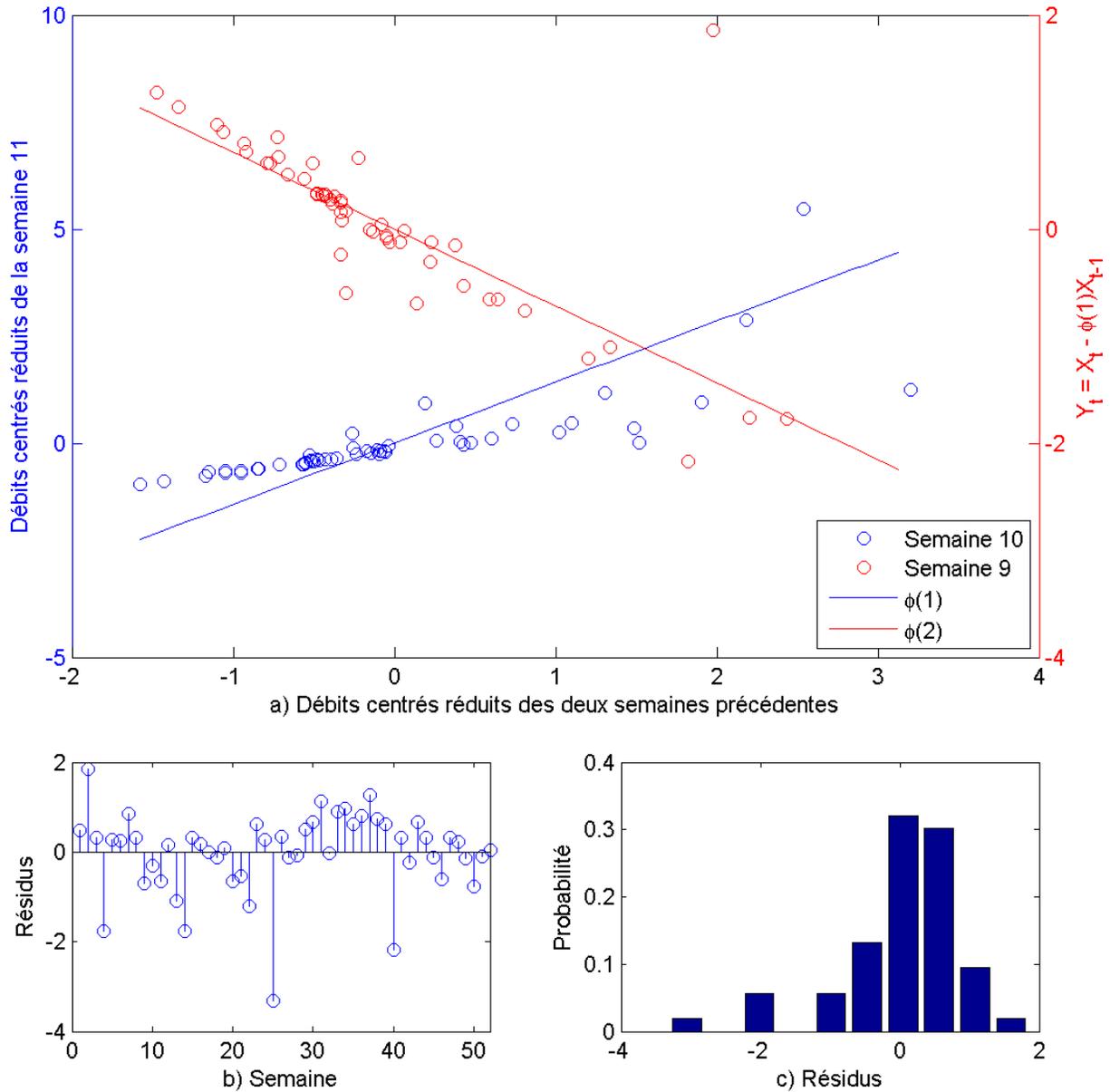


Figure 5.13 Résultats de la paramétrisation du modèle PAR (2) log-normal à la semaine 11 (a) : Diagramme en dispersion des débits centrés réduits des semaines 10 et 11 pour le calcul du paramètre  $\phi(1)$  et  $\phi(2)$  par une régression linéaire multiple indiquée par les lignes pointillées ; b) : Résidus de la régression selon les années ; c) : Histogramme des résidus de la régression)

employés étant donné que la majorité des semaines ne respectent pas l'exigence d'une distribution log-normale des résidus.

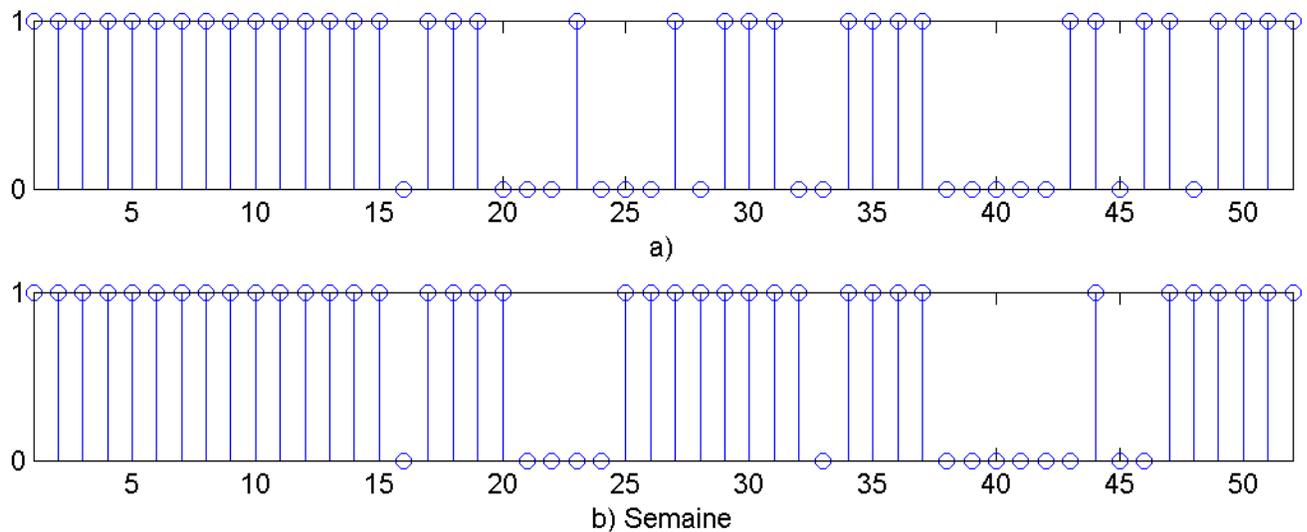


Figure 5.14 Résultats du test de Lilliefors sur le logarithme des résidus des modèles a) PAR (1) et b) PAR (2) log-normaux (une valeur de 0 valide l'hypothèse nulle que les résidus suivent une distribution log-normale)

La figure 5.15 présente une série d'histogrammes qui permettent de visualiser les observations historiques et le comportement du modèle PAR (1) log-normal aux semaines 10 et 11. Le débit extrême observé à la semaine 11 de l'année 1958 (figure 5.9) est visible sur l'histogramme des observations de la semaine 11 (il s'agit de la valeur maximale à 5,5 sur l'axe des abscisses de l'histogramme). L'influence de ce fort débit est aussi visible sur l'histogramme des résidus, où elle correspond aussi à la valeur maximale. Il s'agit aussi du point le plus élevé sur le diagramme en dispersion de la figure 5.12. C'est le point le plus distant de la régression, créant ainsi la valeur maximale des résidus.

Les figures 5.15e) et 5.15f) présentent les résultats de la modélisation aux semaines 10 et 11. Tel qu'expliqué précédemment, la semaine 11 a une limite minimum imposée par le programme pour éviter la génération de valeurs de débits négatifs, ce qui explique l'absence de valeurs inférieures à -1,8398.

La distribution des débits générés est différente des observations. Le test de Lilliefors indique que les résidus ne suivent pas une loi log-normale et le modèle tente de paramétrer une distribution log-normale (équation 4.16 à 4.19) avec les résidus qui suivent une distribution différente. Ceci engendre une faible performance du modèle à générer des valeurs de débits suivant la même distribution que les observations historiques. La figure 5.15 indique

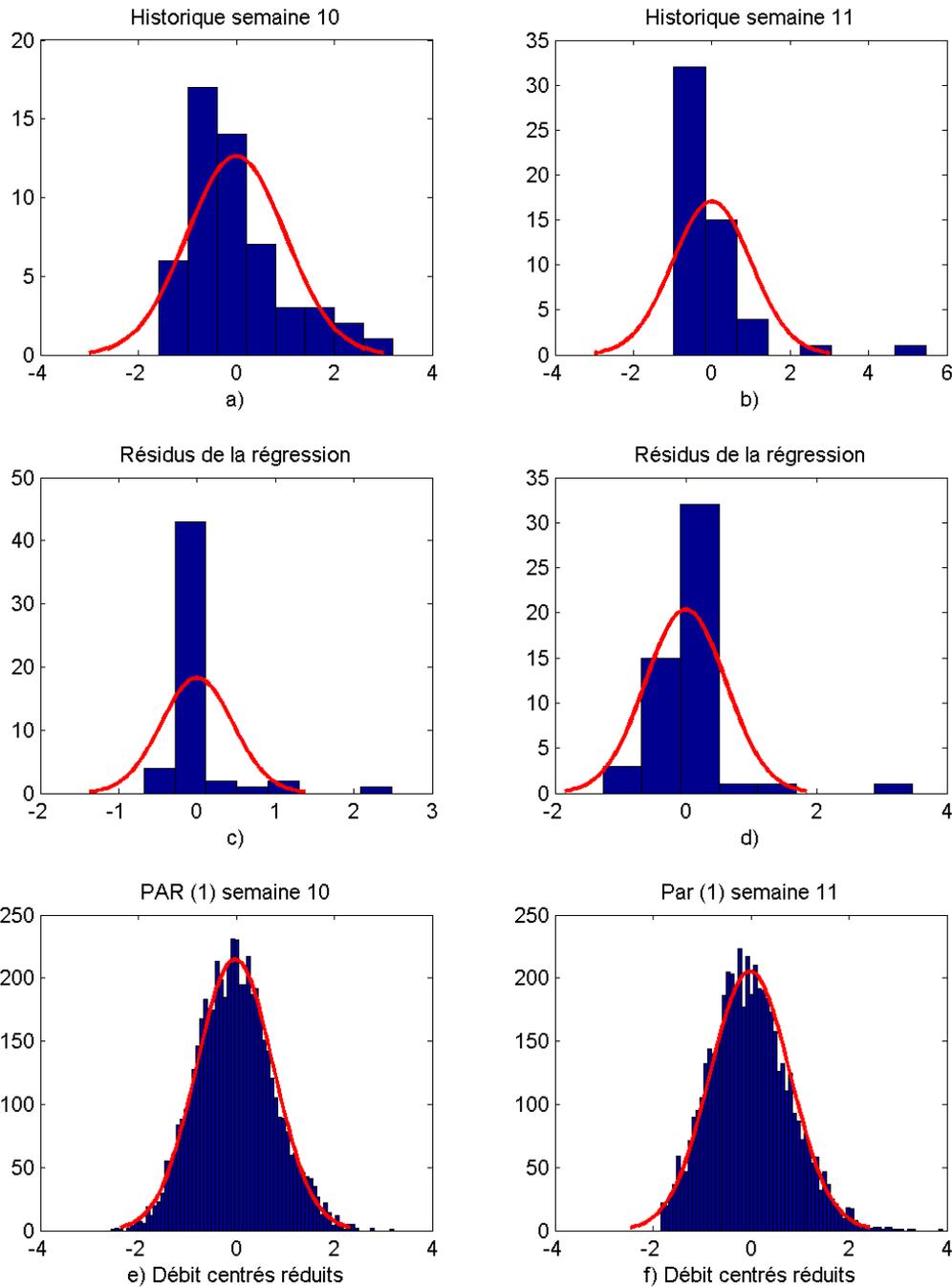


Figure 5.15 Comparaison des semaines 10 et 11 entre les observations historiques et le modèle PAR (1) log-normal (a) : Histogramme des débits centrés réduits de la semaine 10 ; b) : Histogramme des débits centrés réduits de la semaine 11 ; c) : Histogramme des résidus de la régression de la semaine 10 ; d) Histogramme des résidus de la régression des résidus de la semaine 11 ; e) : Histogramme des débits centrés réduits générés à la semaine 10 ; f) : Histogramme des débits centrés réduits générés à la semaine 11)

que les débits générés suivent une distribution normale, alors que ce n'est pas le cas pour les débits observés. La courbe rouge représente une distribution normale  $\mathcal{N}(0, 1)$ . Seulement les résultats du modèle de premier ordre ( $i = 1$ ) sont présentés, mais des résultats similaires sont observés pour le modèle log-normal de deuxième ordre ( $i = 2$ ).

### 5.1.2 Statistiques reliées à l'emmagasinement

Les statistiques reliées à l'emmagasinement servent à faire ressortir les variations inter-annuelles du système hydrique. Ces statistiques sont particulièrement importantes dans la modélisation de séries synthétiques pour l'étude de la gestion des réservoirs [Sveinsson *et al.*, 2007].

Les figures 5.16 et 5.17 présentent les valeurs de statistiques annuelles d'emmagasinement des séries générées respectivement par les modèles PAR (1) et PARMA (2) en valeur relative aux observations, c'est-à-dire qu'une valeur de 1 représente une reproduction parfaite de la statistique historique. Les diagrammes en boîte représentent la variation des résultats des 100 séries générées par les modèles. Le losange noir représente la moyenne, la ligne rouge la médiane et la boîte les quantiles 25 et 75. Les quantiles 5 et 95 sont illustrés par les moustaches et les valeurs extrêmes sont représentées par les points rouges.

Le déficit se définit par une période de plusieurs années consécutives durant laquelle le débit est sous la moyenne historique calculée sur l'ensemble de la période d'étude. Un surplus, à l'inverse, se définit par une période durant laquelle le débit se situe au-dessus de la moyenne. Ces deux statistiques sont caractérisées par leur durée et leur intensité représentées par les quatre premières boîtes dans la figure.

L'étendue ajustée (*Rescaled Adjusted Range*) ( $R^{**}$ ) est une mesure statistique de la variabilité d'une série et se calcule avec les équations 5.4 à 5.6 ci-dessous. Elle est obtenue en calculant l'étendue ( $R^*$ ) d'une série divisée par l'écart-type ( $s_n$ ). C'est une mesure qui donne de l'information sur la variabilité d'une série temporelle en fonction de la période étudiée.

$$S_i = S_{i-1} + (y_i - \bar{y}_n) \quad (5.4)$$

$$R^* = \max(S_0, S_1, \dots, S_n) - \min(S_0, S_1, \dots, S_n) \quad (5.5)$$

$$R^{**} = \frac{R^*}{s_n} \quad (5.6)$$

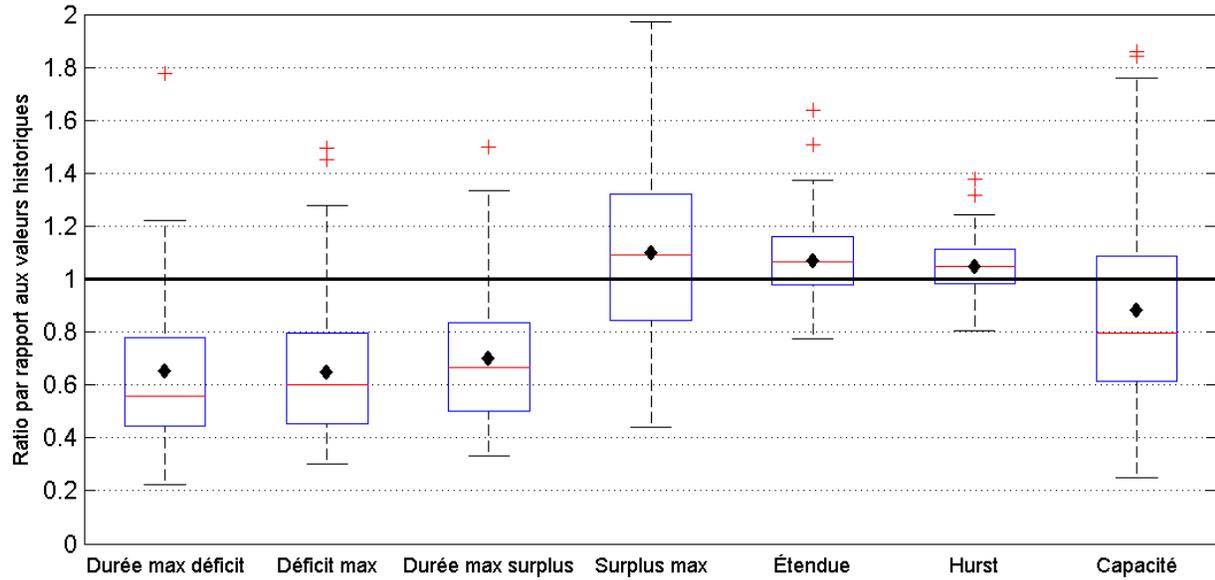


Figure 5.16 Statistiques d'emménagement des séries générées par le modèle PAR (1)

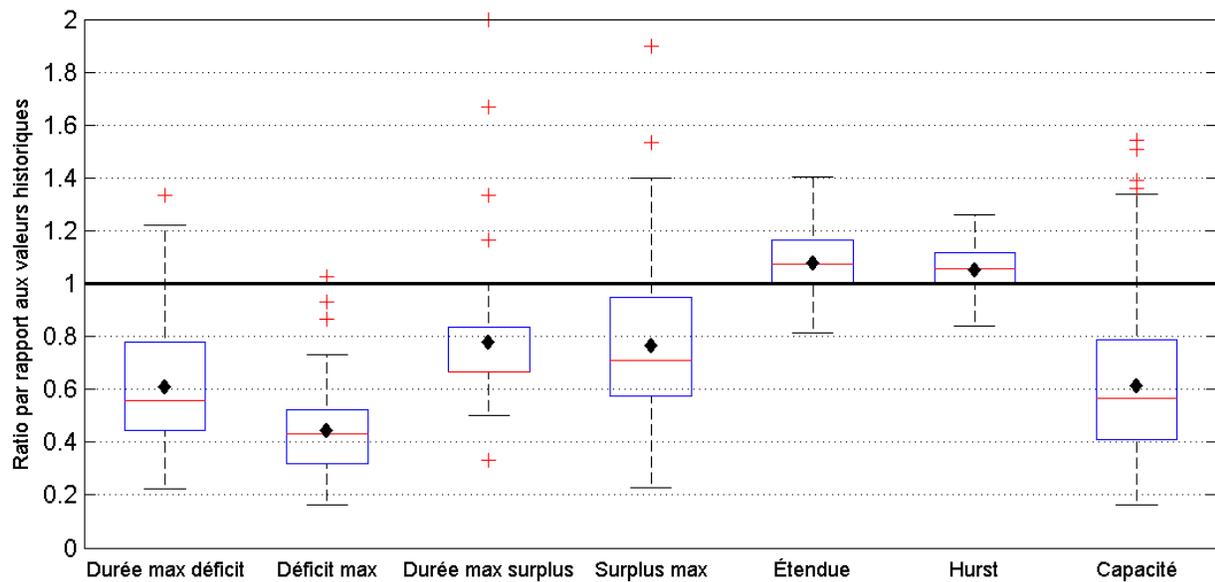


Figure 5.17 Statistiques d'emménagement des séries générées par le modèle PARMA (2,2)

Où,

- $S_i$  = Somme partielle
- $y_i$  = Débits observés durant la période  $i$
- $\bar{y}_n$  = Moyenne des observations  $y_i$
- $R^*$  = Étendue (*Rescaled Range*)
- $R^{**}$  = Étendue ajustée (*Rescaled Adjusted Range*)
- $s_n$  = Écart-type des débits observés  $y_i$

Le coefficient de Hurst, aussi connu sous le nom d'exposant de Hurst, est une mesure de la mémoire à long terme d'une série temporelle qui fait appel à l'autocorrélation de la série et au taux de variation de cette dernière en fonction de l'augmentation du délai (*lag*). Le coefficient de Hurst quantifie la tendance d'une série à revenir à la moyenne ou d'en rester éloignée, ce qui donne de l'information sur la dépendance à long terme de la série. L'estimation du coefficient de Hurst se fait avec l'équation 5.7.

$$K = \frac{\ln(R^{**})}{\ln(n/2)}, n > 2 \quad (5.7)$$

Où,

- $K$  = Coefficient de Hurst
- $n$  = Nombre de débits observés

La capacité d'emmagasinement (*Storage Capacity*) se calcule avec la méthode des sommets consécutifs (*Sequent Peak Algorithm*) [Loucks, 2000] qui permet de déterminer le volume d'emmagasinement ( $S_c$ ) d'un réservoir nécessaire pour alimenter une demande ( $d$ ) durant une période de faibles apports ( $y_i$ ). La méthode parcourt la série de données à la recherche du déficit maximum entre deux périodes de forte hydraulité.

$$S'_i = \begin{cases} S'_{i-1} + d - y_i & \text{si positif} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

$$S_c = \max\{S_i\} \quad (5.8)$$

Où,

- $S'_i$  = Capacité d'emmagasinement à la période  $i$
- $S_c$  = Capacité d'emmagasinement (*Storage Capacity*)
- $d$  = Demande ( $\bar{y}_n$  dans le cas présent)

L'analyse de ces métriques entre les apports historiques et les séries générées par les modèles autorégressifs permet de comparer leur comportement à long terme qui est important pour la gestion d'un réservoir. En effet, plusieurs années sèches auront un impact important sur la capacité du système à générer de l'énergie et les soutirages doivent tenir compte de cette réalité.

Les deux modèles démontrent un comportement similaire par rapport aux observations. Ils sous-estiment la durée maximale du déficit, ainsi que son amplitude. La durée maximale des surplus est aussi sous-estimée, mais son amplitude est surestimée. Il est important de comprendre que ces statistiques sont obtenues à partir de l'analyse de la fluctuation de la série autour de la moyenne. Ainsi, le fait d'observer une sous-estimation de la durée maximale des surplus, mais une surestimation de son amplitude suppose que le modèle reste au-dessus de la moyenne pour une période moins longue que les observations, mais est plus distant de la moyenne.

Les modèles autorégressifs utilisent une valeur de moyenne sur l'ensemble de la période d'observation pour effectuer la calibration, ainsi que pour la génération des séries simulées. Les modèles émettent l'hypothèse que la valeur historique est aussi stable et qu'il n'y a pas eu de changement de moyenne. Or, l'analyse des débits annuels historiques de la rivière Romaine par une approche bayésienne pour détecter un changement de moyenne [Lee et Heghinian, 1977] indique une probabilité de 0,43 qu'il y ait eu un changement de moyenne en 1985 tel que présenté dans la figure 5.18. La figure présente les débits historiques annuels observés pour les années 1957 à 2009, ainsi que la probabilité qu'un changement de moyenne soit survenu pour chacune des années de la série. De plus, les moyennes avant et après 1985 sont indiquées dans la figure et sont respectivement 309 et 268 m<sup>3</sup>/s, tandis que la moyenne de la période entière est de 289 m<sup>3</sup>/s.

La présence d'un changement de moyenne a un impact direct sur la durée et l'amplitude des périodes de déficit et de surplus, puisqu'ils sont calculés par rapport à la moyenne sur l'ensemble des observations historiques. Les figures 5.19 et 5.20 présentent une comparaison entre la durée des périodes de déficit (par rapport à la moyenne de 289 m<sup>3</sup>/s sur l'ensemble des observations) pour les débits observés et ceux simulés avec les modèles PAR (1) et PARMA (2,2) respectivement. La durée de l'ensemble des périodes de déficit est présentée sous la forme d'un histogramme pour les valeurs historiques. Les courbes illustrent la distribution des résultats obtenus par le modèle pour les 100 séries générées. Les courbes ont été obtenues en calculant l'histogramme de la durée des périodes de déficits pour chacune des séries générées pour ensuite extraire la moyenne et les valeurs extrêmes. La période historique de déficit la plus longue a une durée de neuf années. Seuls les cas

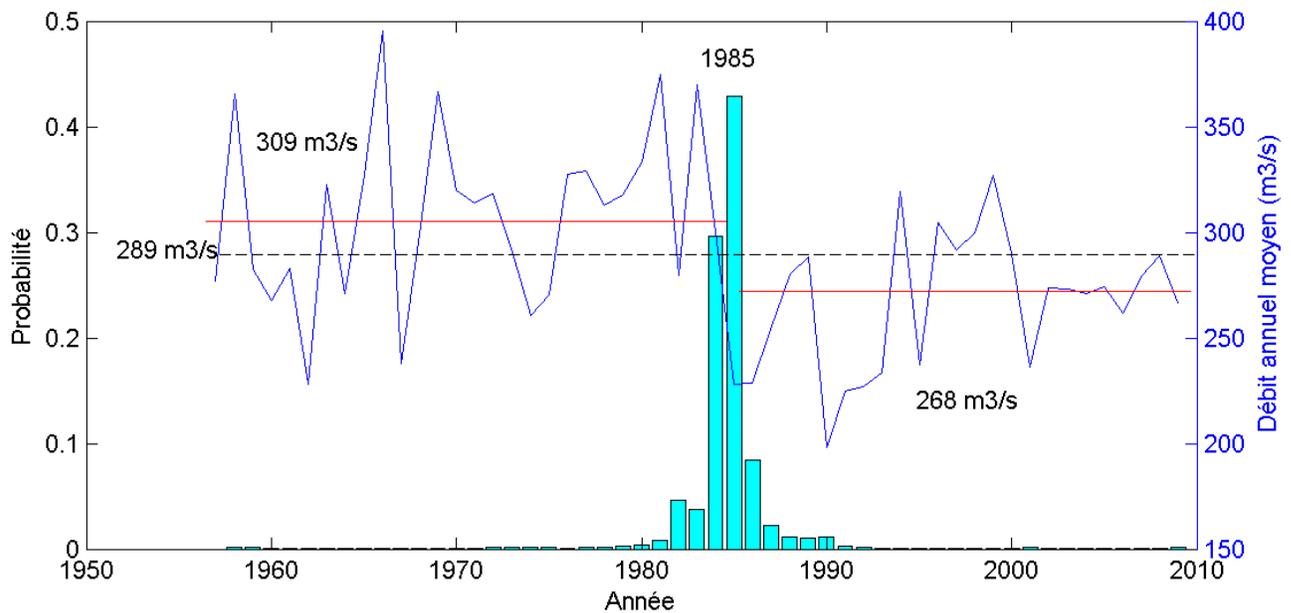


Figure 5.18 Probabilité conditionnelle d'un changement de moyenne sur les observations historiques de 1957 à 2009

extrêmes simulés par les modèles sont capables de reproduire cette durée, tel qu'indiqué sur les figures par les courbes vertes.

Ces résultats indiquent que les modèles ne démontrent pas le même comportement à long terme que les observations, mais cela peut être attribué au fait que les observations ont potentiellement été sujettes à un changement de moyenne en 1985. Ceci impacte la fluctuation de la série autour de la moyenne, ce qui se visualise sur les histogrammes sur la durée des déficits avec une distribution contenant des valeurs extrêmes. Il n'est pas possible de dire avec plus de certitude que le test bayésien réalisé si un changement de moyenne a eu lieu, de même qu'il n'est pas possible d'en expliquer la cause. Cela peut être dû à un changement physique sur le bassin versant ou à une altération de l'équipement de mesure, mais rien n'indique qu'un tel changement a eu lieu.

Une modification du régime hydrologique de la région peut aussi expliquer ce type de comportement. En effet, il n'est pas exclu qu'il puisse s'agir d'un cycle naturel. L'Oscillation Nord Atlantique (NAO) et l'Oscillation Arctique (AO) sont deux indices qui décrivent les variations du régime océan-atmosphère et ils sont corrélés à la variabilité du climat dans l'hémisphère Nord [Wanner *et al.*, 2001]. L'AO, plus spécifiquement, est basé sur les anomalies barométriques au niveau de la mer au Nord. Haguma (2017) a étudié la relation entre l'AO et les débits historiques de la rivière Romaine. Il a utilisé des méthodes d'apprentissage automatique afin de modéliser des séries d'apports non stationnaires et

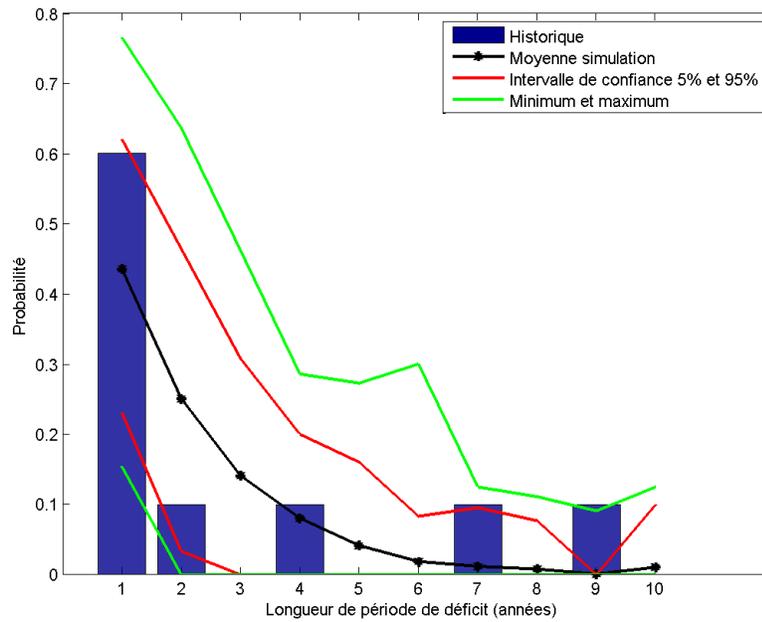


Figure 5.19 Histogramme de la durée des déficits des séries générées par le modèle PAR (1) et les observations historiques

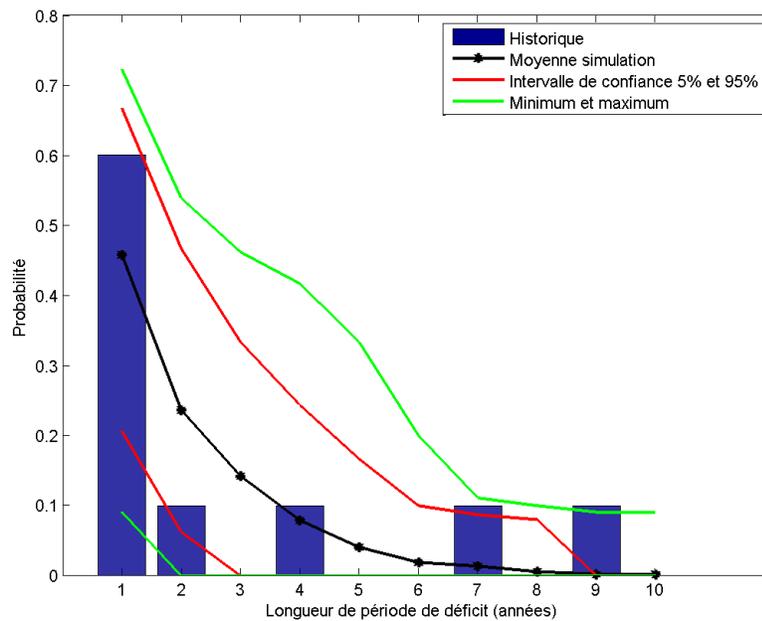


Figure 5.20 Histogramme de la durée des déficits des séries générées par le modèle PARMA (2,2) et les observations historiques

des indicateurs climatiques pour la prévision saisonnière d'apports. Les résultats de son étude montrent qu'il est possible de réaliser une prévision saisonnière des apports jusqu'à deux saisons à l'avance.

### 5.1.3 Probabilités de transition hebdomadaires

Avant de procéder à la phase d'optimisation, il est nécessaire de calculer les probabilités de transition hebdomadaires pour les fournir à l'algorithme PDS. La probabilité de transition hebdomadaire est la probabilité qu'un apport situé dans une classe  $i$  en une semaine donnée se retrouve dans une classe  $j$  la semaine suivante. L'algorithme PDS (équation 2.12) utilise les probabilités de transition afin d'effectuer la recherche d'une solution optimale en pondérant chaque scénario par leur probabilité d'occurrence. Les débits hebdomadaires sont premièrement discrétisés en neuf classes en utilisant la méthode des quantiles. Une fois les classes déterminées, les probabilités de transition hebdomadaires sont calculées avec un histogramme bivarié utilisant deux semaines consécutives pour obtenir la probabilité de transiter entre deux classes au cours d'une semaine. La figure 5.21 illustre un diagramme en dispersion des apports pour les semaines 1 (1-7 janvier) et 2 (8-14 janvier) et présente en marge l'histogramme de chaque semaine. La ligne continue correspond à une distribution normale. Lorsqu'il est question des probabilités de transition à la semaine  $i$ , il s'agit de la transition avec la semaine précédente.

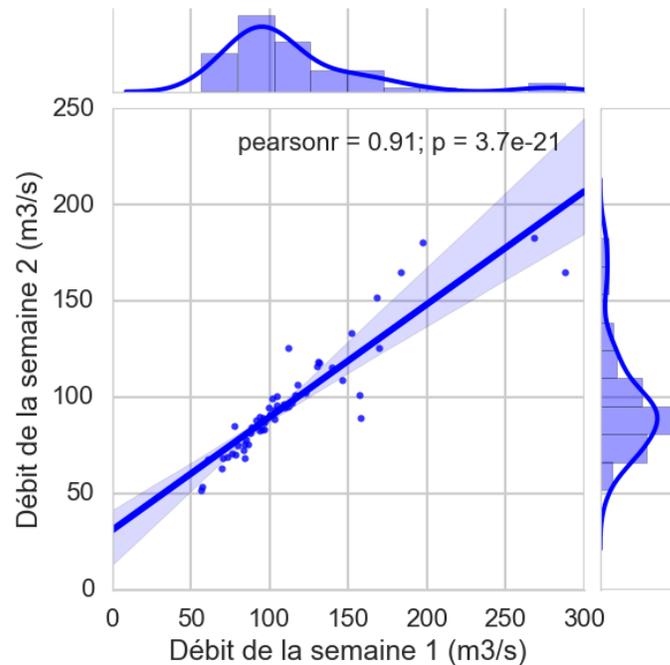


Figure 5.21 Diagramme en dispersion des débits observés à la centrale Romaine-1 des semaines 1 et 2 montrant les histogrammes des débits pour chaque semaine

La variation de l'étendue des débits entre les deux semaines consécutives est problématique pour la génération des probabilités de transition hebdomadaires qui sont nécessaires pour la programmation dynamique stochastique. Puisque la discrétisation des débits s'effectue en calculant les quantiles hebdomadaires, la distribution des probabilités s'en trouve directement affectée.

Cette étude a utilisé les modèles stochastiques présentés à la section 4.1.1 pour générer plusieurs séries synthétiques afin de calculer ces probabilités et de comparer les ensembles de règles de gestion découlant de l'optimisation. Il est donc important de comprendre de quelle façon les différences entre les modèles se traduisent en termes de probabilités de transition. Cependant, il est difficile de comparer ces probabilités directement considérant leur nombre (il y a  $8 \times 52$  matrices de probabilités, soit pour chaque semaine et chaque modèle en plus des observations historiques) et surtout parce que c'est l'ensemble des probabilités qui influencent la gestion du réservoir dans l'algorithme et non seulement une valeur ponctuelle en une semaine donnée.

Afin de visualiser les différences entre les ensembles de probabilités, une approche par somme des carrés des différences a été réalisée. Les valeurs sont obtenues en calculant la somme des différences des probabilités de transition mises au carré pour chaque semaine,

toutes classes confondues. La figure 5.22 présente trois graphiques. La figure 5.22a) contient une comparaison des probabilités obtenues avec les séries générées par les modèles et celles observées historiquement. La figure 5.22b) présente une comparaison par rapport aux probabilités obtenues avec le modèle PARMA (2,2). La 5.22c) présente la comparaison des probabilités du modèle PARMA (2,2) seulement pour les modèles PAR (1), PAR (2), PARMA (1,1) et CSM.

En comparant avec les probabilités historiques, les séries tirées des modèles PAR log-normaux ressortent et se comportent différemment des autres, particulièrement lors de la période hivernale (semaines 52 et 1 à 10). Il n'est pas possible de distinguer les autres séries, car elles démontrent un comportement très similaire.

La figure 5.22b) présente la comparaison des probabilités par rapport à celles obtenues par le modèle PARMA (2,2). Les probabilités historiques présentent des valeurs nettement plus élevées que les autres modèles, ce qui est attendu du fait que les matrices de probabilités de transition historiques comportent plusieurs valeurs nulles, car elles sont construites à partir de 53 années d'observation en comparaison avec les 53 x 100 années modélisées ayant servi à générer les autres ensembles de probabilités. La somme des différences semble stable tout au long de l'année, sans patron saisonnier observable.

À nouveau, les probabilités obtenues avec les modèles log-normaux se démarquent et présentent des valeurs supérieures en comparaison avec les autres modèles. Leur comportement différent a été abordé précédemment et il est possible de constater l'effet sur les probabilités. La figure 5.23 est une représentation graphique en diagramme à barre à trois dimensions des matrices de probabilités aux semaines 10 et 11. Les débits générés par les modèles log-normaux n'ont pas la même distribution que les observations et cela a des répercussions sur les probabilités. Les probabilités de transition entre les semaines 10 et 11 sont beaucoup plus étalées dans la matrice et ont de plus faibles valeurs que les probabilités historiques qui sont concentrées sur la diagonale, suggérant que les débits observés démontrent une faible tendance à changer de classe entre la semaine 10 et la semaine 11 par rapport aux débits simulés par les modèles log-normaux. L'écart de comportement des modèles log-normaux est visible dans la figure 5.22(b) (courbes magenta et jaune), où la somme des différences des modèles log-normaux augmente brusquement à la semaine 10 pour redescendre à la semaine 11 durant laquelle les probabilités sont très similaires pour les modèles, voir la figure 5.23.

Ces analyses permettent de constater qu'il y a des différences entre les probabilités de transition hebdomadaires générées en utilisant les différents modèles, mais il n'est pas

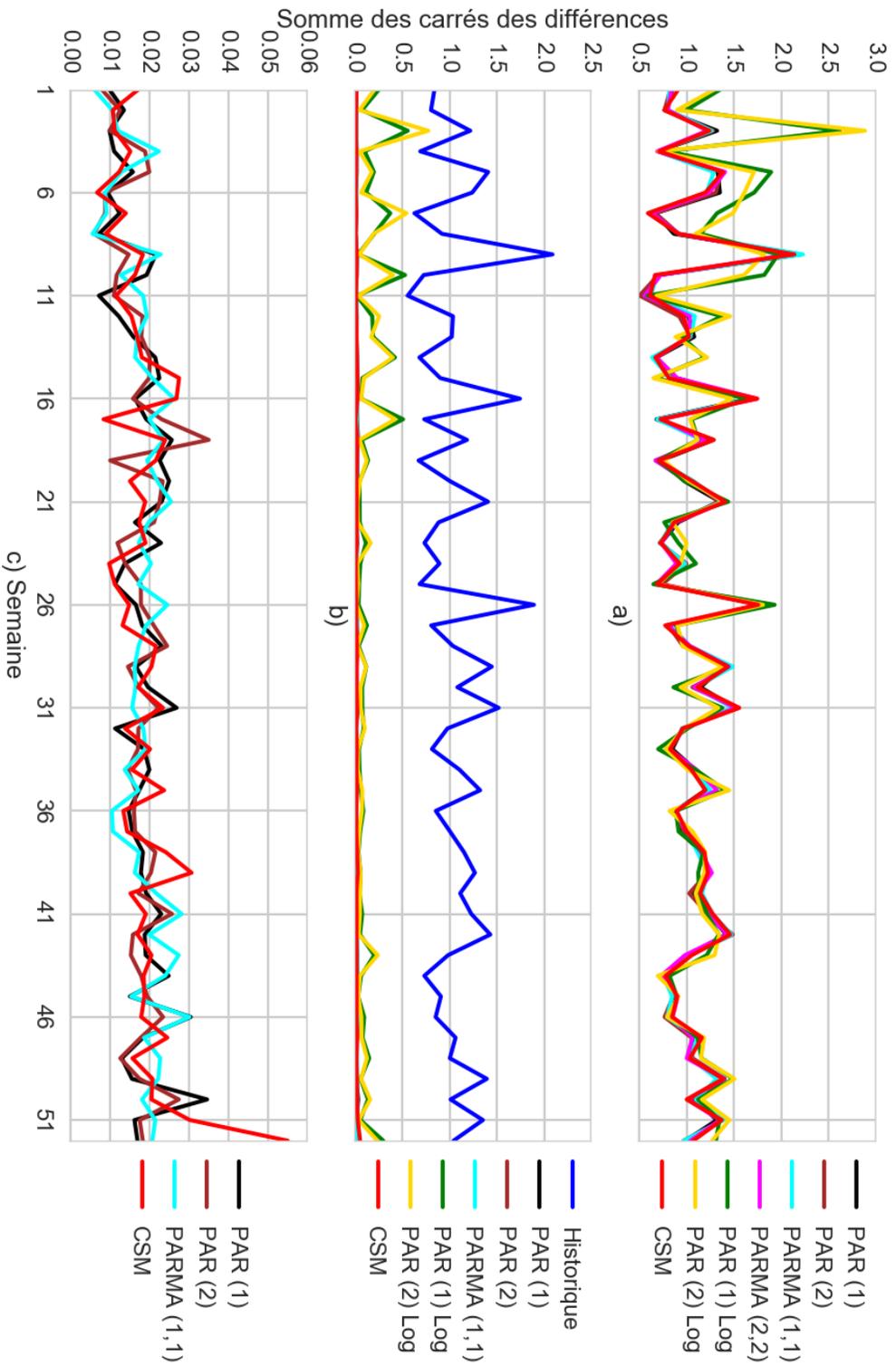


Figure 5.22 Somme des carrés des différences entre les ensembles de probabilités de transition hebdomadaires obtenues à partir des différents modèles autorégressifs (a) : Différences par rapport aux probabilités obtenues avec les observations historiques; b) : Différences par rapport aux probabilités obtenues avec le modèle PARMA (2,2); c) : Différences des modèles PAR(1), PAR (2), PARMA (2,2) et CSM par rapport au modèle PARMA (2,2))

possible de comprendre l'effet de celles-ci sur la gestion du réservoir avant de les tester avec l'algorithme d'optimisation.

## 5.2 Modèle de gestion des ressources hydriques

Cette section présente les résultats de la phase d'optimisation. Les modèles autorégressifs ont servi à produire des ensembles de probabilités de transition qui ont ensuite été utilisés dans la procédure d'optimisation avec l'algorithme de programmation dynamique stochastique. L'algorithme utilise les probabilités afin de produire des règles de gestion optimales qui maximisent la production hydroélectrique tout en respectant les contraintes imposées. Certaines hypothèses ont été posées pour ce projet, notamment que les apports aux réservoirs sont parfaitement corrélés. Ces apports ont été discrétisés en neuf classes de débits pour calculer les probabilités de transition hebdomadaires. Puisque la corrélation entre les apports aux réservoirs est considérée parfaite, les mêmes probabilités soient utilisées pour chaque réservoir. La performance des différents ensembles de probabilités, donc des différents modèles stochastiques de simulation des apports, a été mesurée selon les métriques suivantes :

- Rendement des centrales ( $\text{kWh}/m^3$ )
- Production hydroélectrique annuelle totale ( $TWh$ )
- Déversements non productifs annuels ( $m^3$ )
- Respect du débit minimum à Romaine-1

### 5.2.1 Rendement

Le rendement des centrales du système indique la performance des ouvrages à générer de l'électricité en fonction de la quantité d'eau qui passe dans le système. La figure 5.24 et le tableau 5.2 indiquent les rendements des quatre centrales du système de la Romaine. Les sept modèles autorégressifs et les observations historiques qui ont mené au calcul des probabilités de transition et la production des règles de gestion correspondantes sont présentés pour chacune des quatre centrales composant le système. Les rendements ont été calculés en simulant le système hydrique selon les différents ensembles de règles de gestion obtenus du modèle d'optimisation, et en considérant les apports observés (53 années d'apports).

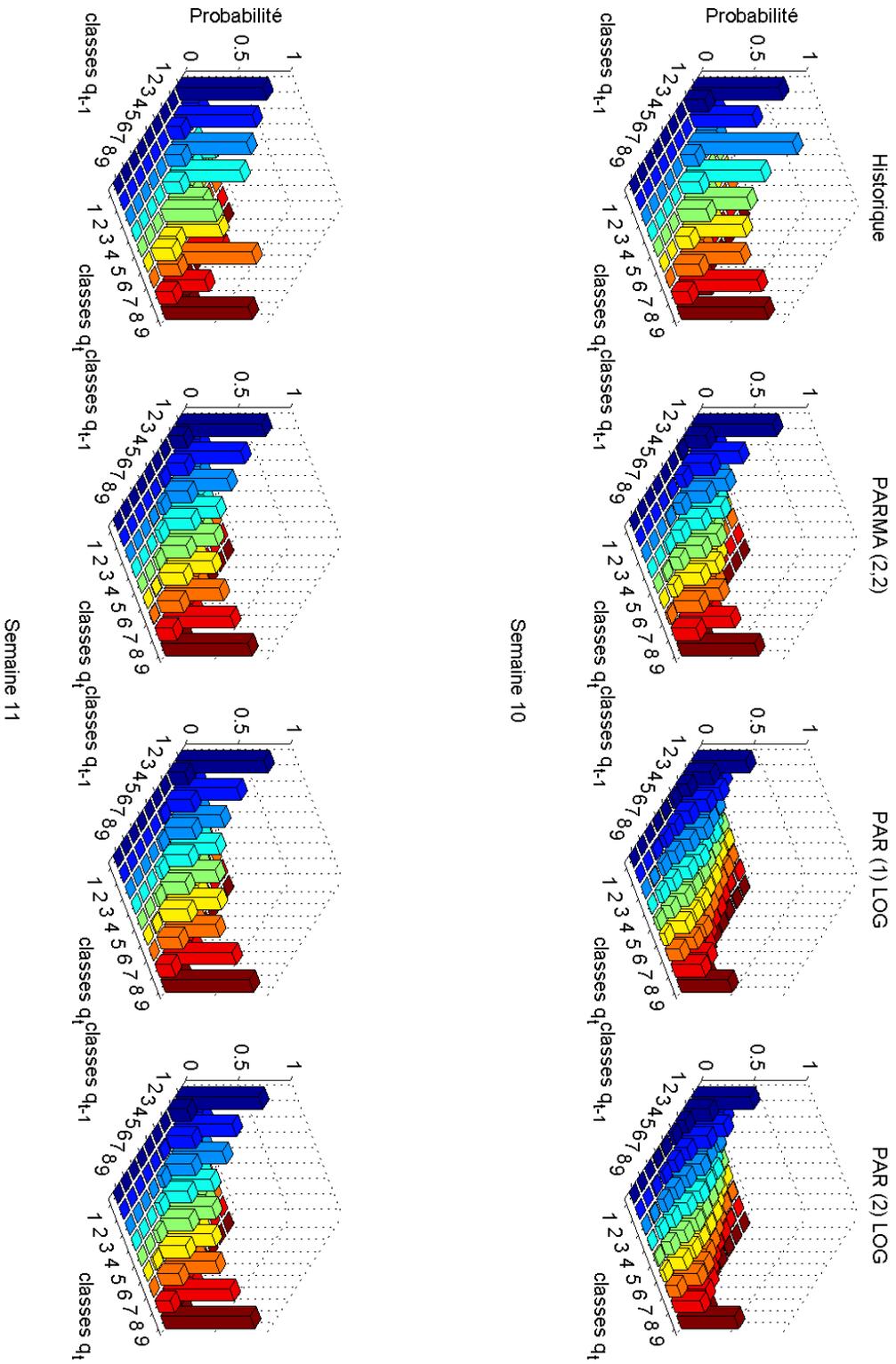


Figure 5.23 Comparaison des probabilités de transition hebdomadaires des semaines 10 et 11 calculées à partir des observations historiques et des séries générées par les modèles PAR (1) et PAR (2) log-normaux

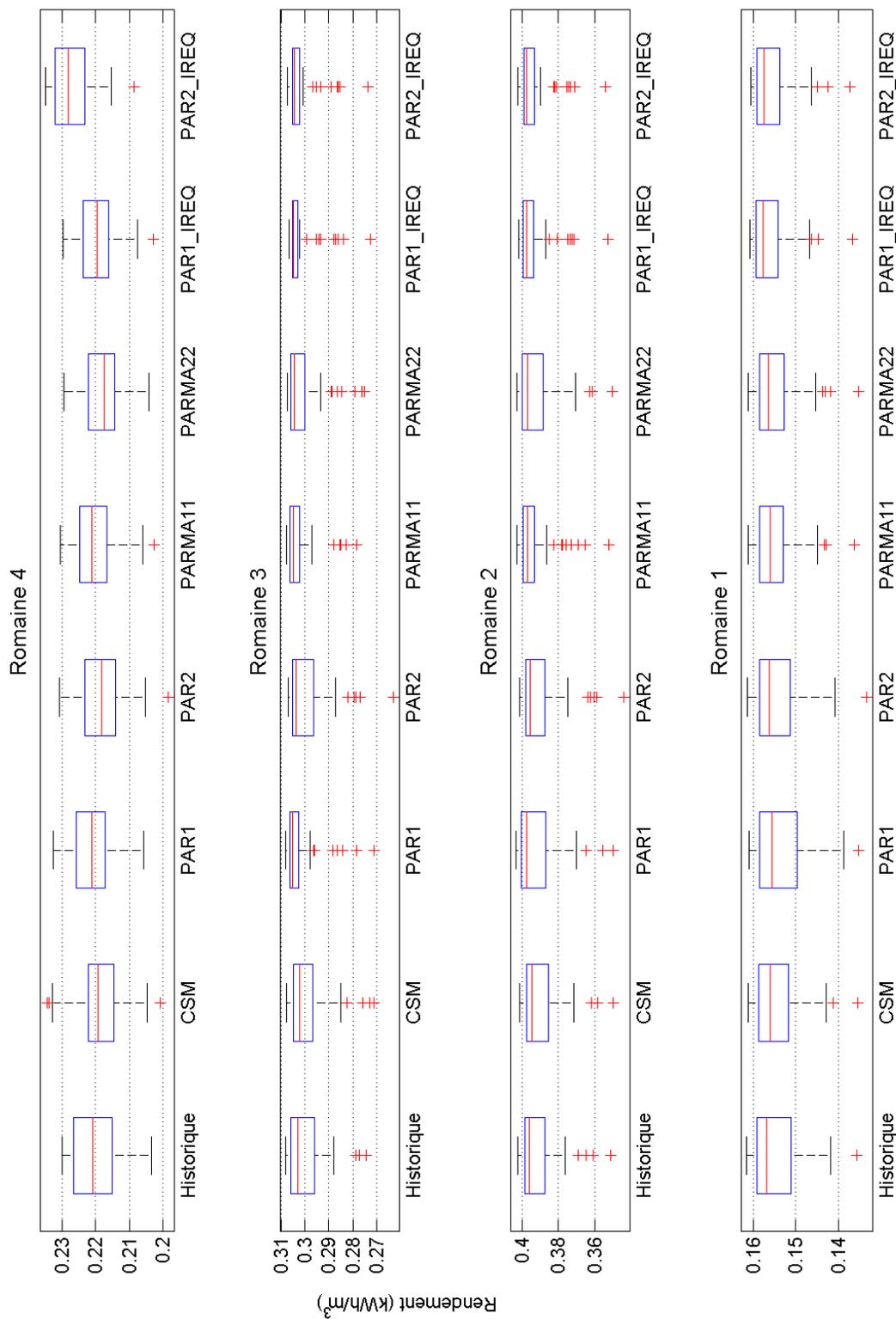


Figure 5.24 Rendement moyen annuel pour chaque centrale hydroélectrique de la rivière Romaine

La mesure du rendement doit être analysée conjointement avec la production électrique totale et les autres métriques présentées précédemment. En effet, le rendement seul ne permet pas de conclure en l’optimalité de la gestion du système.

Dans l’ensemble, les rendements observés sont semblables et il n’y a pas de différences marquées entre les différents modèles. La plus grande différence s’observe à Romaine-4 pour le modèle PAR (2) log-normal qui produit un rendement légèrement supérieur aux autres modèles.

De plus, il est possible de remarquer que l’amplitude de la variation des rendements au cours des 53 années de gestion simulées sur les apports historiques est plus grande pour les probabilités obtenues à partir des observations historiques. Parce qu’elles couvrent un plus large éventail de scénarios de transition de débits hebdomadaires, il est possible que les règles de gestion obtenues avec les modèles hydrologiques permettent une meilleure réaction du système en cas de transition brusque.

Les rendements obtenus avec les observations historiques ont été testés afin de vérifier s’ils proviennent d’une distribution normale avec un test de Lilliefors (*lillietest*). Les résultats du test indiquent que seulement les rendements de la centrale Romaine-4 proviennent d’une distribution normale (valeur  $p = 0,5$ ).

Pour vérifier si les rendements appartiennent à une même distribution (qu’ils sont statistiquement similaires entre-eux), un test de Anderson-Darling [Scholz et Stephens, 1987] a été appliqué. Le test a été effectué dans l’environnement Matlab avec la fonction écrite par Trujillo-Ortiz et al. (2007) disponible au site de Mathworks. Il s’agit d’une procédure non paramétrique, donc qui ne requiert pas de supposer une distribution. Elle teste l’hypothèse nulle qu’un ensemble d’échantillons proviennent de la même distribution. Les résultats du test sont présentés dans le tableau 5.3. En général l’hypothèse nulle ne peut pas être rejetée avec un seuil de 5 %, mais dans certains cas particuliers elle est rejetée (valeurs en gras dans les tableaux 5.2 et 5.3).

La distribution des rendements obtenus à la centrale Romaine-4 avec les modèles PARMA (2,2) et PAR (2) log-normal est significativement différente (selon le test d’Anderson-Darling avec un seuil de signification de 5 %) de celle obtenue avec les observations historiques. Le modèle PARMA (2,2) montre des rendements plus faibles (moyenne de 0,2174 kWh/m<sup>3</sup>) avec moins de variation (écart-type de 0,0056 kWh/m<sup>3</sup>), tandis que les rendements du modèle PAR (2) log-normal sont plus élevés (moyenne de 0,2271 kWh/m<sup>3</sup>) et aussi une variation de moins grande amplitude (écart-type de 0,0055 kWh/m<sup>3</sup>). À la centrale Romaine-3, les modèles PAR (1) et PAR (1) log-normal présentent un comportement

différent des observations historiques avec des rendements plus élevés et moins de variation pour les deux modèles. Le modèle PAR (1) est le seul qui a obtenu une distribution des rendements significativement différents à la centrale Romaine-2, ce dernier étant plus élevé. Dans la figure 5.24, le modèle PARMA (1,1) se démarque des autres modèles avec une variation inter quantile (5 % - 95 %) plus faible, mais les valeurs extrêmes influencent à la hausse l'écart-type et le test d'Anderson-Darling indique que la distribution des rendements est similaire à celle des observations historiques. Aucun modèle ne présente une différence significative à la centrale Romaine-1.

Tableau 5.2 Moyenne et écart-type des rendements (kWh/m<sup>3</sup>) obtenus à chaque centrale hydroélectrique avec les valeurs statistiquement différentes en gras

	Romaine-4		Romaine-3		Romaine-2		Romaine-1	
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type
Historique	0,2204	0,0070	0,3001	0,0078	0,3910	0,0110	0,1549	0,0056
PAR (1)	0,2209	0,0067	<b>0,3024</b>	0,0075	<b>0,3926</b>	0,0120	0,1541	0,0059
PAR (2)	0,2184	0,0067	0,2995	0,0092	0,3902	0,0124	0,1543	0,0061
PARMA (1,1)	0,2201	0,0061	0,3023	0,0065	0,3933	0,0104	0,1550	0,0054
PARMA (2,2)	<b>0,2174</b>	0,0056	0,3011	0,0080	0,3924	0,0116	0,1548	0,0057
CSM	0,2195	0,0081	0,2981	0,0089	0,3899	0,0114	0,1545	0,0058
PAR (1) IREQ	0,2196	0,0061	<b>0,3020</b>	0,0068	0,3941	0,0094	0,1560	0,0050
PAR (2) IREQ	<b>0,2271</b>	0,0055	0,3018	0,0066	0,3936	0,0094	0,1555	0,0053

Tableau 5.3 Résultats du test d'Anderson-Darling sur la comparaison des rendements moyens annuels pour chaque centrale de la rivière Romaine obtenus avec les observations historiques et les modèles hydrologiques avec les valeurs statistiquement différentes en gras

	Romaine-4		Romaine-3		Romaine-2		Romaine-1	
	Test	Valeur p	Test	Valeur p	Test	Valeur p	Test	Valeur p
PAR (1)	0	0,641	<b>1</b>	<b>0,032</b>	<b>1</b>	<b>0,037</b>	0	0,578
PAR (2)	0	0,138	0	0,603	0	0,754	0	0,711
PARMA (1,1)	0	0,327	0	0,080	0	0,189	0	0,737
PARMA (2,2)	<b>1</b>	<b>0,004</b>	0	0,367	0	0,129	0	0,789
CSM	0	0,101	0	0,141	0	0,587	0	0,783
PAR (1) IREQ	0	0,351	<b>1</b>	<b>0,031</b>	0	0,083	0	0,359
PAR (2) IREQ	<b>1</b>	<b>0,000</b>	0	0,114	0	0,241	0	0,583

### 5.2.2 Production hydroélectrique

La production hydroélectrique totale annuelle est présentée à la figure 5.25. Cette mesure permet de comparer la production d'électricité résultant d'une gestion selon les règles obtenues par les différents modèles autorégressifs.

La production totale est similaire pour tous les modèles. Le test de Lilliefors confirme que la distribution de la production totale provient d'une distribution normale (valeur  $p = 0,4859$ ). L'amplitude de la variation varie quelque peu, mais n'est pas significative. Un test de Student a été réalisé et confirme que les résultats des modèles hydrologiques proviennent en effet de la même distribution normale que ceux obtenus avec les observations historiques, tel que montré au tableau 5.4.

Les modèles PAR (1) et (2) présentent l'étendue la plus faible entre les quantiles 5 % et 95 % et les modèles log-normaux l'étendue la plus grande. Ceci indique que les premiers offrent une gestion quelque peu plus stable au fil des années quant à la production d'hydroélectricité, tandis que les derniers occasionnent plus de variations interannuelles de production hydroélectrique.

Tableau 5.4 Résultats du test de Student de la comparaison de la production hydroélectrique annuelle totale pour l'ensemble des centrales de la rivière Romaine obtenus avec les observations historiques et les modèles hydrologiques avec les valeurs statistiquement différentes en gras

	Test	Valeur p
PAR (1)	0	0,861
PAR (2)	0	0,972
PARMA (1,1)	0	0,712
PARMA (2,2)	0	0,978
CSM	0	0,968
PAR (1) IREQ	0	0,821
PAR (2) IREQ	0	0,724

### 5.2.3 Déversements

Les déversements non productifs diminuent le rendement des ouvrages, mais sont parfois nécessaires par mesure de sécurité pour respecter le niveau d'eau maximal dans les réservoirs. Pour une gestion optimale, il y a un compromis optimal à faire entre garder les niveaux des réservoirs élevés pour augmenter la production hydroélectrique avec la même

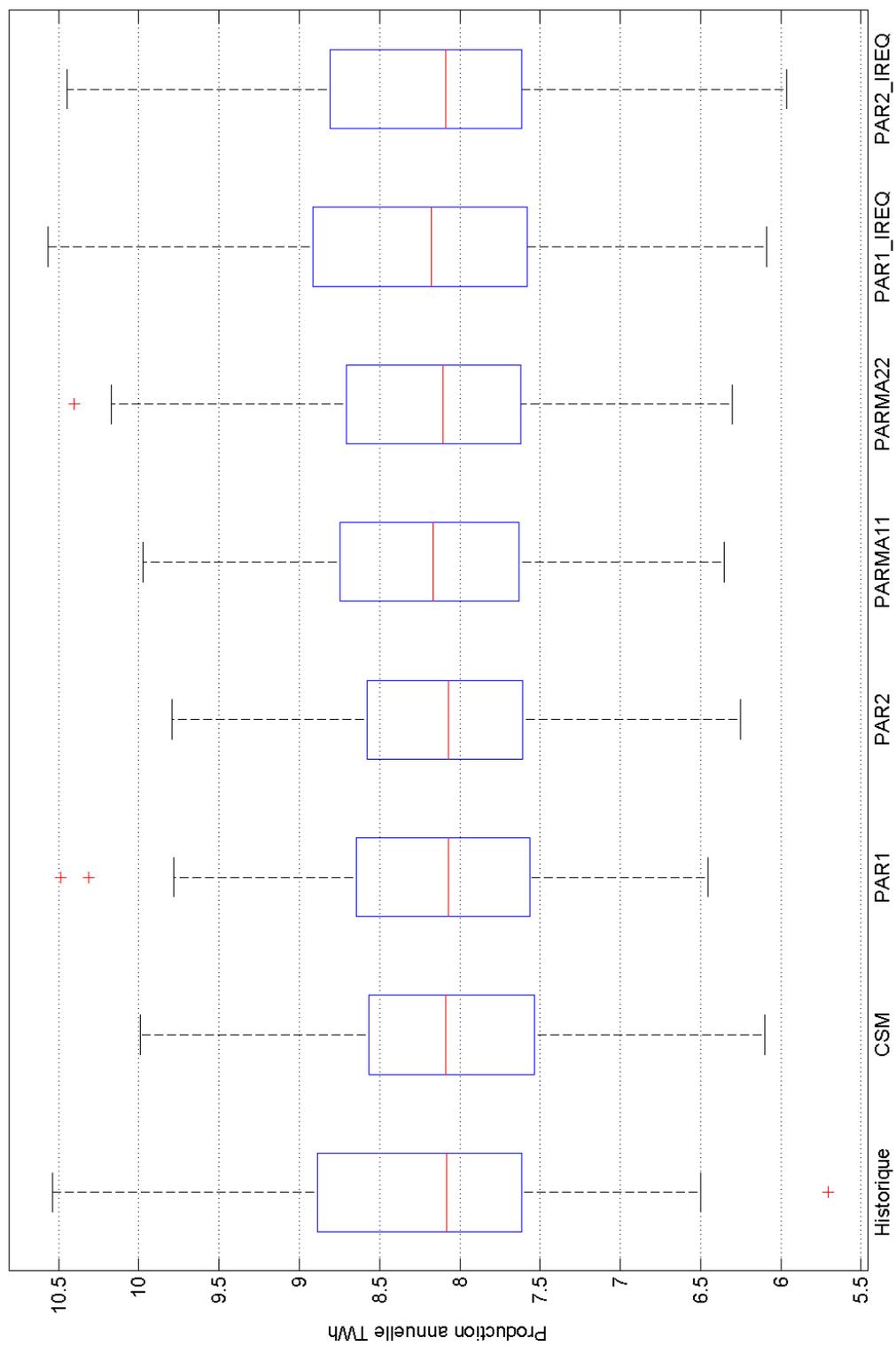


Figure 5.25 Production totale annuelle moyenne pour l'ensemble du système hydroélectrique de la rivière Romaine

quantité d'eau et le risque de devoir déverser de l'eau par l'évacuateur dans l'éventualité d'un apport soudain au réservoir lors d'une crue sévère.

La figure 5.26 et le tableau 5.5 présentent les déversements moyens annuels survenus lors de la simulation à chacune des centrales pour tous les modèles hydrologiques. Puisque les productions d'électricité sont très similaires pour tous les modèles, les variations de rendement présentées à la section 5.2.1 sont explicables par un volume de déversement différent tel qu'illustré dans la figure. Le rendement est inversement proportionnel au déversement puisqu'il se définit par la quantité d'énergie produite pour un mètre cube d'eau soutiré au réservoir.

Dans la figure 5.26, on peut observer des variations, mais seulement trois résultats sont significativement différents selon le test d'Anderson-Darling, considérant un seuil de signification de 5 %. Les résultats du test statistique effectué sur les déversements moyens annuels sont indiqués au tableau 5.6. Le modèle PAR (2) log-normal présente à la centrale Romaine-4 une tendance à moins déverser avec une moyenne de 9,8 m<sup>3</sup>/s comparative-ment à 13,4 m<sup>3</sup>/s pour les observations historiques. Ensuite, les deux autres variations significatives sont obtenues à la centrale Romaine-3 par les modèles PAR (1) et PARMA (1,1) avec des valeurs de déversements moins élevées. En relation avec les rendements, ces deux modèles démontrent une étendue inter quantile (5 % - 95 %) plus faible que les autres modèles (figure 5.24).

Tableau 5.5 Moyenne et écart-type des déversements (m<sup>3</sup>/s) obtenus à chaque centrale hydroélectrique avec les valeurs statistiquement différentes en gras

	Romaine-4		Romaine-3		Romaine-2		Romaine-1	
	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type	Moyenne	Écart-type
Historique	13,4	7,5	7,8	7,2	7,6	8,7	7,1	10,6
PAR (1)	11,9	7,7	<b>5,9</b>	7,8	8,2	9,8	8,7	12,0
PAR (2)	15,2	8,1	7,8	8,8	7,8	10,1	8,2	12,1
PARMA (1,1)	11,3	7,3	<b>5,8</b>	6,8	6,8	8,5	6,9	10,4
PARMA (2,2)	14,8	7,3	6,8	7,8	7,7	9,3	7,5	11,3
CSM	15,6	8,5	8,5	8,5	7,6	9,0	7,6	11,0
PAR (1) IREQ	13,5	7,2	6,3	7,4	6,8	8,3	6,1	10,4
PAR (2) IREQ	<b>9,8</b>	7,5	7,1	7,9	8,2	9,2	7,3	11,0

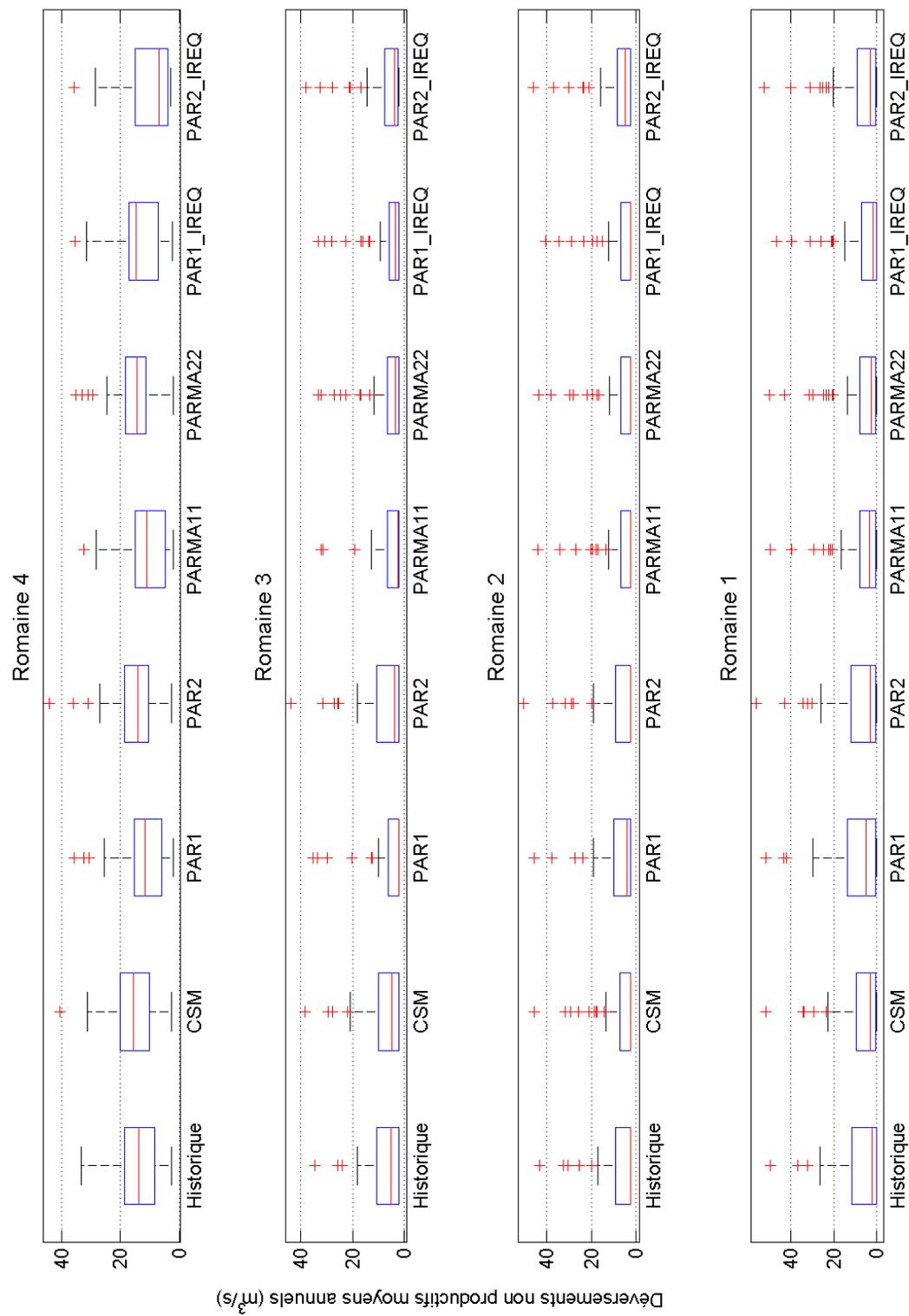


Figure 5.26 Déversement moyen annuel pour chaque centrale hydroélectrique de la rivière Romaine

Tableau 5.6 Résultats du test d'Anderson-Darling sur la comparaison des déversements moyens annuels pour chaque centrale de la rivière Romaine obtenus avec les observations historiques et les modèles hydrologiques avec les valeurs statistiquement différentes en gras

	Romaine-4		Romaine-3		Romaine-2		Romaine-1	
	Test	Valeur p	Test	Valeur p	Test	Valeur p	Test	Valeur p
PAR (1)	0	0,154	<b>1</b>	<b>0,003</b>	0	0,686	0	0,465
PAR (2)	0	0,489	0	0,709	0	0,567	0	0,493
PARMA (1,1)	0	0,091	<b>1</b>	<b>0,019</b>	0	0,769	0	0,732
PARMA (2,2)	0	0,361	0	0,087	0	0,818	0	0,708
CSM	0	0,324	0	0,799	0	0,845	0	0,819
PAR (1) IREQ	0	0,651	0	0,120	0	0,804	0	0,664
PAR (2) IREQ	<b>1</b>	<b>0,010</b>	0	0,401	0	0,054	0	0,783

#### 5.2.4 Variations interannuelles des réservoirs

Les figures 5.27 à 5.29 montrent les variations interannuelles du niveau des réservoirs Romaine-4, Romaine-3 et Romaine-2 respectivement en fonction des modèles stochastiques des apports utilisés dans le modèle de gestion. Les niveaux sont exprimés en mètres en fonction de la semaine.

Le profil des niveaux est différent pour chacun des réservoirs. Romaine-4 est le réservoir de tête du système et c'est celui qui a la plus grande superficie. De façon générale ce réservoir est utilisé comme une réserve pour assurer la production hydroélectrique des autres réservoirs au courant de l'année. Romaine-4 montre une vidange lente et progressive à partir du mois de décembre jusqu'à la crue printanière, tandis que les deux autres réservoirs ont tendance à conserver au maximum leur niveau pour ensuite descendre rapidement avant la crue. Ce comportement peut être attribué en partie au fait qu'il s'agisse de la centrale avec le moins de puissance installée dans le système avec 245 MW en comparaison avec Romaine-2 d'une capacité de 640 MW [Hydro-Québec Production, 2007a]. Ainsi, se servir du réservoir de tête comme réserve en cas de semaines de faibles apports s'avère un choix stratégique pour alimenter les centrales en aval possédant une puissance installée supérieure.

Les comportements de Romaine-3 (figure 5.28) et Romaine-2 (figure 5.29) sont similaires. Le niveau est maintenu au maximum jusqu'à la période hivernale durant laquelle il descend parfois jusqu'à son niveau minimum. Le niveau de Romaine-3 a plus tendance à descendre

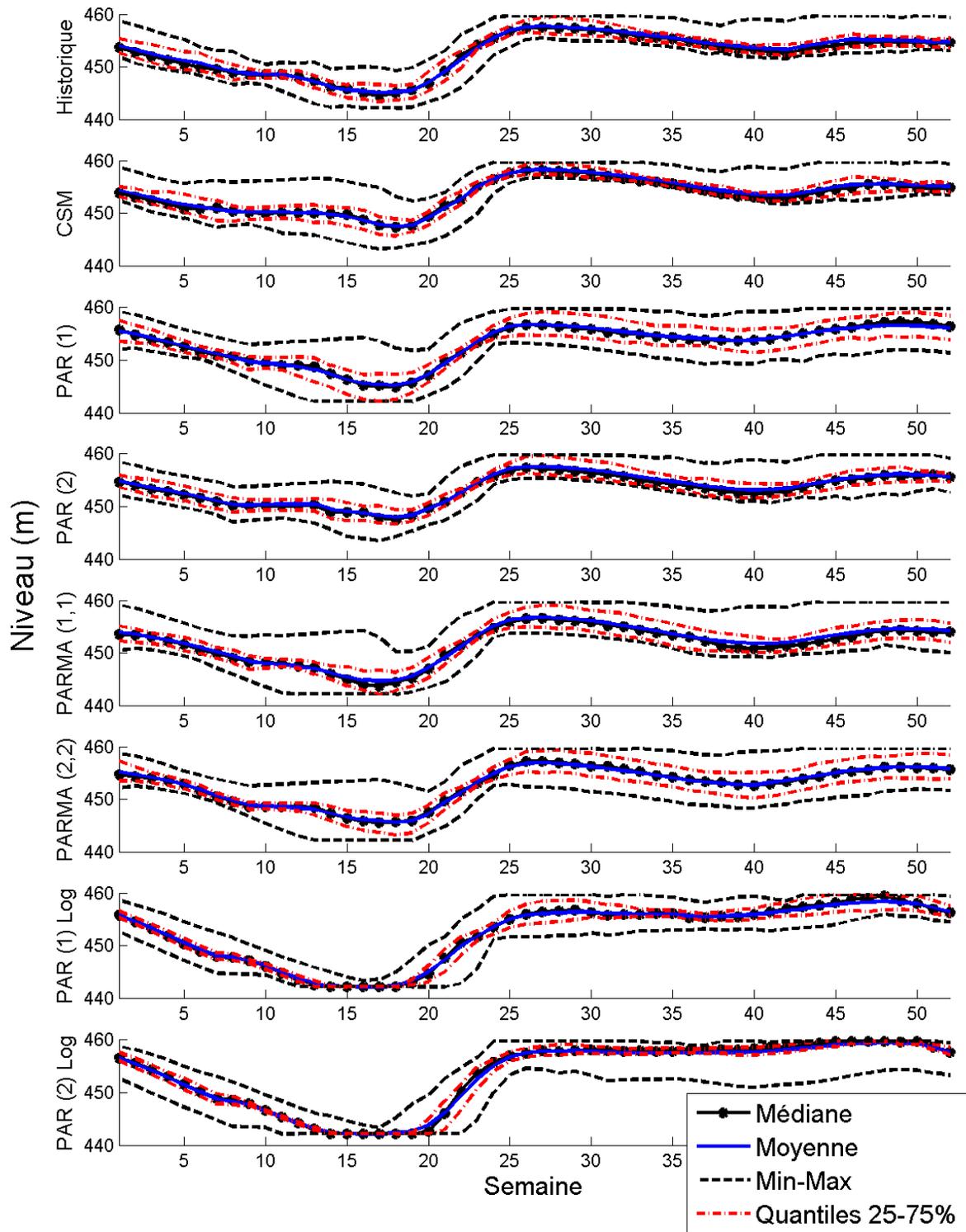


Figure 5.27 Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-4

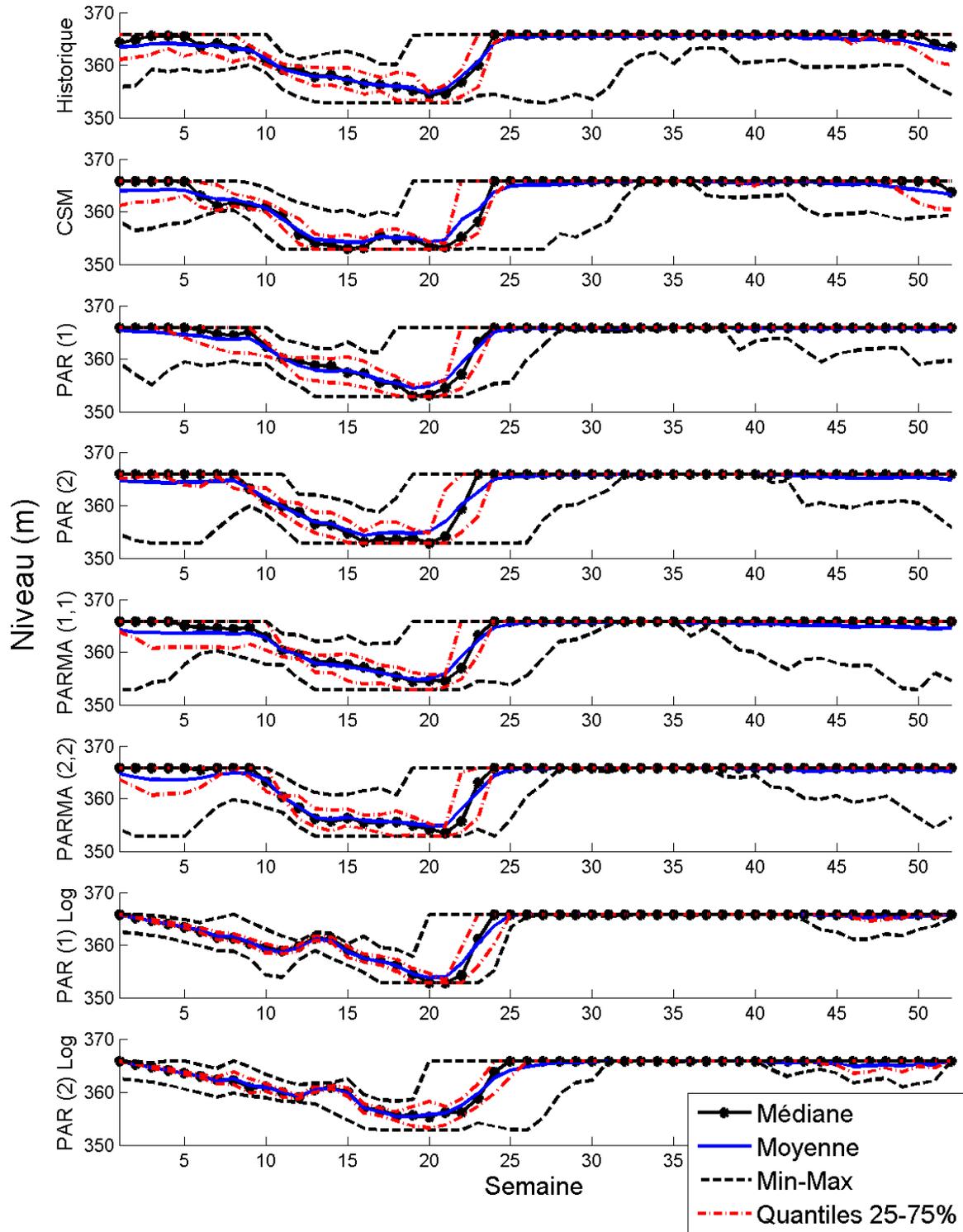


Figure 5.28 Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-3

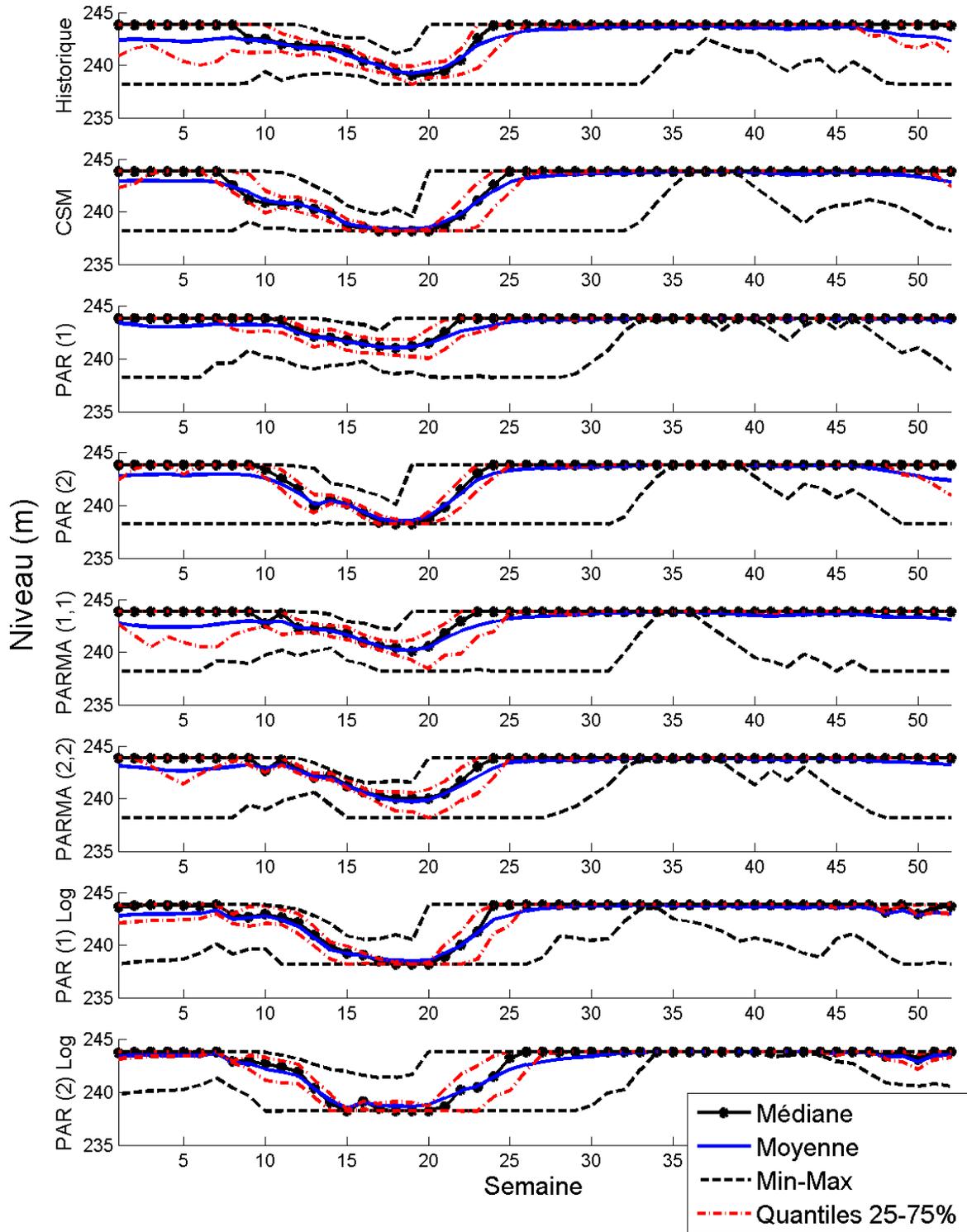


Figure 5.29 Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-2

vers son minimum afin d'alimenter Romaine-2 pour qu'il puisse conserver un niveau plus élevé et favoriser la production d'hydroélectricité. De la même façon que Romaine-4 alimente le reste du système, Romaine-3, dont la puissance installée est de 395 MW, se vidange pour alimenter Romaine-2 qui a une puissance installée supérieure. De plus, on remarque que le niveau de Romaine-2 a tendance à remonter en premier, ce qui renforce l'hypothèse que le système favorise une production électrique à la centrale Romaine-2.

Pour tous les réservoirs, ce sont principalement les niveaux minimums et les niveaux maximums qui varient lorsqu'on compare les niveaux en fonction du modèle hydrologique utilisé pour obtenir les règles de gestion. Par exemple, le PAR (1) log-normal vide beaucoup plus le réservoir vers le niveau minimum, par rapport à d'autres modèles, comme le CSM. Il semble aussi gérer le réservoir plus bas l'été.

Les figures 5.30 et 5.31 montrent la variation saisonnière des niveaux des réservoirs de l'ensemble du système (les trois réservoirs) pour les modèles PAR (1) et PARMA (2,2), respectivement (voir annexe B pour les résultats de tous les modèles).

Il est plus facile d'analyser sur ces figures les interactions entre les réservoirs du système. La synchronisation de la vidange et du remplissage est importante. Ainsi, il est possible de remarquer qu'en général le niveau des trois réservoirs amorce une descente à partir de la fin décembre ou du début janvier jusqu'environ la semaine 20 qui correspond au mois de mai. Cette période correspond à la fonte du manteau neigeux sur le bassin versant et par le fait même à la période de remplissage du système. Le remplissage prioritaire de Romaine-2 se visualise bien sur ces deux figures. En effet, le niveau de Romaine-3 diminue afin d'alimenter Romaine-2 et il entame son remplissage après celui de Romaine-2. Il est peu probable que cet effet provienne d'une fonte de neige du sous-bassin situé entre les réservoirs Romaine-3 et Romaine-2, car les apports inter réservoirs sont comparativement faibles et que la superficie du sous-bassin est faible en comparaison à celle de Romaine-4.

L'analyse des niveaux des réservoirs en fonction du modèle utilisé permet de mieux comprendre comment la gestion du système s'effectue. Cependant, il n'est pas possible de conclure si un modèle hydrologique est plus performant qu'un autre seulement basé sur les résultats présentés jusqu'à maintenant et aussi s'il est avantageux d'utiliser un modèle hydrologique d'apports au lieu des observations historiques pour optimiser la gestion du système hydrique. En effet, les valeurs des critères utilisés pour évaluer la performance du système hydrique en fonction des modèles hydrologiques utilisés se ressemblent. Le comportement général des réservoirs est globalement similaire pour chacun des modèles

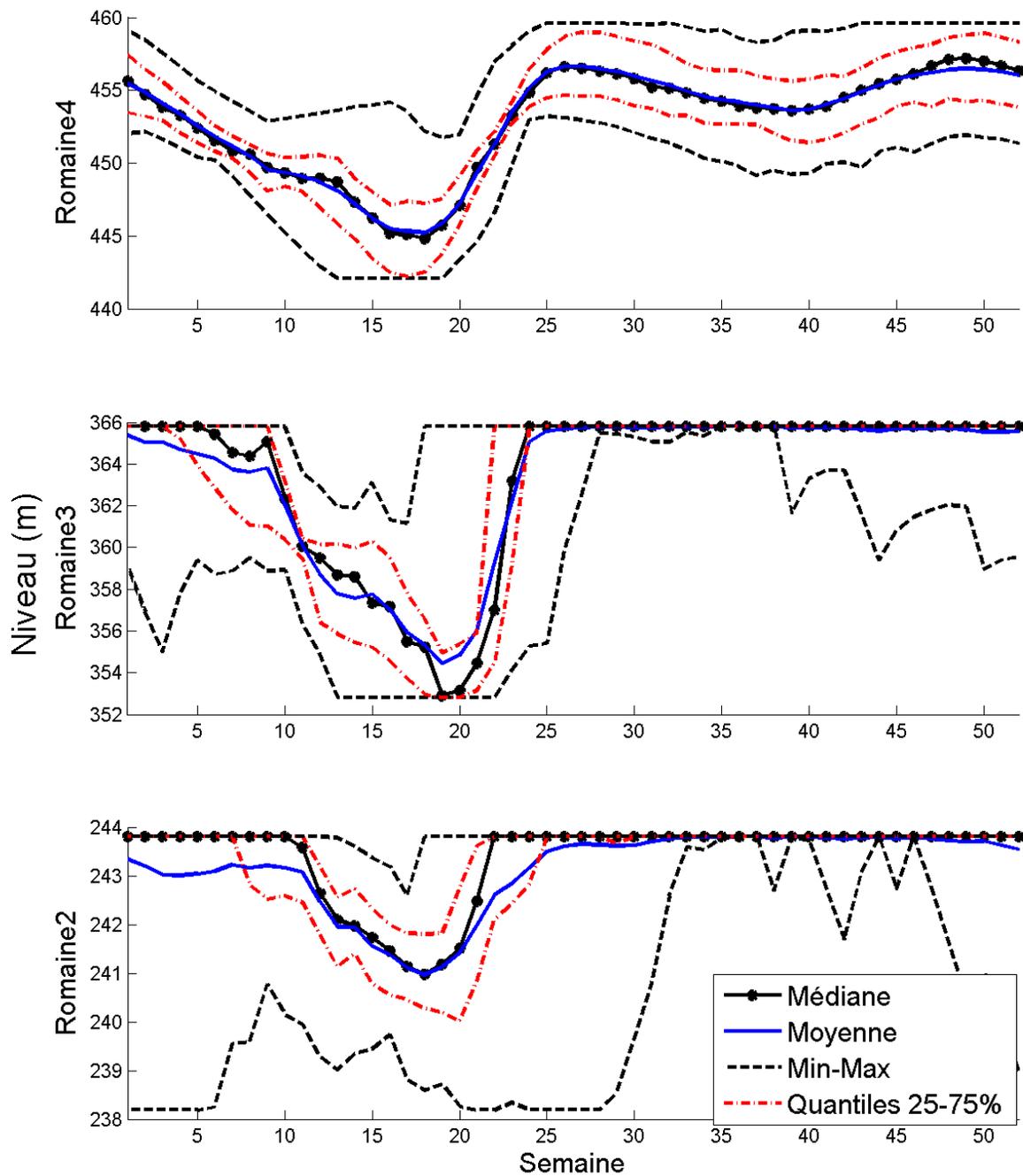


Figure 5.30 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (1)

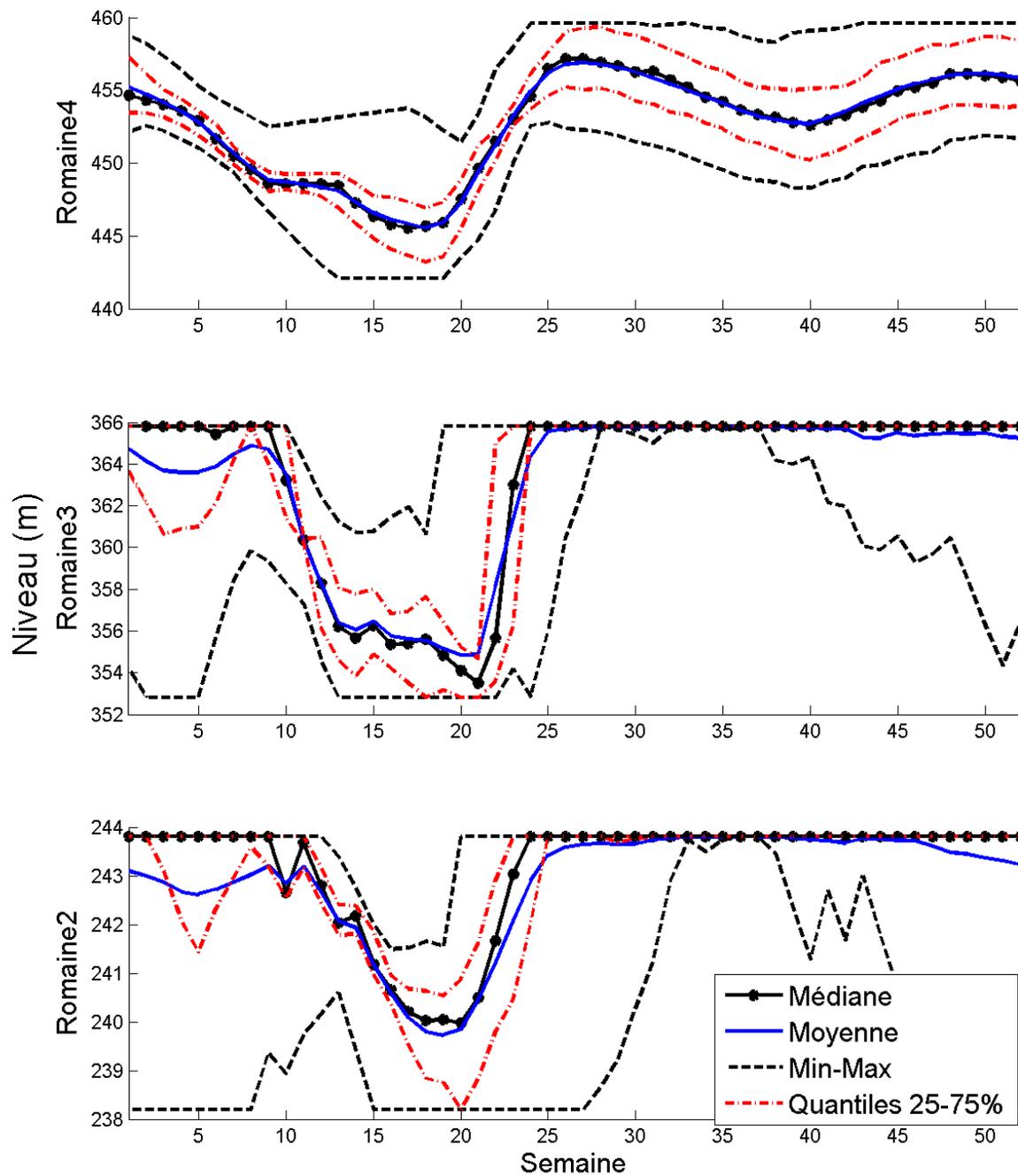


Figure 5.31 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PARMA (2,2)

d'apports analysés, même si des différences sont observées au printemps (bas niveaux) et en été (hauts niveaux).

### 5.2.5 Débit réservé écologique à la centrale de Romaine-1

Avec les résultats présentés dans les sections 5.2.1 à 5.2.4, il est ardu de distinguer clairement l'avantage de procéder à la modélisation des apports en raison des résultats d'optimisation semblables pour tous les modèles. Cependant, en analysant le respect de la contrainte de débit réservé écologique minimum à la centrale de Romaine-1, qui est une contrainte dite 'souple' (incluse sous forme d'une pénalité dans la fonction objectif), l'utilisation du modèle PARMA (2,2) se démarque des autres modèles en montrant une amélioration de la gestion par rapport aux autres modèles. Un seul évènement où le débit minimum n'est pas respecté est survenu au cours des années de simulation et la sévérité de l'évènement est de moins grande envergure que celui enregistré par le modèle PAR (1), qui présente lui aussi un seul évènement. Les résultats de simulation pour chaque modèle sont présentés dans le tableau 5.7.

La violation du débit minimum se produit durant la simulation de l'année 1986 à la semaine 27, soit la troisième semaine de juillet. La figure 5.32 montre les soutirages à la centrale Romaine-1, ce qui comprend l'eau turbinée et relâchée par l'évacuateur de crues.

Le tracé des soutirages de l'année 1986 montre en général des débits soutirés plus faibles pour cette année, comparativement aux années 1984 et 1985, et le débit passe en dessous du minimum à la semaine 27. De plus, ces années correspondent à la période identifiée à la figure 5.18, période à laquelle un changement de moyenne serait survenu.

La figure 5.33 illustre les débits cumulés de tous les apports historiques (à la hauteur de la centrale Romaine-1) avec les années 1984 à 1986 mises en évidence. La figure 5.32 montre les hydrogrammes annuels de ces mêmes années. Il est possible de remarquer que les années 1984 et 1985 sont des années pour lesquelles les apports ont été faibles. De plus, l'année 1986 présente une crue hâtive par rapport à la moyenne, tel qu'indiqué par les figures 5.33 et 5.34. Cependant, le volume de la crue printanière est faible et la courbe passe sous la moyenne pour finalement s'établir à la fin de l'année comme étant une année de très faible hydraulité avec un volume de crue nettement plus faible que la moyenne.

De plus, le niveau du réservoir de la centrale Romaine-2 est très bas à l'hiver 1986, ce qui explique aussi le manque d'eau pour la centrale Romaine-1. La figure 5.35 montre le niveau des réservoirs pour les années 1984 à 1986. Il est à remarquer que les niveaux des réservoirs Romaine-2 et Romaine-3 sont à leur minimum lors de l'évènement de juillet

Tableau 5.7 Classement des résultats de simulation des règles de gestion relativement au non-respect du débit réservé écologique minimum à la centrale Romaine-1 du plus performant (vert) au moins performant (rouge)

	Nombre d'évènements	Déficit Maximum	Déficit Moyen
	(semaine)	(m3/s)	(m3/s)
Historique	5	11.36	5.05
PAR (1)	1	13.04	13.04
PAR (2)	4	25.00	7.72
PARMA (1,1)	5	13.04	6.22
PARMA (2,2)	1	10.44	10.44
CSM	5	11.36	4.27
PAR (1) IREQ	2	11.36	8.20
PAR (2) IREQ	3	11.36	6.20

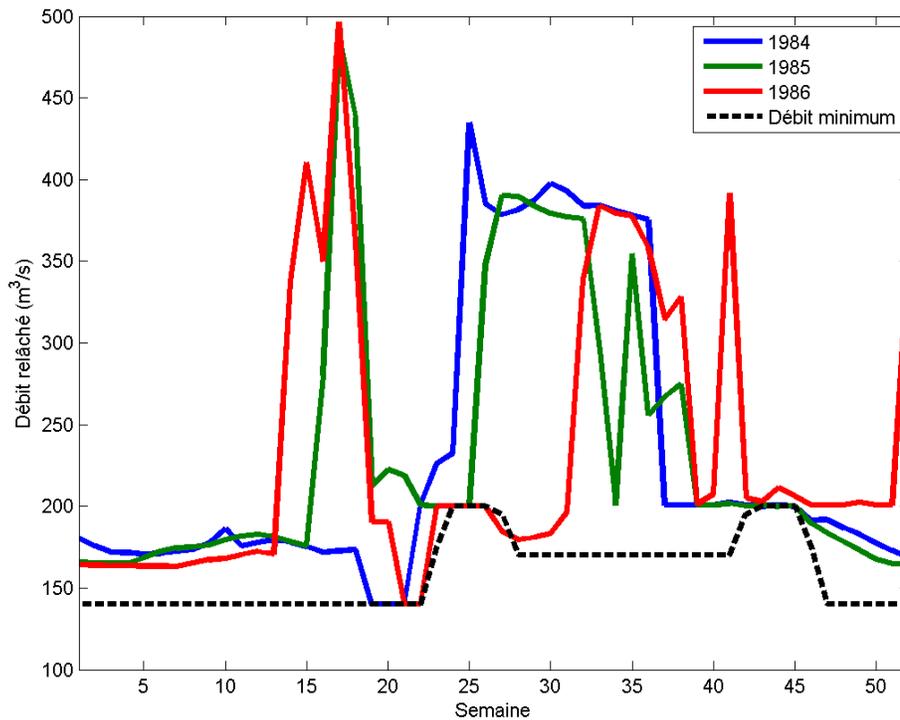


Figure 5.32 Débits relâchés par la centrale Romaine-1 pour les années 1984 à 1986 lors de la simulation des règles de gestion obtenues avec le modèle PARMA (2,2)

1986. Les années précédentes présentent aussi des niveaux plus faibles que la moyenne. La crue hâtive de 1986 a contribué à la vidange du réservoir Romaine-2, comme on peut le voir par les importants soutirages printaniers montrés dans la figure 5.34 en anticipation d'un important volume d'eau à venir qui ne s'est jamais manifesté, laissant le réservoir vulnérable à la pénurie observée en juillet.

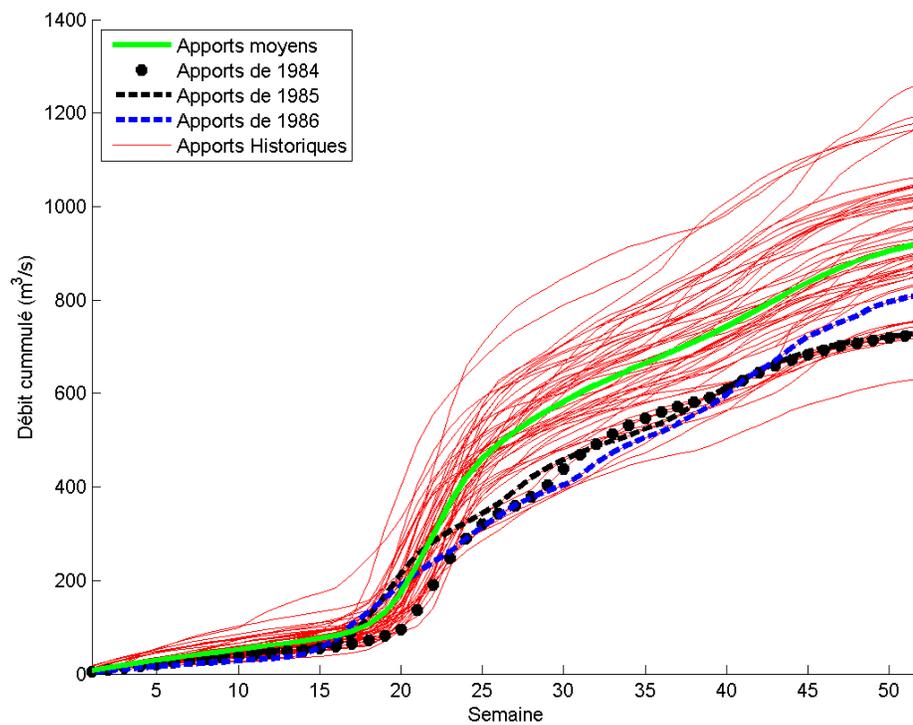


Figure 5.33 Débits cummülés historiques avec les années 1984 à 1986 en évidence

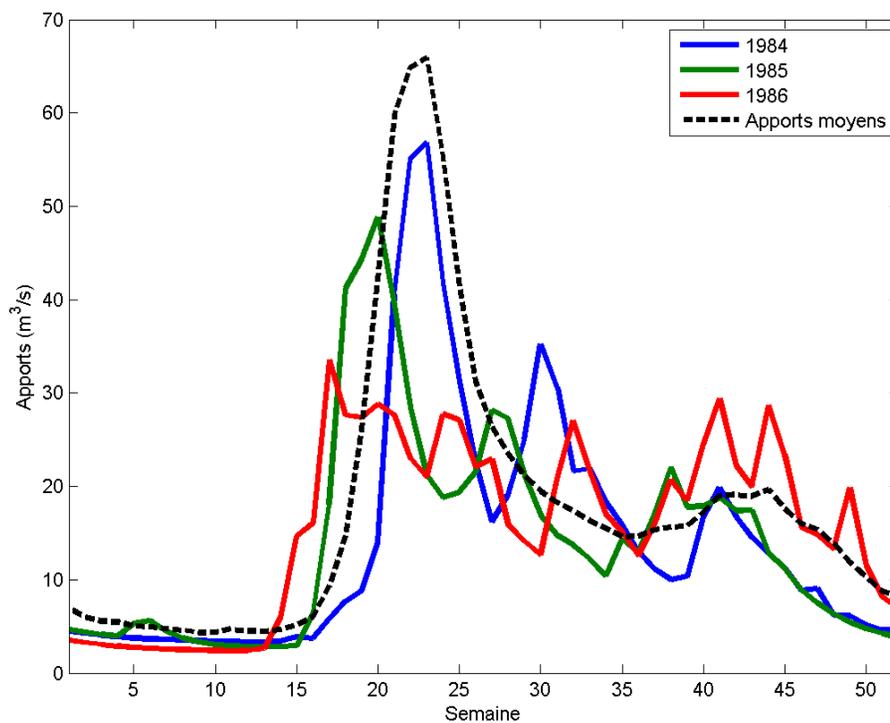


Figure 5.34 Apports à la centrale Romaine-1 au cours des années 1984 à 1986 en comparaison avec la moyenne historique observée de 1957 à 2009

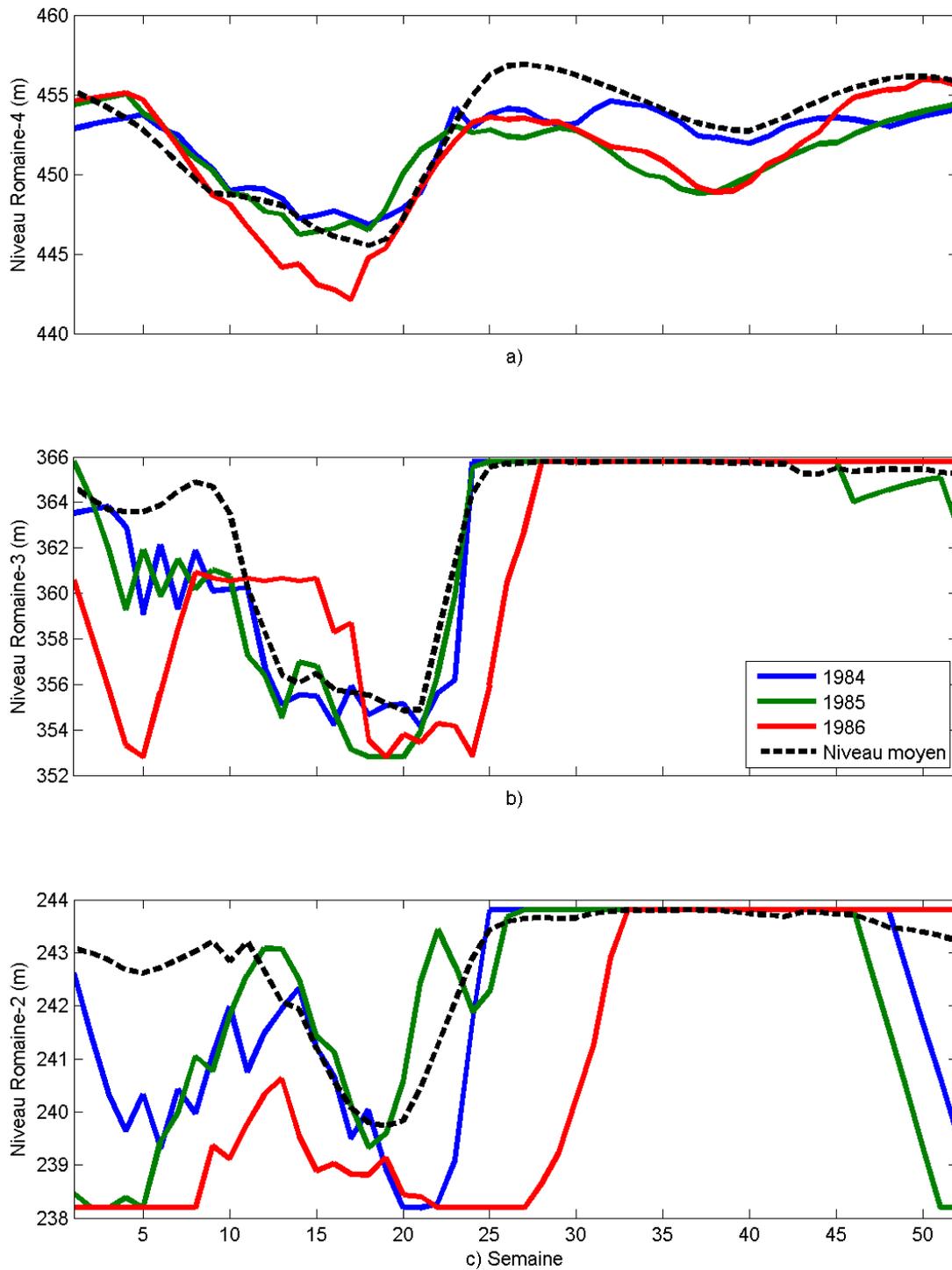


Figure 5.35 Niveau des réservoirs pour les années 1984 à 1986 en comparaison aux niveaux moyens simulés

### 5.3 Résumé des résultats et analyses

En résumé, la modélisation stochastique des apports a été utilisée afin de produire des séries d'apports aux réservoirs du système hydrique de la rivière Romaine dans le but de balayer un plus large éventail de conditions hydrologiques. Plusieurs modèles ont été mis en oeuvre et celui ayant démontré la meilleure performance pour reproduire les statistiques observées historiquement est le modèle PARMA (2,2). Il est le seul parmi tous les modèles étudiés pour lequel la totalité des 100 séries générées provient de la même distribution statistique que les observations.

Des probabilités de transition hebdomadaires calculées à partir des séries générées par les modèles hydrologiques ont servi à produire un ensemble de règles de gestion du système hydrique.

Les résultats de la simulation des règles de gestion obtenues sont globalement similaires, mais présentent néanmoins quelques différences en fonction du modèle hydrologique utilisé pour générer les apports. Les rendements à la centrale de Romaine-4 pour les modèles PARMA (2,2) et PAR (2) log-normal sont significativement différents (selon un test de Anderson-Darling [Scholz et Stephens, 1987]). Le modèle PARMA (2,2) a obtenu un rendement inférieur à celui obtenu avec les observations historiques, tandis que le rendement obtenu avec le modèle PAR (2) log-normal est supérieur. À la centrale Romaine-3, les modèles PAR (1) et PAR (1) log-normal ont démontré des rendements plus élevés. Le modèle PAR (1) est le seul qui a obtenu des rendements significativement différents à la centrale Romaine-2, ces derniers sont plus élevés. Aucun modèle ne se démarque à la centrale Romaine-1 par rapport aux rendements.

La production totale annuelle d'hydroélectricité est similaire pour tous les ensembles de règles de gestion, aucune différence significative n'a été décelée.

Les résultats de l'analyse des déversements non productifs indiquent que parmi tous les modèles et pour toutes les centrales, trois résultats présentent une différence significative : le modèle PAR (2) log-normal à Romaine-4, le modèle PAR (1) à la centrale Romaine-3 et le modèle PARMA (1,1) à la centrale Romaine-3 également. Les déversements sont moins élevés dans les trois cas.

Les variations interannuelles des réservoirs sont dans l'ensemble similaires par rapport au modèle hydrologique employé.

Le modèle PARMA (2,2) a démontré une capacité supérieure à respecter la contrainte de débit réservé écologique minimum à la centrale de Romaine-1. Un seul évènement de non-respect de la contrainte a été observé lors de la troisième semaine de juillet 1986.



# CHAPITRE 6

## CONCLUSION

Le présent projet avait pour objectif général d’explorer l’utilisation la modélisation hydrologique stochastique pour générer des séries synthétiques d’apports afin d’en évaluer les avantages dans l’optimisation de la gestion du système de la rivière Romaine, situé dans le nord-est du Québec [Hydro-Québec Production, 2007a,b]. L’objectif de la gestion du système hydrique est la maximisation de la production d’électricité tout en respectant les contraintes s’appliquant au système tel que les niveaux maximaux et minimaux, les débits minimaux et maximaux et le débit réservé écologique minimum à Romaine-1.

La modélisation hydrologique stochastique a été utilisée afin de produire des séries d’apports synthétiques aux réservoirs du système hydrique de la Rivière Romaine dans le but d’obtenir un échantillon plus étendu de la population des débits possibles dans ce système hydrique. Les modèles ont été calibrés avec 53 années d’observations complètes de 1957 à 2009. Ces données ont été fournies par Hydro-Québec pour la réalisation du présent projet.

Les modèles stochastiques utilisés dans ce projet se subdivisent en deux catégories qui utilisent une procédure de génération du bruit différente. Le premier ensemble de modèles utilise les apports normalisés avec la génération d’un bruit suivant une distribution gaussienne. Pour ces modèles, le logiciel SAMS [Salas *et al.*, 2006; Sveinsson *et al.*, 2007] a été utilisé. Il permet d’effectuer la transformation des données pour les normaliser, pour faire la paramétrisation des modèles autorégressifs et pour la génération de séries synthétiques. Le second ensemble de modèles utilise les apports sans effectuer la normalisation. Ces modèles utilisent plutôt une procédure de génération du bruit qui suit une distribution log-normale. Un code Matlab a été fourni par Hydro-Québec pour effectuer cette modélisation. Les modèles ont servi à générer 5300 années d’apports, soit l’équivalent d’un ensemble de 100 observations de 53 années chacune.

Les modèles utilisant un bruit log-normal ont présenté une difficulté à reproduire les statistiques hebdomadaires des observations historiques. On pense que cet effet provient de deux sources. Premièrement, le modèle considère que les résidus suivent une distribution log-normale, mais ce n’est pas le cas pour toutes les semaines et forcer une paramétrisation log-normale sur des données qui ne le sont pas entraîne des problèmes lors de la génération

du bruit. Deuxièmement, durant la procédure de génération des séries synthétiques, il y a une étape qui impose une limite au bruit généré afin de ne pas produire de débits négatifs. Il s'agit d'une boucle durant laquelle des valeurs de bruit sont générées jusqu'à l'obtention d'un débit positif. Cette boucle impose une limite inférieure au bruit, ce qui entraîne un biais positif sur les valeurs de débits générées par le modèle. Cette procédure a des répercussions sur les statistiques, notamment les moyennes et les écarts-types hebdomadaires, des séries générées qui sont supérieures, lorsque comparées aux valeurs observées historiquement.

Sur l'ensemble des modèles, on observe que le modèle PARMA (2,2) offre la meilleure performance pour modéliser des séries d'apports, car il fournit un meilleur rendement que les autres modèles à reproduire les corrélations hebdomadaires, en particulier au-delà de trois semaines de décalage, c'est-à-dire la corrélation entre les débits d'une semaine et ceux observés jusqu'à trois semaines plus tôt. De plus, il s'agit du seul modèle parmi tous les modèles étudiés pour lequel la totalité des 100 séries générées provient de la même distribution statistique que les observations.

Un ensemble de probabilités de transition hebdomadaires a été généré pour chaque modèle. Elles ont été calculées en effectuant une discrétisation des apports en neuf classes utilisant les quantiles pour chaque semaine pour ensuite calculer les probabilités de transition entre chaque classe à l'aide d'un histogramme bivarié. Ces probabilités ont été entrées dans un modèle d'optimisation utilisant la PDS pour obtenir les règles de gestion sous forme de soutirages qui maximisent la production électrique tout en respectant les diverses contraintes imposées au système hydrique.

La phase d'optimisation a été réalisée avec un algorithme de PDS en collaboration avec Hydro-Québec, l'IREQ et l'Université de Sherbrooke [Krau *et al.*, 2017]. Il utilise une procédure de discrétisation adaptative de l'espace des états (*state-space*) qui limite l'effet du fléau de dimension (*curse of dimensionality*) et permet de résoudre des problèmes d'optimisation comportant plusieurs réservoirs dans un temps raisonnable.

Les probabilités de transition hebdomadaires ont servi à produire un ensemble de règles de gestion du système hydrique sous la forme de soutirages optimaux pour chaque réservoir en fonction du niveau des réservoirs et des apports aux réservoirs au cours de la semaine précédente. Ces règles de gestion ont été utilisées dans un modèle de simulation, de concert avec les apports historiques afin de simuler les niveaux des réservoirs, de calculer l'énergie hydroélectrique produite et les soutirages effectués. Diverses métriques ont été calculées pour quantifier et comparer la performance de chaque modèle stochastique d'apports. Les

métriques utilisées pour ce projet sont le rendement des ouvrages ( $\text{kWh}/\text{m}^3$ ), la production d'électricité totale annuelle (TWh), les déversements non productifs ( $\text{m}^3$ ) et le respect du débit réservé écologique minimum à la centrale Romaine-1.

Les résultats de la simulation des règles de gestion obtenues sont globalement similaires, mais présentent néanmoins quelques différences en fonction du modèle hydrologique utilisé pour générer les apports. Les rendements à la centrale de Romaine-4 pour les modèles PARMA (2,2) et PAR (2) log-normal sont significativement différents (selon un test de Anderson-Darling [Scholz et Stephens, 1987]). Le modèle PARMA (2,2) a obtenu un rendement inférieur à celui obtenu avec les observations historiques, tandis que le rendement obtenu avec le modèle PAR (2) log-normal est supérieur. À la centrale Romaine-3, les modèles PAR (1) et PAR (1) log-normal ont démontré des rendements plus élevés. Le modèle PAR (1) est le seul qui a obtenu des rendements significativement différents à la centrale Romaine-2, ces derniers sont plus élevés. Aucun modèle ne se démarque à la centrale Romaine-1 par rapport aux rendements.

La production totale annuelle d'hydroélectricité est similaire pour tous les ensembles de règles de gestion, aucune différence significative n'a été décelée.

Les résultats de l'analyse des déversements non productifs indiquent que parmi tous les modèles et pour toutes les centrales, trois résultats présentent une différence significative : le modèle PAR (2) log-normal à Romaine-4, le modèle PAR (1) à la centrale Romaine-3 et le modèle PARMA (1,1) à la centrale Romaine-3 également. Les déversements sont moins élevés dans les trois cas.

Les variations interannuelles des réservoirs sont dans l'ensemble similaires par rapport au modèle hydrologique employé. Cependant, les niveaux minimum et maximum montrent des variations. Par exemple, le modèle PAR (1) log-normal vide beaucoup plus le réservoir vers le minimum, par rapport aux autres modèles hydrologiques, en particulier le CSM. Il semble aussi gérer le réservoir plus bas l'été, ce qui lui permet de limiter les déversements.

La principale différence obtenue concerne le modèle PARMA (2,2), qui a démontré une capacité supérieure à respecter la contrainte de débit réservé écologique minimum à la centrale de Romaine-1. Un seul événement de non-respect de la contrainte a été observé lors de la troisième semaine de juillet 1986. Cependant, il est possible d'ajuster la gestion journalière des réservoirs afin de parvenir à respecter le débit minimum.

Ainsi, l'utilisation de la modélisation hydrologique stochastique a permis d'améliorer la gestion du système hydrique de la rivière Romaine en diminuant le nombre d'événements où le débit minimum relâché à la centrale Romaine-1 n'est pas respecté.

Dans une optique de continuité du présent projet de recherche, il serait intéressant d'explorer l'utilisation d'une variable hydrologique, ou d'une combinaison de variables autre que le débit au pas de temps précédent, tel que la neige et l'humidité du sol. Ces variables peuvent être obtenues par modélisation du bassin versant utilisant un modèle hydrologique tel qu'Hydrotel ou SWAT pour obtenir une distribution spatio-temporelle des variables non disponibles [Côté *et al.*, 2011]. Les avancées récentes en télédétection sont une source intéressante de données dans les régions où il est plus difficile d'obtenir des données provenant de stations hydrométéorologiques.

Il serait intéressant et pertinent d'explorer les avantages potentiels de la modélisation hydrologique en fonction de la longueur de la série d'observations de débits. En effet, les améliorations modestes de la gestion obtenues avec la modélisation hydrologique dans le présent projet sont possiblement liées au fait que la longueur de la série d'observations utilisée dans cette étude est telle qu'elle réduit les avantages de la modélisation.

# ANNEXE A

## RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DE LA MO- DÉLISATION STOCHASTIQUE

### A.1 CSM

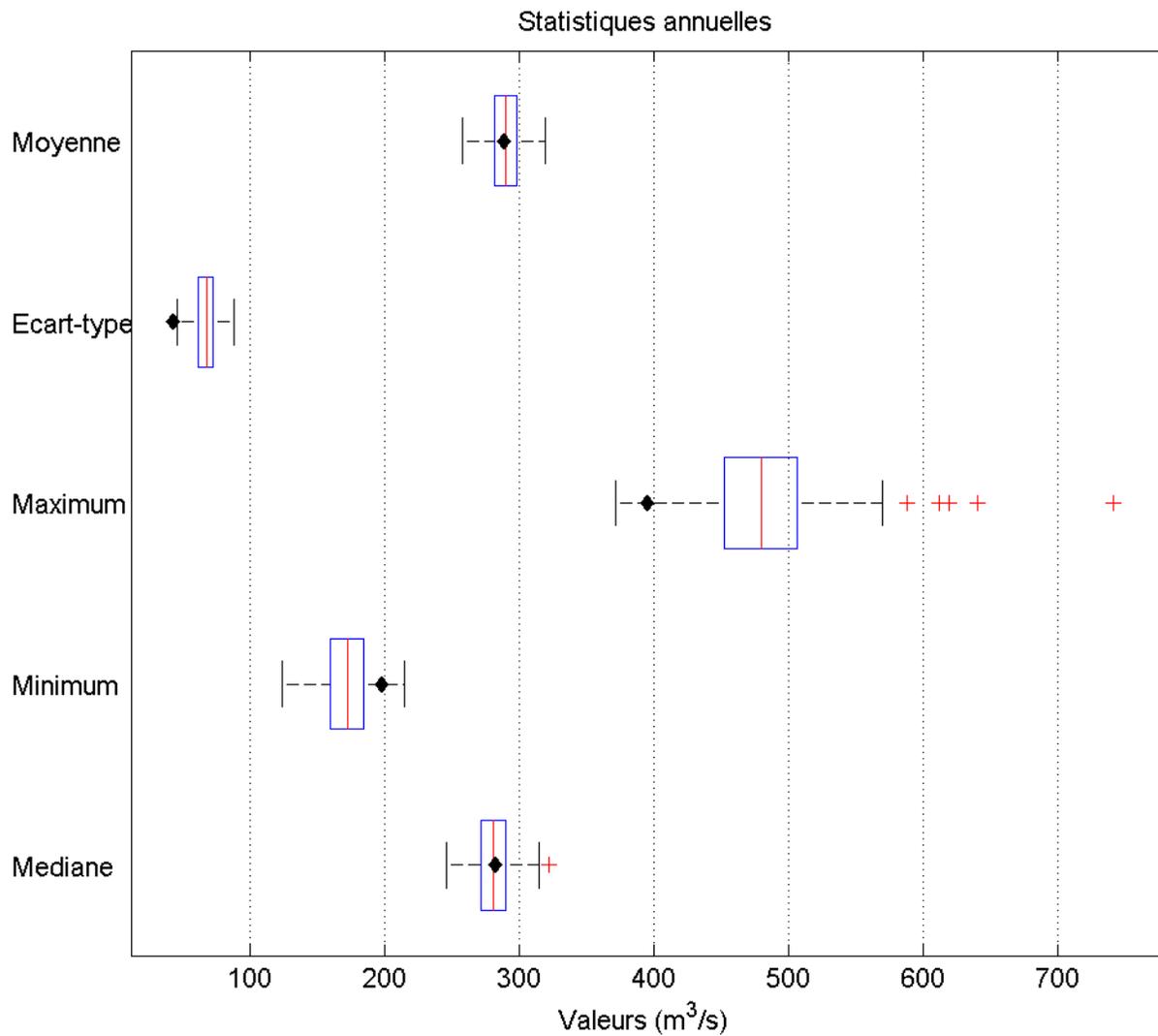


Figure A.1 Statistiques de base du modèle CSM

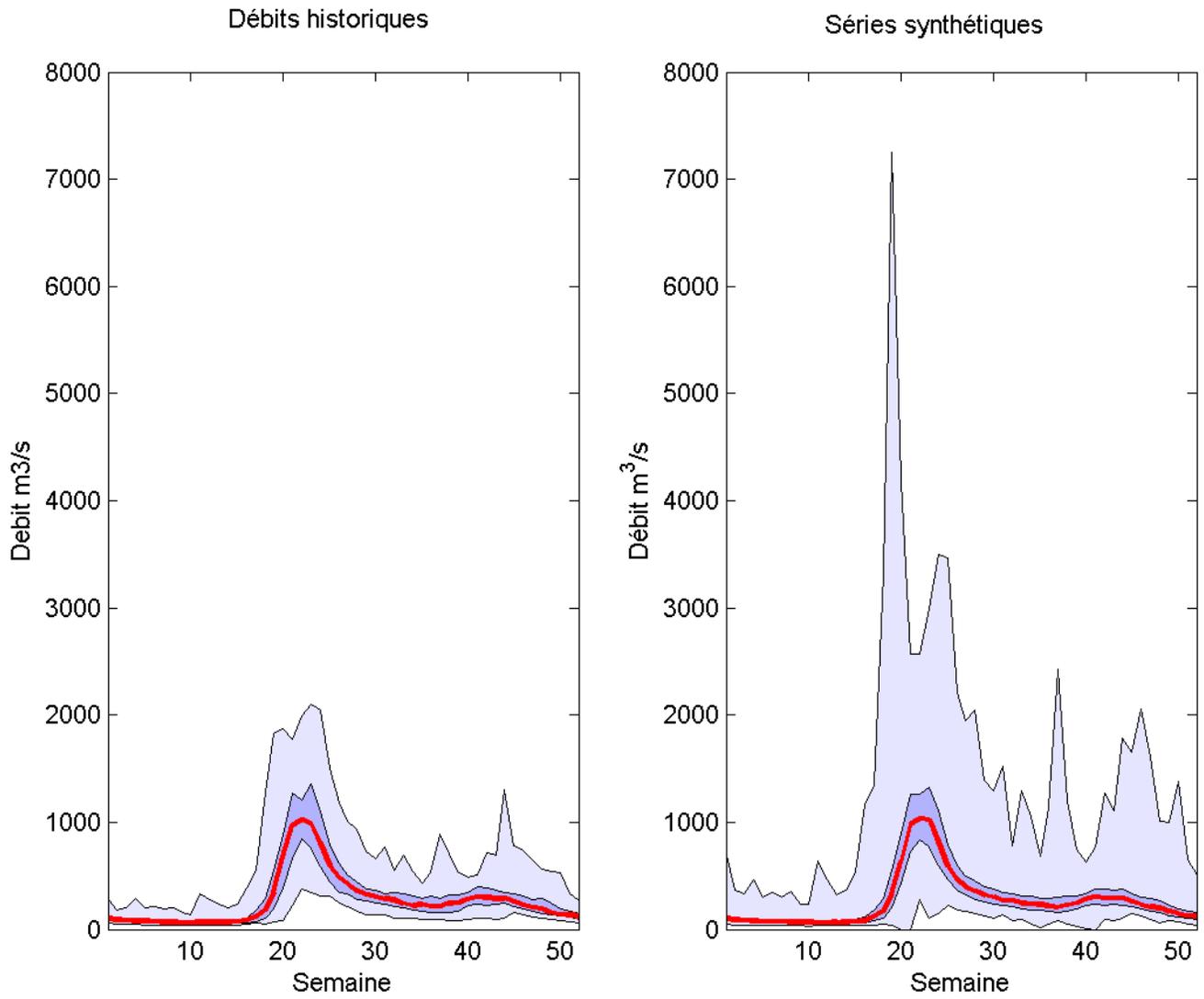


Figure A.2 Comparaison des valeurs générées par le modèle CSM et la série historique

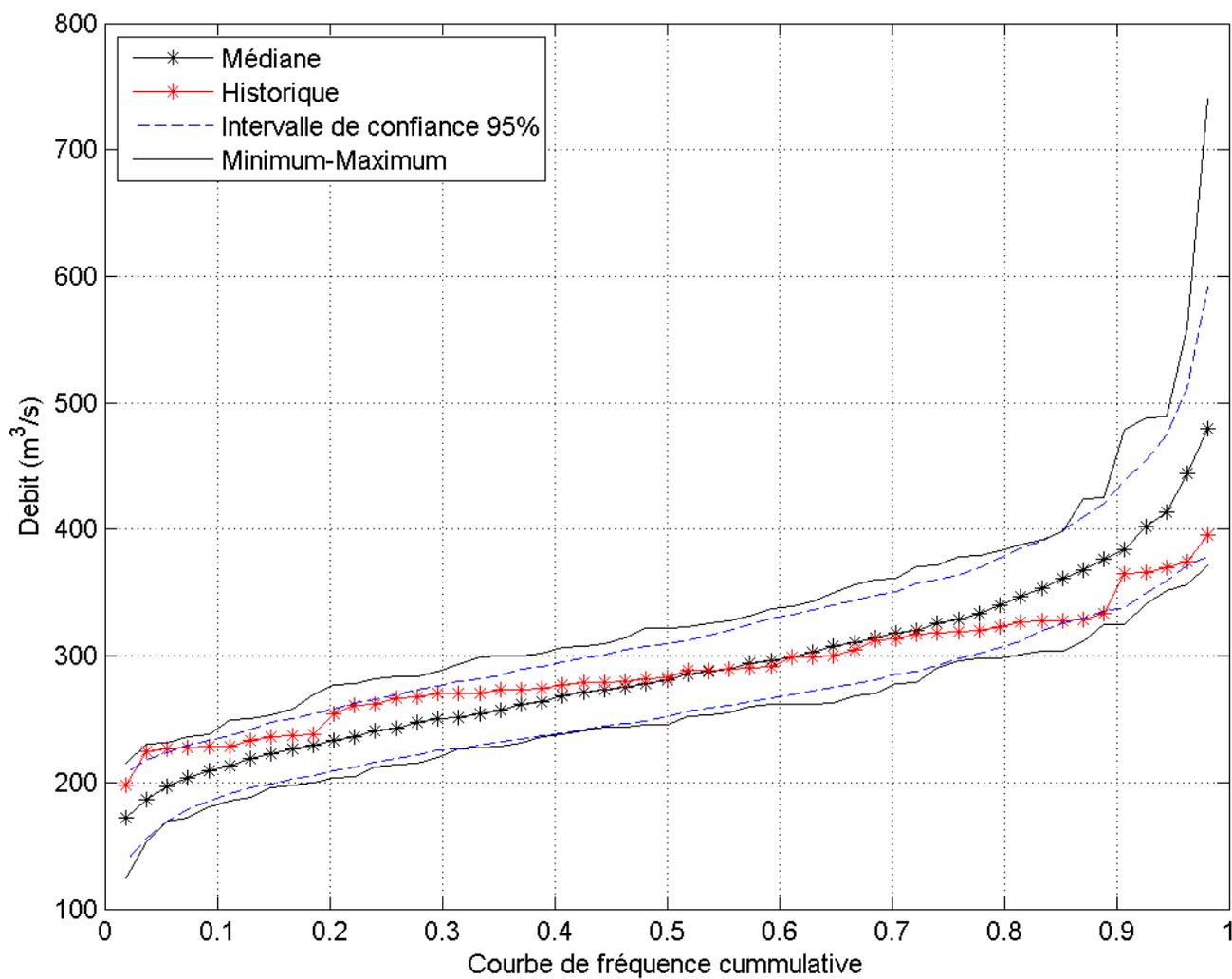


Figure A.3 Récurrence des débits générés par le modèle CSM et la série historique

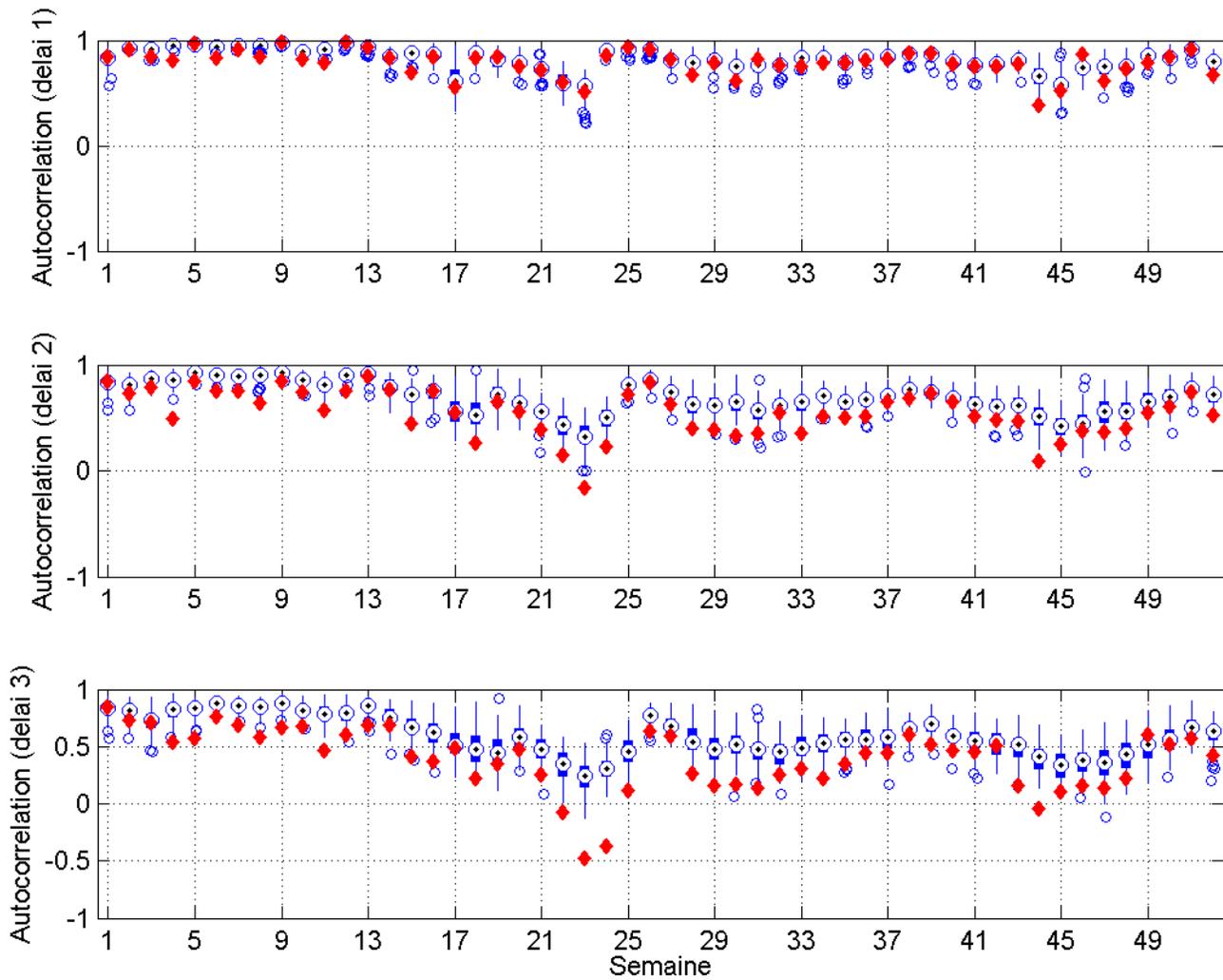


Figure A.4 Autocorrélation des débits générés par le modèle CSM et la série historique

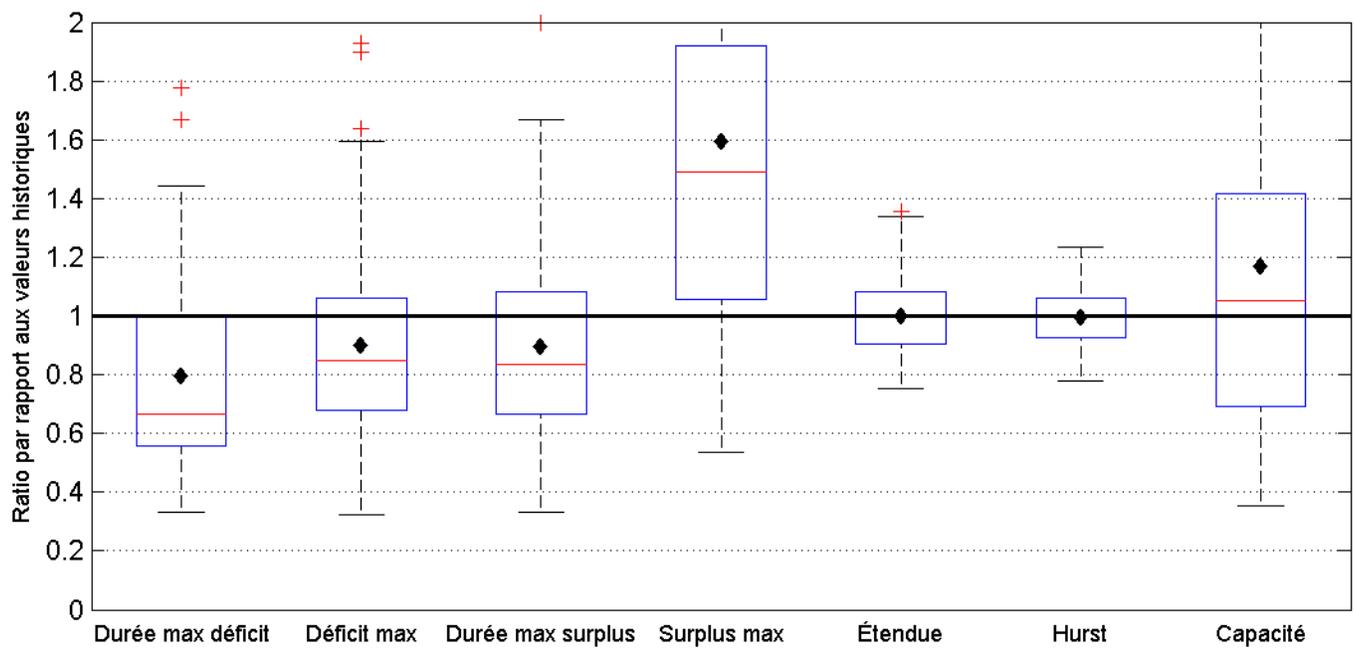


Figure A.5 Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle CSM

## A.2 PAR (1)

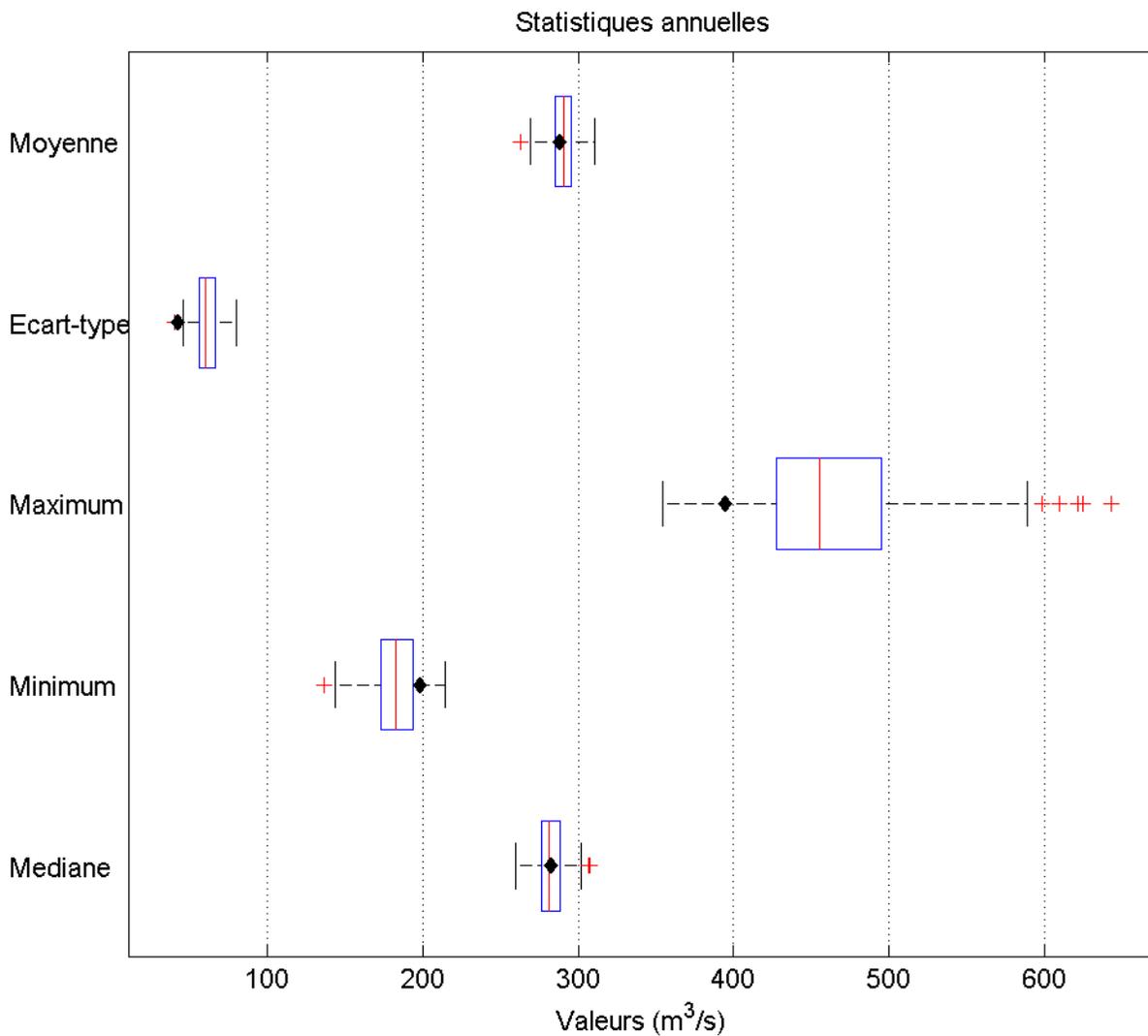


Figure A.6 Statistiques de base du modèle PAR (1)

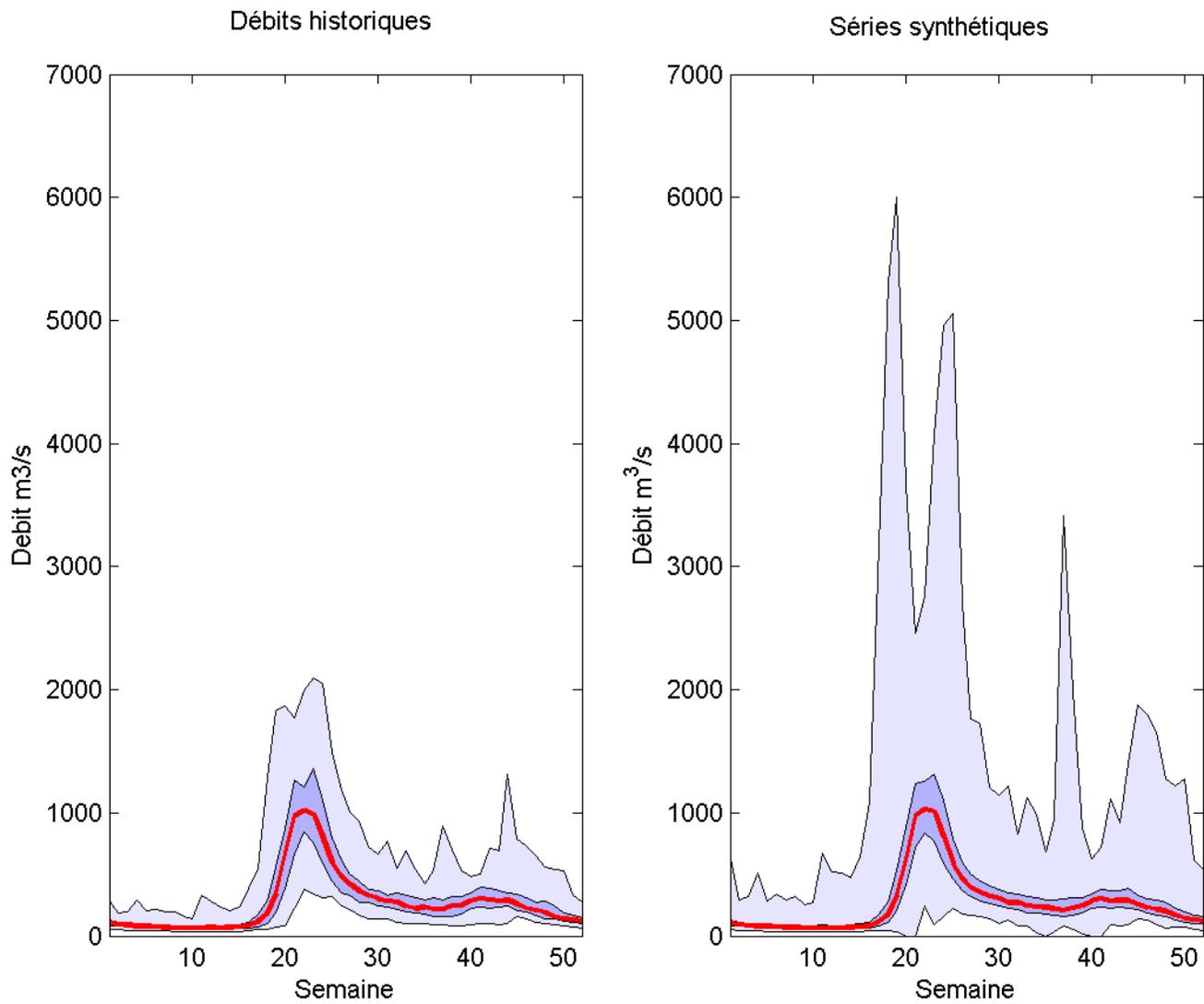


Figure A.7 Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (1) et la série historique

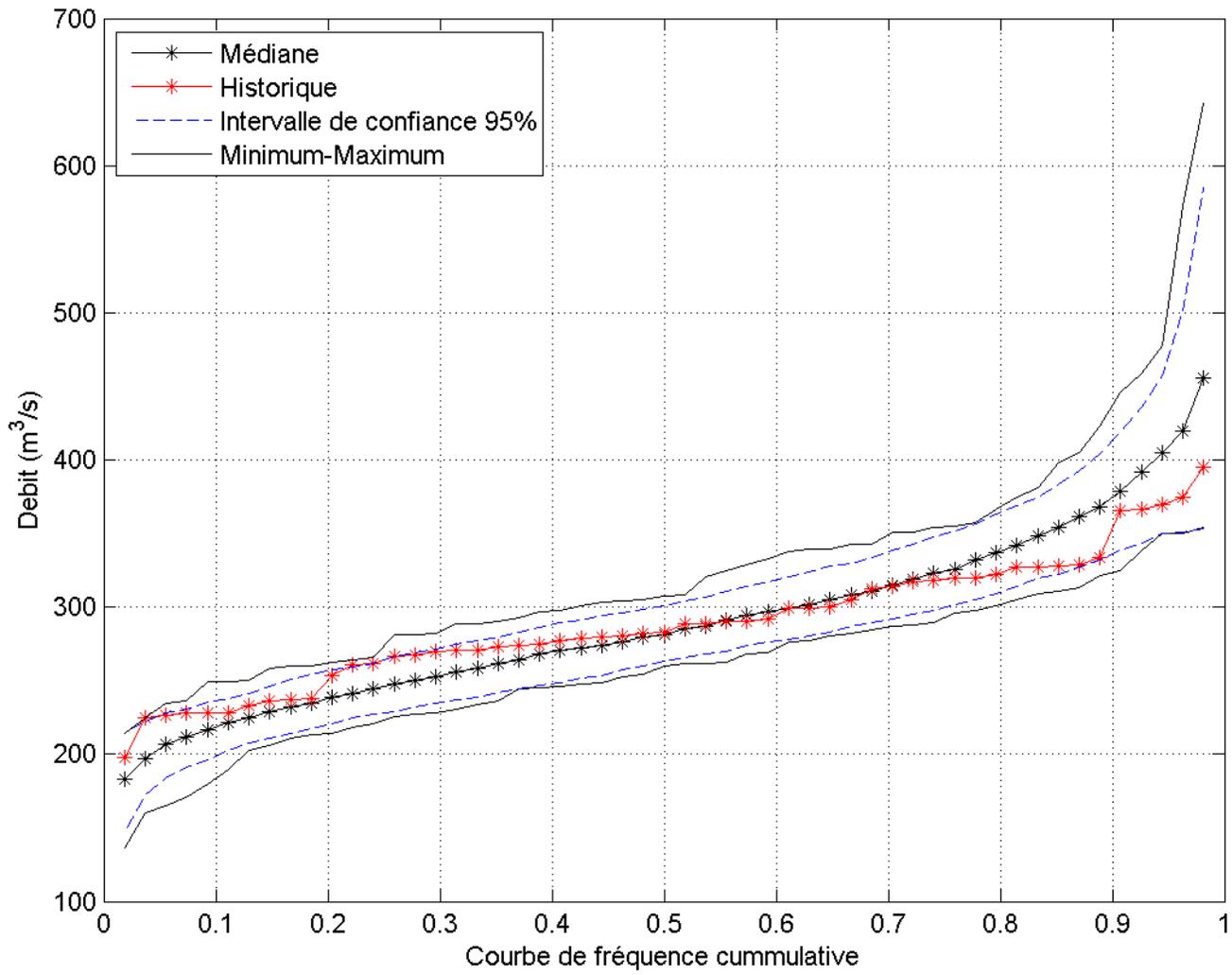


Figure A.8 Récurrence des débits générés par le modèle PAR (1) et la série historique

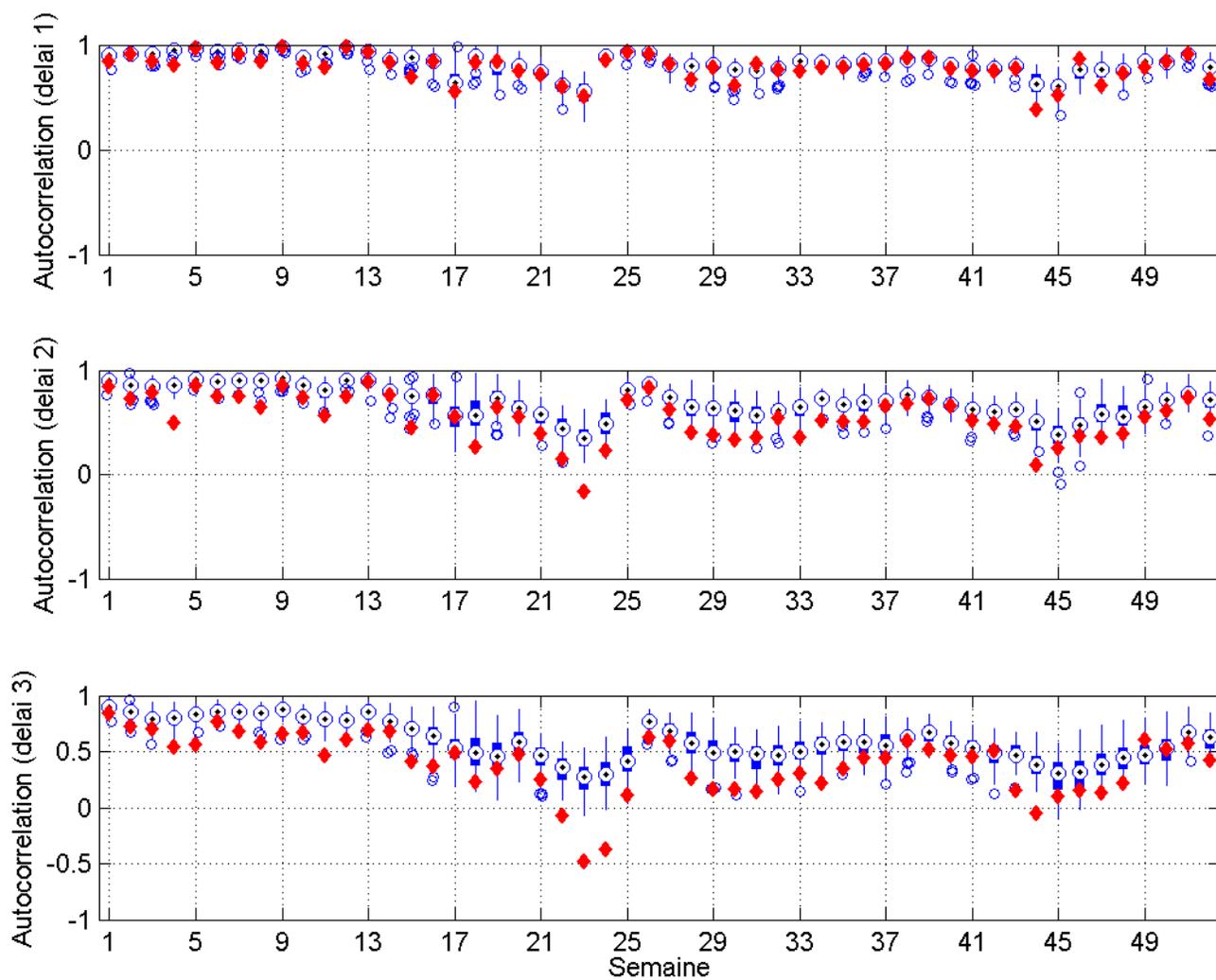


Figure A.9 Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (1) et la série historique

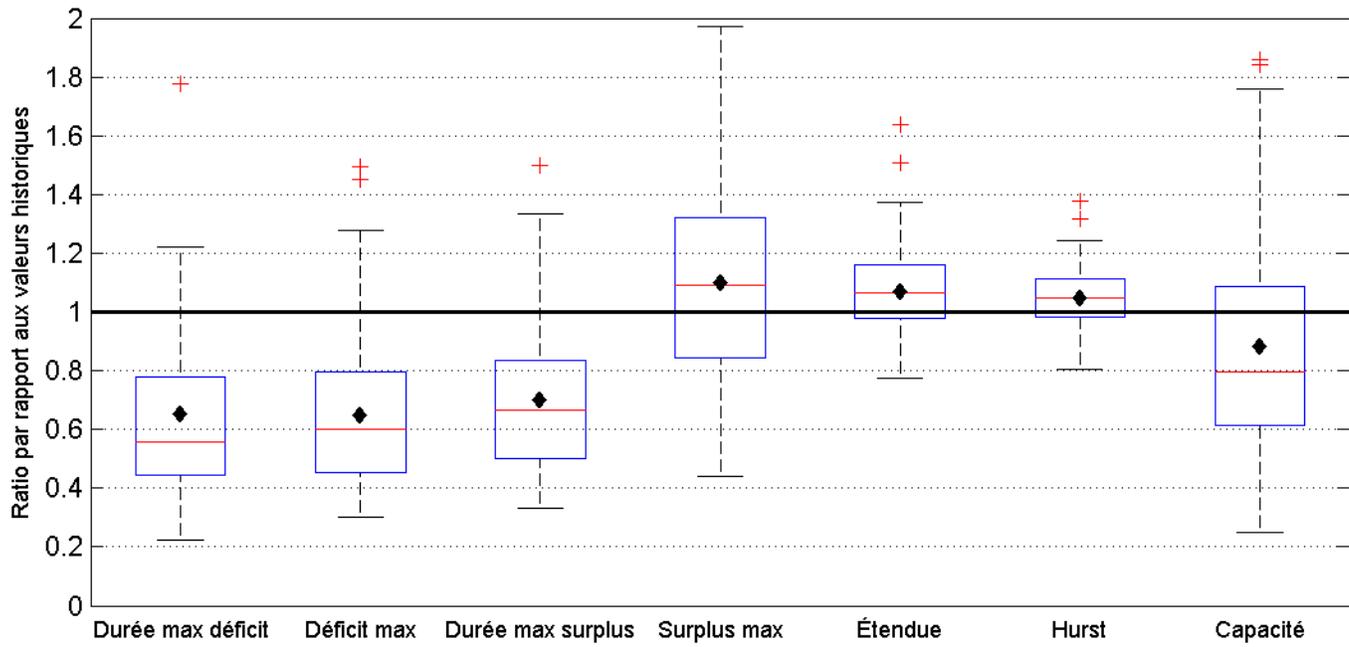


Figure A.10 Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (1)

## A.3 PAR (2)

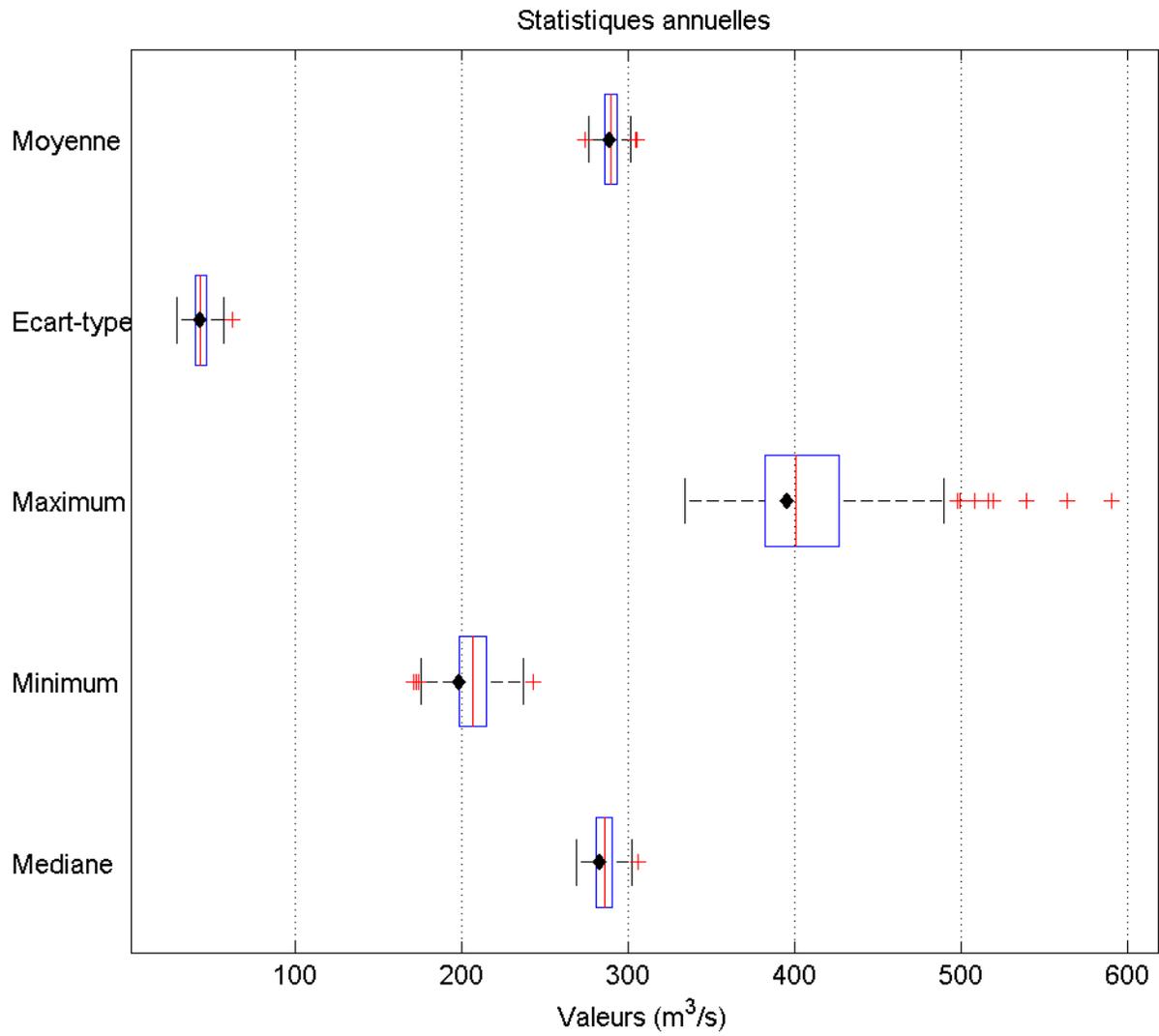


Figure A.11 Statistiques de base du modèle PAR (2)

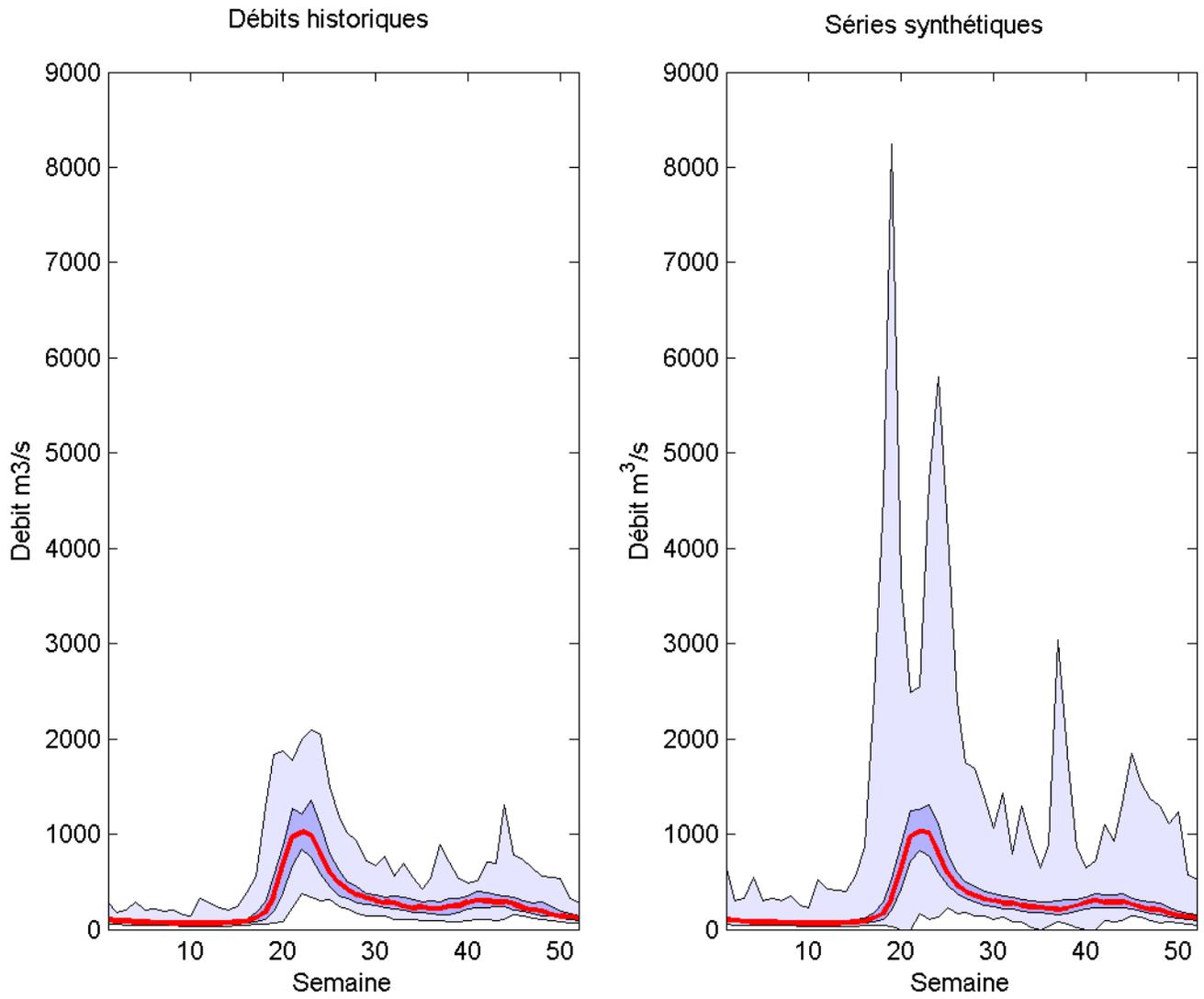


Figure A.12 Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (2) et la série historique

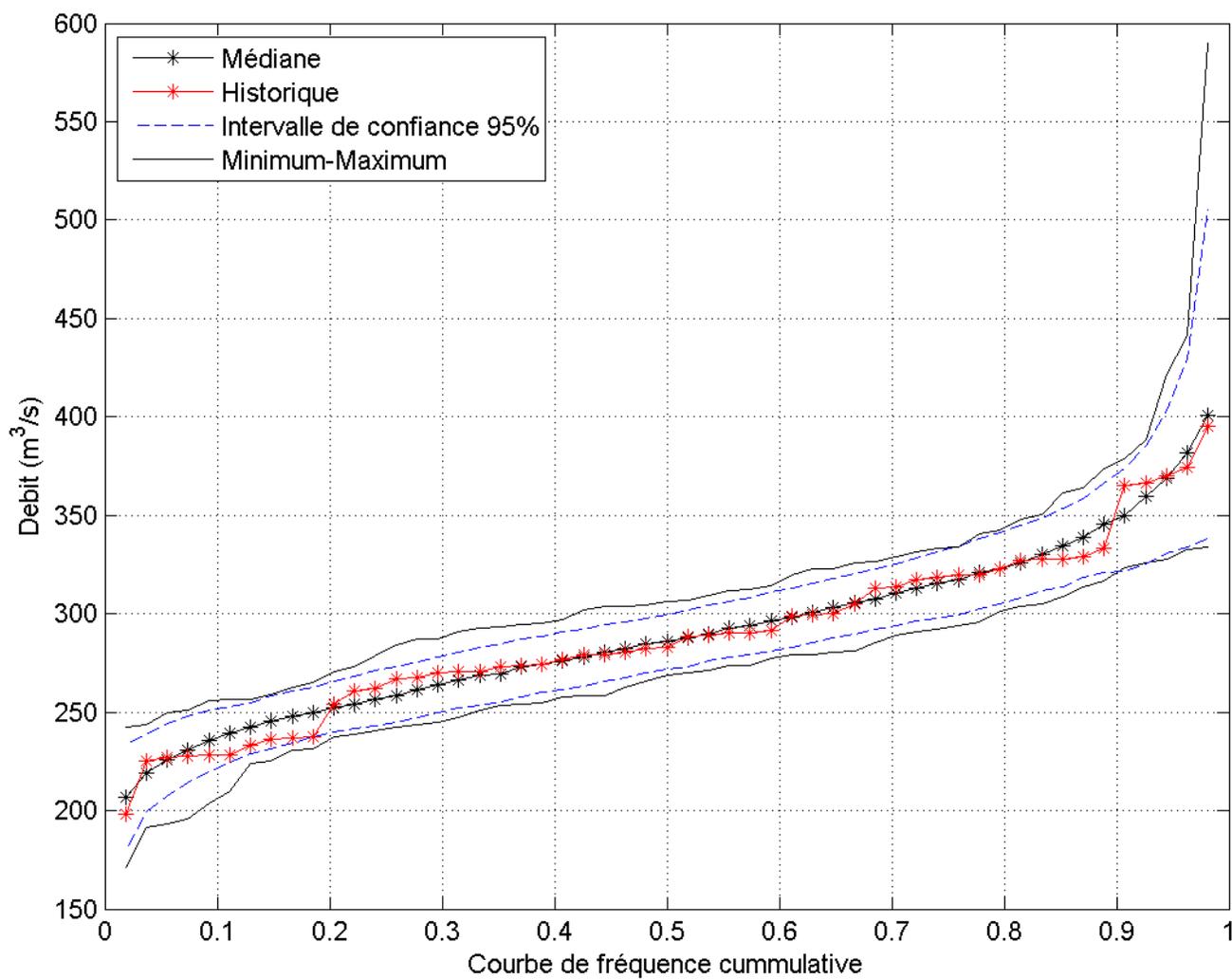


Figure A.13 Récurrence des débits générés par le modèle PAR (2) et la série historique

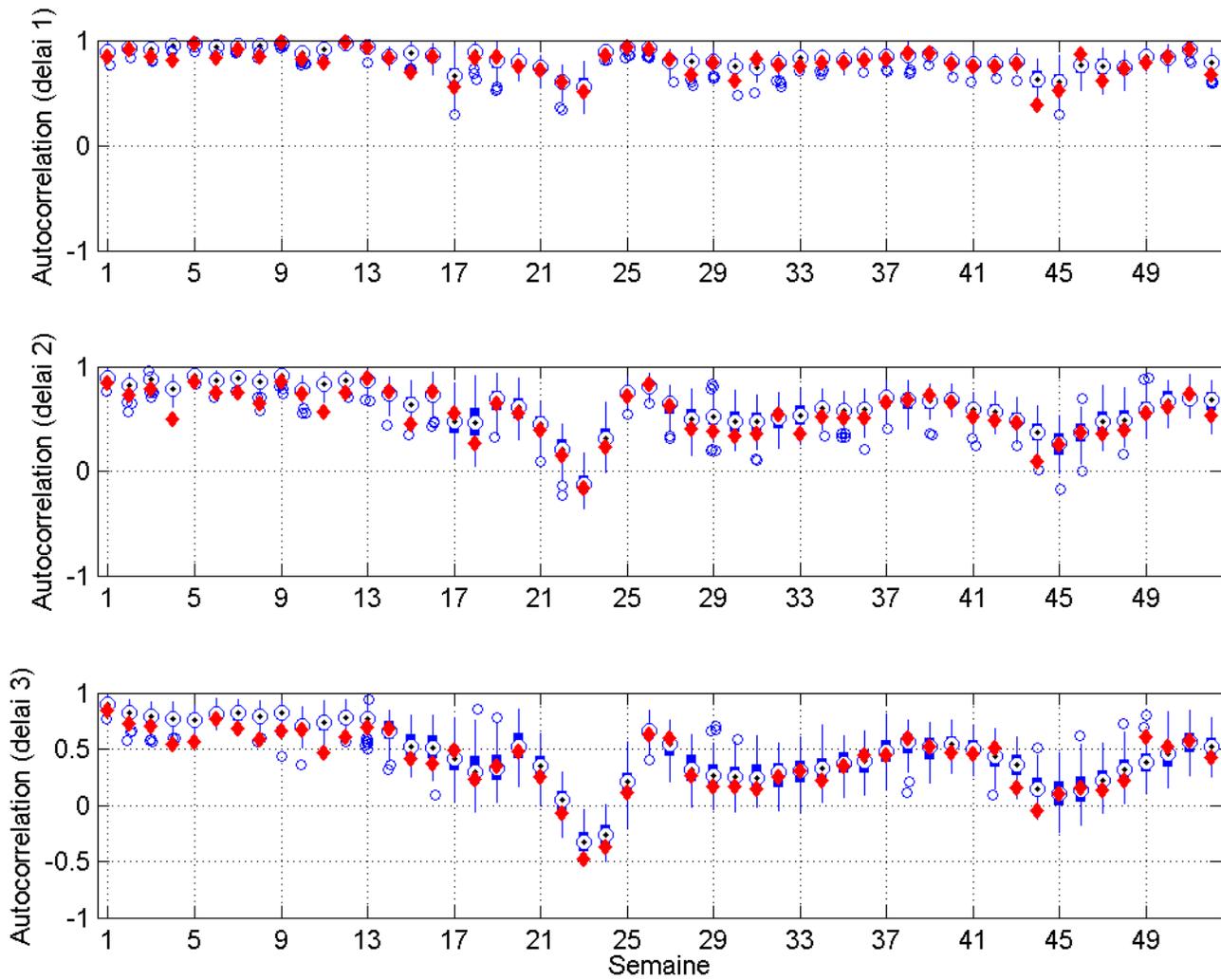


Figure A.14 Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (2) et la série historique

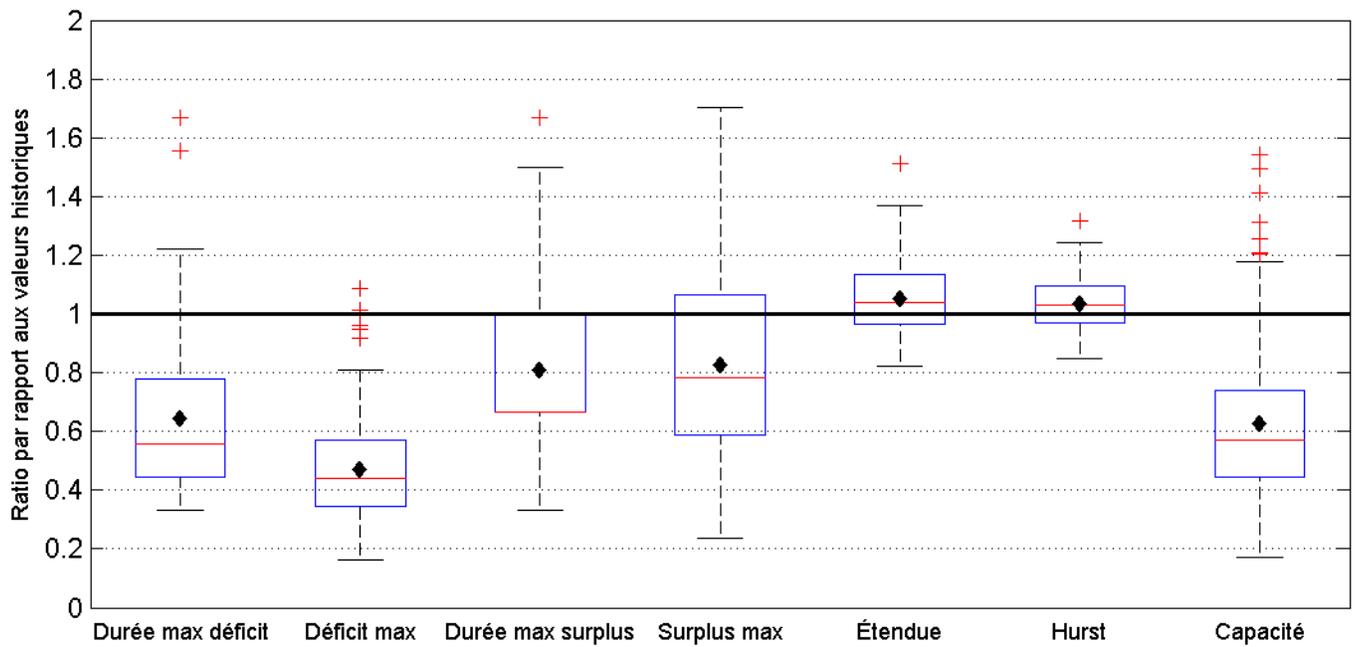


Figure A.15 Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (2)

## A.4 PARMA (1,1)

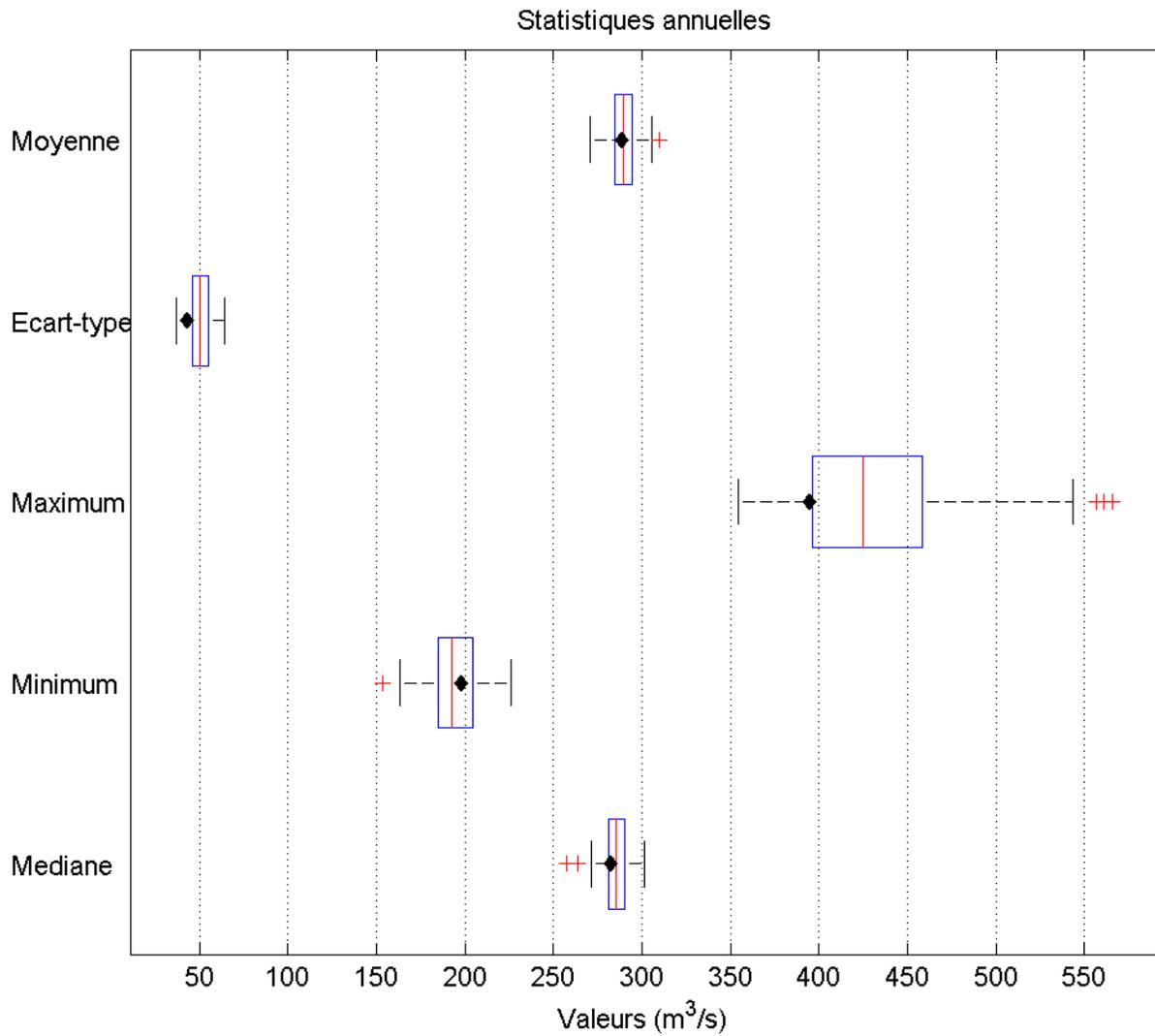


Figure A.16 Statistiques de base du modèle PARMA (1,1)

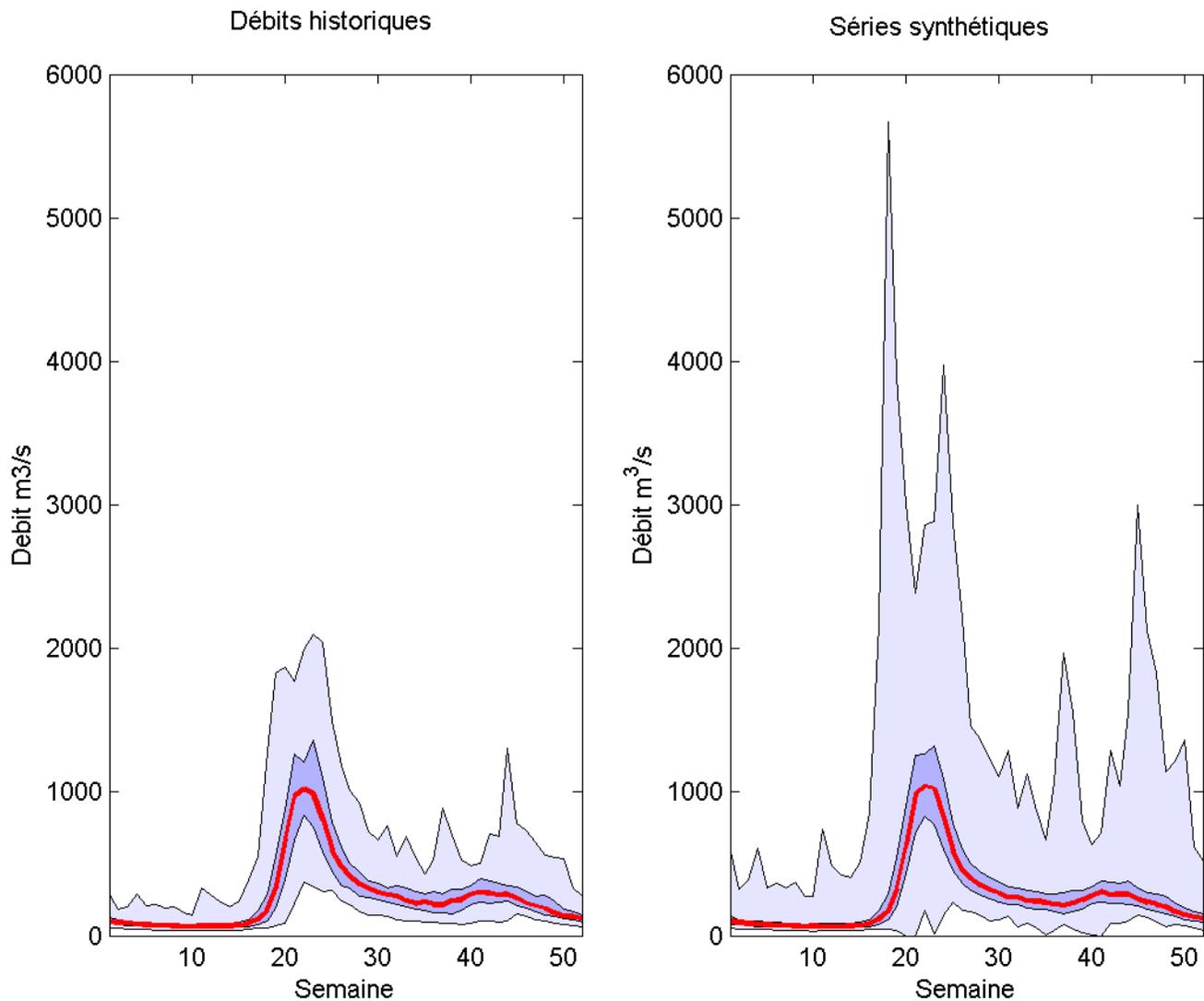


Figure A.17 Comparaison des valeurs générées par le modèle PARMA (1,1) et la série historique

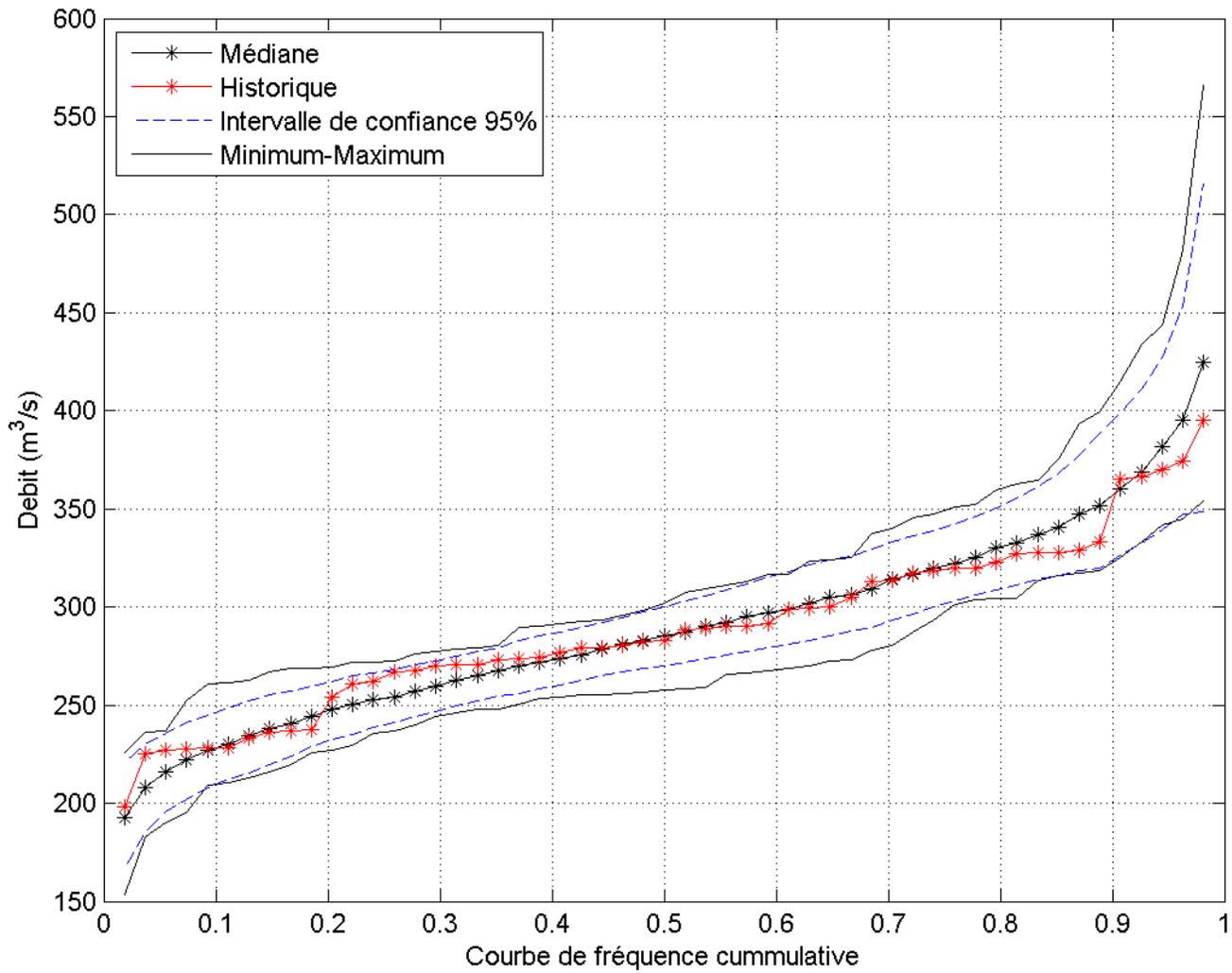


Figure A.18 Récurrence des débits générés par le modèle PARMA (1,1) et la série historique

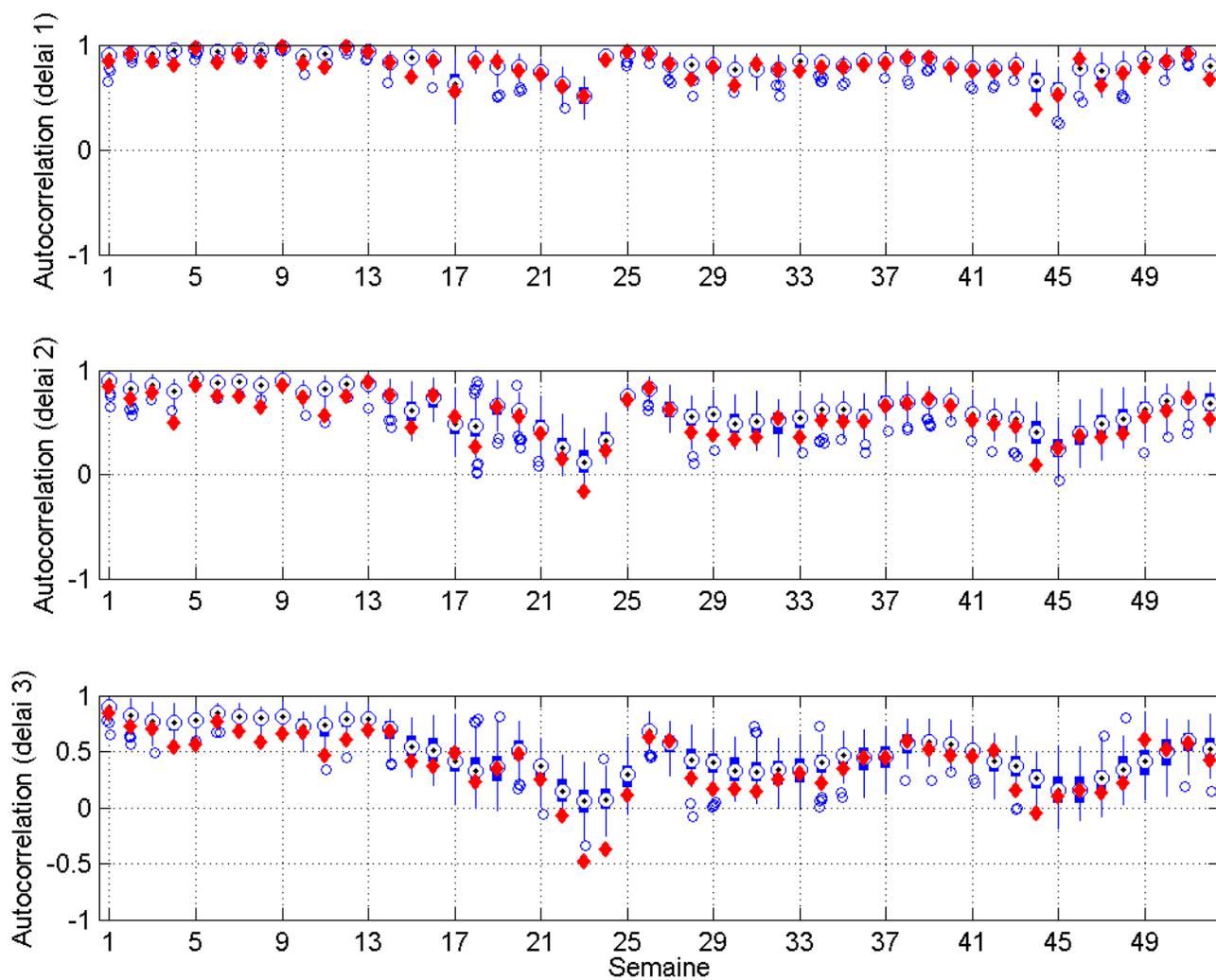


Figure A.19 Autocorrélation des débits générés par le modèle PARMA (1,1) et la série historique

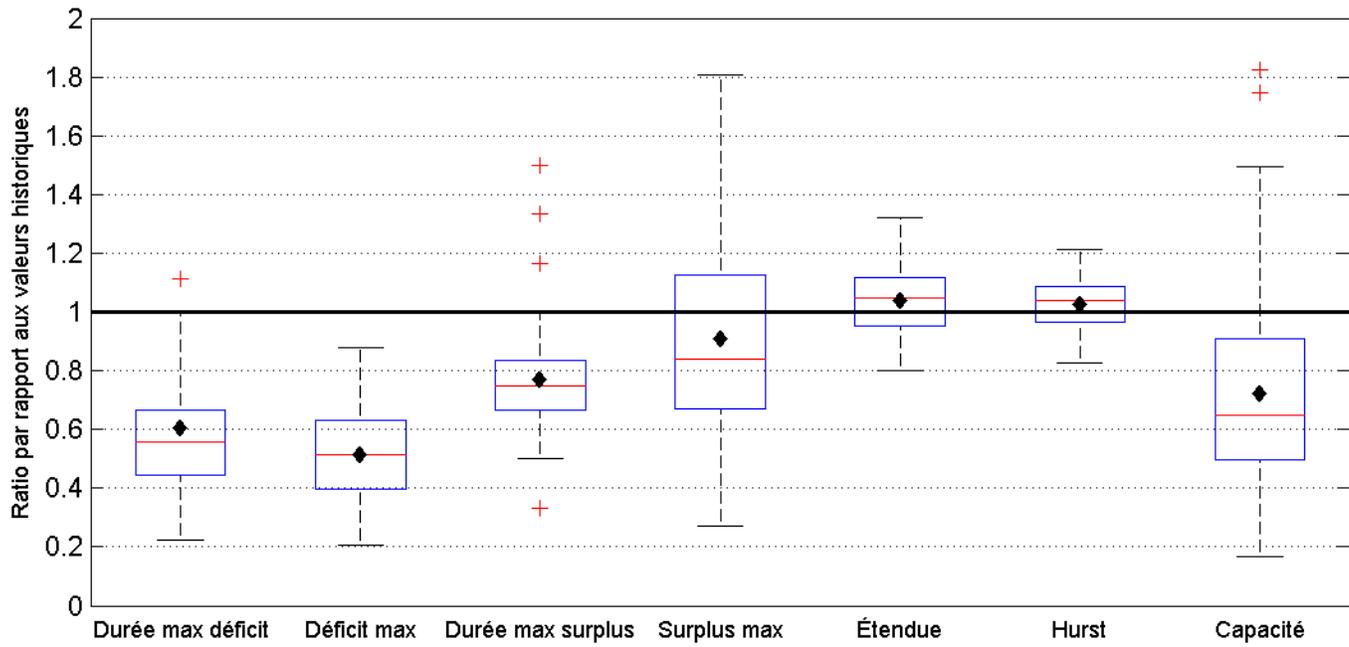


Figure A.20 Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PARMA (1,1)

## A.5 PARMA (2,2)

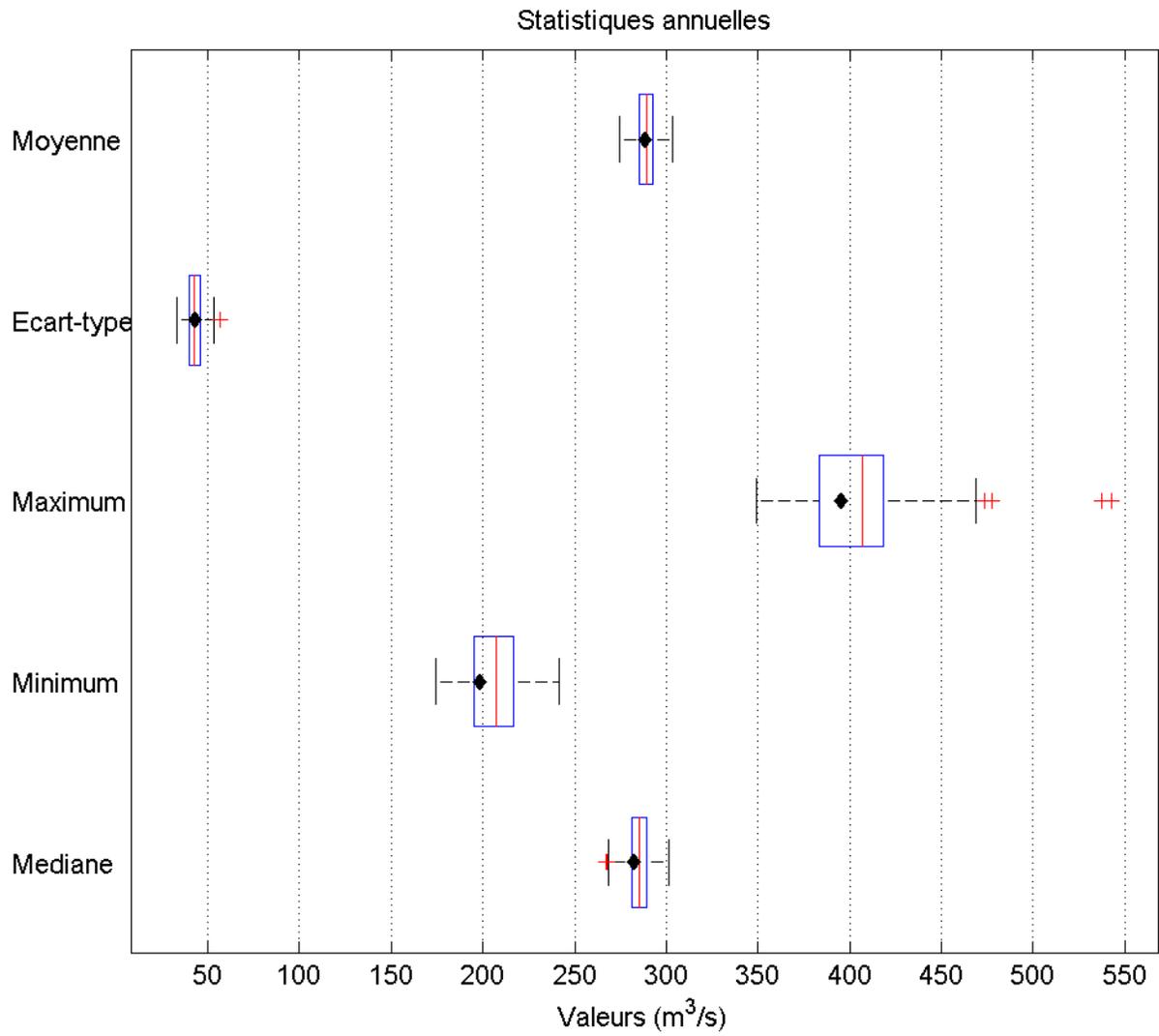


Figure A.21 Statistiques de base du modèle PARMA (2,2)

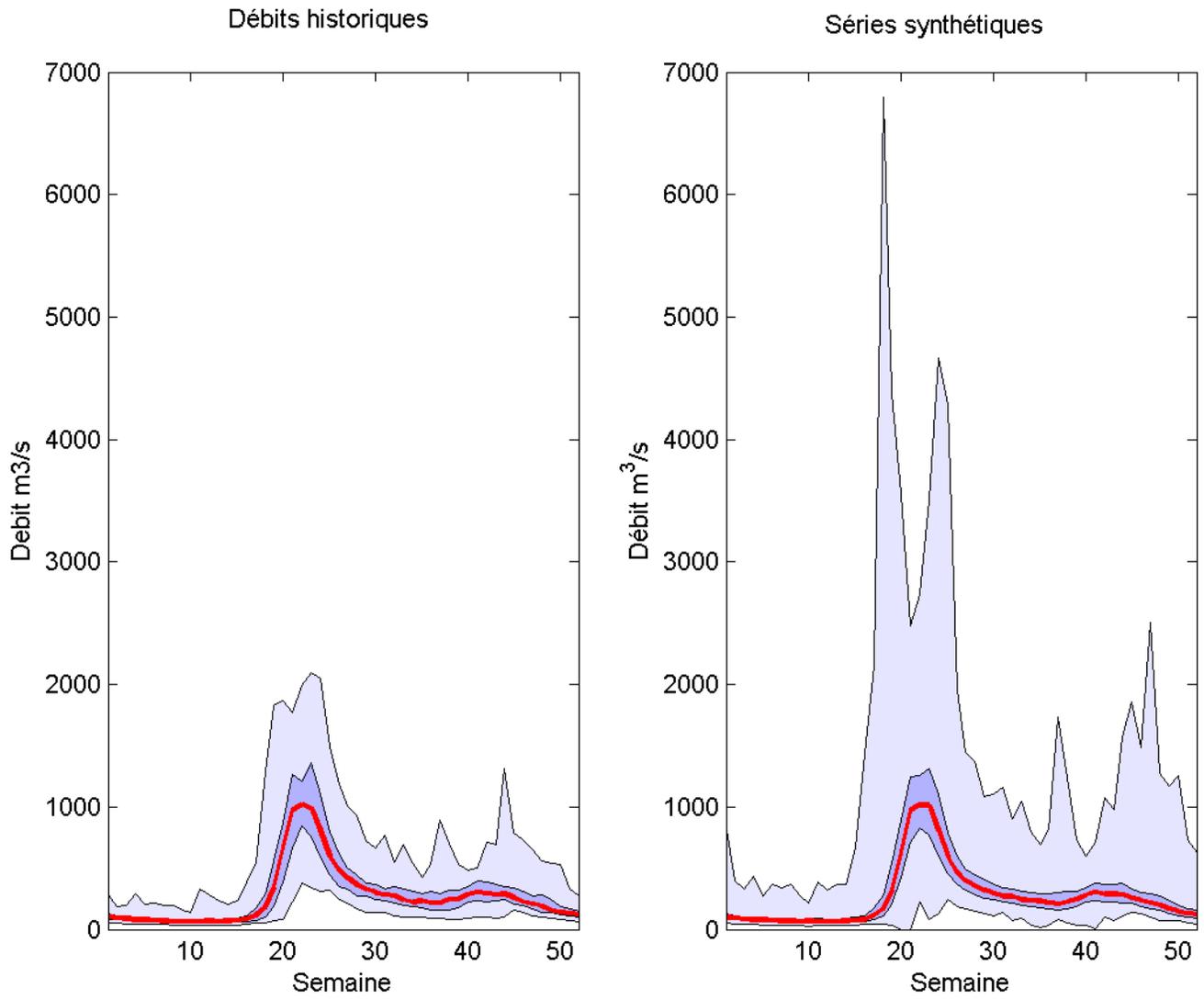


Figure A.22 Comparaison des valeurs générées par le modèle PARMA (2,2) et la série historique

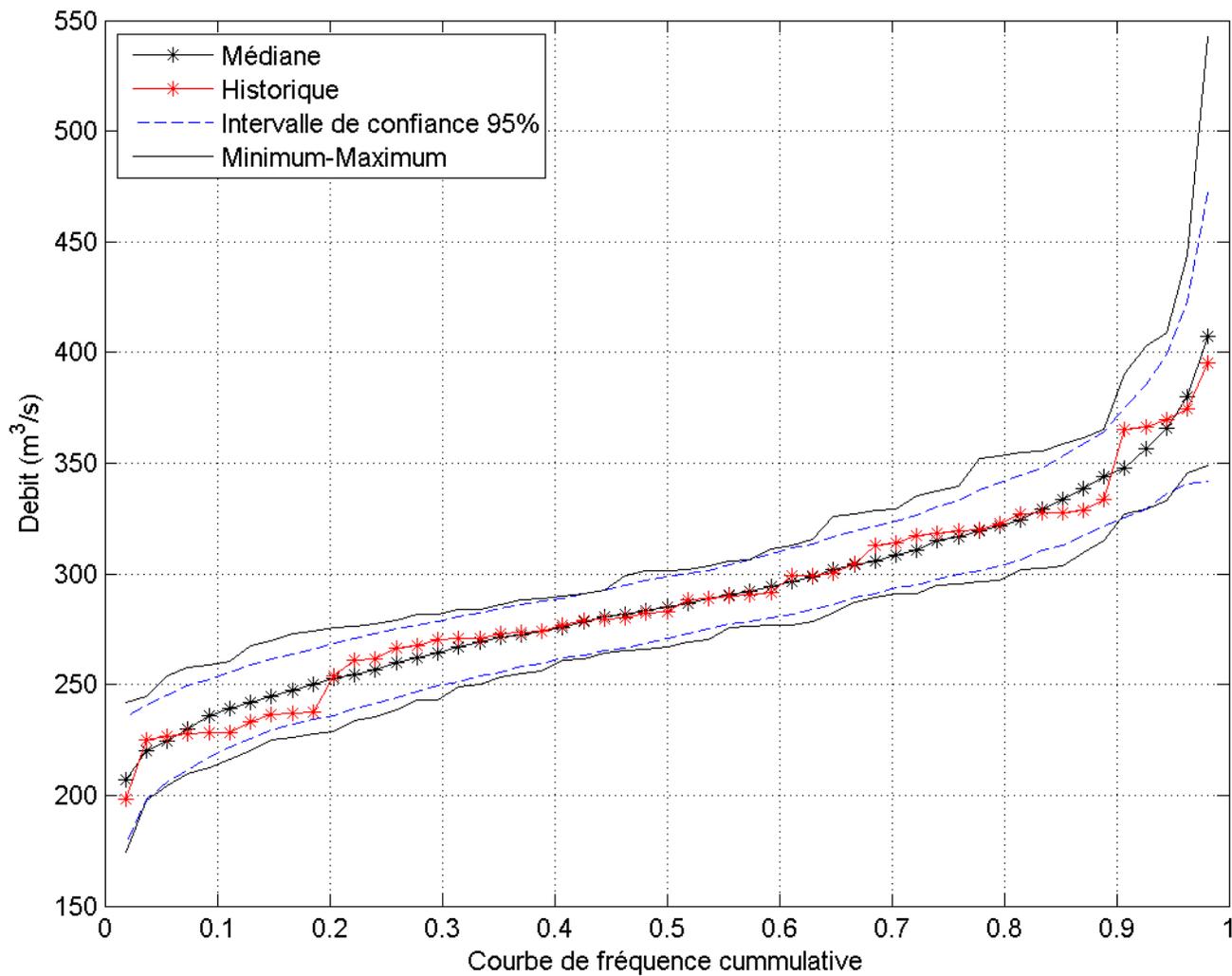


Figure A.23 Réurrence des débits générés par le modèle PARMA (2,2) et la série historique

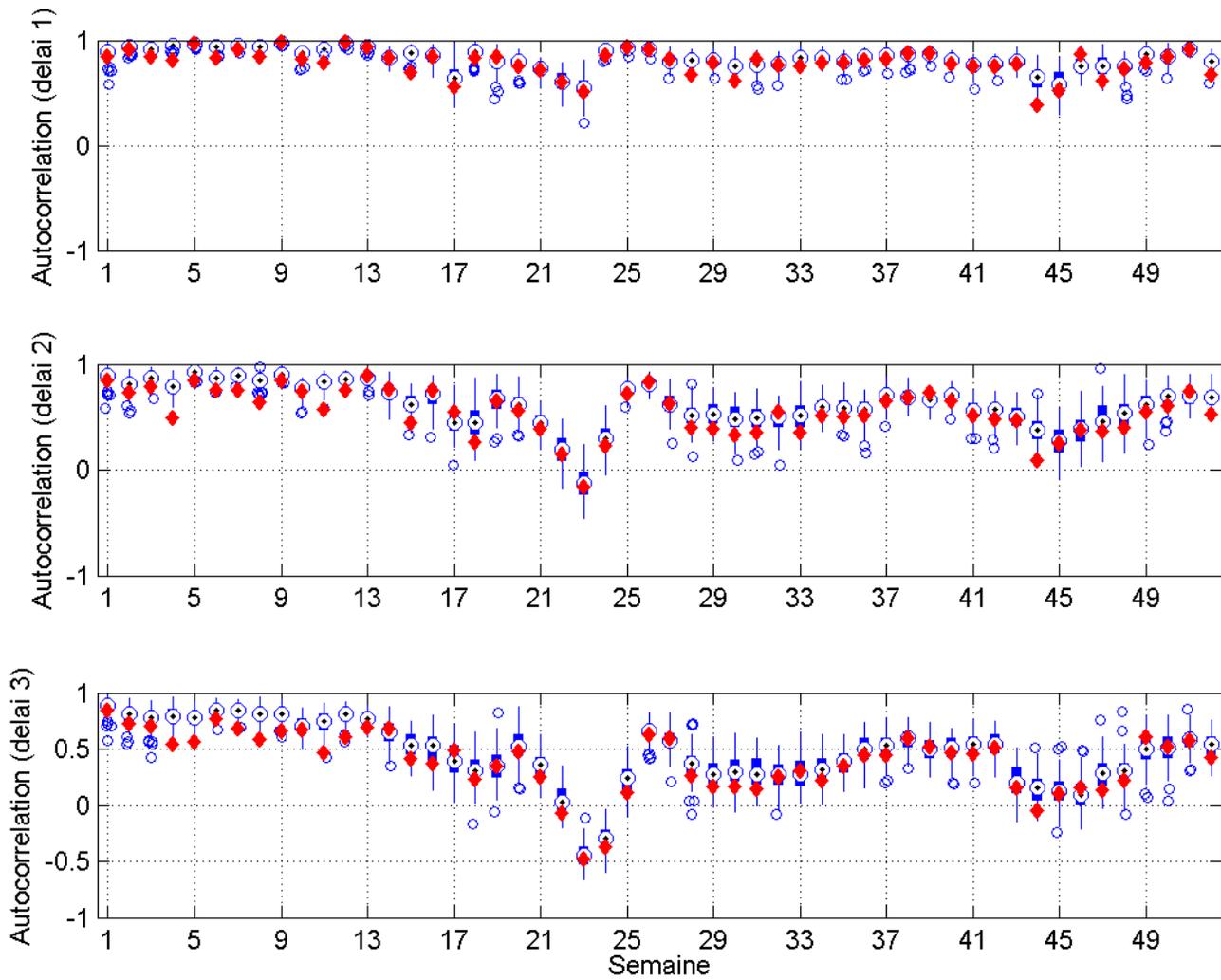


Figure A.24 Autocorrélation des débits générés par le modèle PARMA (2,2) et la série historique

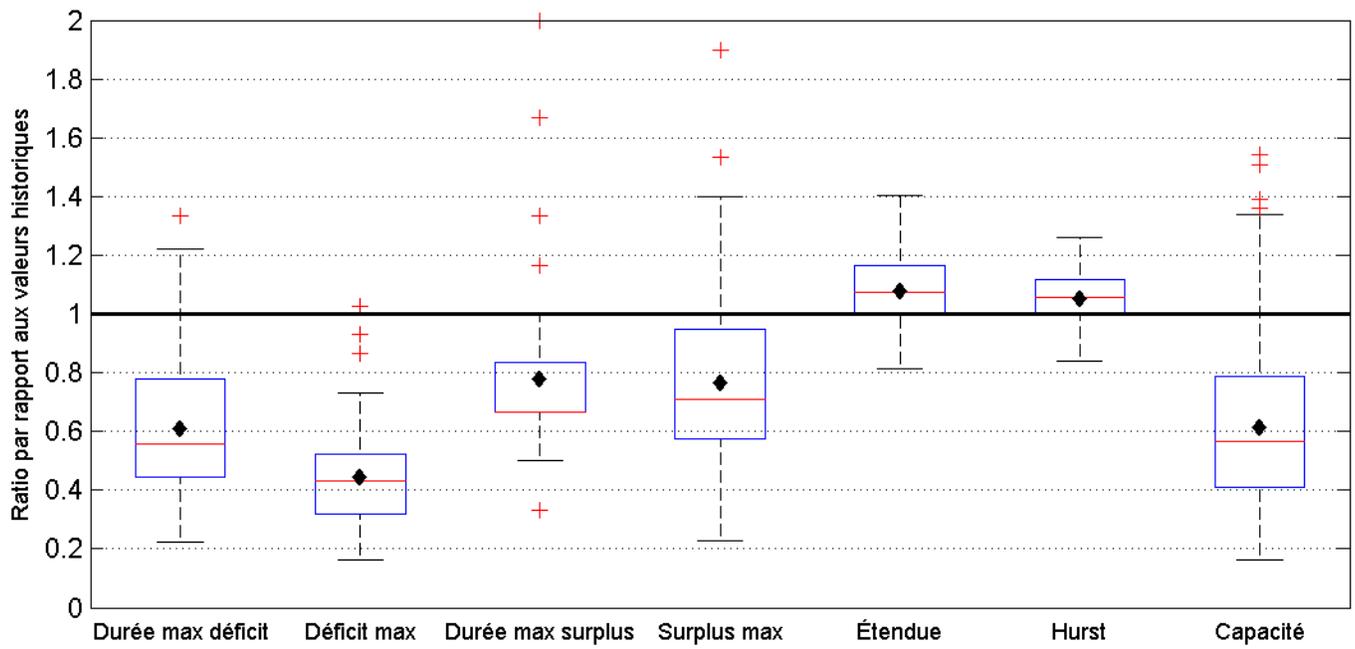


Figure A.25 Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PARMA (2,2)

## A.6 PAR (1) log-normal

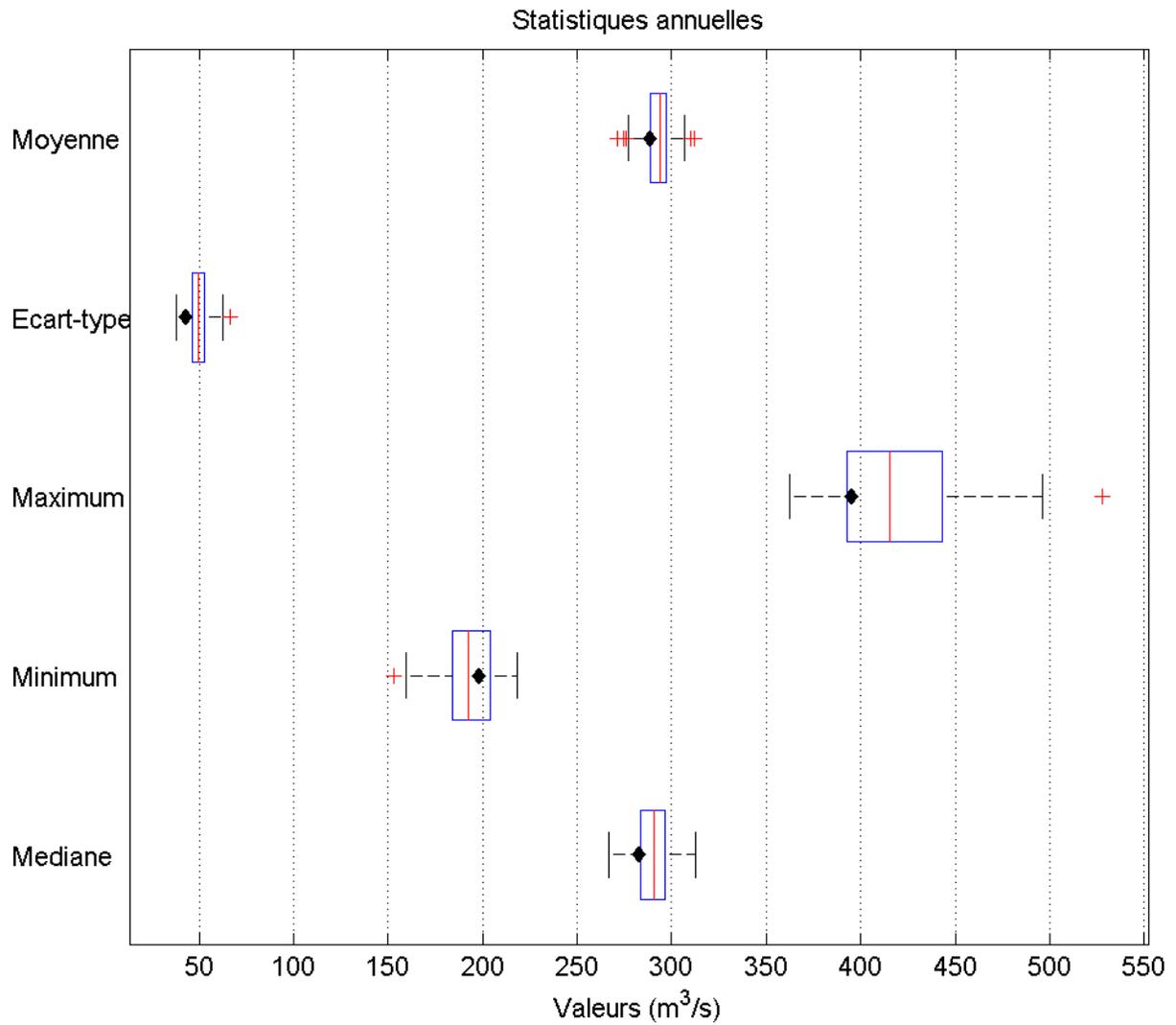


Figure A.26 Statistiques de base du modèle PAR (1) log-normal

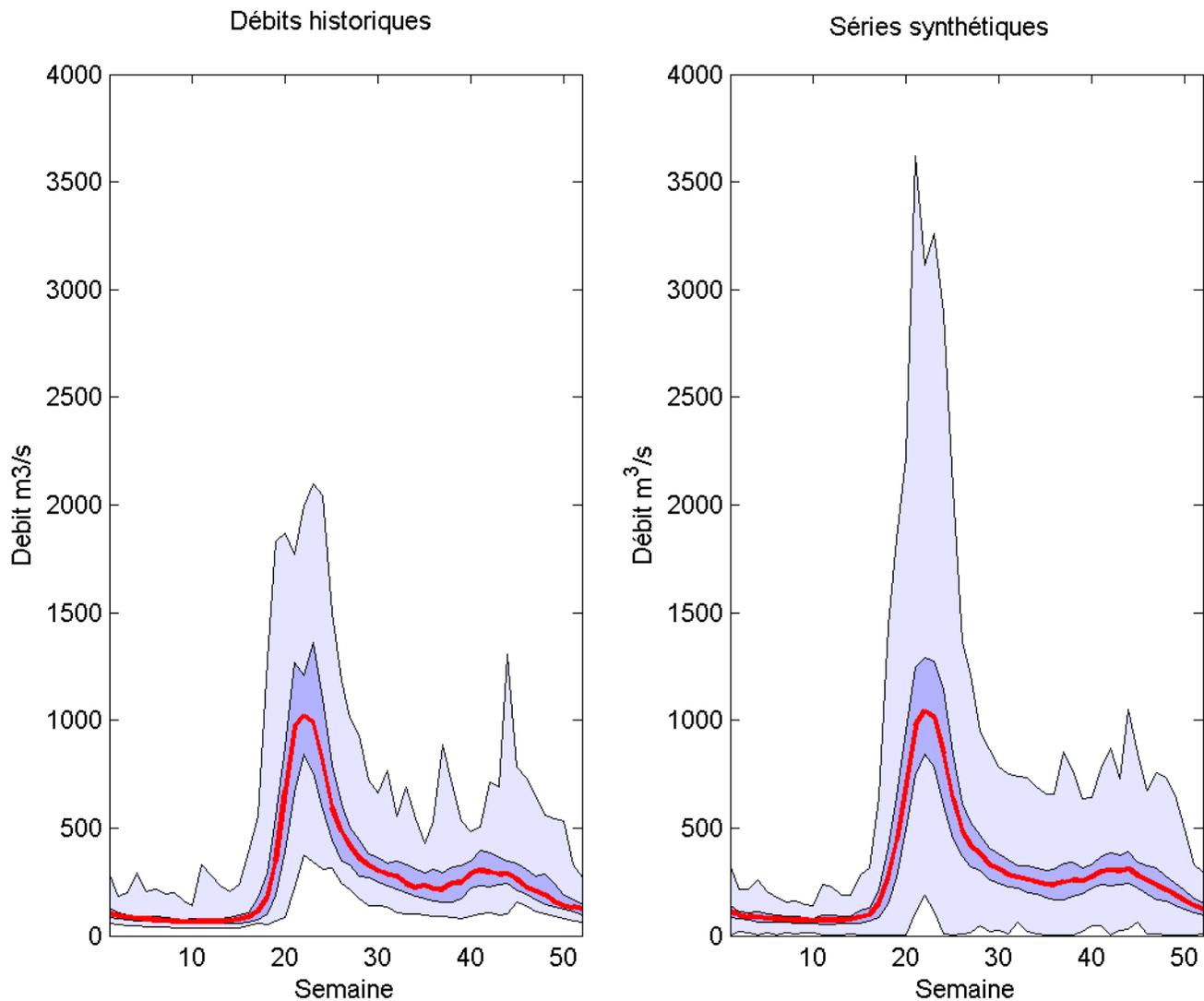


Figure A.27 Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (1) log-normal et la série historique

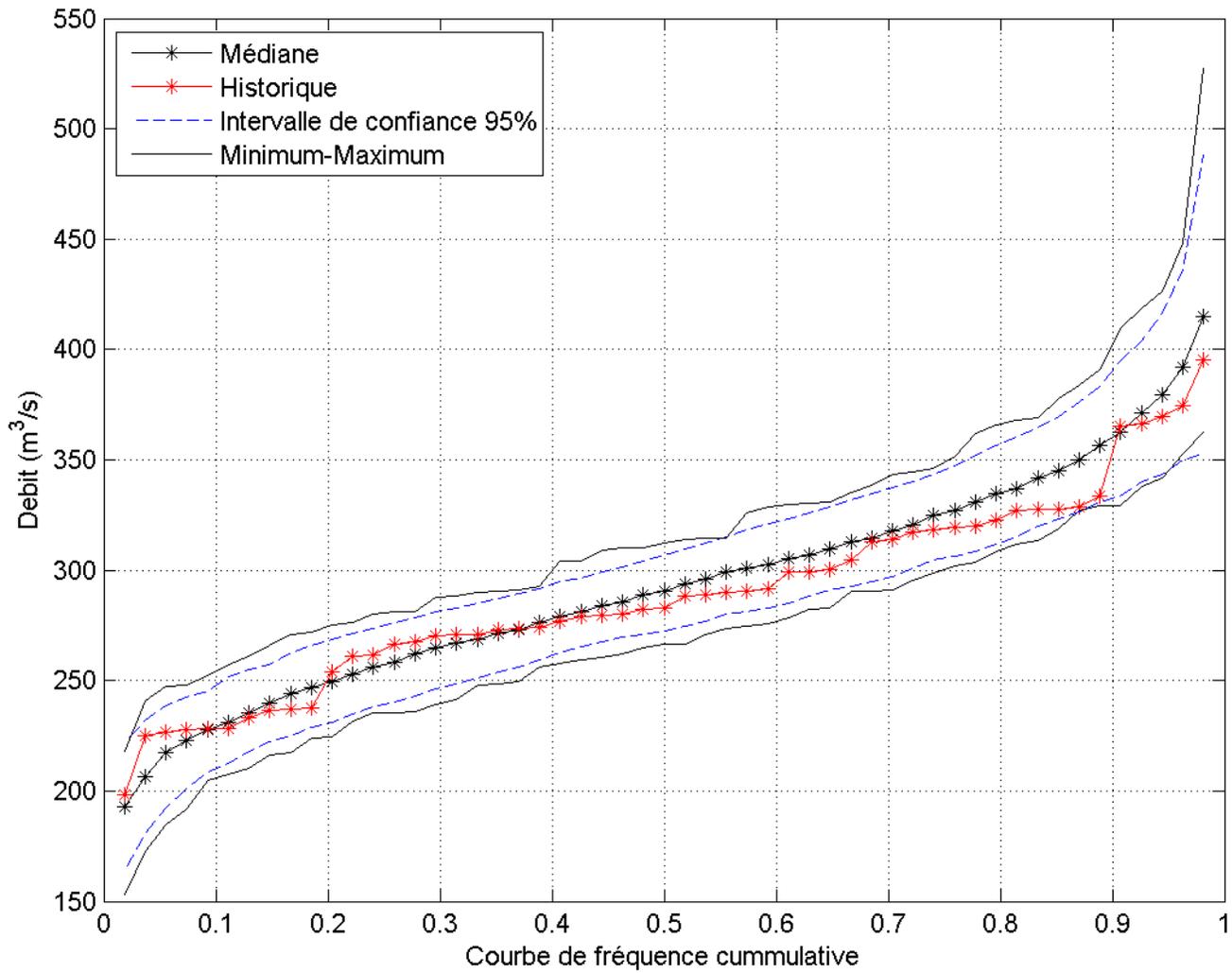


Figure A.28 Récurrence des débits générés par le modèle PAR (1) log-normal et la série historique

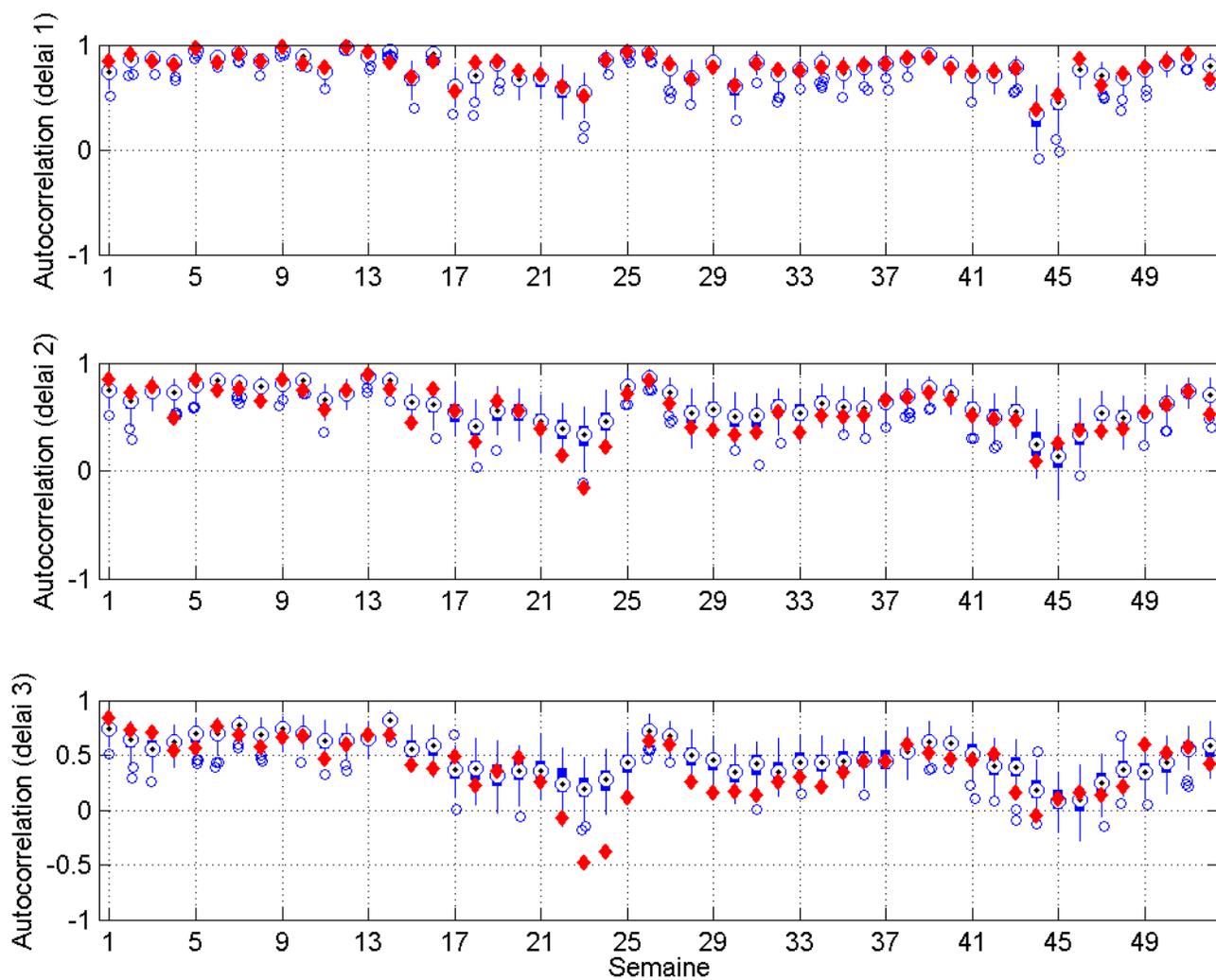


Figure A.29 Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (1) log-normal et la série historique

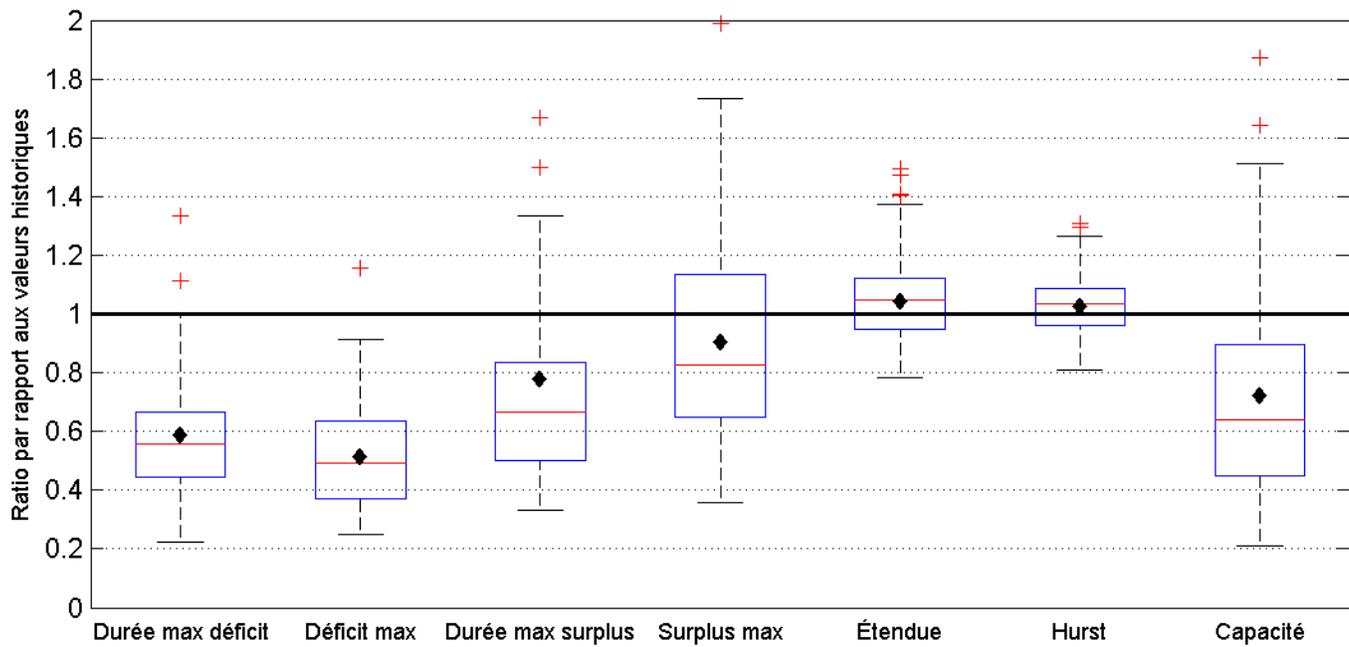


Figure A.30 Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (1) log-normal

## A.7 PAR (2) log-normal

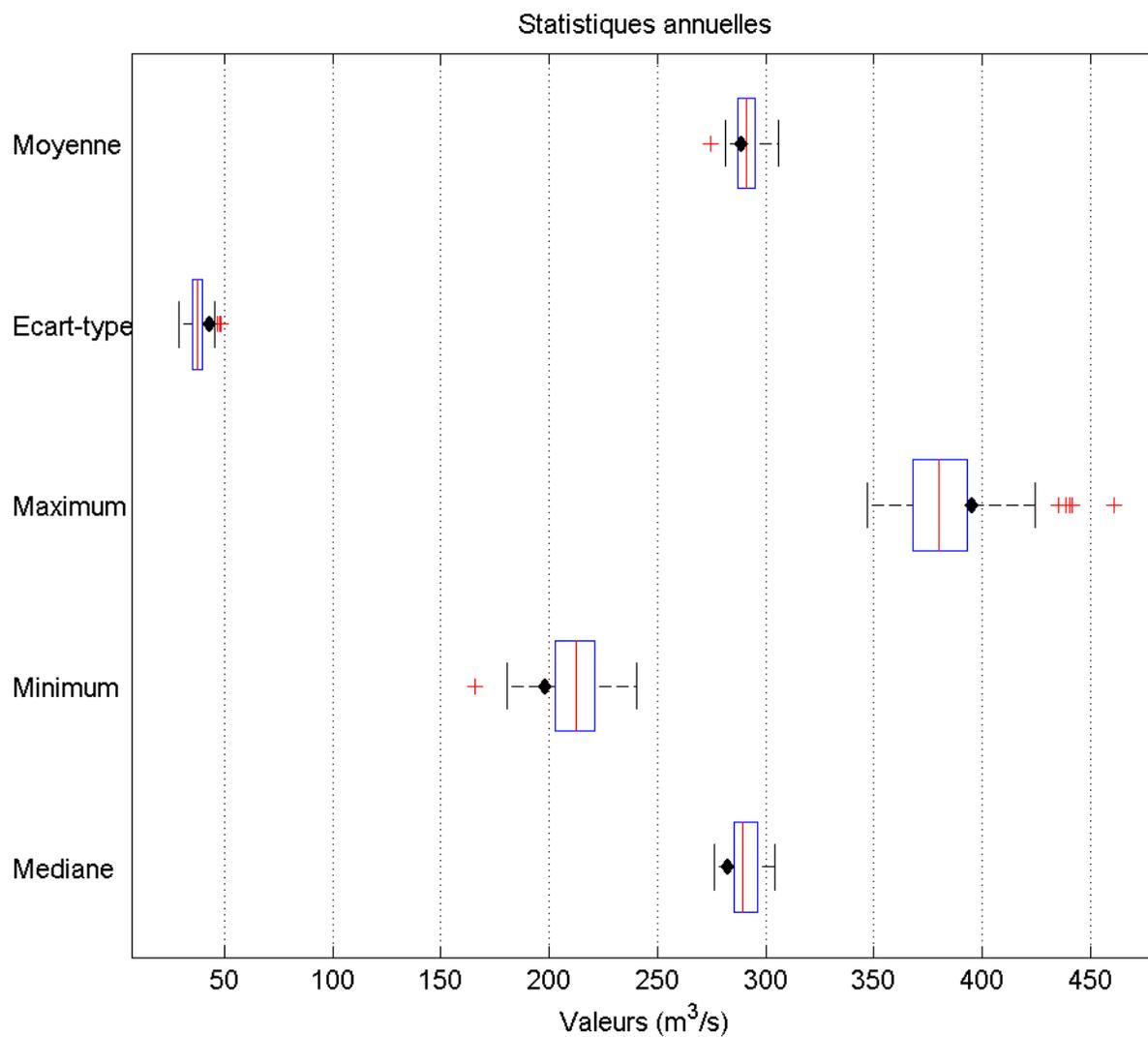


Figure A.31 Statistiques de base du modèle PAR (2) log-normal

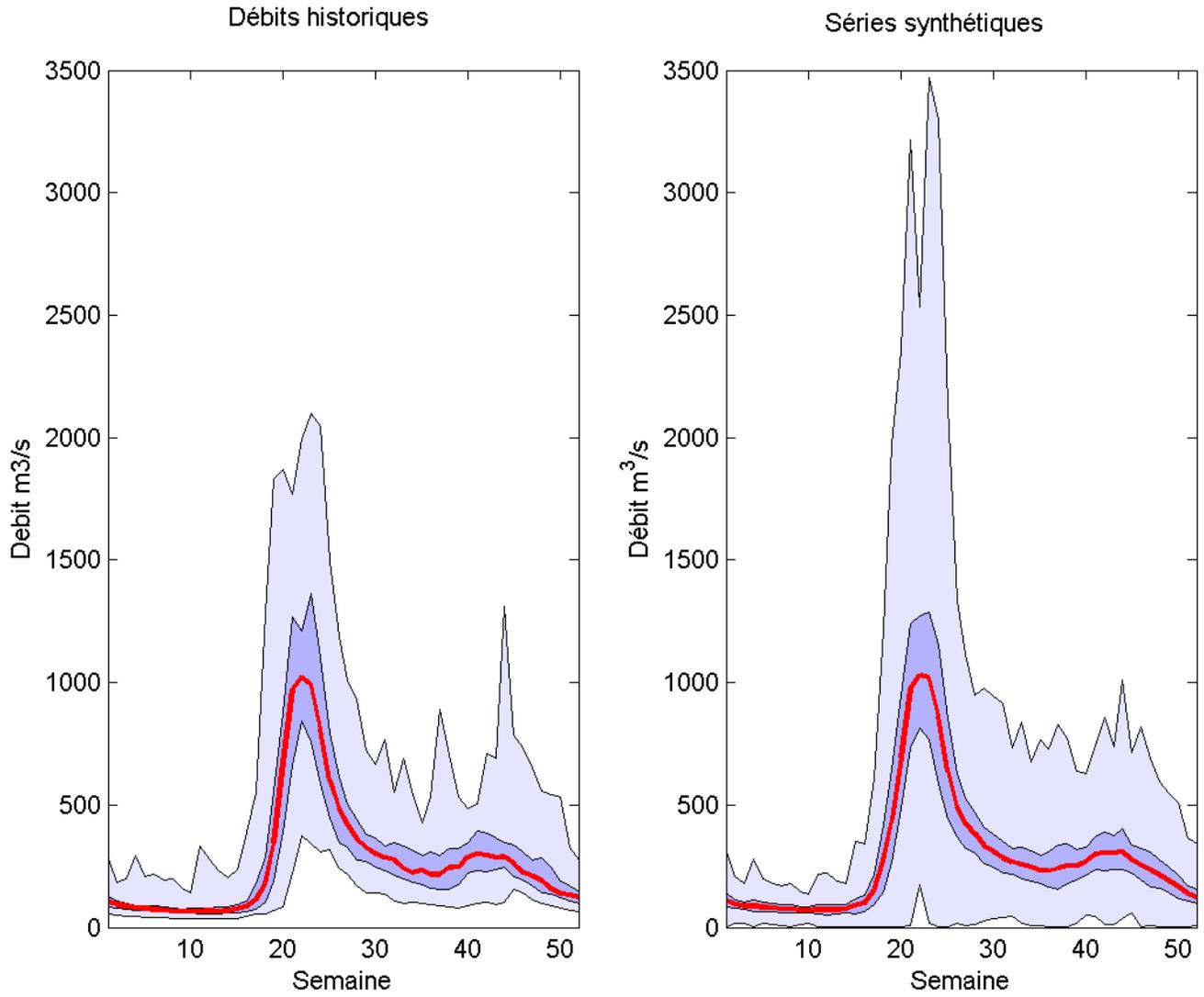


Figure A.32 Comparaison des valeurs générées par le modèle PAR (2) log-normal et la série historique

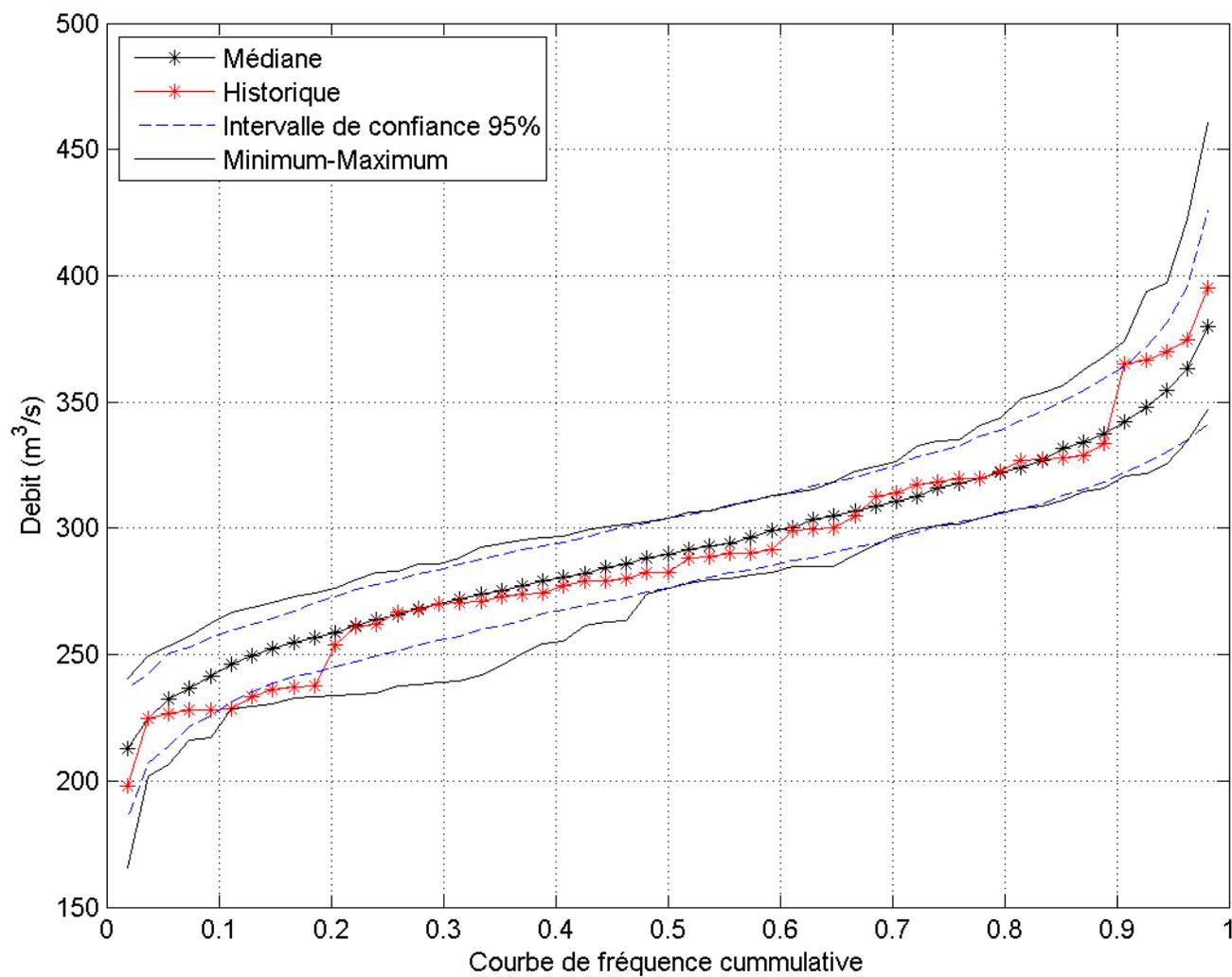


Figure A.33 Récurrence des débits générés par le modèle PAR (2) log-normal et la série historique

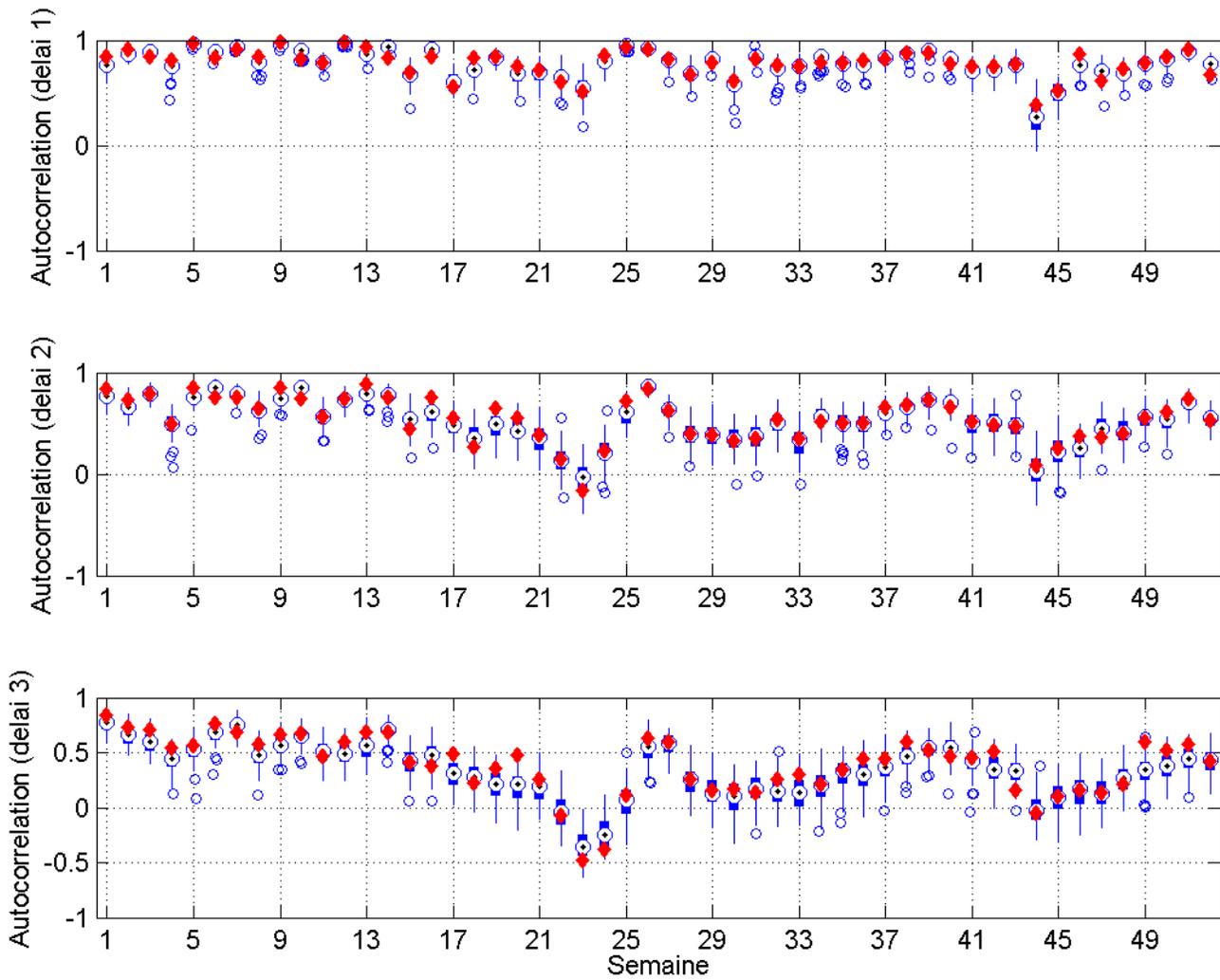


Figure A.34 Autocorrélation des débits générés par le modèle PAR (2) log-normal et la série historique

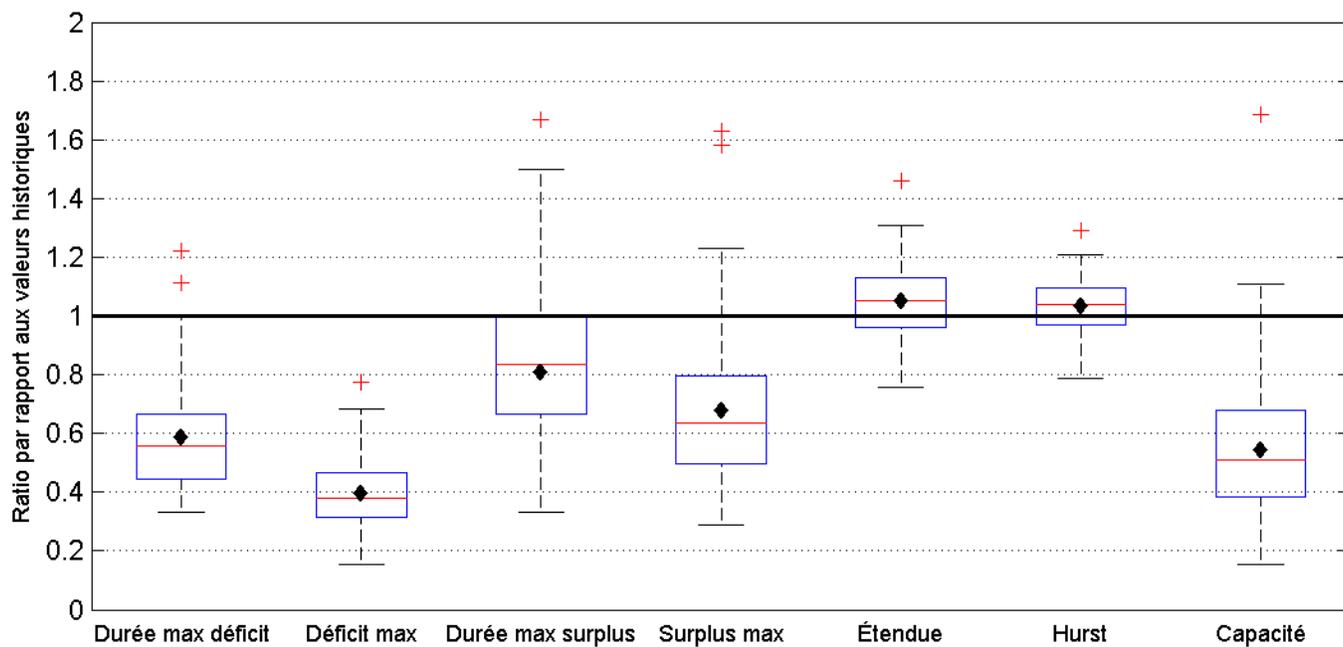


Figure A.35 Statistiques relatives à l'hydraulicité des séries de débits générées par le modèle PAR (2) log-normal



ANNEXE B  
RÉSULTATS SUPPLÉMENTAIRES DE L'OPTIMISATION

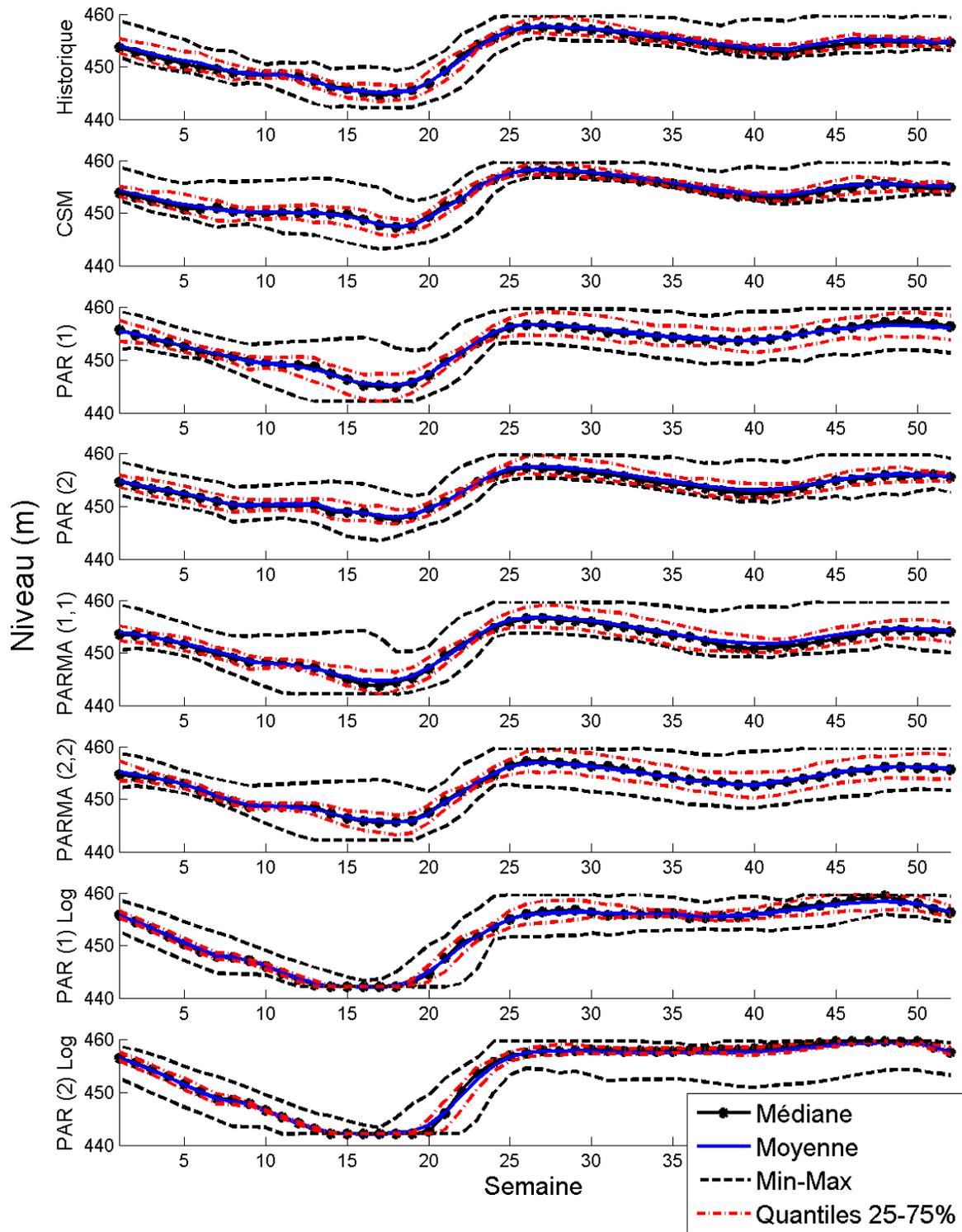


Figure B.1 Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-4

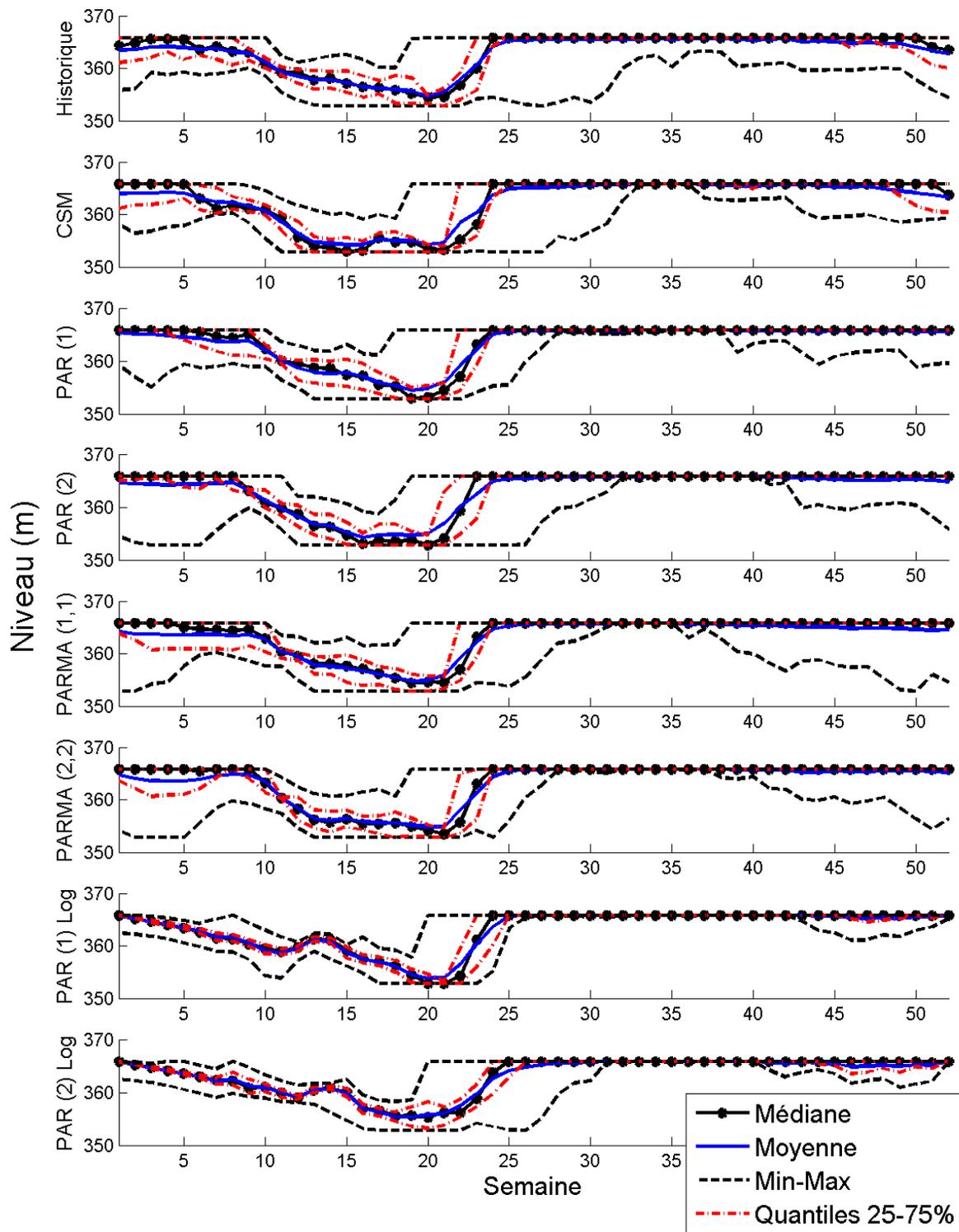


Figure B.2 Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-3

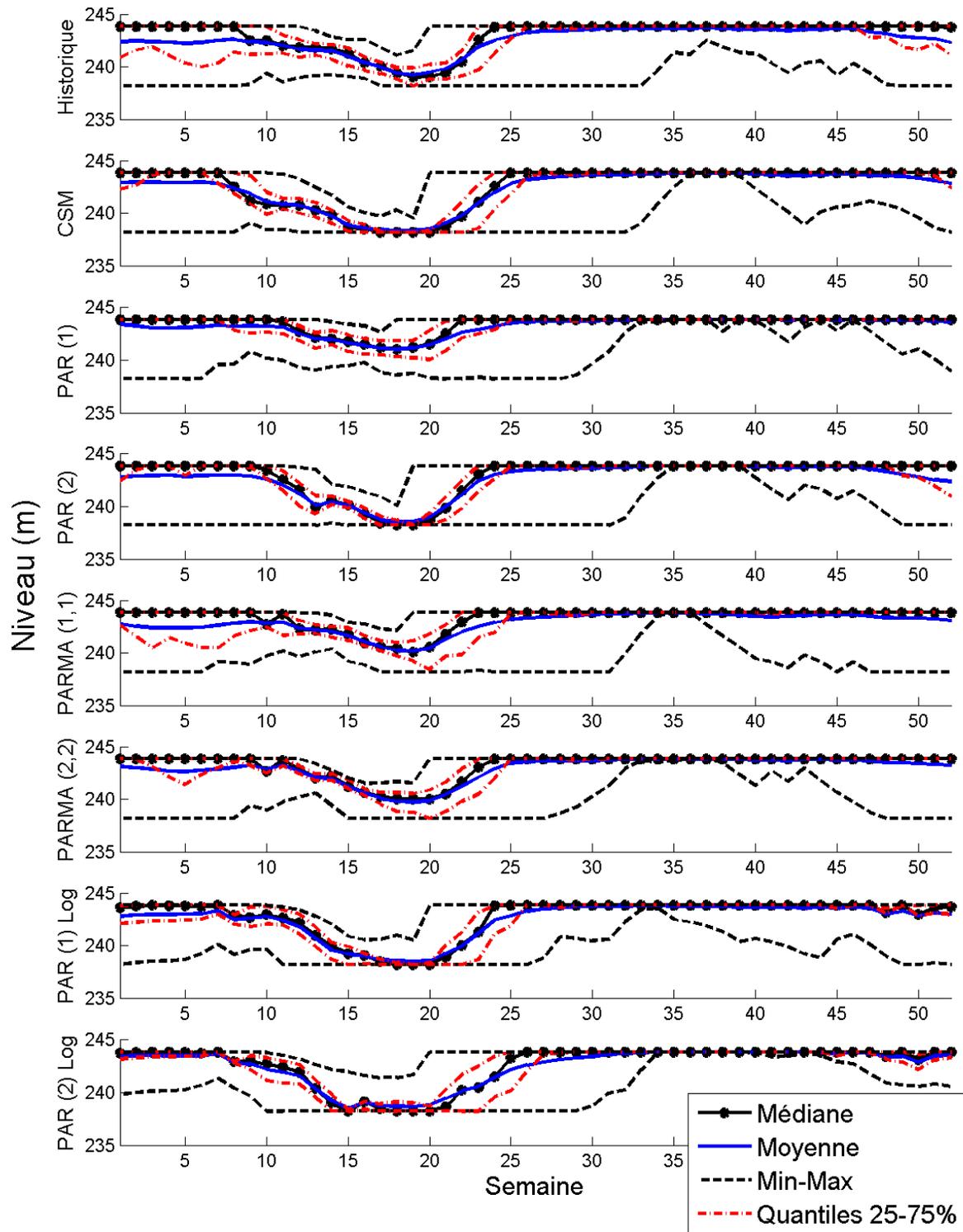


Figure B.3 Variation interannuelle du niveau du réservoir Romaine-2

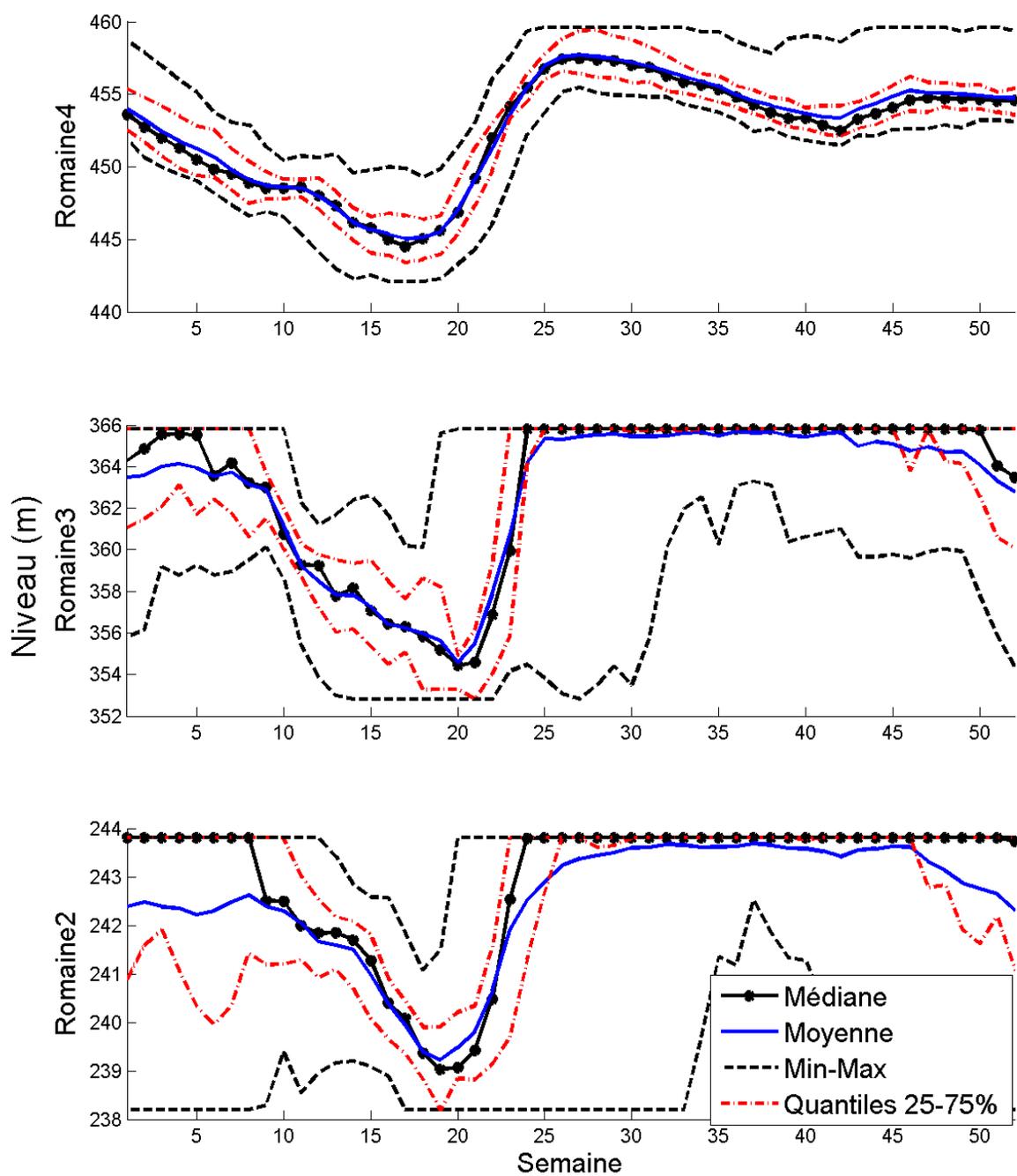


Figure B.4 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir des observations historiques

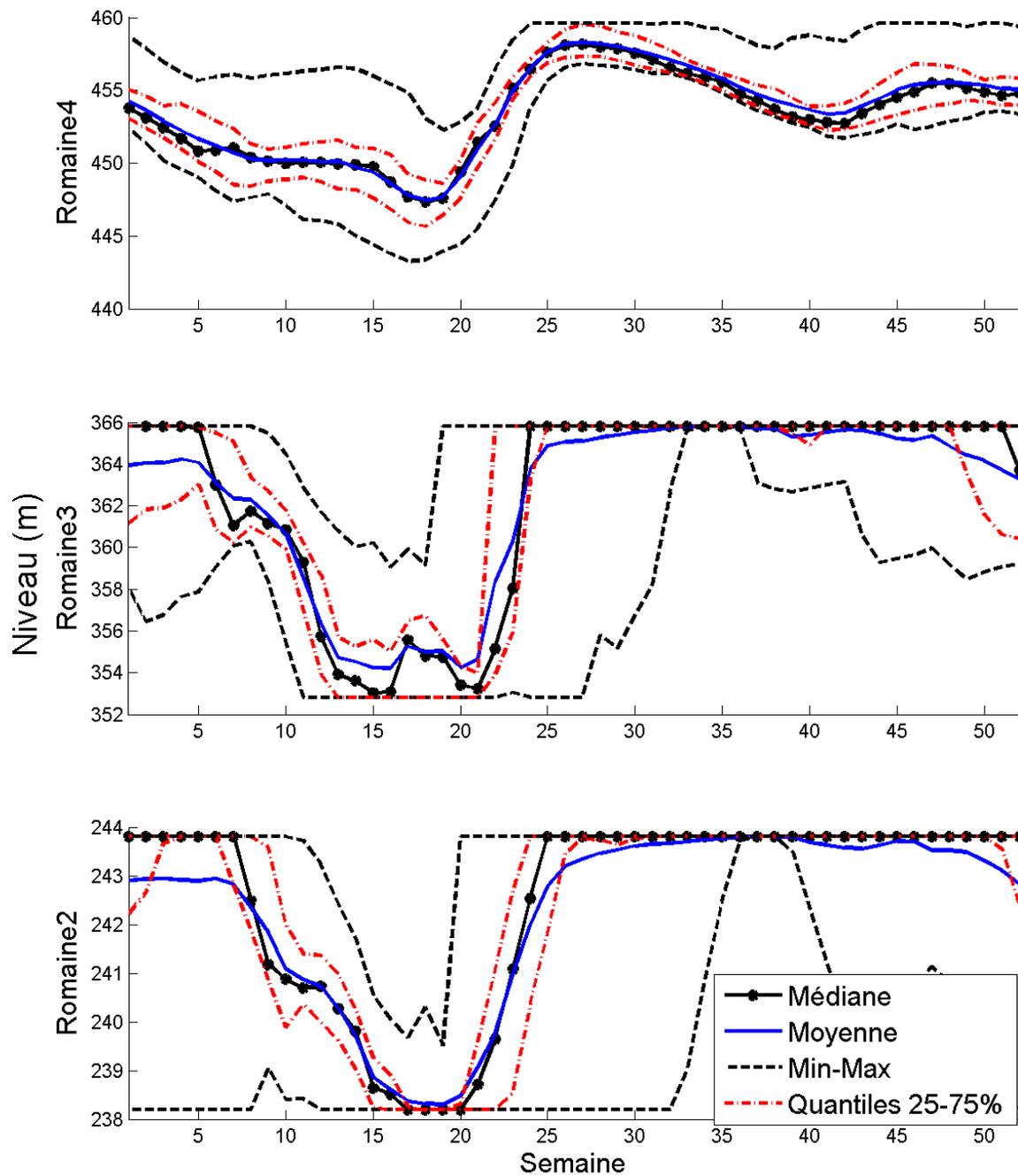


Figure B.5 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle CSM

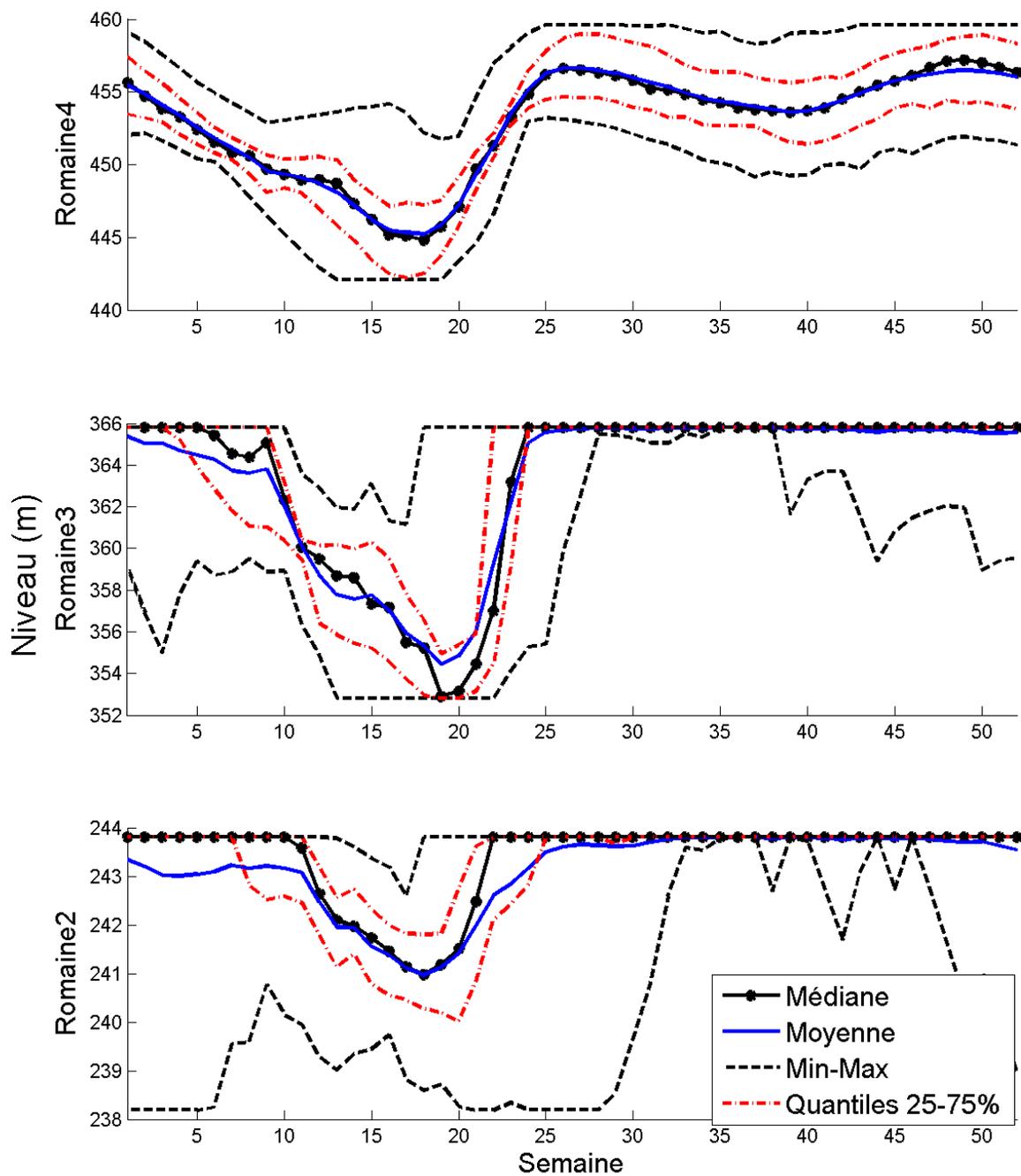


Figure B.6 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (1)

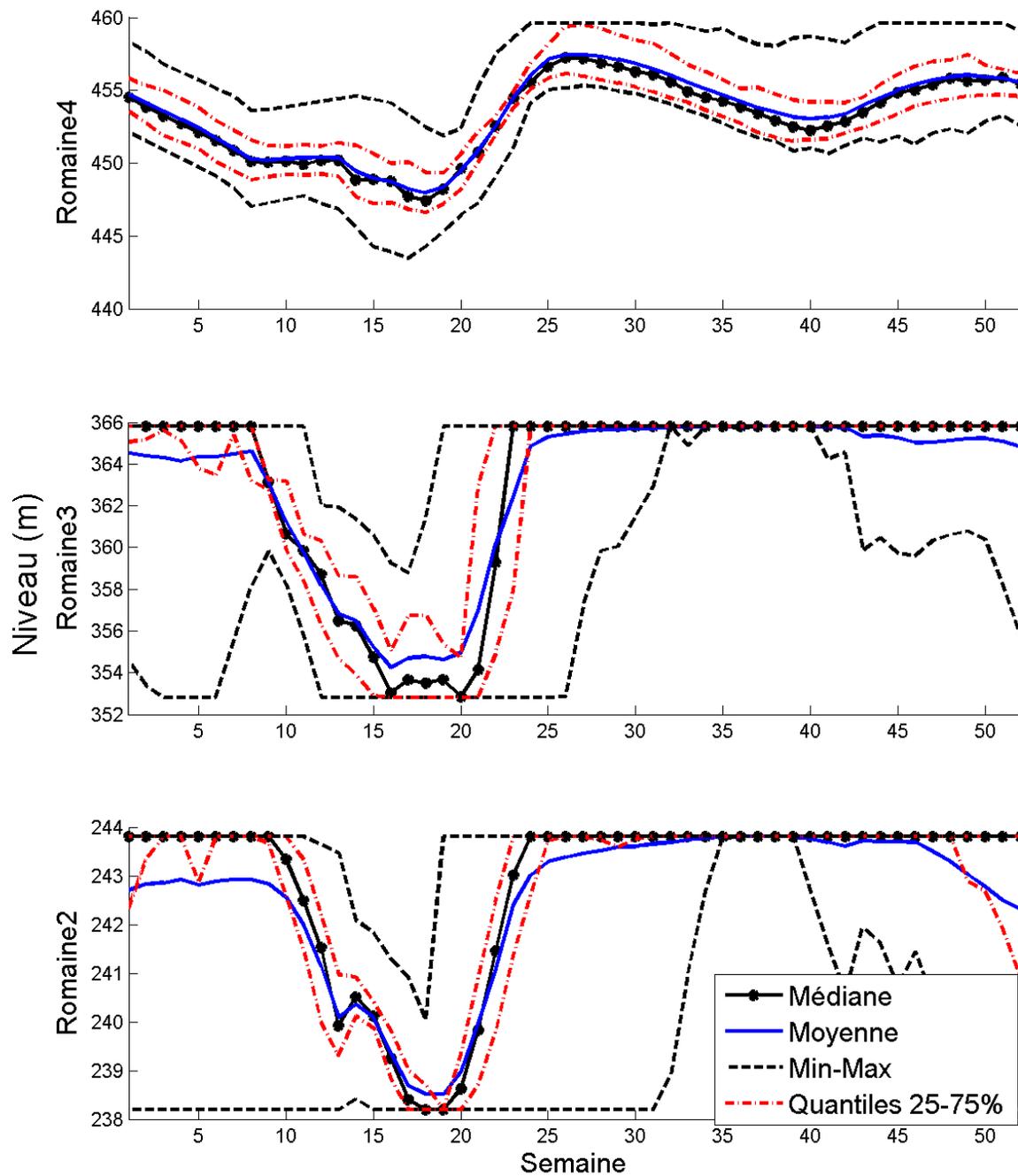


Figure B.7 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (2)

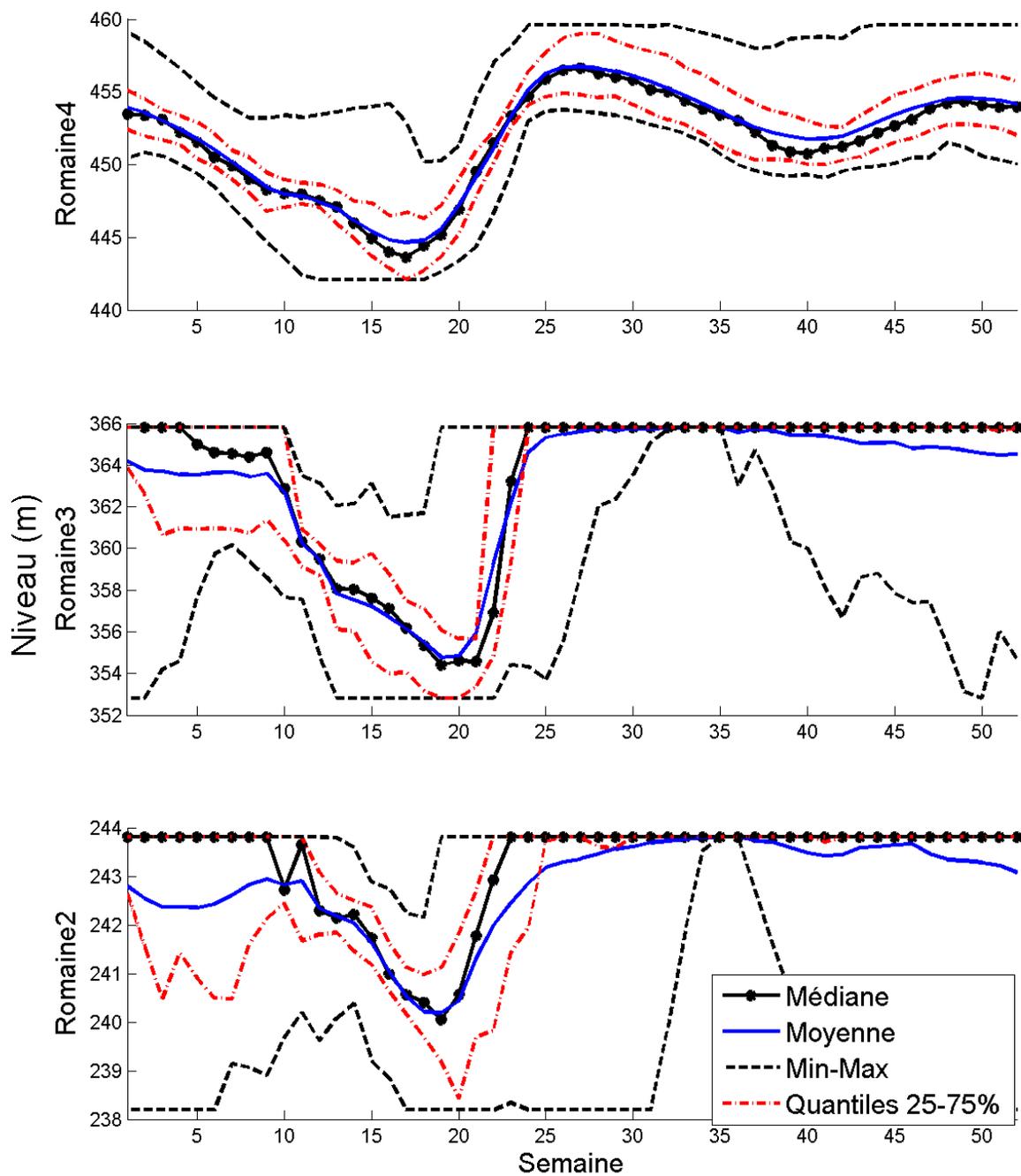


Figure B.8 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PARMA (1,1)

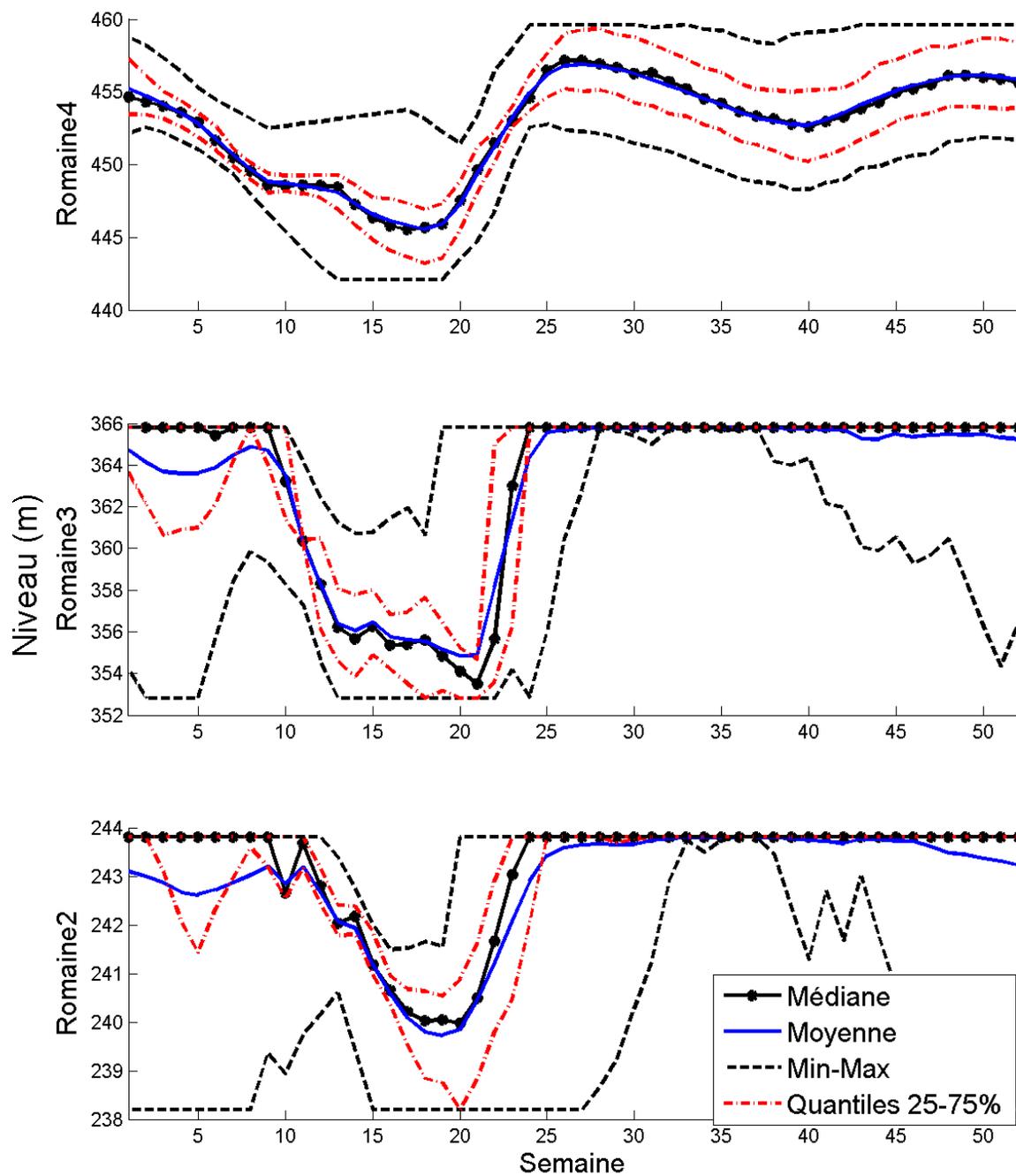


Figure B.9 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PARMA (2,2)

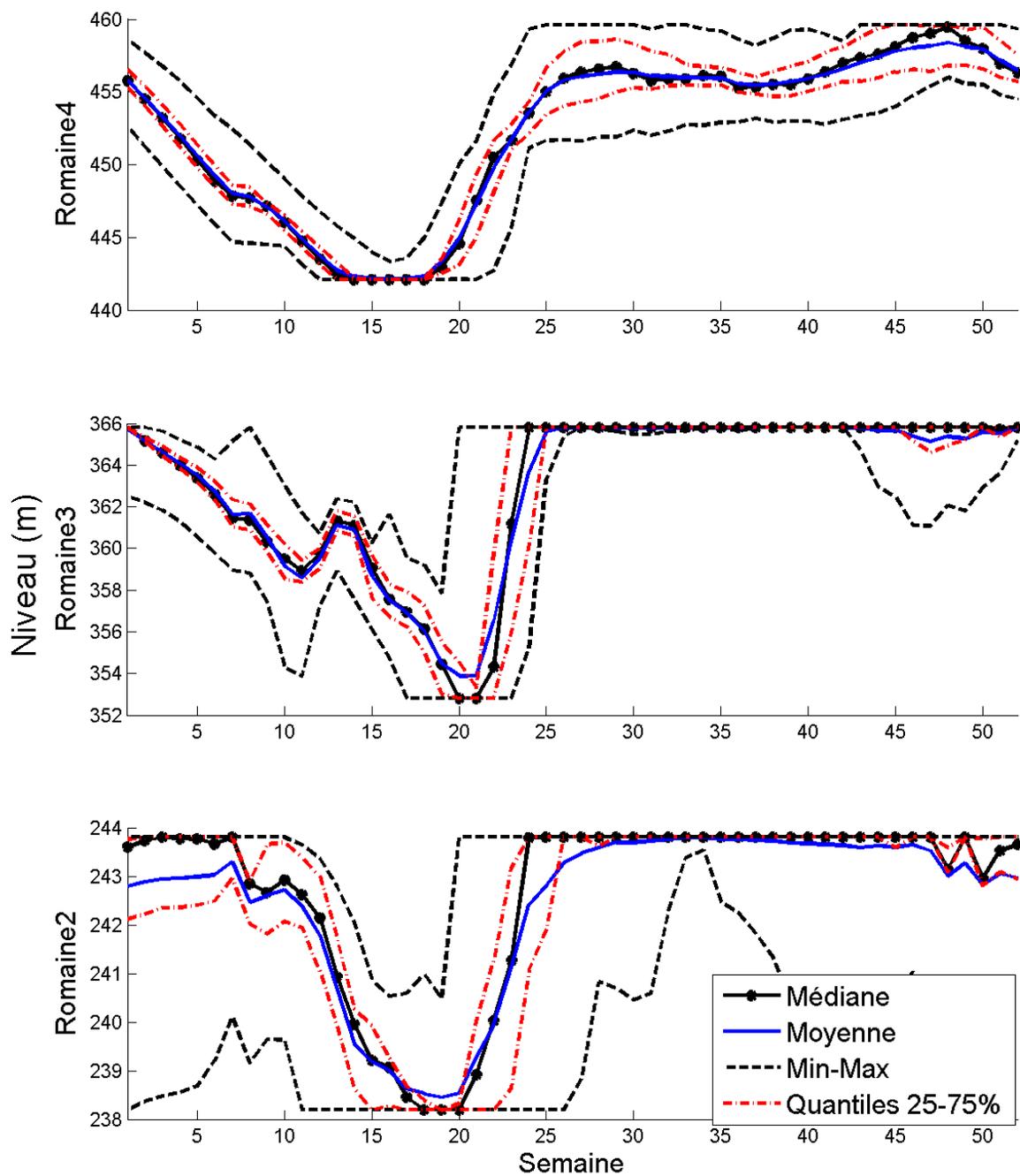


Figure B.10 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (1) log-normal

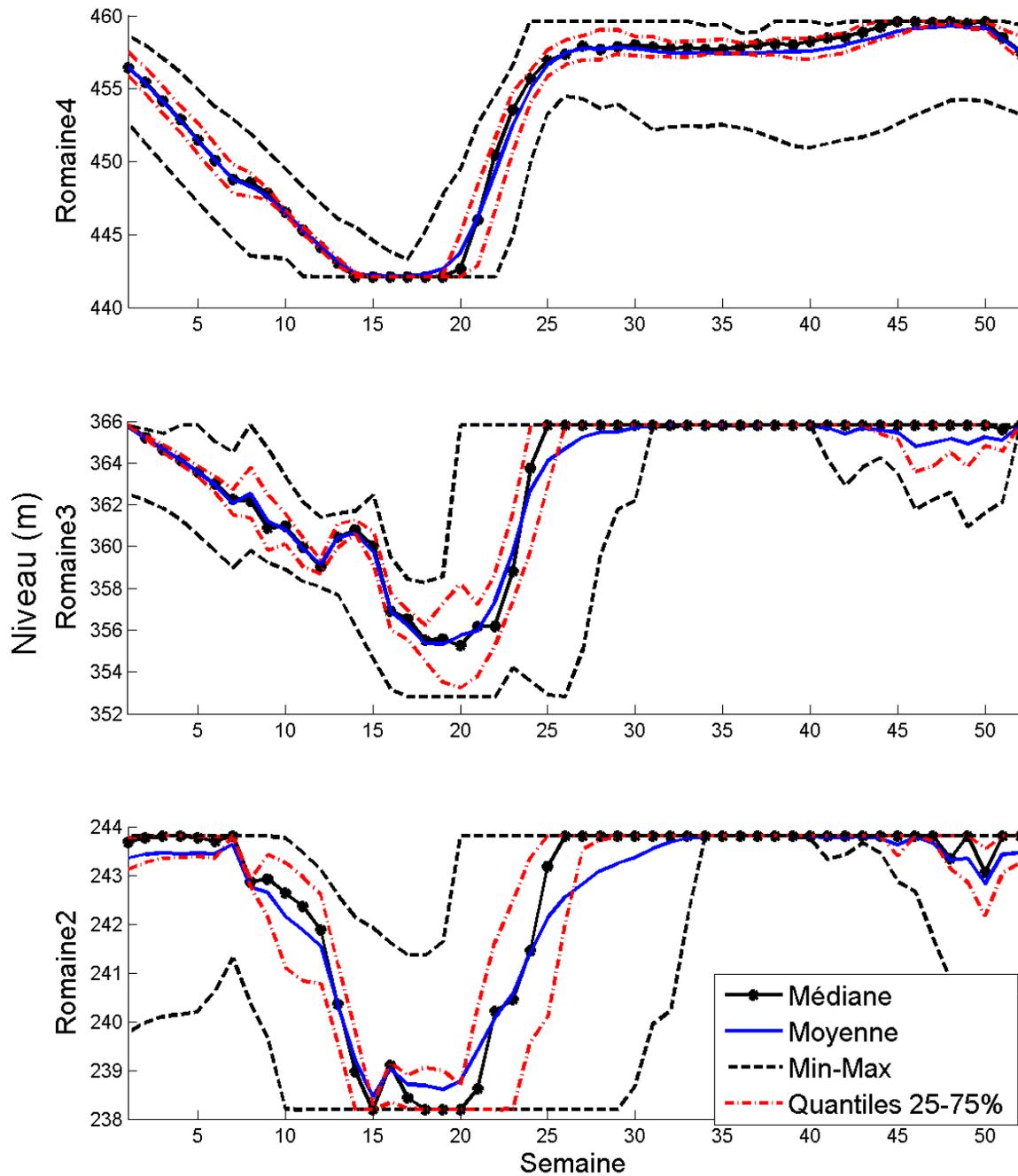


Figure B.11 Variation interannuelle du niveau des réservoirs résultant d'une gestion avec des probabilités obtenues à partir de séries générées par le modèle PAR (2) log-normal

# LISTE DES RÉFÉRENCES

- Anderson, P. L., Meerschaert, M. M. et Zhang, K. (2013). Forecasting with prediction intervals for periodic ARMA models. *Journal of time series analysis / a journal sponsored by the Bernoulli Society for Mathematical Statistics and Probability*, volume 34, numéro 2, p. 187–193.
- Baños, R., Manzano-Agugliaro, F., Montoya, F. G., Gil, C., Alcayde, A. et Gómez, J. (2010). Optimization methods applied to renewable and sustainable energy : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, volume 15, p. 1753–1766.
- Bartolini, P., Salas, J. D. et Obeysekera, J. T. B. (1988). Multivariate Periodic ARMA(1,1) Processes. *Water Resources Research*, volume 24, numéro 8, p. 1237–1246.
- Bates, B., W. Kundzewicz, Z. et Wu, S. (2008). *Climate Change and Water* (Rapport technique). Intergovernmental Panel on Climate Change, Geneva, 210 p.
- Bellman, R. (1957). *Dynamic Programming, volume 70*. 342 p.
- Bicknell, B. R., Imhoff, J. C., Kittle Jr., J. L., Donigan Jr., A. S. et Johanson, R. C. (1996). Hydrological Simulation Program : Fortran User's Manual for Release 11. *EPA/600/R-97/080, 755 p.*, , numéro September.
- Box, G. E. P. et Jenkins, G. M. (1976). *TimeSeriesAnalysis : Forecasting andContro*. Oakland, Calif.
- Bras, R., Buchanan, R. et Curry, K. (1983). Real time adaptive closed loop control of reservoirs with the high Aswan dam as a case study. *Water Resources Research*, volume 19, numéro 1, p. 33–52.
- Burges, S. J. (1979). Simulation of water resources system. Dans *Proceedings of the National Workshop on Reservoir System Operations*. University of Colorado, Boulder, Colorado, p. 136–165.
- Chen, J., Brissette, F. P., Poulin, A. et Leconte, R. (2011). Overall uncertainty study of the hydrological impacts of climate change for a Canadian watershed. *Water Resources Research*, volume 47, numéro 12.
- Côté, P., Haguma, D., Leconte, R. et Krau, S. (2011). Stochastic optimisation of Hydro-Quebec hydropower installations : A statistical comparison between SDP and SSDP methods. *Canadian Journal of Civil Engineering*, volume 38, numéro 12, p. 1427–1434.
- Côté, P. et Leconte, R. (2016). Comparison of Stochastic Optimization Algorithms for Hydropower Reservoir Operation with Ensemble Streamflow Prediction. *Journal of Water Resources Planning and Management*, volume 142, numéro 2, p. 04015046.
- Crawford, N. H. et Linsley, R. K. (1962). *The synthesis of continuous streamflow hydrographs on a digital computer*. Dept. of Civil Engineering, Stanford Univ., Palo Alto, Calif.

- Day, G., Brazil, L., McCarthy, C. et Laurne, D. (1992). Verification of the National Service Extended Streamflow Prediction Procedure, Managing Water Resources During Global Change. *American Water Resources Association*, , numéro November.
- Day, G. N. (1985). Extended Streamflow Forecasting Using NWSRFS. *Journal of Water Resources Planning and Management*, volume 111, numéro 2, p. 157–170.
- Desreumaux, Q., Côté, P. et Leconte, R. (2014). Role of hydrologic information in stochastic dynamic programming : a case study of the Kemano hydropower system in British Columbia. *Canadian Journal of Civil Engineering*, volume 41, numéro 9, p. 839–844.
- Environment and Climate Change Canada (2016). Canadian Environmental Sustainability Indicators : Precipitation Change in Canada. [Consulté le 2018-03-08] [https://www.ec.gc.ca/indicateurs-indicators/478A1D3D-5B40-4DF4-B4E2-EE41C4EB470D/CanadasProtectedAreas\\_EN.pdf](https://www.ec.gc.ca/indicateurs-indicators/478A1D3D-5B40-4DF4-B4E2-EE41C4EB470D/CanadasProtectedAreas_EN.pdf).
- Faber, B. A. et Stedinger, J. R. (2001). Reservoir optimization using sampling SDP with ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts. *Journal of Hydrology*, volume 249, numéro 1-4, p. 113–133.
- Fortin, J., Moussa, R., Bocquillon, C. et Villeneuve, J. (1995). Hydrotel, a distributed hydrological model compatible with remote sensing and geographical information systems. *Revue Des Sciences De L'Eau*, volume 8, numéro 1, p. 97.
- Fortin, V. (2000). *Le modèle météo apport HSAMI : historique, théorie et application.*, institut d'édition. Varennes, 68 p.
- Giupponi, C. et Sgobbi, A. (2013). Decision support systems for water resources management in developing countries : Learning from experiences in Africa. *Water*, volume 5, numéro 2, p. 798–818.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, volume Addison-We. 432 p.
- Haddad, O. B., Afshar, A. et Mariño, M. A. (2006). Honey-bees mating optimization (HBMO) algorithm : A new heuristic approach for water resources optimization. *Water Resources Management*, volume 20, numéro 5, p. 661–680.
- Haguma, D. et Leconte, R. (2017). *Prévision d'apports saisonniers avec des méthodes d'apprentissage automatiques et d'indicateurs climatiques* (Rapport technique). Université de Sherbrooke.
- Horton, R. E. (1933). The role of infiltration in the hydrologic cycle. *Trans., Am. Geophys. Union*, volume 145, p. 446–460.
- Hydro-Québec Production (2007a). *Complexe de la Romaine : Étude d'impact sur l'environnement - Volume 1 : Vue d'ensemble et description des aménagements* (Rapport technique). Hydro-Québec Production, 314 p.

- Hydro-Québec Production (2007b). *Complexe de la Romaine : Étude d'impact sur l'environnement - Volume 2 : Milieu physique* (Rapport technique). Hydro-Québec Production, 212 p.
- Imbau, M. E. (1892). La Durance : Regime, crues et inondations. *Ann. Ponts Chaussees, Mem. Doc., Ser.*, volume 3, numéro I, p. 5–18.
- Kelman, J., Stedinger, J. R., Cooper, L. A., Hsu, E. et Yuan, S. Q. (1990). Sampling stochastic dynamic programming applied to reservoir operation. *Water Resources Research*, volume 26, numéro 3, p. 447–454.
- Klipsch, J. D. et Hurst, M. B. (2013). HEC-ResSim Reservoir System Simulation User's Manual Computer Program Documentation HEC-ResSim Reservoir System Simulation User's Manual Version 3.1.
- Krau, S., Émiel, G., Merleau, J. et Leconte, R. (2017). Adaptive sampling in Stochastic Dynamic Programming for water reservoir management [Soumis]. *Water Resources Research*.
- Labadie, J. W. (2004). Optimal Operation of Multireservoir Systems : State-of-the-Art Review. *Journal of Water Resources Planning and Management*, volume 130, numéro 2, p. 93–111.
- Labadie, J. W. et Sullivan, C. H. (1986). Computerized decision support systems for water managers. *Journal of Water Resources Planning and Management*, volume 112, numéro 3, p. 299–307.
- Lampert, D. J. et Wu, M. (2015). Development of an open-source software package for watershed modeling with the Hydrological Simulation Program in Fortran. *Environmental Modelling and Software*, volume 68, p. 166–174.
- Lara, P. G., Lopes, J. D., Luz, G. M. et Bonumá, N. B. (2014). Reservoir operation employing HEC-ResSim : Case study of Tucuruí dam, Brazil. *6th International Conference on Flood Management*, , numéro September 2014, p. 1–12.
- Lee, A. F. S. et Heghinian, S. M. (1977). A Shift Of The Mean Level In A Sequence Of Independent Normal Random Variables : A Bayesian Approach. *Technometrics*, volume 19, numéro 4, p. 503–506.
- Lilliefors, H. W. (1967). On the Kolmogorov-Smirnov Test for Normality whit Mean and Variance unkown. *Journal of the American Statistical Association*, volume 62, numéro 318, p. 399–402.
- Loucks, D. P. (2000). Sustainable Water Resources Management. *Water International*, volume 25, numéro 1, p. 3–10.
- Merleau, J., Minville, M. et Côté, P. (2011). Gestion de systèmes hydriques en contexte de changements climatiques. *Midi-conférence IREQ*.
- Modini, C. (2010). USING HEC-RESSIM FOR COLUMBIA RIVER TREATY FLOOD CONTROL.

- Mulvany, T. J. (1850). On the use of self-registering rain and flood gauges. *Proc. Inst. Civ. Eng.*, volume 4, numéro 2, p. 1–8.
- Munos, R., Moore, A. W., Emi Munos, R. et Moore, A. (1999). Variable Resolution Discretization for High- Accuracy Solutions of Optimal Control Problems Variable resolution discretization for high-accuracy solutions of optimal control problems. Dans *International Joint Conference on Artificial Intelligence*.
- Nandalal, K. D. W. et Bogardi, J. J. (2007). *Dynamic Programming Based Operation of Reservoir : Applicability and Limits*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom.
- Perrin, C. (2002). Towards an improved version of a lumped rainfall-runoff model through a comparative approach. *Houille Blanche-Revue Internationale De L Eau*, , numéro 6-7, p. 84–91.
- Perrin, C., Michel, C. et Andréassian, V. (2007). Modèles hydrologiques du Génie Rural (GR).
- Piccardi, C. et Soncini-Sessa, R. (1991). Stochastic dynamic programming for reservoir optimal control : Dense discretization and inflow correlation assumption made possible by parallel computing. *Water Resources Research*, volume 27, numéro 5, p. 729–741.
- Pierleoni, A., Camici, S., Brocca, L., Moramarco, T. et Casadei, S. (2014). Climate change and decision support systems for water resource management. Dans *Procedia Engineering*. volume 70. p. 1324–1333.
- Rouhani, H. (2016). *Climate change impact on probable maximum precipitation and probable maximum flood in Québec*. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke.
- Salas, J. D. (1993). *Analysis and modeling of hydrologic time series, Chapter 19 in Handbook of Hydrology*.
- Salas, J. D., Sveinsson, O. G., Lane, W. L. et Frevert, D. K. (2006). Stochastic Streamflow Simulation Using SAMS-2003. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, volume 132, numéro 2, p. 112–122.
- Schaake, J. et Larson, L. (1998). Ensemble streamflow prediction (ESP) : progress and research needs. Preprints, Special Symposium on Hydrology. *American Meteorology Society*, p. p. 19–24.
- Scharffenberg, W. (2016). Hydrologic Modeling System HEC-HMS User’s Manual.
- Scholz, F. W. et Stephens, M. A. (1987). K-sample Anderson-Darling tests. *Journal of the American Statistical Association*, volume 82, numéro 399, p. 918–924.
- Sherman, L. K. (1932). Stream flow from rainfall by the unit graph method. *Eng. News-Rec.*, volume 108, p. 501–505.
- Singh, V. P. et Woolhiser, D. a. (2002). Mathematical Modeling of Watershed Hydrology. *Journal of Hydrologic Engineering*, volume 7, numéro 4, p. 270–292.

- Stedinger, J. R. (1980). Fitting log normal distributions to hydrologic data. *Water Resources Research*, volume 16, numéro 3, p. 481–490.
- Sveinsson, O., Salas, J. D., Lane, W. L. et Frevert, D. K. (2007). *Stochastic Analysis, Modeling and Simulation (SAMS) Version 2007* (Rapport technique). Colorado State University, Fort Collins, Colorado.
- Sveinsson, O. G., Salas, J. D., Boes, D. C. et Pielke, R. A. (2003). Modeling the Dynamics of Long-Term Variability of Hydroclimatic Processes. *Journal of Hydrometeorology*, volume 4, numéro 3, p. 489–505.
- Tauxe, G. W., Maden, D. M. et Inman, R. R. (1980). Multiple objectives in reservoir operation. *Journal of the Water Resources Planning and Management Division, American Society of Civil Engineers*, volume 106, numéro 1, p. 225–238.
- Tejada-Guibert, J. A., Johnson, S. A. et Stedinger, J. R. (1995). The value of hydrologic information in stochastic dynamic programming models of a multireservoir system.
- Tesfaye, Y. G., Meerschaert, M. M. et Anderson, P. L. (2006). Identification of periodic autoregressive moving average models and their application to the modeling of river flows. *Water Resources Research*, volume 42, numéro 1.
- Trujillo-Ortiz, A., Hernandez-Walls, R., Barba-Rojo, K., Cupul-Magana, L. et Zavala-Garcia, R. (2007). AnDarksamtest :Anderson-Darling k sample procedure to test the hypothesis that the populations of the drawned groups are identical.
- Turgeon, A. (2005). Solving a stochastic reservoir management problem with multilag autocorrelated inflows. *Water Resources Research*, volume 41, numéro 12, p. 1–9.
- Ula, T. (1990). Periodic covariance stationarity of multivariate periodic autoregressive moving average processes. *Water Resources Research*, volume 26, numéro 5.
- Wanner, H., Brönnimann, S., Casty, C., Gyalistras, D., Luterbacher, J., Schmutz, C., Stephenson, D. B. et Xoplaki, E. (2001). North Atlantic oscillation - Concepts and studies. *Surveys in Geophysics*, volume 22, numéro 4, p. 321–382.
- Wurbs, R. a. (1998). Dissemination of Generalized Water Resources Models in the United States. *Water International*, volume 23, numéro 3, p. 190–198.
- Yakowitz, S. (1982). Dynamic programming applications in water resources. *Water Resources Research*, volume 18, numéro 4, p. 673–696.
- Yeh, W. W. (1985). Reservoir Management and Operations Models : A State-of-the-Art Review. *Water Resources Research*, volume 21, numéro 12, p. 1797–1818.
- Zagona, E. A., Fulp, T. J., Shane, R., Magee, T. et Goranflo, H. M. (2001). Riverware : A generalized tool for complex reservoir system modeling. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association*, volume 37, numéro 4, p. 913–929.
- Zagona, E. A. et Magee, T. M. (1999). Modeling hydropower in riverware. *Waterpower 1999 : Hydro's Future : Technology, Markets, and Policy*.

Zhu, Y., Jian, J., Wu, J. et Yang, L. (2013). Global Optimization of Non-Convex Hydro-Thermal Coordination Based on Semidefinite Programming and also with Guangxi Key Laboratory of Power System Optimization and Energy Technology. *IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS*, volume 28, numéro 4.



