

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉLABORATION DE RÈGLES DE GESTION DU SYSTÈME HYDROÉLECTRIQUE
DE NECHAKO À PARTIR D'APPROCHES STOCHASTIQUES

NATHALIE LAFORTE

DÉPARTEMENT DES GÉNIES CIVIL, GÉOLOGIQUE ET DES MINES

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE CIVIL)

DÉCEMBRE 2008



Library and
Archives Canada

Published Heritage
Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Direction du
Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

ISBN: 978-0-494-48923-9

Our file Notre référence

ISBN: 978-0-494-48923-9

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

ÉLABORATION DE RÈGLES DE GESTION DU SYSTÈME HYDROÉLECTRIQUE
DE NECHAKO À PARTIR D'APPROCHES STOCHASTIQUES

présenté par : LAFORTE Nathalie

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

M. LECLERC Guy, Ph.D., président

M. MAHDI Tew-Fik, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. TURGEON André, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

M. TA TRUNG Hau, B.Ing., membre

À Jean-Philippe

REMERCIEMENTS

D'abord, je tiens à remercier mon directeur de recherche, monsieur Tew-Fik Mahdi, Ph. D., qui m'a soutenu tout au long du projet et qui m'a permis d'approfondir mes connaissances dans le domaine de l'hydraulique.

De plus, je tiens à remercier, monsieur André Turgeon, Ph. D., professeur à l'École Polytechnique, qui a assuré la codirection de cette recherche et qui m'a permis d'approfondir mes connaissances en optimisation.

Je remercie également la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. qui a contribué financièrement au projet. Je remercie particulièrement monsieur Hau Ta Trung, B. Sc. A., et monsieur Bruno Larouche, ing. M. Sc. A., pour leur soutien et leurs conseils durant toute la durée de la recherche.

Je remercie finalement le CRSNG (Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada) pour son soutien financier durant mes études de maîtrise.

RÉSUMÉ

En janvier 2007, la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. mandate l'École Polytechnique de Montréal d'effectuer un projet d'amélioration de la gestion de leur système hydroélectrique de Kemano, situé en Colombie-Britannique. Le projet a pour but la création d'un programme d'optimisation de nature stochastique afin d'améliorer les règles de gestion produites par un logiciel de simulation de nature déterministe. Le programme d'optimisation doit améliorer la production hydroélectrique du système de Kemano tout en tenant compte des contraintes propres à ce système.

Le programme d'optimisation sera créé en utilisant la méthode de programmation dynamique stochastique, qui est la méthode d'optimisation la plus appropriée au problème étudié. Cette méthode permet l'optimisation des processus de décision par période.

Des modèles hydrologiques ont été utilisés afin de représenter les apports naturels. La série historique d'apports disponible comporte 52 années. Le modèle hydrologique utilisé pour le développement du programme d'optimisation est le modèle autorégressif d'ordre un. Un modèle autorégressif à moyenne mobile d'ordre (2,2) a ensuite été utilisé pour générer des séries synthétiques d'apports. Des simulations à partir des séries synthétiques d'apports ont été effectuées afin de valider le respect des contraintes et de calculer l'énergie produite lors de l'utilisation de la règle de gestion produite par le programme d'optimisation.

Finalement, les résultats ont été comparés à ceux obtenus par le logiciel de simulation utilisé actuellement par les gestionnaires du système hydroélectrique de Kemano afin de valider l'augmentation de la production hydroélectrique de la centrale de Kemano. Le logiciel de simulation prend en compte les prévisions de volume de crue printanière, ce

que le programme d'optimisation n'est pas en mesure de faire. Alors, les résultats n'ont pas démontré une augmentation de la production hydroélectrique. Cependant, le programme d'optimisation présente l'avantage d'être adaptable à diverses conditions, comme les événements hydrologiques extrêmes, ce que le logiciel de simulation peut difficilement faire, vu qu'il a été créé exclusivement à partir de la série historique. Le programme d'optimisation pourra alors être utilisé par les gestionnaires du système de Kemano, par exemple lors de conditions hydrologiques extrêmes, pour lesquelles le logiciel de simulation ne permet pas de produire une règle de gestion adéquate. Cette adaptabilité sera probablement très avantageuse vu les changements climatiques prévus dans le prochain siècle. Il est cependant recommandé d'améliorer le programme d'optimisation en incluant les valeurs de volume prévu de la crue printanière, ce qui permettrait d'être plus performant que le logiciel de simulation pour toutes les conditions (régulières et extrêmes).

ABSTRACT

In January 2007, the company Rio Tinto Alcan Inc. mandates the Ecole Polytechnique of Montreal to conduct a project to improve the management of their hydroelectric system of Kemano, located in British Columbia. The project aims to create a stochastic optimization program to improve the management rules produced by a deterministic simulation software. The optimization program must improve the hydroelectricity production of Kemano's system taking into account the constraints of this system.

The optimization program will be created from the stochastic dynamic programming method, which is the optimization method the most appropriate to the problem studied. This method allows the optimization of decision-making processes over time.

Hydrological models were used to represent the inflows. The available historical series of inflows consists of 52 consecutive years. The hydrological model used to develop the optimization program is the autoregressive model of first order. An autoregressive moving average model of order (2,2) was then used to generate series of synthetic inflows. Simulations from the series of synthetic inflows have been conducted to validate compliance with the constraints and calculate the energy produced when using the rules produced by the optimization program.

Finally, the results were compared with those obtained by the simulation software currently used by managers of Kemano hydroelectric system to validate the increased of production of Kemano's hydroelectric power plant. The simulation software takes into account the estimated volume of spring flood, which the optimization program is unable to do so. So the results have not shown an increase in hydroelectric production. However, the optimization program has the advantage of being adaptable to various conditions such as extreme hydrological events, which the simulation software can only

do with great difficulty, since it was created exclusively from the historical series. The optimization program can be used by Kemano's system managers, during extreme hydrologic conditions to produce an adequate rule of management, a rule the simulation software is unable to produce. This adaptability is likely to be very useful given the important climate changes scheduled to take place in the next century. It is recommended to improve the optimization program by including the values of spring flood's volume, which would be more efficient than the simulation software to all conditions (including regular and extreme weather).

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	v
RÉSUMÉ	vi
ABSTRACT	viii
TABLE DES MATIÈRES	x
LISTE DES FIGURES.....	xiii
LISTE DES TABLEAUX.....	xv
LISTE DES ANNEXES.....	xvi
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 DÉFINITION DU PROJET	3
1.1. Problématique	3
1.2. Hypothèses	6
1.3. Objectif général	7
1.3.1. Objectifs spécifiques	7
1.4. Méthodologie	7
1.4.1. Modélisation du système hydroélectrique de Kemano	7
1.4.2. Choix de la méthode d'optimisation	8
1.4.3. Modélisation des apports naturels	8
1.4.4. Développement d'un programme d'optimisation	8
CHAPITRE 2 ANALYSE DU SYSTÈME HYDROÉLECTRIQUE DE KEMANO...	9
2.1. Description du système hydroélectrique de Kemano.....	9
2.1.1. Contraintes du système	10
2.1.2. Contraintes sur les débits déversés.....	10
2.1.3. Contraintes sur le volume du réservoir	13
2.1.4. Contraintes de production hydroélectrique	15
2.2. Choix des périodes	15

CHAPITRE 3 MÉTHODES POUR L'OPTIMISATION DE LA GESTION DE RÉSERVOIRS	17
3.1. Méthodes courantes utilisées pour l'optimisation de la gestion de réservoirs hydroélectriques	17
3.1.1. Programmation linéaire	18
3.1.2. Programmation dynamique	20
3.1.3. Programmation non-linéaire.....	23
3.1.4. Algorithme génétique.....	25
3.1.5. Programmation de fiabilité.....	26
3.1.6. Avantages et inconvénients.....	27
3.1.7. Simulation	27
3.2. Choix de la méthode.....	29
CHAPITRE 4 MODÉLISATION DES APPORTS NATURELS	31
4.1. Description des modèles utilisés	31
4.1.1. Modélisation autorégressive (AR)	31
4.1.2. Modélisation autorégressive à moyenne mobile	36
4.2. Choix du modèle	43
4.2.1. Modèle utilisé pour la programmation dynamique stochastique	43
4.2.2. Modèle utilisé pour la validation du programme d'optimisation.....	45
4.3. Méthodologie pour la modélisation autorégressive (AR)	45
4.3.1. Normalisation des apports.....	46
4.3.2. Standardisation des apports.....	49
4.3.3. Création de la variable aléatoire centrée réduite	49
4.3.4. Validation du modèle	51
4.3.5. Calcul des probabilités	51
4.4. Méthodologie pour la modélisation autorégressive à moyenne mobile (ARMA).....	53
4.4.1. Utilisation du logiciel SAMS 2007	53
CHAPITRE 5 DÉVELOPPEMENT DU PROGRAMME D'OPTIMISATION.....	55

5.1.	Langage de programmation et programme informatique utilisé.....	55
5.2.	Schématisation des étapes du programme.....	55
5.3.	Variables d'état et de décision	57
5.4.	Discrétisation des variables.....	57
5.5.	Fonctions de pénalité.....	58
5.5.1.	Type des fonctions de pénalités	58
5.5.2.	Valeur des fonctions de pénalité pour chaque contrainte.....	64
5.6.	Vérification du respect des contraintes	65
5.6.1.	Série historique d'apports	66
5.6.2.	Séries synthétiques d'apports.....	66
CHAPITRE 6 PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS.....		68
6.1.	Résultats obtenus par le programme d'optimisation de nature stochastique.....	68
6.2.	Comparaison avec l'approche déterministe	79
6.2.1.	Description du modèle de simulation utilisé par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.....	80
6.2.2.	Comparaison des résultats.....	81
6.2.3.	Discussion	88
CONCLUSION		90
RÉFÉRENCES.....		92
ANNEXES		95

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : Localisation du réservoir Nechako à l'intérieur de la Colombie-Britannique.....	4
Figure 1-2 : Bassin versant du réservoir Nechako	4
Figure 1-3 : Localisation de la ville de Vanderhoof	5
Figure 2-1 : Emplacement du seuil naturel dans le réservoir Nechako.....	14
Figure 5-1 : Schéma des étapes du programme d'optimisation	56
Figure 5-2 : Linéarisation d'une fonction exponentielle.....	61
Figure 6-1 : Pourcentage de fois que la contrainte est dépassée - série historique	72
Figure 6-2 : Écart moyen lors du non-respect des contraintes - série historique	72
Figure 6-3 : Pourcentage de fois que la contrainte est dépassée - série synthétique.....	73
Figure 6-4 : Écart moyen lors du non-respect des contraintes - série synthétique.....	73
Figure 6-5 : Comparaison du pourcentage de non-respect des contraintes.....	85
Figure D-1 : Facteurs de corrélation par période	101
Figure D-2 : Corrélogramme des périodes 1 à 5	102
Figure D-3 : Corrélogramme des périodes 6 à 10.....	102
Figure D-4 : Corrélogramme des périodes 11 à 15.....	103
Figure D-5 : Corrélogramme des périodes 16 à 20.....	103
Figure D-6 : Corrélogramme des périodes 21 à 25.....	104
Figure D-7 : Corrélogramme des périodes 26 à 30.....	104
Figure D-8 : Corrélogramme des périodes 3 à 35.....	105
Figure D-9 : Corrélogramme des périodes 36 à 40.....	105
Figure D-10 : Corrélogramme des périodes 41 à 48.....	106
Figure D-11 : Moyenne par période pour les modèles autorégressifs	107
Figure D-12 : Écart-type par période pour les modèles autorégressifs.....	107
Figure D-13 : Facteurs de corrélation de décalage 1 pour les modèles autorégressifs .	108
Figure D-14 : Facteurs de corrélation de décalage 2 pour les modèles autorégressifs .	108

Figure E-1 : Moyenne par période pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile.....	110
Figure E-1 : Écart-types par période pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile.....	111
Figure E-14 : Facteurs de corrélation de décalage 1 pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile	111
Figure E-14 : Facteurs de corrélation de décalage 2 pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile	112
Figure G-14 : Schéma détaillé de la normalisation des apports.....	115
Figure H-14 : Schéma détaillé du programme d'optimisation.....	116

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2-1 : Débits minimaux à déverser dans la rivière Nechako.....	11
Tableau 2-2 : Débits déversés acceptables selon l'occurrence de conditions hydrologiques	12
Tableau 2-3 : Débits maximaux à déverser dans la rivière Nechako selon le NFCP.....	13
Tableau 2-4 : Volumes acceptables selon l'occurrence de conditions hydrologiques.....	15
Tableau 5-1 : Types de fonction de pénalité par contrainte	63
Tableau 5-2 : Exemple de valeur des paramètres des fonctions de pénalité.....	64
Tableau 6-1 : Résultats obtenus lors de la simulation de la série historique à partir de la règle de gestion optimisée	70
Tableau 6-2 : Résultats obtenus lors de la simulation de la série synthétique à partir de la règle de gestion optimisée	71
Tableau 6-3 : Résultats de débits déversés maximaux selon le NFCP par période	74
Tableau 6-4 : Calendrier d'entretien des turbines	81
Tableau 6-5 : Comparaison des productions hydroélectriques moyennes obtenues par les deux méthodes	82
Tableau 6-6 : Résultats obtenus par le logiciel de simulation.....	83
Tableau 6-7 : Résultats de débits déversés maximaux selon le NFCP par période (logiciel de simulation)	84
Tableau A-1 : Dates associées aux périodes	96
Tableau B-1 : Débits sortants discrétisés	97
Tableau C-1 : Apports discrétisés par période	99
Tableau F-1 : Intervalle de confiance sur les moyennes par période.....	113
Tableau I-1 : Règle de gestion pour la première période	117

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A - DATES ASSOCIÉES AUX PÉRIODES	96
ANNEXE B - DÉBITS SORTANTS DISCRÉTISÉS.....	97
ANNEXE C - APPORTS DISCRÉTISÉS PAR PÉRIODE	99
ANNEXE D - CHOIX DE L'ORDRE DU MODÈLE AUTORÉGRESSIF	101
ANNEXE E - CHOIX DE L'ORDRE DU MODÈLE AUTORÉGRESSIF À MOYENNE MOBILE	110
ANNEXE F - VALIDATION DU MODÈLE AUTORÉGRESSIF D'ORDRE UN	113
ANNEXE G - SCHÉMA DÉTAILLÉ DE LA MODÉLISATION DES APPORTS	115
ANNEXE H - SCHÉMA DÉTAILLÉ DU PROGRAMME D'OPTIMISATION ..	116
ANNEXE I - RÈGLE DE GESTION OPTIMISÉE POUR LA PREMIÈRE PÉRIODE.....	117

INTRODUCTION

En janvier 2007, la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. mandate l'École Polytechnique de Montréal d'effectuer un projet d'amélioration de la gestion de leur système hydroélectrique de Kemano, situé en Colombie-Britannique. Le projet a pour but la création d'un programme d'optimisation de nature stochastique afin d'améliorer les règles de gestion produites par un logiciel de simulation de nature déterministe. Le programme d'optimisation doit améliorer la production hydroélectrique du système de Kemano tout en tenant compte des contraintes propres à ce système.

Le chapitre 1 du présent mémoire est consacré à la définition du projet. Ce chapitre présentera la problématique, les hypothèses, les objectifs généraux et la méthodologie.

Le chapitre 2 présente le système hydroélectrique de Kemano. Une description sommaire des composantes y est présentée. Ensuite, les contraintes propres au système et le choix des périodes seront expliqués.

Le chapitre 3 présente les méthodes courantes utilisées pour l'optimisation de la gestion des réservoirs hydroélectriques. Ces méthodes seront décrites, ensuite une analyse sommaire de leurs avantages et inconvénients sera présentée. Finalement, la méthode choisie pour le projet sera détaillée.

Le chapitre 4 traite des modèles utilisés pour représenter les apports naturels au réservoir Nechako. Les modèles autorégressif et autorégressif à moyenne mobile seront expliqués. Ensuite, les choix des modèles utilisés dans les différentes parties du projet seront justifiés. Finalement, la méthodologie utilisée pour l'application de ces modèles dans le programme d'optimisation sera présentée.

Le chapitre 5 présente le programme d'optimisation. La méthodologie de développement du programme sera présentée.

Le chapitre 6 est consacré à la présentation des résultats et à leur analyse. Tout d'abord, les résultats obtenus grâce au programme d'optimisation de nature stochastique seront présentés. Ensuite, le respect des contraintes lors de la simulation à partir de la série historique d'apports et d'une série synthétique d'apports sera vérifié. Enfin, les résultats seront comparés à ceux obtenus par le logiciel de simulation de nature déterministe utilisé actuellement par les gestionnaires du système de Kemano. Finalement, une discussion sera effectuée.

CHAPITRE 1 DÉFINITION DU PROJET

Le présent chapitre présente la définition du projet et est divisé en quatre parties : la problématique, les objectifs généraux du projet, les hypothèses et la méthodologie permettant de résoudre la problématique.

1.1. Problématique

La compagnie Rio Tinto Alcan Inc. désire améliorer la production hydroélectrique de sa centrale de Kemano d'une puissance installée d'environ 700 MW¹. Cette centrale est située sur le réservoir Nechako, en Colombie-Britannique. La figure 1-1 situe le réservoir Nechako(en bleu foncé) à l'intérieur de la Colombie-Britannique. Le bassin versant du réservoir Nechako, qui fait partie de la chaîne côtière, fait plus de 14 000 km² et se caractérise par un fort gradient de précipitation d'ouest en est avec une variation de 2000 mm/an à 400 mm/an, ce qui conditionne la production hydroélectrique. Les apports naturels, qui résultent en grande partie de la fonte de la neige, présentent ainsi une grande variation. La figure 1-2 représente le bassin versant du réservoir Nechako.

¹ Les productions électriques indiquées dans ce mémoire sont fictives par clause de confidentialité

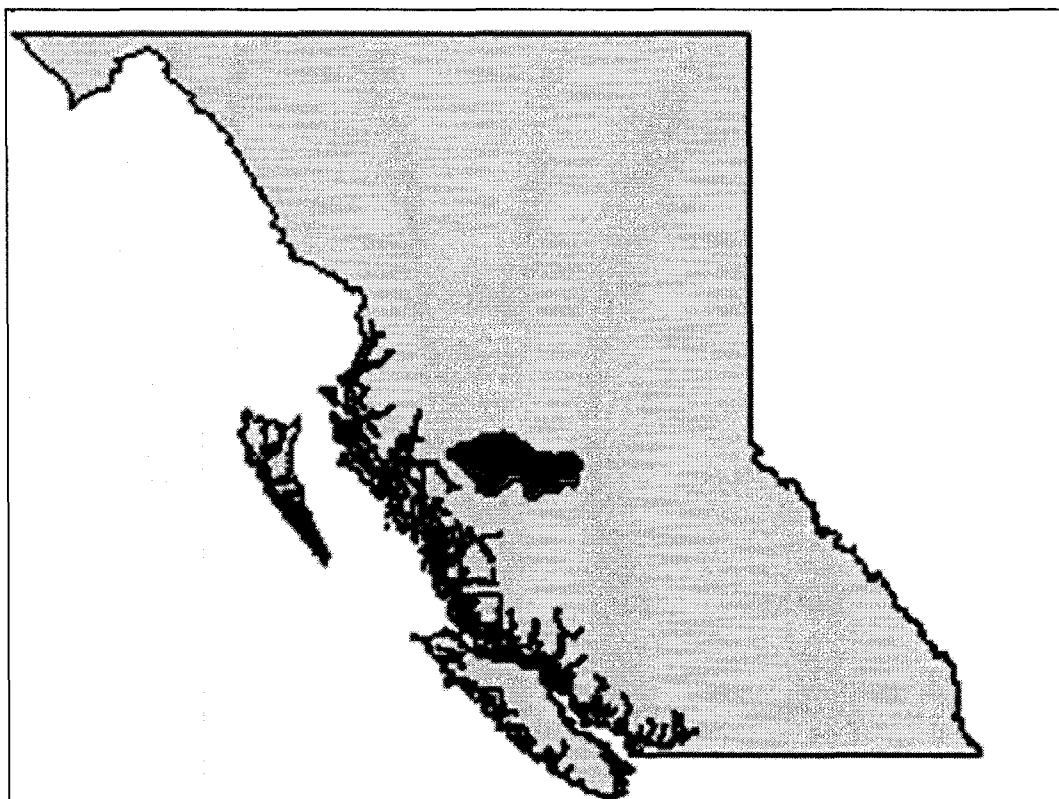


Figure 1-1 : Localisation du réservoir Nechako à l'intérieur de la Colombie-Britannique

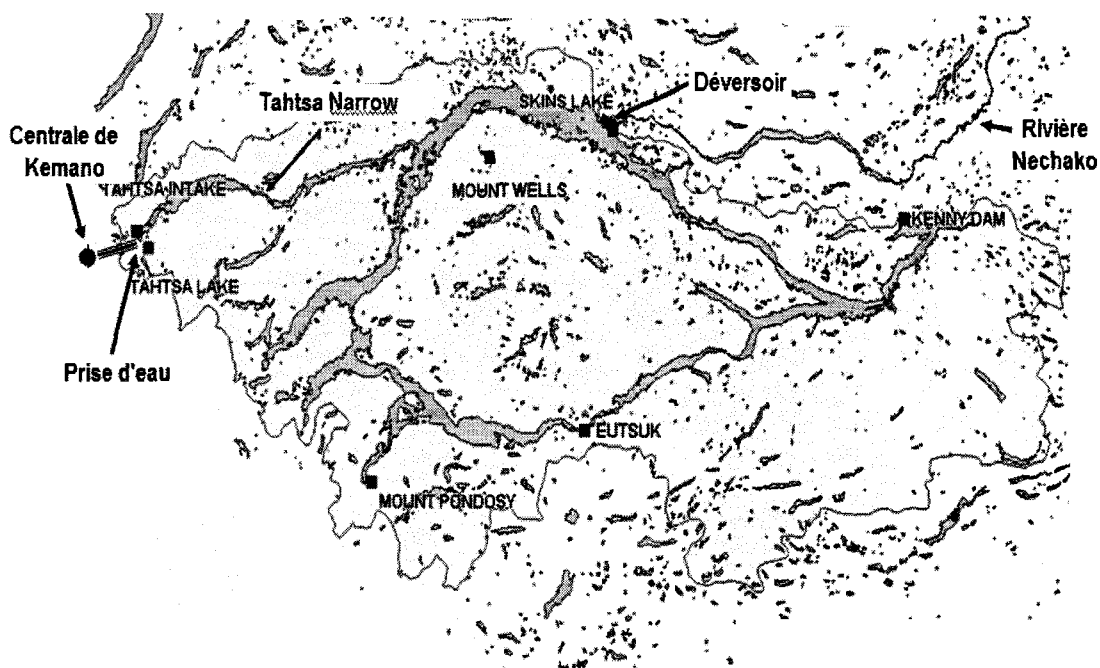


Figure 1-2 : Bassin versant du réservoir Nechako

Concernant la gestion de ce réservoir, la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. doit respecter plusieurs contraintes. Elle doit produire une certaine quantité minimale d'énergie en tout temps, afin de fournir l'énergie à son aluminerie de Kitimat et de respecter un contrat de vente d'énergie à une compagnie d'électricité. Par contre, elle doit obligatoirement déverser un certain débit réservé pour l'environnement, variable selon la saison. Elle doit aussi respecter d'autres contraintes concernant le niveau du réservoir et la variation de la quantité d'eau déversée. De plus, une mauvaise gestion de l'eau du réservoir Nechako peut causer des risques d'inondations à la ville de Vanderhoof, située en aval de la rivière dans laquelle les surplus d'eau du réservoir sont déversés. La figure 1-3 présente la localisation de la ville de Vanderhoof.

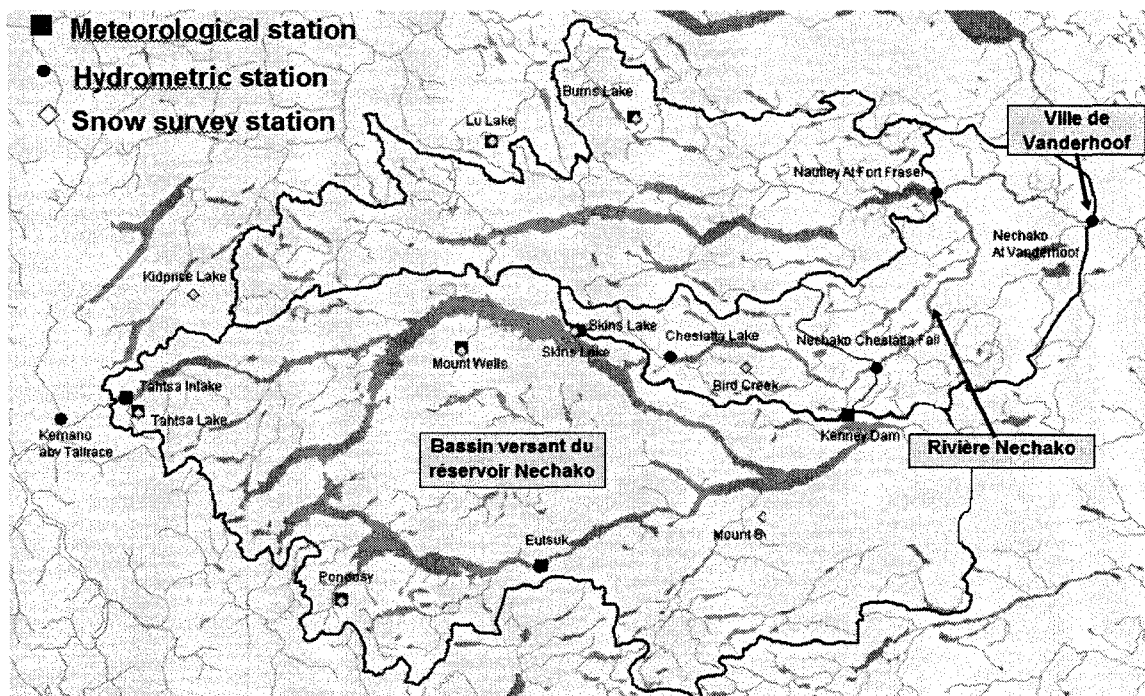


Figure 1-3 : Localisation de la ville de Vanderhoof

Actuellement, Rio Tinto Alcan Inc. utilise des règles de gestion du réservoir obtenues à partir d'un modèle déterministe, créé à partir d'un logiciel de simulation. Vu la grande variabilité des apports naturels du réservoir de Nechako, il serait intéressant d'améliorer

les règles de gestion, tout en évitant les risques d'inondation, en utilisant un modèle d'optimisation plus performant pour ce réservoir, soit un modèle prenant en compte l'aspect stochastique des paramètres du système.

1.2. Hypothèses

Après avoir pris connaissance d'articles scientifiques reliés à ce projet de recherche et avoir discuté avec des analystes en ressources hydriques de Rio Tinto Alcan Inc., nous avons été en mesure de formuler une hypothèse de travail qui sera validée ou infirmée par le projet :

- L'amélioration de la gestion actuelle du réservoir Nechako, basée sur un modèle d'optimisation déterministe, par des règles de gestion obtenues d'un modèle stochastique permettra d'augmenter la production hydroélectrique de la centrale Kemano.

Plusieurs articles traitent du développement de modèles d'optimisation stochastique pour l'optimisation de la gestion de réservoir hydroélectrique et de leur application sur des systèmes hydroélectriques réels. Plusieurs traitent de systèmes à un seul réservoir et quelques-uns à plusieurs réservoirs. Cependant, la complexité des contraintes dans le cas du système hydroélectrique de Kemano fait en sorte qu'il faudra créer un modèle d'optimisation propre à ce système hydroélectrique.

L'hypothèse pourra être réfutée en comparant les résultats obtenus lors de l'utilisation d'un modèle déterministe créé par Rio Tinto Alcan Inc. et ceux simulés à l'aide du nouveau modèle développé dans ce mémoire. Rio Tinto Alcan Inc. possédant des données historiques de ruissellement et de gestion du réservoir sur une cinquantaine d'année, cette comparaison permettra de déterminer si la production hydroélectrique à la centrale de Kemano est plus grande en utilisant le modèle stochastique.

1.3. Objectif général

L'objectif général de la recherche consiste à améliorer les règles et les politiques de gestion actuelles compte tenu de l'incertitude des apports naturels du réservoir de Nechako.

1.3.1. Objectifs spécifiques

Les objectifs spécifiques du projet sont les suivant :

- Développer un programme d'optimisation stochastique du système hydroélectrique de Kemano, selon les contraintes propres à ce système, dont le temps de calcul ne doit pas être trop élevé.
- Valider le modèle d'optimisation stochastique à partir des données historiques d'apports naturels et à partir de séries synthétiques d'apports.
- Quantifier l'augmentation de production d'hydroélectricité en suivant les règles de gestion obtenues par la méthode stochastique (simulations à partir des apports naturels historiques) en comparant les résultats aux productions simulés obtenues à partir d'un modèle déterministe.

1.4. Méthodologie

1.4.1. Modélisation du système hydroélectrique de Kemano

Le fonctionnement du système hydroélectrique de Kemano sera modélisé afin de représenter la réalité tout en simplifiant les caractéristiques du système afin d'être en mesure de les représenter dans un programme informatique.

1.4.2. Choix de la méthode d'optimisation

Une méthode d'optimisation doit être choisie parmi celles utilisées pour l'optimisation de la gestion de réservoirs hydroélectriques. Pour ce faire, les différentes méthodes d'optimisation possibles seront présentées. Une analyse des avantages et inconvénients de chaque méthode sera utilisée pour choisir la méthode la plus appropriée au projet.

1.4.3. Modélisation des apports naturels

Les apports naturels seront modélisés afin d'être utilisés dans le programme d'optimisation. Les modèles utilisés seront choisis selon les besoins du projet. La méthodologie de modélisation sera expliquée pour chaque modèle utilisé. Les modèles seront construits à partir des apports naturels historiques du réservoir Nechako fournis par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Les modèles devront respecter les caractéristiques principales de ces apports historiques (moyenne, écart-type, facteurs de corrélation).

1.4.4. Développement d'un programme d'optimisation

Un programme d'optimisation sera créé afin de produire des règles de gestion du réservoir Nechako. Les règles de gestion ainsi créées prendront en compte les différentes contraintes appliquées au système, la variabilité des apports naturels et la nécessité d'optimiser les profits engendrés par la production d'électricité. Des simulations utilisant les règles de gestion permettront finalement de valider que ces dernières respectent bien les contraintes appliquées au système et de calculer la production d'énergie moyenne lorsqu'elles sont utilisées.

CHAPITRE 2 ANALYSE DU SYSTÈME HYDROÉLECTRIQUE DE KEMANO

Le système hydroélectrique de Kemano est constitué de plusieurs composantes. Dans ce chapitre, une description sommaire des composantes du système hydroélectrique de Kemano et de leurs emplacements sera d'abord effectuée. Ensuite, les contraintes du système ainsi que le choix des périodes seront présentés. La modélisation proposée dans ce chapitre sera utilisée dans les programmes informatiques créés pour le projet, soit le programme de modélisation des apports naturels et le programme d'optimisation des règles de gestion.

2.1. Description du système hydroélectrique de Kemano

Le système hydroélectrique de Kemano est constitué d'un réservoir ayant un bassin versant d'une superficie de plus de 14000 km² (voir la figure 1-2). Le réservoir est situé à l'Est des Rocheuses Canadienne, au centre de la Colombie-Britannique (voir figure 1-1). Ce réservoir possède deux exutoires (un naturel et l'autre artificiel). L'exutoire artificiel est situé à l'extrémité Ouest du réservoir. Il a été créé pour fournir l'eau à la centrale hydroélectrique de Kemano, propriété de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., situé à l'Ouest des Rocheuses. Le débit turbiné passe dans une conduite forcée à travers les Rocheuses. L'exutoire naturel est situé plus à l'Est du réservoir (voir la figure 1-2). Le débit passant par cet exutoire est déversé dans la rivière Nechako. Un déversoir a été créé à cet endroit pour contrôler le débit d'eau passant par cet exutoire. À environ 175 km en aval de la rivière Nechako se trouve la ville de Vanderhoof comptant environ 4500 habitants. Le débit turbiné et le débit déversé passent par des exutoires différents. La figure 1-2 présente l'emplacement des ouvrages dans le réservoir tandis que la figure 1-3 présente l'emplacement de la ville de Vanderhoof sur la rivière Nechako.

La production hydroélectrique de la centrale Kemano est utilisée pour fournir l'électricité nécessaire à l'usine d'aluminium de Kitimat, une usine appartenant à Rio Tinto Alcan Inc.. Cette usine est située sur la côte du chenal Douglas, qui communique à l'océan Pacifique, au nord de la centrale de Kemano. L'usine d'aluminium a une demande fixe d'électricité. Le surplus d'électricité produit par la centrale de Kemano est vendu à la compagnie British Columbia Hydro and Power Authority (BC Hydro). Suite à une entente avec la compagnie BC Hydro, la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. est tenue de garantir une production hydroélectrique minimale.

2.1.1. Contraintes du système

Le système hydroélectrique de Kemano présente plusieurs contraintes à respecter. Ces contraintes sont dues à plusieurs causes différentes, soit le respect de l'environnement (maintien de la faune et de la flore dans l'effluent), les risques d'inondation (habitations en périphérie du réservoir ou dans les villes en aval de l'effluent dans lequel sont déversés les surplus d'eau) et les contraintes physiques (débit maximum déversé par le déversoir, débit turbiné, sécurité du barrage). Dans la suite de ce chapitre, les différentes contraintes à respecter seront passées en revue.

2.1.2. Contraintes sur les débits déversés

Les débits déversés sont soumis à plusieurs contraintes de débits minimum ou maximum.

Débits déversés minimaux

Tout d'abord, il y a un débit réservé à respecter en tout temps, différent selon la période de l'année. Il est donc important de déverser dans la rivière Nechako les débits minimaux présentés dans le tableau 2-1. Ce tableau présente les débits minimaux à déverser dans la rivière Nechako selon la période de l'année.

Tableau 2-1 : Débits minimaux à déverser dans la rivière Nechako

Période	Débit déversé minimum (m ³ /s)
Janvier	32.36
Février	32.36
Mars	32.36
Avril	35.85
Mai	49.00
Juin	49.00
1 ^{er} au 9 juillet	49.00
10 au 31 juillet	212.01
1 ^{er} au 20 août	150.47
21 au 31 août	14.16
Septembre	31.31
Octobre	32.36
Novembre	32.36
Décembre	32.36

Débits déversés minimaux selon les débits déversés des périodes précédentes

Les débits minimaux à déverser du 1^{er} novembre au 28 février sont fonction des débits qui ont été déversés entre le 1^{er} septembre et le 8 octobre précédent. Cette contrainte est due à la fraie des poissons dans la rivière Nechako. Pour réduire les dommages aux œufs occasionnés par le gel ou par le faible niveau d'eau, les débits déversés du 1^{er} novembre au 28 février doivent être plus de la moitié de la moyenne des débits déversés lors de la fraie, soit du 1^{er} septembre au 8 octobre précédent.

Constance des débits déversés en février et mars

Les débits déversés du 16 février au 31 mars doivent être constants afin de conserver le couvert de glace sur la rivière Nechako. Cette contrainte peut être légèrement non respectée lorsque le débit déversé diminue d'une période à l'autre, mais il est strictement défendu d'avoir un débit déversé plus grand que le débit déversé de la période précédente.

Débits déversés maximaux pour éviter les inondations

Le maximum de débit pouvant être déversé pour éviter les inondations à Vanderhoof, la ville en aval de la rivière dans laquelle sont déversés les surplus d'eau du réservoir Nechako, est de 345 m³/s. Il est à noter que le débit maximum d'inondation peut être surpassé en cas de conditions hydrologiques extrêmes, afin de créer un équilibre entre le respect des contraintes de débit déversés maximal et celui des contraintes de volume maximal. Le tableau 2-2 présente les débits déversés acceptables selon différentes occurrences de conditions hydrologiques extrêmes.

Tableau 2-2 : Débits déversés acceptables selon l'occurrence de conditions hydrologiques

Occurrence	Débit (m ³ /s)
1/50 ans	600
1/200 ans	800
1/1000 ans	900
1/5000 ans	950

Débits déversés maximaux selon le NFCP

Il y a des débits maximaux à déverser selon le Nechako Fisheries Conservation Program (NFCP) selon la période. La rivière Nechako est une rivière à Saumon et le NFCP est un programme indiquant les conditions à respecter dans la rivière Nechako pour la conservation du milieu de vie des saumons. Le tableau 2-3 indique ces débits maximaux.

Il est à noter que ces débits maximaux peuvent être dépassés du mois de mai au mois d'août afin de minimiser l'impact des inondations futures à Vanderhoof.

Tableau 2-3 : Débits maximaux à déverser dans la rivière Nechako selon le NFCP

Période	Débits déversés maximums (m ³ /s)
Janvier	85
Février	85
Mars	85
Avril	85
Mai	85
Juin	283
Juillet	283
Août	283
Septembre	65
1er au 8 octobre	65
8 au 31 octobre	283
Novembre	85
Décembre	85

Débits déversés maximaux selon les contraintes physiques

L'équation 2.1 permet de calculer la courbe du déversoir donnant les débits selon la hauteur d'eau du réservoir.

$$(2.1) \quad Q_{dev-max} = 68.84498 * [3.28084 * (H - 842.772)]^{0.672}$$

2.1.3. Contraintes sur le volume du réservoir

Volume minimal

La contrainte de volume minimal dans le réservoir est de 20521 hm³, ce qui correspond à une hauteur d'eau de 849.550m. Le volume du réservoir ne doit pas être inférieur à cette limite, car le niveau de la prise d'eau ne garantie pas un débit suffisant pour la

production hydroélectrique à la centrale lorsque la hauteur d'eau du réservoir est plus faible que 849.550m. De plus, le seuil naturel présenté sur la figure 2-1 empêche la majorité de l'eau du réservoir, donc la majorité des apports entrants, d'atteindre la prise d'eau. La quantité d'eau du sous-réservoir ainsi créé ne permet d'alimenter la centrale hydroélectrique que pour quelques jours.

La limite inférieure du volume du réservoir ne peut être violée qu'en cas de conditions hydrologiques extrêmes (sécheresse), soit à partir de conditions à occurrence de 200 ans.

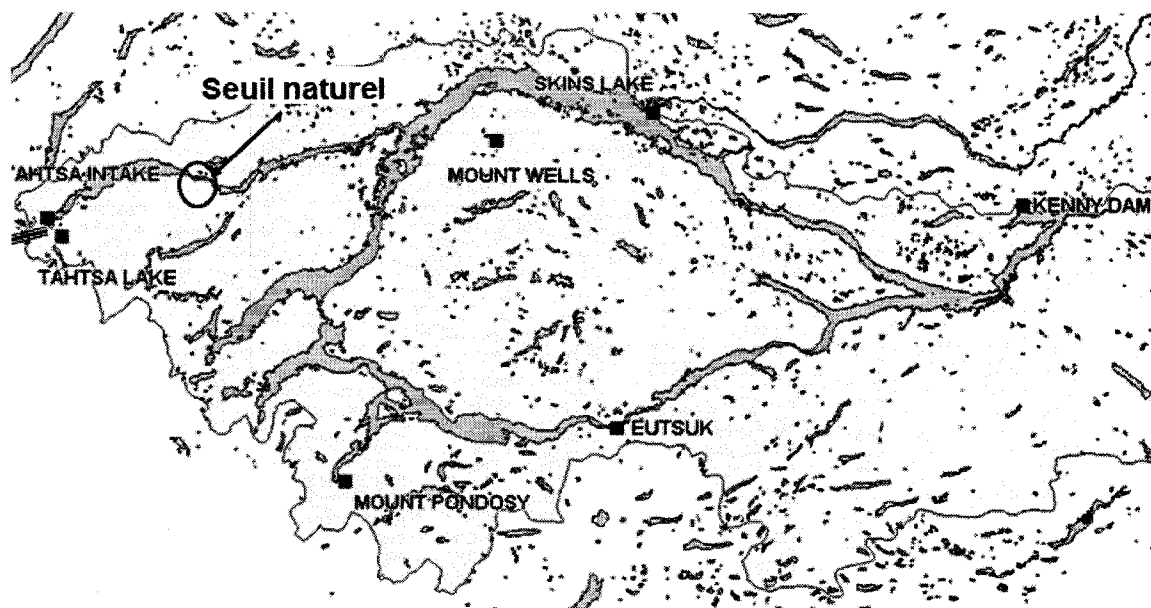


Figure 2-1 : Emplacement du seuil naturel dans le réservoir Nechako

Volume maximal

Le volume maximal du réservoir est de 23833 hm³, ce qui correspond à une hauteur d'eau de 853.434m. Ce volume ne doit pas être dépassé en général. Cependant, des scénarios ont été créés par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. permettant de déduire les contraintes de volume maximal selon des scénarios de conditions hydrologiques

extrêmes (surplus d'eau). Le tableau 2-4, présente les volumes acceptables pour différentes occurrences de conditions hydrologiques extrêmes.

Tableau 2-4 : Volumes acceptables selon l'occurrence de conditions hydrologiques

Occurrence	Volume (hm ³)	Hauteur eau (m)
1/50 ans	23937	853.547
1/200 ans	24090	853.714
1/1000 ans	24422	854.089
1/5000 ans	24631	854.341

2.1.4. Contraintes de production hydroélectrique

Comme mentionné dans le sous-chapitre 2.1, la centrale hydroélectrique de Kemano doit fournir de l'électricité à l'usine d'aluminium de Kitimat, ainsi qu'un montant minimal d'électricité vendu à la compagnie BC Hydro. La production nécessaire à l'usine de Kitimat est de 500 MW en tout temps, et la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. doit vendre un minimum de 20 MW à la compagnie BC Hydro pour 95% du temps.

2.2. Choix des périodes

La modélisation des apports naturels et le programme d'optimisation des règles de gestion nécessite d'utiliser des périodes de temps.

La compagnie Rio Tinto Alcan Inc. a demandé à ce que les périodes du modèle soient ajustées pour cadrer aux mois. Il a été décidé de produire 4 périodes par mois, pour un total de 48 périodes par année. Les périodes n'ont pas toutes le même nombre de jours. Pour les mois comportant 30 jours ou moins, les périodes commencent les 1^{er}, 8^e, 16^e et 23^e jours du mois. Pour les mois comportant 31 jours, les périodes commencent les 1^{er}, 8^e, 16^e et 24^e jours du mois. Le tableau a-1 présenté à l'annexe A présente les dates associées à chaque numéro de période.

Il est à noter que les contraintes commençant ou se terminant à l'intérieure d'une période seront appliquées à la période complète.

CHAPITRE 3 MÉTHODES POUR L'OPTIMISATION DE LA GESTION DE RÉSERVOIRS

Le présent chapitre présente plusieurs méthodes utilisées pour la production de règles de gestion de réservoirs. Chaque méthode sera brièvement décrite ainsi que ses avantages et inconvénients. La méthode la plus appropriée sera ensuite choisie selon les caractéristiques du système hydroélectrique de Kemano.

3.1. Méthodes courantes utilisées pour l'optimisation de la gestion de réservoirs hydroélectriques

La gestion d'un réservoir dans le cadre d'une production hydroélectrique est un problème difficile. Les prises de décisions doivent se faire en temps réel, mais plusieurs variables du système sont de nature stochastique, tels les apports naturels et le tarif d'électricité, ce qui complique ces décisions. Alors, plusieurs outils ont été développés pour aider la gestion des réservoirs. Entre autre, les méthodes de simulation et d'optimisation sont utilisées pour établir des règles de gestion des réservoirs. Dans la littérature, on retrouve plusieurs techniques d'optimisation pour résoudre les problèmes de gestion de réservoirs. Les deux techniques d'optimisation les plus fréquemment utilisées dans la littérature sont la programmation linéaire et la programmation dynamique (Wurbs, 1993). Parmi les autres méthodes d'optimisation utilisées, il y a la programmation non linéaire, la méthode des algorithmes génétiques, la technique analytique, la programmation des objectifs, l'algorithme de contrôle optimal et la programmation de fiabilité. Dans cette section, une description et une revue de littérature seront effectuées pour plusieurs des méthodes utilisées pour résoudre les problèmes de gestion des réservoirs. Il est à noter que peu d'auteurs ont utilisé les méthodes de technique analytique, de programmation des objectifs et d'algorithme de contrôle

optimal pour la résolution de gestion de réservoirs hydroélectriques complexes, tels que le problème étudié dans ce mémoire, donc ces méthodes n'y seront pas décrites. Les lecteurs intéressés par ces méthodes peuvent entre autre consulter les articles de Reznicek et Simonovic (1991) et de Mohan et Keskar (1991) qui ont utilisé la programmation des objectifs pour la gestion de réservoirs, l'article de Morel-Seytoux (1999) qui a utilisé la technique analytique pour un problème de gestion d'un système de plusieurs réservoirs et les articles de Grygier et Stedinger (1985) et de Hayes et al.(1998) qui ont utilisé l'algorithme de contrôle pour la gestion de réservoirs hydroélectriques. Il est aussi à noter que les revues de littérature présentées ne sont pas exhaustives. Le lecteur intéressé à approfondir ce sujet est invité à consulter les revues de littératures qui ont déjà été publiés sur les modèles de gestion des réservoirs, soit celles de Yeh (1985), Wurbs (1991 et 1993), Reznicek et Cheng (1991) et Simonovic (1992) ou sur la revue de littérature des méthodes de programmation dynamique de Yakowitz (1982).

3.1.1. Programmation linéaire

Description

La programmation linéaire est une méthode utilisée pour résoudre des problèmes pour lesquelles toutes les équations sont linéaires, autant les équations exprimant les contraintes que la fonction objective. La formulation de la méthode de programmation linéaire est la suivante :

$$(3.1) \quad \text{Max } Z = C^T X$$

sujet à

$$(3.2) \quad AX \leq b$$

$$(3.3) \quad X \geq 0$$

où

C : vecteur des coefficients de la fonction objective;

X : vecteur des variables de décision;

b : vecteur ressource;

A : vecteur des coefficients des contraintes

Z : valeur de la fonction objective.

Pour un problème de gestion d'un réservoir hydroélectrique, le but de l'optimisation est de maximiser la fonction objective (qui représente les bénéfices dus à la vente d'énergie dans le cas d'un réservoir hydroélectrique) tout en respectant les contraintes.

Dans sa revue de littérature, Yeh (1985) présente plusieurs méthodes de programmation linéaire stochastiques, soit la programmation stochastique avec recours, la programmation linéaire à contraintes aléatoires et les règles de décision linéaires. Pour alléger la présentation de ce mémoire, la formulation de ces méthodes ne sera pas présentée. Il est suggéré au lecteur intéressé par ces méthodes de prendre connaissance des revues de littérature de Yeh (1985) et de Reznicek et Cheng (1991).

Avantages et inconvénients

La programmation linéaire présente certains avantages et inconvénients. Wurbs (1993) indique que l'avantage de cette méthode est qu'elle est bien définie et facile à comprendre. De plus, il indique qu'il existe plusieurs programmes informatiques permettant de résoudre des problèmes linéaires. Quant à Yeh (1985), il indique que la programmation linéaire permet d'obtenir un optimum global, qu'une règle de gestion initiale n'est pas nécessaire et que cette méthode a la capacité de résoudre des problèmes d'assez grande dimension. Par contre, Yeh (1985) indique que des techniques de décomposition sont parfois nécessaires lorsque les systèmes de réservoirs sont complexes, soient lorsqu'ils présentent un grand nombre de variables de décisions et de nombreuses contraintes. Wurbs (1993) indique que la linéarité nécessaire à l'application de la méthode de programmation linéaire limite son application, malgré le fait que

plusieurs techniques de linéarisation peuvent être utilisées lors de phénomènes non linéaires.

3.1.2. Programmation dynamique

Description de la programmation dynamique

La programmation dynamique a été formulée par Bellman (1957). Cette méthode permet l'optimisation des processus de décision par période. Dans la programmation dynamique, on optimise la règle de gestion « période par période ». Voici la relation de récurrence utilisée fréquemment en programmation dynamique.

$$(3.4) \quad f_t = \max_{d_t} [r_t(x_t, d_t) + f_{t-1}(x_{t-1})]$$

sujet à

des contraintes sur les variables d'état et de décision

où

x est la variable d'état;

d est la variable de décision;

r est la fonction de retour;

t est la période;

$x_{t-1} = t_t(x_t, d_t)$ est l'équation de transformation entre les périodes;

$f_0(x_0)$ est connue pour tous les états.

Dans le cas d'un problème de gestion de réservoir pour lequel on veut déterminer le débit à relâcher (débit sortant total, soit la somme des débits déversés et turbinés dans le cas d'un réservoir utilisé pour la production hydroélectrique), la variable d'état sera le volume du réservoir et la variable de décision sera le débit à relâcher. Alors, la fonction de transformation entre les périodes sera l'équation de continuité, soit :

$$(3.5) \quad S_{t+1} = S_t + I_t - Q_t - e_t$$

sujet à des contraintes sur S_{t+1} et sur Q_t

où

t est la période;

S_t est le volume du réservoir à la période t ;

I_t est le volume entrant durant la période t ;

Q_t est le volume relâché durant la période t ;

e_t est l'évaporation totale durant la période t .

Dans ce cas, l'équation récursive permettant d'optimiser la règle de gestion est la suivante :

$$(3.6) \quad f_{t+1}(S_{t+1}) = \max_{Q_t} [J(Q_t, \bar{S}_t) + f_t(S_t)] \quad \text{pour } t=0,1,2,\dots,T$$

où

$$\bar{S}_t = \frac{(S_{t+1} + S_t)}{2};$$

J est une fonction du débit relâché et du volume du réservoir (par exemple, cette fonction pourrait être la fonction bénéfice reliée à la vente d'électricité).

Cette fonction récursive est appliquée pour chaque période et chaque volume discrétisé, ce qui produira une règle de gestion indiquant le débit optimal à relâcher selon la période et le volume.

Description de la programmation dynamique stochastique

La programmation dynamique stochastique est utilisée lorsqu'on veut considérer la variabilité des apports naturels du réservoir. L'utilisation la plus courante de la programmation dynamique stochastique pour les problèmes de gestion de réservoir est

celle utilisant le processus de Markov, soit lorsque les apports entrants de la période t sont corrélés aux apports entrants des périodes précédentes. Voici la formulation du problème de programmation dynamique stochastique pour un processus de Markov d'ordre un :

$$(3.6) \quad f_t(S_t, I_{t+1}) = \max_{Q_t} \left\{ \sum_{I_t=0}^{I_t, \max} P[I_t | I_{t+1}] [B(Q_t) + f_{t-1}(S_{t-1}, I_t)] \right\}$$

sujet à

$$(3.7) \quad S_{t-1} = S_t + I_t - Q_t - e_t$$

$$(3.8) \quad f_1(S_1, I_2) = \max_{I_1=0}^{I_1, \max} \left\{ \sum_{I_1=0}^{I_1, \max} P[I_1 | I_2] [B(Q_1)] \right\}$$

où

$f_t(S_t, I_{t+1})$ est la valeur de retour prévue par l'opération optimale du réservoir pour t périodes jusqu'à la fin de la période de planification;

S_t est le volume du réservoir au début de la période t ;

I_t est le volume des apports entrants durant la période t ;

B est le retour obtenu selon le volume relâché Q_t durant la période t (dans le cas de production hydroélectrique, cette valeur peut aussi être fonction du volume du réservoir);

$P[I_t | I_{t+1}]$ est la probabilité d'avoir l'apport I_{t+1} à la période $t+1$ lorsque l'apport à la période t est I_t ;

e_t est l'évaporation;

le calcul à rebours est utilisé pour ce problème, donc la période $t+1$ est la période précédant la période t .

Cette fonction récursive est appliquée pour chaque période, chaque volume discrétisé et chaque apport entrant I_{t+1} , ce qui produira une règle de gestion indiquant le débit optimal à relâcher selon la période, le volume et l'apport de la période précédente (I_{t+1}).

Avantages et inconvénients

La programmation dynamique présente plusieurs avantages et inconvénients. Dans sa revue de littérature, Yeh (1985) note que la programmation dynamique est très populaire vu que la non-linéarité des contraintes et l'aspect stochastique des variables présents dans les problèmes de gestion de réservoir peuvent facilement être pris en compte par la programmation dynamique. De plus, Yeh (1985) indique que cette méthode permet de décomposer les problèmes complexes en séries de sous-problèmes résolus récursivement. Plus particulièrement, Yeh (1985) indique que la programmation dynamique est efficace autant pour les problèmes d'optimisation de l'opération des réservoirs à long-terme qu'à court-terme.

Cependant, Yeh (1985) note que cette méthode est limitée lorsqu'appliquée à des systèmes complexes (plusieurs variables d'états car présence de réservoirs multiples ou de corrélation des apports de plusieurs périodes précédentes). Cette limitation est appelée « curse of dimensionality » et est causée par le fait que le nombre de calculs informatiques effectués augmente exponentiellement au nombre de variables d'état (Yakowitz, 1982).

3.1.3. Programmation non-linéaire

Description

La programmation non-linéaire est une méthode permettant de résoudre un problème ayant une fonction objectif non-linéaire et des contraintes non-linéaires. La formulation de la méthode de programmation non-linéaire est la suivante :

$$(3.9) \quad \min_{l \leq X \leq u} f(X)$$

sujet à

$$(3.10) \quad g(X) = b$$

où

X est le vecteur des variables de décision;

$g(X)$ est le vecteur des contraintes d'égalité et inclut les équations de continuité;

b est le vecteur ressource;

l et u sont des vecteurs des contraintes d'inégalité (représentent les limites inférieures et supérieures des variables de décision).

Plusieurs méthodes numériques peuvent être utilisées pour résoudre ce système d'équations, dont la méthode du gradient conjugué, la méthode du gradient projeté, la méthode de Newton, la méthode de quasi-Newton ou des méthodes de fonction de pénalité. Pour plus d'explications sur ces méthodes, le livre de Nocedal (2006) peut être consulté, de même que plusieurs autres livres de références sur les méthodes numériques.

Le lecteur voulant approfondir le sujet de la programmation non-linéaire appliquée à des problèmes de gestion de réservoirs peut prendre connaissance des articles de Rosen (1960), Lee et Waziruddin (1970), Hicks et al. (1974) ou Chu et Yeh (1978) qui ont utilisé certaines de ces méthodes pour la gestion de réservoirs, ou des revues de littérature de Yeh (1985), Wurbs (1993) ou Simonovic (1992).

Avantages et inconvénients

Selon Yeh (1985), le principal inconvénient de la programmation non-linéaire est que cette méthode est lente, utilise beaucoup de mémoire d'ordinateur et de temps de calculs informatiques comparé aux autres méthodes. Yeh (1985) indique aussi que les mathématiques utilisées pour la résolution de modèles non-linéaires sont beaucoup plus complexes que celles utilisées pour les modèles linéaires, en contrepartie, Simonovic

(1992) indique que la programmation non-linéaire offre une formulation mathématique plus générale des problèmes de gestion des réservoirs, donc qui permet d'inclure des contraintes et des fonctions objectifs non-linéaires, donc plus près de la réalité que ce que permet la programmation linéaire. Finalement, selon Yeh (1985) et Simonovic (1992), la programmation non-linéaire ne permet pas de prendre facilement en compte la nature stochastique des apports, souvent présente dans les problèmes de gestion des réservoirs.

3.1.4. Algorithme génétique

Les algorithmes génétiques est une méthode basée sur les mécanismes de la sélection naturelle, donc sur la théorie de l'évolution naturelle. Les algorithmes génétiques utilisent les lois naturelles de survie selon l'idée d'adaptation au milieu. L'idée de cette méthode est que la solution d'un problème peut être considérée comme un chromosome, et que ce chromosome détermine la valeur de la fonction objective de la solution possible. La méthode simule la sélection naturelle, la reproduction et la mutation des individus, à l'intérieur de la population (chromosome), et ce sur plusieurs générations (itérations). Les chromosomes ayant les valeurs de fonction objectives plus élevées ayant plus de chance de se « reproduire » entre elles, les populations tendent à s'améliorer au fil des générations. Pour plus de détails sur les algorithmes génétiques, il est recommandé de prendre connaissance des articles suivant : Holland (1992), Goldberg (1989), Michalewicz (1992), Oliveira et Loucks (1997) et Savic et Walters (1997).

Bien que la méthode des algorithmes génétiques soit utilisée fréquemment pour la conception de réseaux de conduites et pour d'autres applications, ce n'est pas une méthode couramment utilisée pour les problèmes de gestion des réservoirs. Entre autres, Wardlaw et Sharif (1999) et Otero et al.(1995) ont appliqué cette méthode pour l'optimisation de la gestion d'un système de réservoirs.

Avantages et inconvénients

Selon Wardlaw et Sharif (1999), les algorithmes génétiques sont une méthode adéquate pour résoudre des problèmes de gestion de systèmes de réservoirs multiples, où la fonction objective est complexe et pour lesquelles les autres techniques d'optimisation sont difficiles à appliquer. Les algorithmes génétiques ne nécessitent pas de connaître une règle de gestion initiale et ils présentent l'avantage de résoudre des problèmes non linéaires (Wardlaw et Sharif 1999). Bien que les solutions générées par les algorithmes génétiques soient très proches de l'optimum global, cette méthode n'assure pas son obtention.

3.1.5. Programmation de fiabilité

Description

Dans leur revue de littérature des modèles stochastiques utilisés pour la gestion des réservoirs, Reznicek et Cheng (1991) présente la technique de programmation de fiabilité. Ils indiquent que cette méthode est une extension de la méthode de programmation à contraintes aléatoires (utilisée en programmation linéaire). Dans la programmation à contraintes aléatoires, les niveaux de fiabilité de chaque variable aléatoire doivent être connus. Or, ces niveaux sont difficiles à déterminer, vu qu'ils sont reliés aux considérations économiques du système, qui sont inconnues initialement. Dans le cas de la méthode par programmation de fiabilité, ces niveaux de fiabilité n'ont pas à être connus initialement, car ils sont inclus dans le modèle comme étant des variables de décision (Reznicek et Cheng, 1991).

3.1.6. Avantages et inconvénients

Strycharczyk et Stedinger (1987) ont évalué l'utilisation de la programmation de fiabilité appliquée aux modèles de gestion des réservoirs. D'après leur évaluation, la programmation de fiabilité présente un problème. En fait, lors de l'utilisation de ce modèle, la variance des variables aléatoires de convolution croît lors de l'augmentation du nombre de périodes. En fait, selon Reznicek et Cheng (1991), la formulation du problème influence la solution de l'algorithme et la présence de problèmes de convolution. Pour éviter les problèmes de convolution, Strycharczyk et Stedinger (1987) proposent d'utiliser une approche pour laquelle les réalisations historiques d'apports cumulatifs et les demandes sont utilisés pour estimer la distribution des événements reliés. Pour approfondir ce sujet, il est recommandé de prendre connaissance des articles traitant de cette méthode, comme l'article de Strycharczyk et Stedinger (1987).

3.1.7. Simulation

Description

La simulation est utilisée en gestion des réservoirs afin de connaître les conséquences de différents scénarios sur le système pour une certaine règle de gestion. Contrairement aux techniques d'optimisation, qui permettent de déduire la règle de gestion optimale selon certains objectifs, pour la simulation, la règle de gestion est une donnée initiale, et cette méthode permet de connaître les conséquences sur le système quand on applique cette règle de gestion. Cette méthode est donc descriptive, contrairement aux techniques d'optimisation qui sont prescriptives.

Plusieurs logiciels de simulation polyvalents sont disponibles. Yeh (1985) indique que les modèles de simulation les plus documentés pour l'application à des réservoirs sont les modèles HEC-3 (Hydrologic Engineering Center, 1971) et HEC-5 (Hydrologic

Engineering Center, 1998). Le modèle HEC-5 permet la simulation de l'opération mensuelle, journalière ou horaire de réservoirs à usages multiples. Le modèle HEC-3 est semblable au modèle HEC-5, excluant la possibilité de contrôle des inondations disponible dans HEC-5, tout en étant plus simple d'utilisation.

Il est à noter que la limite entre les modèles de simulation et ceux d'optimisation est floue. En effet, plusieurs modèles de simulations incluent des techniques d'optimisation, et plusieurs modèles d'optimisation utilise la simulation pour l'interprétation de leurs résultats (Yeh, 1985; Wurbs 1993).

Avantages et inconvénients

Les gestionnaires de réservoirs semblent préférer les méthodes de simulation aux méthodes d'optimisation pour la gestion courante (Yeh, 1985). D'abord, les concepts de la simulation sont faciles à comprendre (Simonovic, 1992). Ensuite, les gestionnaires ne sont pas directement impliqués dans le développement des modèles d'optimisation, ce qui fait en sorte qu'ils ne sont pas confortables lorsqu'ils doivent y apporter des modifications pour répondre aux changements dus à l'opération au jour le jour des réservoirs (Yeh, 1985). De plus, les études effectuées concernant les modèles d'optimisation sont souvent appliquées à des systèmes simples. Or, les systèmes réels sont souvent complexes et l'adaptation des modèles d'optimisation sont alors difficiles, surtout que les études ne présentent que rarement le point de vue d'application pratique relié à des problèmes réels. (Yeh, 1985). Quant à elle, la simulation se prête bien aux systèmes complexes, donc aux systèmes réels.

Les modèles de simulation ont l'avantage d'être très flexibles et versatiles concernant le calcul de la réponse due au système hydraulique, comparé aux méthodes d'optimisation qui nécessitent de poser des hypothèses sur les contraintes et les paramètres du système. Par contre, les méthodes de simulation limitent le nombre de scénarios à calculer, et ce

pour un nombre fini de règles de gestion, tandis que les méthodes d'optimisation choisissent la règle de gestion optimale en considérant tous les scénarios possibles. En somme, la méthode de simulation ne permet pas de trouver une solution optimale à un problème de gestion de réservoir, mais elle permet de trouver une solution près de l'optimale lorsque le modèle est appliqué plusieurs fois avec des règles de gestion différentes (Simonovic, 1992).

3.2. Choix de la méthode

Plusieurs méthodes sont disponibles pour résoudre des problèmes de gestion des réservoirs dans le cas de production hydroélectrique. Les avantages et les inconvénients des méthodes présentées ont été analysés dans les sections précédentes.

Tout d'abord, la méthode de programmation de fiabilité ne sera pas retenue pour le problème à traiter dans ce projet. Cette méthode présentant un problème lors de l'utilisation de variables aléatoires de convolution, elle ne serait pas facilement applicable au projet de gestion du système de Kemano. De plus, cette méthode n'a pas été appliquée à des problèmes de systèmes complexes comme le système de Kemano, qui présente de nombreuses contraintes tel que vu au chapitre 2, donc sa fiabilité pour les systèmes complexes n'est pas prouvée.

Ensuite, les méthodes de simulations et de l'algorithme génétique ne seront pas retenues. En effet, ces deux méthodes ne permettent pas de trouver une solution optimale au problème de gestion. Or, la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. désire améliorer ses règles de gestion au système de Kemano. Comme cette compagnie utilise présentement un modèle basé sur les méthodes de simulation, la façon la plus simple d'améliorer leurs règles de gestion est de trouver la règle de gestion optimale selon leurs critères. Les méthodes ne permettant pas de trouver les règles de gestion optimales sont donc à exclure.

La méthode de programmation non-linéaire est aussi à exclure. En effet, la nature stochastique des paramètres du système de Kemano pourraient difficilement être considérée par la méthode de programmation non-linéaire. En plus, la résolution de problème par cette méthode se fait plus lentement qu'avec les méthodes de programmation linéaire et dynamique, donc ces deux dernières méthodes seraient préférables à la programmation non-linéaire.

Les méthode de programmation linéaire et de programmation dynamique permettent de considérer la nature stochastique des paramètres du système et permettent d'obtenir la solution optimale, ce qu'on souhaite pour la gestion du système de Kemano. La programmation linéaire permet de résoudre des systèmes possédant plusieurs réservoirs, ce que la programmation dynamique accomplit plus difficilement. Cependant, le système de Kemano ne possédant qu'un seul réservoir, la programmation dynamique y sera facilement applicable. La programmation dynamique permet de considérer des contraintes non-linéaires, ce que la programmation linéaire ne permet pas. La programmation dynamique présente donc un avantage de plus que la programmation linéaire pour l'optimisation de la gestion au système de Kemano, ce qui fait en sorte que la programmation dynamique sera choisie pour résoudre notre problème.

Dans ce chapitre, plusieurs méthodes fréquemment utilisées pour la résolution de problèmes de gestion de réservoirs dans le cas de production hydroélectrique ont été décrites et analysées. Il a été conclu que la méthode de programmation dynamique stochastique est celle la plus appropriée pour résoudre le problème du système de Kemano et permettra d'obtenir l'optimum global de ce problème. L'application de cette méthode au problème du système de Kemano sera décrite au chapitre 5.

CHAPITRE 4 MODÉLISATION DES APPORTS NATURELS

Le présent chapitre présentera les différentes méthodes utilisées dans ce projet pour la modélisation des apports naturels du réservoir Nechako. Les méthodes seront décrites. Ensuite, une méthode sera choisie pour chaque étape du projet nécessitant une modélisation des apports, selon les caractéristiques de la modélisation nécessaire à chaque étape. Finalement, la méthodologie utilisée dans ce projet pour la création de chaque modèle sera décrite.

4.1. Description des modèles utilisés

Les deux méthodes de modélisation des apports qui ont été utilisées pour ce projet sont la modélisation autorégressive (AR) et la modélisation autorégressive à moyenne mobile (ARMA). Ces deux modèles ont été choisis car ils permettent de bien représenter les caractéristiques des séries d'apports historiques (moyenne, écart-type et coefficient de corrélation de chaque période). Les méthodes qui seront décrites dans cette section sont basées sur le livre de Salas et al. (1980). En plus, plusieurs articles traitent de différentes méthodes pour l'estimation des paramètres des modèles autorégressifs à moyenne mobile, comme par exemple Rasmussen et al. (1996), Vecchia (1985), Vecchia et al. (1983) ou Salas et al. (1982).

4.1.1. Modélisation autorégressive (AR)

Le modèle autorégressif est très fréquemment utilisé en hydrologie, car c'est une méthode simple pour modéliser des apports et que la corrélation entre les périodes est fortement visible lors de l'utilisation de cette méthode. La modélisation autorégressive

peut être utilisée pour la modélisation de séries périodiques et annuelles d'apports. Pour les séries périodiques, les caractéristiques propres à chaque période sont calculées pour chaque année. Dans ce cas, l'année est séparée en plusieurs périodes (saisons, mois, semaines, etc.). Dans le cas d'une série annuelle, les caractéristiques des apports sont calculées pour chaque année (la période équivaut à une année).

Le modèle autorégressif peut être à paramètres constants (souvent utilisés lorsque les séries d'apports sont annuelles) ou à paramètres périodiques (utilisés lorsque les séries d'apports sont présentées pour des périodes plus courtes qu'une année). La formulation du modèle autorégressif à paramètres constants est la suivante :

$$(4.1) \quad y_t = \mu + \sum_{j=1}^p \phi_j (y_{t-j} - \mu) + \varepsilon_t$$

où

y_t est la série d'apport normalement distribuée, de variance σ^2 ;

μ est la moyenne de la série d'apports y_t ;

p est l'ordre du modèle;

$\phi_1, \dots, \phi_p$ sont les coefficients d'autorégression;

ε_t est une série indépendante de y_t , normalement distribuée, ayant une moyenne de zéro et une variance égale à σ_ε^2 .

La formulation du modèle autorégressif à paramètres périodiques est la suivante :

$$(4.2) \quad y_{v,\tau} = \mu_\tau + \sigma_\tau z_{v,\tau}$$

$$(4.3) \quad z_{v,\tau} = \sum_{j=1}^p \phi_j z_{v,\tau-j} + \varepsilon_{v,\tau} \text{ lorsque les coefficients sont constants}$$

$$(4.4) \quad z_{v,\tau} = \sum_{j=1}^p \phi_{j,\tau} z_{v,\tau-j} + \sigma_{\varepsilon\tau} \xi_{v,\tau} \text{ lorsque les coefficients sont périodiques}$$

où

$y_{v,t}$ est la variable dépendante pour l'année v et la période t , pour $t=1 \dots w$ où w est le nombre de période dans une année, cette variable est distribuée normalement;

μ_t est la moyenne de la série des variables $y_{v,t}$;

σ_t^2 est la variance de la série des variables $y_{v,t}$;

p est l'ordre du modèle;

$\phi_1, \dots, \phi_p$ sont les coefficients constants d'autorégression;

$z_{v,t}$ est une série normale de moyenne zéro et de variance égale à un;

$\varepsilon_{v,t}$ est une série indépendante, normalement distribuée, ayant une moyenne de zéro et une variance égale à σ_ε^2 ;

$\phi_{1,t}, \dots, \phi_{p,t}$ sont les coefficients périodiques d'autorégression au temps t ;

$\sigma_{\varepsilon t}$ est un coefficient périodique;

$\xi_{v,t}$ est une variable normale standard indépendante.

Estimations des paramètres et propriétés du modèle autorégressif à paramètres constants

Les paramètres de ce modèle autorégressif sont les suivants : μ , σ^2 , $\phi_1, \dots, \phi_p$ et σ_ε^2 . Les moyennes et les variances (μ , σ^2 et σ_ε^2) sont estimées à partir des données historiques. Par la formulation du modèle, on peut déduire que les paramètres σ^2 et σ_ε^2 sont reliés par la formule suivante :

$$(4.5) \quad \sigma_\varepsilon^2 = \sigma^2 \left(1 - \sum_{j=1}^p \phi_j \rho_j \right)$$

où

ρ_j est le j -ième coefficient d'autocorrélation de la variable y_t .

Les k coefficients d'autocorrélation de la variable y_t peuvent être obtenus en multipliant l'équation du modèle par y_{t-k} . On obtient alors l'équation de Yule-Walker, soit

$$(4.6) \quad \rho_k = \sum_{j=1}^p \phi_j \rho_{k-j}, \text{ pour } k > 0$$

Comme les coefficients d'autocorrélation peuvent être estimés à partir des apports historiques, il est possible de déduire les coefficients d'autorégression ϕ_j . Il suffit de résoudre l'équation 4.6 pour chaque k . Par exemple, pour un modèle autorégressif d'ordre 2 (AR(2)), l'équation 4.6 deviendrait:

$$(4.7) \quad \rho_1 = \phi_1 \rho_0 + \phi_2 \rho_1 \Rightarrow \rho_1 = \frac{\phi_1}{(1 - \phi_2)}, \text{ car } \rho_0 = 1$$

$$(4.8) \quad \rho_2 = \phi_1 \rho_1 + \phi_2 \rho_0 \Rightarrow \rho_2 = \phi_1 \frac{\phi_1}{(1 - \phi_2)} + \phi_2$$

On résout les deux équations précédentes pour obtenir ϕ_1 et ϕ_2 :

$$(4.9) \quad \phi_1 = \frac{\rho_1(\rho_2 - 1)}{\rho_1^2 - 1}$$

$$(4.10) \quad \phi_2 = \frac{\rho_1^2 - \rho_2}{\rho_1^2 - 1}$$

$$(4.11) \quad \phi_k = 0 \text{ pour } k > 2$$

Connaissant ρ_1 et ρ_2 par estimation, il est alors aisé de calculer une approximation de ϕ_1 et ϕ_2 .

Finalement, pour que le modèle soit fiable (donc qu'il représente adéquatement la série historique d'apports), la condition de stationnarité doit être respectée par les coefficients d'autorégression. Pour ce faire, les racines de l'équation suivante doivent être comprises dans un cercle unitaire,

$$(4.12) \quad u^p - \phi_1 u^{p-1} - \phi_2 u^{p-2} - \dots - \phi_p = 0$$

donc $|u_i| < 1$ pour $i=1, \dots, p$ où u_i sont les racines de l'équation 4.12.

Il existe plusieurs tests à effectuer afin de s'assurer que le modèle est adéquat pour représenter les apports réels. Premièrement, la qualité de l'ajustement du modèle peut être vérifiée par la validation que les hypothèses posées sont vérifiées. Ces hypothèses à vérifier sont la normalité et l'indépendance des résidus du modèle. Ensuite, la qualité de l'ajustement du modèle peut être validée en comparant les corrélogrammes obtenus pour les apports historiques et pour ceux modélisés. Enfin, il est possible de vérifier que le modèle reproduit adéquatement les caractéristiques des séries historiques d'apports en calculant les caractéristiques de séries synthétiques d'apports générées par le modèle.

Estimations des paramètres et propriétés du modèle autorégressif à paramètres périodiques

Les paramètres de ce modèle autorégressif sont les suivants : μ_t , σ_t^2 , $\phi_{1,t}$, $\dots$, $\phi_{p,t}$ et $\sigma_{\epsilon t}^2$ pour $t=1, \dots, w$. Les moyennes et les variances (μ_t , σ_t^2) sont estimées à partir des données historiques. Par la formulation du modèle, on peut déduire que les paramètres $\sigma_{\epsilon t}^2$ sont obtenus par la formule suivante :

$$(4.13) \quad \sigma_{\epsilon t}^2 = 1 - \sum_{j=1}^p \phi_{j,t} \rho_{j,t}$$

On peut obtenir les coefficients d'autocorrélation de façon semblable au modèle à paramètres constants. On obtient alors la formule suivante :

$$(4.14) \quad \rho_{k,t} = \sum_{j=1}^p \phi_{j,t} \rho_{|k-j|,t-l_j} \quad \text{pour } k > 0$$

où

$l_j = \min(k, j)$;

$\rho_{0,t} = 1$.

On résout les équations 4.14 pour obtenir les coefficients d'autorégression en fonction des coefficients d'autocorrélation. Par exemple, pour un modèle autorégressif d'ordre 2 (AR(2)), les coefficients d'autorégression seraient :

$$(4.15) \quad \phi_{1,t} = \frac{\rho_{1,t} - \rho_{1,t-1} \rho_{2,t}}{1 - \rho_{1,t-1}^2}, t = 1, \dots, \omega$$

$$(4.16) \quad \phi_{2,t} = \frac{\rho_{2,t} - \rho_{1,t} \rho_{1,t-1}}{1 - \rho_{1,t-1}^2}, t = 1, \dots, \omega$$

Connaissant l'estimation des coefficients d'autocorrélation, on peut facilement calculer les coefficients d'autorégression approximatifs.

Le respect des mêmes conditions à respecter pour les modèles à paramètres constants est nécessaire et suffisant, vu que les conditions à respecter concernant les paramètres périodiques sont très difficiles à connaître (Salas et al., 1980). De plus, les mêmes tests que ceux pour le modèle à paramètres constants sont effectués pour vérifier la fiabilité du modèle à paramètres périodiques.

4.1.2. Modélisation autorégressive à moyenne mobile

La modélisation autorégressive à moyenne mobile permet de calculer les apports à une période donnée en fonction des apports précédents et en fonction des variables aléatoires des périodes précédentes. Un modèle autorégressif à moyenne mobile est en fait la combinaison des modèles autorégressif et à moyenne mobile. Comme pour le modèle

autorégressif, le modèle autorégressif à moyenne mobile peut avoir des paramètres constants (par exemple pour modéliser des séries annuelles) ou des paramètres périodiques (pour modéliser des séries périodiques de périodes plus courtes qu'une année). Voici la formulation mathématique du modèle autorégressif à moyenne mobile pour les paramètres constants :

$$(4.17) \quad y_t = \mu + z_t$$

$$(4.18) \quad z_t = \sum_{j=1}^p \phi_j z_{t-j} - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \varepsilon_t$$

où

y_t est la série d'apport normalement distribuée;

μ est la moyenne de la série d'apports y_t ;

$\phi_1, \dots, \phi_p$ sont les coefficients d'autorégression;

$\theta_1, \dots, \theta_q$ sont les coefficients de moyenne mobile;

ε_t est une série indépendante de y_t , normalement distribuée, ayant une moyenne de zéro et une variance égale à σ_ε^2 ;

p est l'ordre de la partie autorégressive du modèle;

q est l'ordre de la partie moyenne mobile du modèle.

Voici la formulation mathématique du modèle autorégressif à moyenne mobile pour les paramètres périodiques :

$$(4.19) \quad y_{v,t} = \mu_t + \sigma_t z_{v,t}$$

$$(4.20) \quad z_\tau = \sum_{j=1}^p \phi_j z_{\tau-j} - \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{\tau-i} + \varepsilon_\tau \text{ lorsque les coefficients sont constants}$$

où

$$(4.21) \quad \tau = (v-1)w + t$$

$$(4.22) \quad z_{v,t} = \sum_{j=1}^p \phi_{j,t} z_{v,t-j} - \sum_{i=1}^q \theta_{i,t} \varepsilon_{v,t-i} + \varepsilon_{v,t} \quad \text{lorsque les coefficients sont}$$

périodiques

où

$y_{v,t}$ est la variable dépendante pour l'année v et la période t , pour $t=1 \dots w$ où w est le nombre de période dans une année, cette variable est distribuée normalement;

μ_t est la moyenne de la série des variables $y_{v,t}$;

σ_t^2 est la variance de la série des variables $y_{v,t}$;

$z_{v,t}$ est une série normale de moyenne zéro et de variance égale à un;

p est l'ordre de la partie autorégressive du modèle;

q est l'ordre de la partie moyenne mobile du modèle;

$\phi_1, \dots, \phi_p$ sont les coefficients constants d'autorégression;

$\theta_1, \dots, \theta_q$ sont les coefficients de moyenne mobile;

$\phi_{1,t}, \dots, \phi_{p,t}$ sont les coefficients périodiques d'autorégression au temps t ;

$\theta_{1,t}, \dots, \theta_{q,t}$ sont les coefficients périodiques de moyenne mobile au temps t ;

$\varepsilon_{v,t}$ et ε_t sont des séries indépendantes, normalement distribuées, ayant une moyenne de zéro et une variance égale à $\sigma_{\varepsilon,t}^2$ et σ_ε^2 respectivement.

Estimations des paramètres et propriétés du modèle autorégressif à moyenne mobile à paramètres constants

Les paramètres de ce modèle autorégressif à moyenne mobile sont les suivants : μ , $\phi_1, \dots, \phi_p$, $\theta_1, \dots, \theta_q$ et σ_ε^2 . La moyenne peut être estimée à l'aide des données historiques.

Les coefficients d'autorégression peuvent d'abord être estimés, car ils ne dépendent pas des paramètres de moyenne mobile. Pour les estimer, on utilise la même méthode que dans le cas du modèle autorégressif à paramètres constants, donc on utilise l'équation suivante :

$$(4.23) \quad c_k = \sum_{i=1}^p \phi_i c_{k-i}, \text{ pour } k \geq q+1$$

où

$\phi_1, \dots, \phi_p$ sont les coefficients constants d'autorégression;

q est l'ordre de la partie moyenne mobile du modèle;

c_j est l'estimation de l'autocovariance.

Ensuite, on peut obtenir les coefficients de moyenne mobile et la variance σ_ε^2 en utilisant les propriétés du modèle à moyenne mobile. L'équation du modèle à moyenne mobile d'ordre q est la suivante :

$$(4.24) \quad z_t = -\sum_{j=0}^q \theta_j \varepsilon_{t-j}$$

où

θ_0 égale -1;

$\theta_1, \dots, \theta_q$ sont les coefficients de moyenne mobile;

ε_t est une série indépendante de y_t , normalement distribuée, ayant une moyenne de zéro et une variance égale à σ_ε^2 ;

q est l'ordre de la partie moyenne mobile du modèle.

Lorsqu'on multiplie les expressions de z_t et z_{t-k} , on obtient les coefficients d'autocovariance des séries d'apport, soit :

$$(4.25) \quad \gamma_k = \begin{cases} \text{Cov}[z_t, z_{t-k}] = \sigma_\varepsilon^2 \sum_{j=0}^{q-k} \theta_j \theta_{j+k}, & k \leq q \\ 0, & k \geq q \end{cases}$$

où

γ_k est l'autocovariance de décalage k .

Afin d'obtenir les coefficients d'autocorrélation, il suffit de diviser les coefficients d'autocovariance par la variance lorsque $k=0$, soit :

$$(4.26) \quad \rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \begin{cases} \frac{\sum_{j=0}^{q-k} \theta_j \theta_{j+k}}{\sum_{i=0}^q \theta_i^2}, & k \leq q \\ 0 & , k \geq q \end{cases}$$

où

ρ_k est l'autocorrélation de décalage k .

On peut alors résoudre itérativement l'équation 4.25, ce qui permet d'obtenir :

$$(4.27) \quad \hat{\sigma}_\varepsilon^2 = \frac{c_0}{1 + \hat{\theta}_1^2 + \dots + \hat{\theta}_q^2}$$

$$(4.28) \quad \hat{\theta}_j = - \left(\frac{c_j}{\hat{\sigma}^2} - \hat{\theta}_1 \hat{\theta}_{j+1} - \hat{\theta}_2 \hat{\theta}_{j+2} - \dots - \hat{\theta}_{q-j} \hat{\theta}_q \right)$$

où

c_0 est l'estimation de la variance;

c_j est l'estimation de l'autocovariance;

$\wedge$ signifie l'estimation.

On peut obtenir l'estimation de l'autocovariance par la formule suivante :

$$(4.29) \quad c_k = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z}), 0 \leq k < N$$

où

N est le nombre d'apports;

$\bar{z}$ est la moyenne des apports;

k est le décalage de l'autocovariance.

Pour obtenir les coefficients de moyenne mobile et la variance σ_ε^2 , il suffit de résoudre les équations 4.27 et 4.28 itérativement, en posant ces coefficients nuls pour la première itération.

Une première estimation des paramètres étant effectuée, l'estimation par la méthode des maximums de vraisemblance peut être effectuée pour améliorer l'estimation des paramètres.

Il existe plusieurs tests à effectuer afin de s'assurer que le modèle est adéquat pour représenter les apports réels. Premièrement, la qualité de l'ajustement du modèle peut être vérifiée par la validation que les hypothèses posées sont vérifiées. Ces hypothèses à vérifier sont la normalité et l'indépendance des résidus du modèle. Ensuite, il est possible de vérifier que le modèle reproduit adéquatement les caractéristiques des séries historiques d'apports en calculant les caractéristiques de séries synthétiques d'apports générées par le modèle.

Estimations des paramètres et propriétés du modèle autorégressif à moyenne mobile à paramètres périodiques

Les paramètres du modèle autorégressif à moyenne mobile à paramètres périodiques et coefficients constants sont les suivants : μ_t , σ_t^2 , $\phi_1, \dots, \phi_p$, $\theta_1, \dots, \theta_q$ et $\sigma_{\varepsilon t}^2$ pour $t=1..w$ et $\tau=(v-1)w+t$. Les paramètres de ce modèle sont obtenus de la même façon que pour le modèle autorégressif à moyenne mobile à paramètres constants.

Les paramètres du modèle autorégressif à moyenne mobile à paramètres périodiques et coefficients périodiques sont les suivants : μ_t , σ_t^2 , $\phi_{1,t}, \dots, \phi_{p,t}$, $\theta_{1,t}, \dots, \theta_{q,t}$ et $\sigma_{\varepsilon t}^2$ pour $t=1, \dots, w$. Tout d'abord, les moyennes et les variances (μ_t, σ_t^2) sont estimées à partir des

données historiques. Pour les coefficients périodiques d'autorégression et de moyenne mobile ($\phi_{1,t}, \dots, \phi_{p,t}$ et $\theta_{1,t}, \dots, \theta_{q,t}$), leur estimation peut être obtenue par la généralisation des équations de Yule-Walker (Salas et al., 1980). Par exemple pour un modèle autorégressif à moyenne mobile d'ordre $p=1$ et $q=1$, les paramètres peuvent être estimés par les équations suivantes :

$$(4.30) \quad r_{2,t} = r_{1,t} \hat{\phi}_{1,t}$$

$$(4.31) \quad r_{1,t} = \frac{(1 - \hat{\theta}_{1,t} \hat{\phi}_{1,t})(\hat{\phi}_{1,t} - \hat{\theta}_{1,t})}{1 + \hat{\theta}_{1,t}^2 - 2\hat{\phi}_{1,t}\hat{\theta}_{1,t}}$$

où

$r_{k,t}$ sont les coefficients périodiques de corrélation de la série $z_{v,t}$;

$\hat{}$ signifie l'estimation.

On peut obtenir les coefficients périodiques de corrélation par la formule suivante :

$$(4.32) \quad r_{k,t} = \frac{1}{N * s_t * s_{t-k}} \sum_{v=1}^N (z_{v,t} - \bar{z}_t) (z_{v,t-k} - \bar{z}_{t-k})$$

où

N est le nombre d'années de l'historique d'apports;

s_t^2 est la variance à la période t ;

$\bar{z}_t$ est la moyenne des apports à la période t ;

k est le décalage de la corrélation.

Pour plus de détails concernant l'estimation des paramètres pour le modèle autorégressif à moyenne mobile à paramètres et coefficients périodiques, l'article de Rasmussen et al. (1996) peut entre autres être consulté.

Les tests à effectuer pour valider la qualité de l'ajustement du modèle autorégressif à moyenne mobile à paramètres périodiques et coefficients périodiques sont peu

nombreux. Le test du « Porte-manteau » modifié peut être utilisé pour valider l'indépendance des résidus (Salas et al., 1980). Ensuite, la génération de séries synthétiques permet de valider que les caractéristiques des apports de la série historiques sont respectés.

Dans cette section, une méthode a été décrite pour l'estimation des paramètres de la modélisation autorégressive à moyenne mobile à paramètres constants, à paramètres périodiques et coefficients constants et à paramètres périodiques et coefficients périodiques.

4.2. Choix du modèle

4.2.1. Modèle utilisé pour la programmation dynamique stochastique

Les apports naturels doivent être modélisés afin d'inclure une formule les représentant dans le programme d'optimisation. En effet, la programmation dynamique stochastique nécessite de connaître la probabilité d'obtenir un apport à la période t lorsque les apports aux périodes précédentes sont connus. Le calcul de la probabilité sera effectué en représentant les apports naturels par un modèle hydrologique.

La programmation dynamique stochastique doit être utilisée avec un nombre de variables d'état réduit pour obtenir un temps de calculs informatique raisonnable. Entre les deux modèles décrits, soit les modèles autorégressif et autorégressif à moyenne mobile, le modèle autorégressif est celui permettant d'utiliser le moins de variable d'état. En effet, le modèle autorégressif à moyenne mobile doit être au minimum d'ordre $p=1$ et $q=1$, ce qui induit deux variables d'état. Le modèle autorégressif peut être limité à une variable d'état lorsque son ordre est $p=1$. Pour le projet étudié dans ce mémoire, soit la gestion du réservoir Nechako, le volume du réservoir ainsi que les apports des périodes précédentes sont des variables d'état, et le débit sortant est la variable de

décision. L'utilisation du modèle autorégressif d'ordre $p=1$ induit un programme d'optimisation ayant trois variables au total (deux variables d'état, le volume du réservoir et l'apport de la période $t-1$, et une de décision, le débit sortant) et l'utilisation du modèle autorégressif à moyenne mobile d'ordre $q=1$ et $p=1$ induit un programme d'optimisation ayant quatre variables au total (trois variables d'état, le volume du réservoir, l'apport de la période $t-1$ et le résidu de la période $t-1$, et une de décision, le débit sortant). Le programme d'optimisation a donc été ajusté pour les deux situations (trois variables et quatre variables au total) et un essai de calcul a été effectué pour chacune des situations. Le temps de calcul du programme d'optimisation utilisant quatre variables au total a été d'ordre dix fois plus élevé que dans le cas du programme utilisant trois variables au total. Il a donc été conclu en partenariat avec les gestionnaires de Rio Tinto Alcan Inc. que le temps de calcul le plus court est préférable, soit celui pour le scénario de trois variables au total. Finalement, l'amélioration du modèle hydrologique lors de l'utilisation d'ordre plus élevé sera discutée dans l'annexe D afin de valider que l'utilisation d'un modèle à ordre plus faible dans le programme d'optimisation n'induit pas des changements importants à la règle de gestion optimale.

En somme, le modèle autorégressif d'ordre un a été choisi pour la programmation dynamique stochastique. En effet, c'est le seul modèle parmi ceux décrits qui permet d'avoir seulement deux variables d'état (une étant le volume du réservoir, l'autre étant l'apport de la période $t-1$) et une variable de décision, ce qui permet un temps de calcul informatique raisonnable pour les gestionnaires de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Le modèle autorégressif sera périodique à paramètres périodiques, afin de prendre en considération les différences notables des caractéristiques des apports historiques selon la période.

4.2.2. Modèle utilisé pour la validation du programme d'optimisation

Comme expliqué au premier chapitre, les règles de gestion obtenues par le programme d'optimisation doivent être validées à l'aide de simulations afin de s'assurer que leur utilisation permet bel et bien de respecter les contraintes du système selon les exigences de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. et de calculer la production hydroélectrique moyenne lorsque les règles de gestion sont utilisées. Pour ces simulations, des séries synthétiques d'apports sont utilisées. Les séries synthétiques doivent être créées à partir d'un modèle hydrologique, qui est indépendant du modèle utilisé dans le programme d'optimisation. L'ordre de ce modèle n'est donc pas limité, car la création de séries synthétiques à partir de ce modèle ne demande pas un temps de calcul élevé. Le modèle utilisé devra représenter le mieux possible les caractéristiques des apports historiques.

Le modèle choisi pour créer les séries synthétiques d'apports est le modèle autorégressif à moyenne mobile. En effet, ce modèle permet de mieux représenter les caractéristiques des apports historiques que le modèle autorégressif (Rasmussen et al., 1996). Des tests à appliquer permettront de choisir l'ordre de ce modèle (Salas et al., 1980). Ces tests seront présentés dans l'annexe E

4.3. Méthodologie pour la modélisation autorégressive (AR)

Cette section décrit les étapes suivies afin de réaliser la modélisation autorégressive nécessaire au programme d'optimisation. Ces étapes sont les suivantes : la normalisation des apports, la standardisation des apports, la création de la variable aléatoire standard réduite, la validation du modèle et le calcul des probabilités.

4.3.1. Normalisation des apports

Les apports naturels historiques doivent être normalisés afin de construire le modèle autorégressif. Le modèle étant à paramètres périodiques, il n'est pas nécessaire d'utiliser la même technique de normalisation pour chaque période. Quatre méthodes de normalisation ont été utilisées sur les séries d'apports. Ces méthodes de transformation sont : le statuquo, la transformation log-normale à deux paramètres, la transformation log-normale à trois paramètres et la transformation gamma. Ces quatre transformations ont été appliquées aux séries d'apports pour chaque période. Ensuite, le choix de la meilleure méthode a été effectué pour chaque série d'apports. Le critère permettant de choisir la méthode de transformation qui résulte en une distribution des apports la plus près d'une distribution normale sera celui de Filliben, un test simple mais efficace pour démontrer la qualité de l'ajustement d'une série à la distribution normale (Maidment, 1993). Pour chaque série d'apports, ce critère a été calculé pour les séries transformées par les quatre méthodes de transformation. Pour chaque période, la série transformée obtenant le critère le plus élevé est celle qui sera choisie comme étant la série normalisée des apports naturels historiques.

Voici maintenant l'explication des méthodes de transformations utilisées. Pour la méthode du statuquo, aucune transformation n'est effectuée sur la série, car on suppose qu'elle est déjà une distribution normale.

La transformation log-normale à deux paramètres se traduit par la formule suivante :

$$(4.33) \quad y_{v,t} = \ln(x_{v,t})$$

où

$y_{v,t}$ est l'apport normalisé;

$x_{v,t}$ est l'apport réel;

v est l'année;

t est la période.

La transformation log-normale à trois paramètres se traduit par la formule suivante :

$$(4.34) \quad y_{v,t} = \ln(x_{v,t} + a)$$

où

$y_{v,t}$ est l'apport normalisé;

$x_{v,t}$ est l'apport réel;

v est l'année;

t est la période;

a est un coefficient de transformation.

Une estimation du coefficient est obtenu par le calcul de l'estimation du quantile inférieur limite, soit l'équation suivante (Maidment, 1993) :

$$(4.37) \quad \hat{a} = \frac{x_1 x_n - x_{median}^2}{x_1 + x_n - 2x_{median}}$$

où

x_1 est la plus grande valeur de la série;

x_n est la plus petite valeur de la série;

x_{median} est la valeur médiane de la série.

La transformation gamma est obtenue par la transformation de Hilson-Wilferty (Maidment, 1993), soit à l'aide des formules suivantes :

$$(4.38) \quad x_{v,t} = \mu_t + \sigma_t K_p(\gamma_t)$$

$$(4.39) \quad K_p(\gamma) = \frac{2}{\gamma_t} \left(1 + \frac{\gamma_t z_{v,t}}{6} - \frac{\gamma_t^2}{36} \right)^3 - \frac{2}{\gamma_t}$$

où

$z_{v,t}$ est l'apport normalisé standard;

$x_{v,t}$ est l'apport réel;

v est l'année;

t est la période;

K_p est un facteur de fréquence;

μ_t est la moyenne des apports pour la période t ;

σ_t est l'écart-type des apports pour la période t ;

γ_t est le coefficient d'asymétrie pour la période t .

Concernant le critère de Filliben, il est défini par la formule suivante :

$$(4.40) \quad r = \frac{\sum (x_{(i)} - \bar{x})(w_i - \bar{w})}{\left[\sum (x_{(i)} - \bar{x})^2 \sum (w_i - \bar{w})^2 \right]^{0.5}}$$

$$(4.41) \quad w_i = G^{-1}(1 - q_i)$$

où

$x_{(i)}$ sont les observations triés en ordre croissant;

w_i sont les quantiles ajustés correspondant aux $x_{(i)}$ lors de l'utilisation d'une distribution gaussienne;

q_i sont les valeurs du tracé correspondant aux $x_{(i)}$;

$\bar{x}$ est la moyenne des observations;

$\bar{w}$ est la moyenne des quantiles ajustés.

Les valeurs du tracé ont été calculées par la formule suivante :

$$(4.42) \quad q_i = \frac{i - a}{n + 1 - 2a}$$

La valeur utilisée du paramètre a est de 0.375, soit la valeur suggérée par la formule de Blom, ce qui permet d'obtenir des quantiles normales sans biais (Maidment, 1993).

4.3.2. Standardisation des apports

Les apports normalisés doivent être standardisés afin de construire le modèle autorégressif. Pour ce faire, la formule suivante est utilisée :

$$(4.43) \quad z_{v,t} = \frac{y_{v,t} - \mu_t}{\sigma_t}$$

où

$z_{v,t}$ est l'apport standard réduit;

$y_{v,t}$ est l'apport normalisé;

μ_t est la moyenne des apports pour la période t ;

σ_t est l'écart-type des apports pour la période t ;

v est l'année.

Les séries d'apports standardisés ont une moyenne égale à zéro et un écart-type égal à un.

4.3.3. Création de la variable aléatoire centrée réduite

Des séries synthétiques sont générées à partir du modèle autorégressif formé, afin de valider l'estimation des paramètres en comparant les caractéristiques des séries synthétiques avec celles des séries historiques. Pour la génération de ces séries synthétiques, une variable aléatoire normale centrée réduite doit être créée.

La méthode du rejet a été utilisée pour la création de cette variable aléatoire. Cette méthode consiste à générer des données suivant une distribution de fonction de densité

proche de celle désirée et d'ensuite éliminer une proportion de ces données afin que les données suivent la distribution attendue (Bouleau, 2002). Voici les étapes à suivre dans cette méthode.

Soit $f(x)$ étant la fonction de densité de la variable à générer, $g(x)$ une fonction de densité, c une constante positive tel que $f(x) \leq cg(x)$, $G(x)$ la fonction de répartition de $g(x)$ et $G^{-1}(x)$ son inverse,

- Générer une variable aléatoire U_1 de distribution uniforme $U[1,0]$
- Calculer $x = G^{-1}(U_1)$
- Générer une variable aléatoire U_2 de distribution uniforme $U[1,0]$
- Si $c * g(x) * U_2 \leq f(x)$, on conserve la valeur générée x . Sinon, on recommence à la première étape.

Dans le cas d'une variable aléatoire de distribution normale centrée réduite, une loi exponentielle est utilisée, soit $g(x) = e^{-x}$. $G(x) = 1 - e^{-x}$ et $G^{-1}(x) = -\ln(1-u)$ sont donc connus. La variable exponentielle étant toujours positive, le signe de la donnée générée est choisi aléatoirement. La valeur de c doit être telle que l'exponentielle soit plus grande que la courbe normale, tout en étant la plus proche possible. Cette valeur limite de constante est

$$c = \sqrt{\frac{e}{2\pi}}.$$

Afin de valider la méthode, une série de variables aléatoires a été créée. Les caractéristiques de cette série ont été calculées afin de vérifier si elles correspondent aux caractéristiques d'une distribution normale centrée réduite, soit une moyenne égale à zéro, un écart-type égale à un, un coefficient d'asymétrie égale à zéro et un critère de Filliben près de un.

4.3.4. Validation du modèle

Le modèle autorégressif créé à partir des apports historique doit être validé. Pour ce faire, cent séries synthétiques d'apport de même longueur que l'historique sont générées. Ces séries sont générées à l'aide du modèle autorégressif, en utilisant une variable aléatoire créée par la méthode décrite dans la dernière section.

Les caractéristiques des séries synthétiques qui sont comparées avec les caractéristiques des apports historiques sont la moyenne, l'écart-type et les facteurs de corrélation. Il est vérifié que les caractéristiques des séries synthétiques sont à l'intérieur d'intervalles de confiances créées pour chaque caractéristique, à chaque période. Ensuite, des intervalles de confiances sont créés afin de déterminer si les coefficients d'autocorrélation et d'autorégression du modèle sont valides. Ces comparaisons sont disponibles à l'annexe F.

4.3.5. Calcul des probabilités

La programmation dynamique stochastique, utilisée comme méthode d'optimisation des règles de gestion du réservoir Nechako, utilise des probabilités entre apports. Ces probabilités peuvent être calculées à partir du modèle autorégressif.

La probabilité recherchée est celle d'obtenir un certain apport à la période t , lorsque l'apport à la période $t-1$ est connu. Cette probabilité s'écrit comme suit :

$$(4.44) \quad P(I_t | I_{t-1})$$

où

I_t signifie l'apport à la période t .

Or, par la modélisation autorégressive d'ordre un, on sait que

$$(4.45) \quad z_{v,t} = \phi_{1,t} z_{v,t-1} + \sigma_{\varepsilon t} \xi_{v,t}$$

où

$z_{v,t}$ est l'apport standardisé à l'année v et à la période t ;

$\phi_{1,t}$ sont les coefficients périodiques d'autorégression d'ordre un au temps t ;

$\sigma_{\varepsilon t}$ est la variance des résidus;

$\xi_{v,t}$ est une variable normale standard indépendante.

Lorsque les apports I_t sont de distribution normale, ils peuvent être standardisés par l'équation 4.41, ce qui permet d'obtenir l'équation:

$$(4.46) \quad \xi_{v,t} = \frac{\left(\frac{I_{v,t} - \mu_t}{\sigma_t} \right) - \phi_{1,t} \left(\frac{I_{v,t-1} - \mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right)}{\sigma_{\varepsilon t}}$$

La probabilité exprimée par l'équation 4.43 devient alors

$$(4.47) \quad P(I_t | I_{t-1}) = P \left(\xi_{v,t} = \frac{\left(\frac{I_{v,t} - \mu_t}{\sigma_t} \right) - \phi_{1,t} \left(\frac{I_{v,t-1} - \mu_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right)}{\sigma_{\varepsilon t}} \right)$$

La variable aléatoire $\xi_{v,t}$ étant normale centrée réduite, sa probabilité est aisée à obtenir par le tableau de probabilité des fonctions normales.

En résumé, la probabilité d'obtenir I_t selon I_{t-1} est obtenue en obtenant la probabilité d'obtenir la valeur de la variable aléatoire $\xi_{v,t}$ calculée selon les valeurs de I_t et I_{t-1} .

4.4. Méthodologie pour la modélisation autorégressive à moyenne mobile (ARMA)

Cette section décrit la méthode suivie afin de réaliser la modélisation autorégressive nécessaire au programme d'optimisation. Dans le cas de la modélisation autorégressive à moyenne mobile, il est très difficile d'obtenir des paramètres lorsque l'ordre du modèle est élevé et que les coefficients sont périodiques. En effet, les paramètres doivent être obtenus par estimations successives. Pour un modèle d'ordre élevé, l'optimisation des paramètres est recommandé afin d'obtenir une estimation juste des paramètres. Pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile, l'optimisation utilisée peut être la méthode des moindres carrés (Rasmussen et al., 1996). Or, il existe des logiciels permettant d'obtenir de bonnes estimations des paramètres du modèle autorégressif à moyenne mobile. Pour le projet, le logiciel SAMS 2007 (Sveinsson et al., 2007) a été utilisé.

4.4.1. Utilisation du logiciel SAMS 2007

Le logiciel SAMS 2007 est un logiciel permettant l'analyse, la modélisation et la simulation de séries d'apports stochastiques. Le logiciel a été utilisé pour déterminer les paramètres du modèle autorégressif à moyenne mobile et paramètres périodiques. L'ordre du modèle utilisé est de deux pour la partie autorégressive et de deux pour la partie moyenne mobile. Un modèle ARMA(2,2) à paramètres périodique a été choisi car ce modèle permet de bien considérer les corrélations périodiques des apports lors de l'utilisation de périodes de courte durée, ce que ne permet pas des modèles d'ordre faible comme les modèles ARMA(1,0), ARMA(2,0) ou ARMA(1,1) (Rasmussen et al., 1996).

Ensuite, cent séries synthétiques d'apports de même longueur que la série historique ont été générées par le logiciel SAMS 2007. Les caractéristiques de ces séries ont d'abord été calculées afin de valider que le modèle représente bien les apports historiques. Cette validation est disponible à l'annexe E. Ensuite, ces séries ont été utilisées afin de simuler

la règle de gestion obtenue par le programme d'optimisation. Les résultats obtenus seront présentés au chapitre 6.

En résumé, ce chapitre a permis de décrire les modèles hydrologiques utilisés afin de modéliser les apports historiques. Ces modèles seront utilisés pour le programme d'optimisation qui sera décrit au prochain chapitre. Un modèle autorégressif d'ordre 1 sera utilisé pour le calcul de la règle de gestion par le programme d'optimisation et un modèle autorégressif à moyenne mobile d'ordre (2,2) sera utilisé pour la validation du programme d'optimisation.

CHAPITRE 5 DÉVELOPPEMENT DU PROGRAMME D'OPTIMISATION

Ce présent chapitre présente le programme d'optimisation qui utilise la méthode de programmation dynamique stochastique pour optimiser les règles de gestion du système hydroélectrique de Kemano.

5.1. Langage de programmation et programme informatique utilisé

Le langage de programmation qui sera utilisé est le langage C++. Le programme informatique qui a été utilisé pour la programmation est Microsoft Visual C++ 6.0 (Microsoft Corporation, 1998).

5.2. Schématisation des étapes du programme

Voici un schéma présentant toutes les étapes du programme d'optimisation. Des schémas plus détaillés des étapes de la modélisation des apports et du calcul de la règle de gestion sont disponible aux annexes 6 et 7.

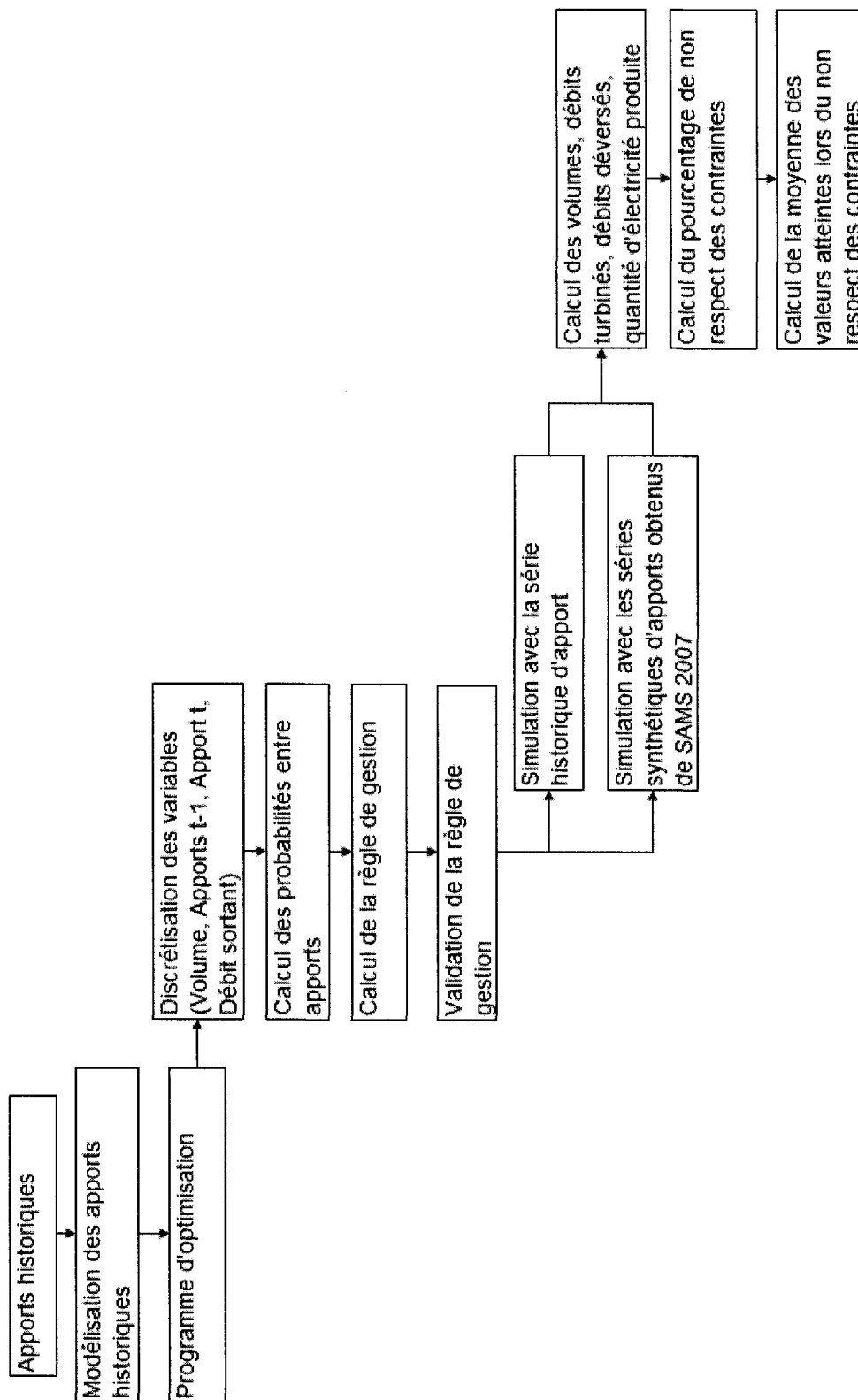


Figure 5-1 : Schéma des étapes du programme d'optimisation

5.3. Variables d'état et de décision

Les variables d'état utilisé dans la programmation sont le volume du réservoir à la période t et les apports de la période précédente $t-1$. La variable de décision est le débit sortant du réservoir à la période t .

5.4. Discrétisation des variables

Les variables sont discrétisés afin d'alléger les calculs. Pour le volume, l'écart entre chaque volume discrétisé est constant. Le nombre de discrétisation du volume peut être modifié par l'utilisateur du programme, selon la précision voulue.

Dans le cas des apports, la discrétisation n'est pas constante. La discrétisation des apports est fonction de la distribution des apports normalisés et standardisés. Les apports ont été discrétisés en onze parties. Les apports discrétisés sont les valeurs $\{-2.5, -1.82, -1.36, -0.91, -0.45, 0.0, 0.45, 0.91, 1.36, 1.82, 2.5\}$, exprimés en forme standard. Pour obtenir les apports réels discrétisés à chaque période, il suffit d'effectuer les transformations inverses à celles utilisées pour la normalisation et la standardisation dans le modèle autorégressif. Un tableau des apports discrétisés par période est disponible à l'annexe C.

La discrétisation des débits sortant n'est pas constante. Les débits sortant pour lesquels le débit turbiné n'est pas à son maximum ont été discrétisés avec plus de précision que les débits sortant lorsque le débit turbiné est maximal. De cette manière, la production hydroélectrique peut être calculée avec précision, sans toutefois augmenter considérablement le temps de calcul. En somme, les débits sortants ont été discrétisés en deux blocs, le premier bloc étant plus précis que le second. Un tableau des débits sortants discrétisés est disponible à l'annexe B.

5.5. Fonctions de pénalité

Le système hydroélectrique de Kemano présente plusieurs contraintes, tel que vu au chapitre 2. Afin de s'assurer du respect de ces contraintes, des pénalités sont appliquées au calcul des bénéfices lorsqu'elles ne sont pas respectées. De cette manière, les débits sortant occasionnant le non-respect de certaines contraintes sont moins sujets à être choisis comme optimaux par le programme d'optimisation. Cette section présentera les types de fonctions de pénalités qui ont été appliquées, ainsi que l'ordre de grandeur des pénalités appliquées pour chaque contrainte, selon le degré de flexibilité des contraintes indiqué par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc..

5.5.1. Type des fonctions de pénalités

Il y a trois types de pénalités qui sont appliquées dans le programme d'optimisation pour le système de Kemano : les pénalités constantes, les pénalités croissantes linéairement et les pénalités croissantes exponentiellement. Les pénalités constantes sont appliquées lorsque les contraintes sont fermes, soient lorsqu'il est interdit en tout temps de ne pas les respecter. Par exemple, la contrainte des débits déversés maximaux selon les contraintes physique est une contrainte ferme, car elle est causée par la capacité du déversoir. Ensuite, les pénalités croissantes linéairement sont appliquées lorsque les contraintes sont flexibles, soient lorsqu'il est déconseillé de ne pas les respecter, mais qu'il est possible de le faire tout dépendamment de la situation, et que l'impact du non-respect des contraintes croît linéairement lorsqu'on s'éloigne de la limite des contraintes. Par exemple, le non-respect du volume maximal est une contrainte dont l'impact croît linéairement à la valeur du volume trop élevé. Quant aux pénalités croissantes exponentiellement, elles sont appliquées lorsque les contraintes sont flexibles et que l'impact du non-respect des contraintes croît exponentiellement lorsqu'on s'éloigne de la limite des contraintes. Un exemple de contrainte flexible de nature exponentielle est les débits maximaux à déverser pour éviter les inondations. Comme expliqué au chapitre 2

ces débits peuvent être surpassés en cas de conditions hydrologiques extrêmes de surplus d'eau, afin de créer un équilibre entre le respect des contraintes de débit déversés maximal et celui des contraintes de volume maximal. Par contre, plus les débits déversés sont éloignés de la limite de la contrainte, plus les inondations sont importantes, donc ayant plus d'impact. Les fonctions de pénalités croissantes exponentiellement doivent pénaliser plus fortement les valeurs éloignées des limites des contraintes que les valeurs proches de ces limites, car la gravité de l'impact du non respect des contraintes augmente exponentiellement lorsque les valeurs sont plus éloignées des limites des contraintes.

Méthode de calcul des fonctions de pénalité selon leur type

Les fonctions de pénalités constantes sont représentées par des constantes qu'on ajoute directement à la somme des fonctions de pénalités. Cette constante est habituellement très élevée comparé à l'ordre de grandeur des bénéfices dus à la vente d'électricité. En effet, les fonctions de pénalités constantes sont utilisées pour éviter de choisir les débits sortant associés à des contraintes qui ne peuvent jamais être transgressées, ce pourquoi ces pénalités doivent diminuer énormément la valeur des bénéfices nets. Voici l'équation permettant de calculer les fonctions de pénalités constantes.

$$(5.1) \quad Pen = p1$$

où

Pen est la valeur de la pénalité à appliquer;

p1 est la constante associée à la contrainte.

Les fonctions de pénalités croissantes linéairement sont représentées par des constantes qu'on multiplie à la différence entre la valeur de la variable et la limite de la contrainte associée. De cette façon, la pénalité associée varie linéairement à la distance entre la

valeur de la variable et la limite de la contrainte. Voici l'équation permettant de calculer les fonctions de pénalités croissantes linéairement.

$$(5.2) \quad Pen = p1 * (Var - Limite)$$

où

Pen est la valeur de la pénalité à appliquer;

p1 est le paramètre de pénalité associée à la contrainte;

Var est la valeur de la variable sujette à la contrainte;

Limite est la valeur limite de la contrainte.

Les fonctions de pénalités croissantes exponentiellement sont représentées par sept paramètres. En fait, la fonction exponentielle est linéarisée par partie. Il y a alors quatre paramètres qui déterminent la pente de la fonction pour quatre parties différentes, les parties étant déterminées par trois autres paramètres. Voici un schéma présentant une fonction exponentielle linéarisée.

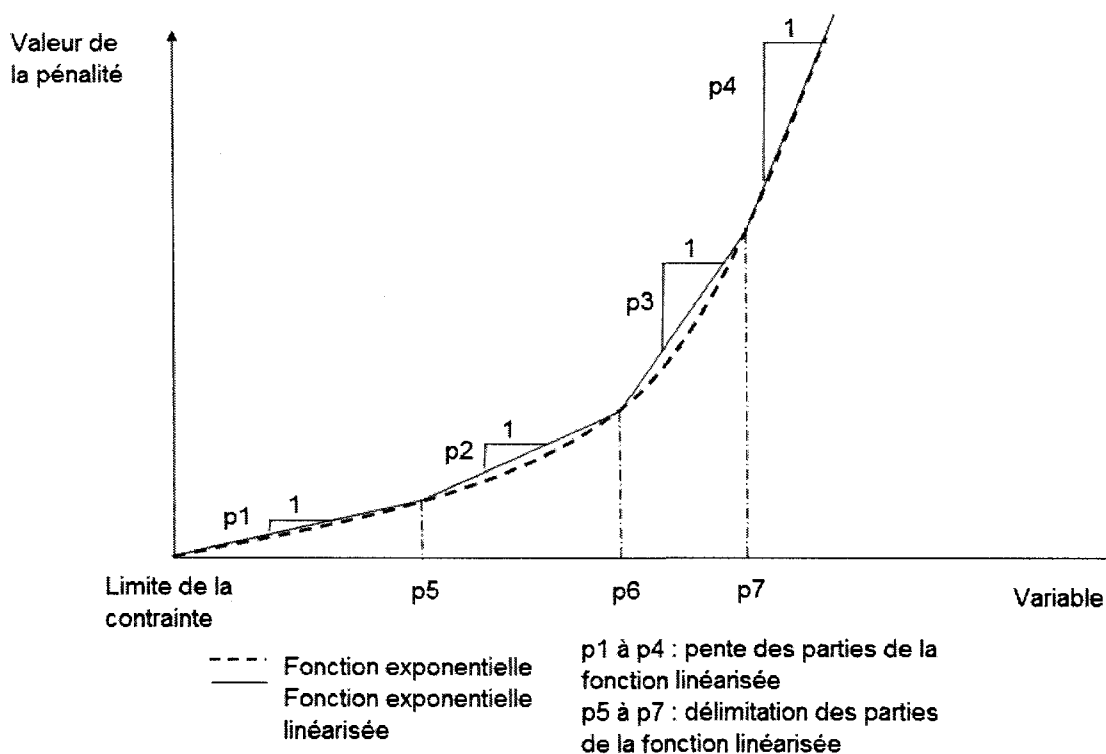


Figure 5-2 : Linéarisation d'une fonction exponentielle

Voici les équations utilisées pour calculer les fonctions de pénalités à croissance exponentielle, lorsque la contrainte est une limite supérieure (débit déversé maximal à respecter par exemple).

$$(5.3) \quad Pen = p1 * (Var - Limite) \text{ si } Var < p5$$

$$(5.4) \quad Pen = p2 * (Var - p5) + p1 * (p5 - Limite) \text{ si } p5 < Var < p6$$

$$(5.5) \quad Pen = p3 * (Var - p6) + p2 * (p6 - p5) + p1 * (p5 - Limite) \text{ si } p6 < Var < p7$$

$$(5.6) \quad Pen = p4 * (Var - p7) + p3 * (p7 - p6) + p2 * (p6 - p5) + p1 * (p5 - Limite) \quad \text{si } p7 < Var$$

où

Pen est la valeur de la pénalité à appliquer;

Var est la valeur de la variable sujette à la contrainte;

p_1 à p_7 sont les paramètres de la fonction de pénalité, tel qu'expliqué plus haut (voir la figure x);

Limite est la valeur limite de la contrainte.

Les équations utilisées pour calculer les fonctions de pénalités à croissance exponentielle, lorsque la contrainte est une limite inférieure (production hydroélectrique minimale à respecter par exemple), sont les suivantes.

$$(5.7) \quad Pen = p_1 * (Limite - Var) \text{ si } Var > p_5$$

$$(5.8) \quad Pen = p_2 * (p_5 - Var) + p_1 * (Limite - p_5) \text{ si } p_5 > Var > p_6$$

$$(5.9) \quad Pen = p_3 * (p_6 - Var) + p_2 * (p_5 - p_6) + p_1 * (Limite - p_5) \text{ si } p_6 > Var > p_7$$

$$(5.10) \quad Pen = p_4 * (p_7 - Var) + p_3 * (p_6 - p_7) + p_2 * (p_5 - p_6) + p_1 * (Limite - p_5) \quad \text{si } p_7 > Var$$

où

Pen est la valeur de la pénalité à appliquer;

Var est la valeur de la variable sujette à la contrainte;

p_1 à p_7 sont les paramètres de la fonction de pénalité, tel qu'expliqué plus haut (voir la figure x);

Limite est la valeur limite de la contrainte.

Type de fonctions de pénalité selon chaque contrainte

Voici un tableau présentant le type de fonction de pénalité pour chaque contrainte du système de Kemano.

Tableau 5-1 : Types de fonction de pénalité par contrainte

Contraintes	Type de fonction de pénalité
Débits déversés minimaux	constante
Débits déversés maximaux pour éviter les inondations	croissante exponentiellement
Débits déversés maximaux selon le NFCP	croissante exponentiellement
Débits déversés maximaux selon les contraintes physiques	constante
Débits déversés minimaux selon les débits déversés des périodes précédentes	croissante exponentiellement
Constance des débits déversés en février et mars : diminution du débit dans le temps	croissante exponentiellement
Constance des débits déversés en février et mars : augmentation du débit dans le temps	constante
Volume minimal	croissante linéairement
Volume maximal	croissante linéairement
Production hydroélectrique	croissante exponentiellement

Le calcul des pénalités associées à la contrainte de débits déversés minimaux selon les débits déversés des périodes précédentes est difficile à effectuer. En effet, les calculs d'optimisation doivent être effectués à rebours lors de l'utilisation de la programmation dynamique stochastique. Or, la contrainte de débits déversés minimaux selon les débits déversés des périodes précédentes nécessite la connaissance des débits déversés de périodes précédentes aux calculs, ce qui est impossible lorsque les calculs sont effectués à rebours. Une valeur constante est donc supposée pour les débits déversés aux périodes du 1^{er} septembre au 8 octobre. Cette valeur constante sera celle de référence pour le calcul des pénalités afin de diminuer le risque de non-respect de cette contrainte lors de l'utilisation de la règle de gestion obtenue par le programme d'optimisation. Cependant, il est possible que cette contrainte ne soit pas respectée en situation réelle d'utilisation

des règles de gestion, alors il reviendrait au gestionnaire du réservoir de changer la valeur du débit déversé afin que la contrainte de débit minimum soit respectée, le gestionnaire connaissant la valeur réelle des débits déversés aux périodes précédentes. La valeur constante de référence a été trouvée en utilisant la valeur maximale de débit déversé aux périodes du 1^{er} septembre au 8 octobre.

5.5.2. Valeur des fonctions de pénalité pour chaque contrainte

Voici un tableau indiquant un exemple de valeur des paramètres permettant de calculer les pénalités pour chaque contrainte.

Tableau 5-2 : Exemple de valeur des paramètres des fonctions de pénalité

Contraintes	Limite	Paramètres	Valeur
Débits déversés maximaux pour éviter les inondations	345 m ³ /s	p1	0.20
		p2	0.21
		p3	0.40
		p4	1.00
		p5	362
		p6	449
		p7	621
Débits déversés maximaux selon le NFCP	Limite différente selon la période	p1	0.100
		p2	0.102
		p3	0.107
		p4	0.115
		p5	Lim+0.25*(345-Lim)
		p6	Lim+0.50*(345-Lim)
		p7	Lim+0.75*(345-Lim)
Débits déversés maximaux selon les contraintes physiques	Limite différente selon le niveau du réservoir	p1	5000
Débits déversés minimaux selon les débits déversés des périodes précédentes	32.5 m ³ /s	p1	3.00
		p2	3.06
		p3	3.21
		p4	3.45
		p5	29.25
		p6	16.25
		p7	3.25

Tableau 5-2 : Exemple de valeur des paramètres des fonctions de pénalité (suite)

Contraintes	Limite	Paramètres	Valeur
Constance des débits déversés en février et mars : diminution du débit dans le temps	Qdev1 : Le débit déversé à la période suivante	p1	5.0
		p2	5.1
		p3	6.0
		p4	7.5
		p5	$Qdev1 * 1.05$
		p6	$Qdev1 * 1.67$
		p7	$Qdev1 * 3.33$
Constance des débits déversés en février et mars : augmentation du débit dans le temps	Qdev1 : Le débit déversé à la période suivante	p1	5000
Volume minimal	$20.521 * 103 \text{ hm}^3$	p1	5000
Volume maximal	$23.833 * 103 \text{ hm}^3$	p1	800
Production hydroélectrique	500 MW pour l'usine + 20MW pour la vente à BC Hydro	p1	90
		p2	99
		p3	180
		p4	1800
		p5	1039
		p6	1028
		p7	1000

5.6. Vérification du respect des contraintes

Afin de vérifier que les contraintes sont respectées lors de l'utilisation de la règle de gestion produite par le programme d'optimisation, des simulations sont effectuées. Ces simulations permettent de calculer les résultats obtenus lors de l'application de la règle de gestion, en supposant une série d'apports. Les résultats calculés par la simulation sont, pour chaque période, le volume du réservoir, le débit turbiné, le débit déversé et la production hydroélectrique. Les résultats seront obtenus pour deux types de séries d'apports : la série historique d'apports au réservoir Nechako et des séries synthétiques d'apport générés à l'aide du modèle autorégressif à moyenne mobile d'ordre (2,2). Les sections suivantes présentent les caractéristiques de ces séries d'apports.

5.6.1. Série historique d'apports

La série historique d'apports a été fournie par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Cette série comporte 52 années de données. Pour la simulation, le volume du réservoir au départ est de $22.60 \times 10^3 \text{ hm}^3$, ce qui correspond au volume utilisé pour la comparaison des résultats obtenus par le programme d'optimisation aux résultats obtenus par la règle de gestion utilisée présentement par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc..

La série historique d'apport est équivalente à une occurrence de conditions hydrologiques de 1/200 ans, malgré qu'elle comporte uniquement 52 années. En effet, durant les 52 années de l'historique, des événements de surplus d'eau équivalents à une occurrence d'environ 1/200 ans ont eu lieu, de même que des événements de sécheresse équivalents à une occurrence d'environ 1/200 ans. Ces informations ont été fournies par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc..

5.6.2. Séries synthétiques d'apports

Les séries synthétiques d'apports ont été générées par le logiciel SAMS pour un modèle autorégressif à moyenne mobile d'ordre (2,2). Cent séries synthétiques ont été créées, de même longueur que la série historique, donc de 52 années. Au total, on retrouve donc 5200 années d'apports synthétiques. L'occurrence des conditions hydrologiques de ces séries est donc d'environ 1/5000 ans, autant pour les événements de surplus d'eau que pour les événements de sécheresse.

Pour les simulations à partir de ces séries synthétiques, le volume initial du réservoir sera calculé aléatoirement, selon une courbe de distribution normale ayant comme moyenne et écart-type les moyennes et écart-type de la série historique des volumes du réservoir à la première période. La série historique des volumes du réservoir Nechako comporte 50 années de données et a été fournie par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc..

La moyenne de la série historique de volumes à la première période est de 22.26×10^3 hm³ et son écart-type est de 0.57×10^3 hm³.

CHAPITRE 6 PRÉSENTATION ET ANALYSE DES RÉSULTATS

Ce chapitre présente la règle de gestion optimisée et compare les résultats obtenus par cette règle de gestion aux résultats obtenus par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. afin de valider l'hypothèse posée au chapitre 1, soit que l'amélioration de la gestion actuelle du réservoir Nechako, basée sur un modèle d'optimisation déterministe, par des règles de gestion obtenues d'un modèle stochastique permettra d'augmenter la production hydroélectrique de la centrale Kemano.

6.1. Résultats obtenus par le programme d'optimisation de nature stochastique

La règle de gestion optimisée présente les débits totaux à sortir du réservoir Nechako selon le volume du réservoir et l'apport de la période précédente, afin de produire un maximum d'électricité tout en respectant toutes les contraintes. La règle de gestion obtenue par le programme d'optimisation est disponible en partie à l'annexe I. Les paramètres des fonctions de pénalités ont été trouvés après plusieurs essais afin que les contraintes soient respectées. Ces paramètres sont disponibles au tableau 5-2. La production moyenne produite lors de la simulation à partir de la série historique d'apports, en utilisant la règle de gestion, est de 554.7 MW. Dans le cas de la simulation à partir des séries synthétiques d'apports, la production d'énergie moyenne est de 554.4 MW.

Les valeurs maximales ou minimales atteintes lors des simulations en utilisant cette règle de gestion, associées aux valeurs limites des contraintes, sont disponibles au tableau 6-1 et au tableau 6-2. Dans ces tableaux, la deuxième colonne présente les

valeurs maximales ou minimales atteintes lors des simulations. La troisième colonne présente les valeurs maximales et minimales qu'il est acceptable d'atteindre selon l'occurrence de la série utilisée pour les simulations. La quatrième colonne présente les valeurs maximales et minimales qu'il est permis d'atteindre lors d'une occurrence de 1/1 an. La cinquième colonne présente le pourcentage de fois où les valeurs d'occurrence 1/1 an ont été dépassées lors des simulations. La dernière colonne présente le pourcentage moyen d'écart des valeurs obtenues lorsque la contrainte n'est pas respectée (lorsque les valeurs maximales ou minimales d'occurrence 1/1 ans sont dépassées). L'écart est calculé entre la valeur obtenue et la valeur maximale ou minimale de la contrainte. Le pourcentage est calculé en divisant l'écart par la valeur maximale ou minimale de la contrainte.

Les cinquième et sixième colonnes du tableau 6-1 sont présentées sous forme graphique à la figure 6-1 et à la figure 6-2. Quant aux cinquième et sixième colonnes du tableau 6-2, elles sont présentées sous forme graphique à la figure 6-3 et à la figure 6-4.

Le tableau 6-3 compare les valeurs maximales atteintes par périodes pour les débits déversés aux valeurs maximales acceptables selon le NFCP.

Tableau 6-1 : Résultats obtenus lors de la simulation de la série historique à partir de la règle de gestion optimisée

Contraintes	Valeur extrême atteinte par la simulation	Valeur limite selon l'occurrence de la série utilisée	Valeur limite absolue (occurrence 1/1 an)	Pourcentage de fois que la limite absolue est dépassée	Pourcentage moyen des dépassement de la limite absolue
Production hydroélectrique minimale (usine + contrat de vente)	498.6 MW	520 MW	520 MW	3.57%	1.18%
Production hydroélectrique minimale (usine seulement)	498.6 MW	500 MW	500 MW	0.32%	0.12%
Volume maximal	24082 hm3	24090 hm3	23833 hm3	3.93%	0.24%
Volume minimal	20335 hm3	20521 hm3	20521 hm3	0.36%	0.62%
Débts déversés maximaux pour éviter les inondations (mai à août)	731.6 m3/s	800 m3/s	345 m3/s	2.28%	33.22%
Débts déversés maximaux selon le NFCP (septembre à avril)	voir tableau x	voir tableau 2-2	voir tableau 2-2	0.96%	8.67%
Débts déversés maximaux selon le NFCP (mai à août)	voir tableau x	voir tableau 2-2	voir tableau 2-2	4.57%	100.13%
Débts déversés maximaux selon les contraintes physiques	-	-	-	0.00%	0.00%
Constance des débits déversés en février et mars : diminution du débit dans le temps	-	-	-	0.24%	17.42%
Constance des débits déversés en février et mars : augmentation du débit dans le temps	-	-	-	0.00%	0.00%
Débts déversés minimaux selon les débits déversés des périodes précédentes	-	-	-	0.16%	13.16%

Tableau 6-2 : Résultats obtenus lors de la simulation de la série synthétique à partir de la règle de gestion optimisée

Contraintes	Valeur extrême atteinte par la simulation	Valeur limite selon l'occurrence de la série utilisée	Valeur limite absolue (occurrence 1/1 an)	Pourcentage de fois que la limite absolue est dépasse	Pourcentage moyen des dépassement de la limite absolue
Production hydroélectrique (usine + contrat de vente)	491.4 MW	520 MW	520 MW	1.82%	2.15%
Production hydroélectrique (usine seulement)	491.4 MW	500 MW	500 MW	0.44%	0.28%
Volume maximal	24715 hm3	24631 hm3	23833 hm3	3.51%	0.40%
Volume minimal	18639 hm3	20521 hm3	20521 hm3	0.46%	2.45%
Débts déversés maximaux pour éviter les inondations (mai à août)	982 m3/s	950 m3/s	345 m3/s	1.99%	35.25%
Débts déversés maximaux selon le NFCP (septembre à avril)	voir tableau x	voir tableau 2-	voir tableau 2-2	1.00%	18.25%
Débts déversés maximaux selon le NFCP (mai à août)	voir tableau x	voir tableau 2-	voir tableau 2-2	4.43%	92.81%
Débts déversés maximaux selon les contraintes physiques	-	-	-	0.00%	0.00%
Constance des débts déversés en février et mars : diminution du débit dans le temps	-	-	-	0.29%	99.26%
Constance des débts déversés en février et mars : augmentation du débit dans le temps	-	-	-	0.00%	0.00%
Débts déversés minimaux selon les débts déversés des périodes précédentes	-	-	-	0.46%	8.23%

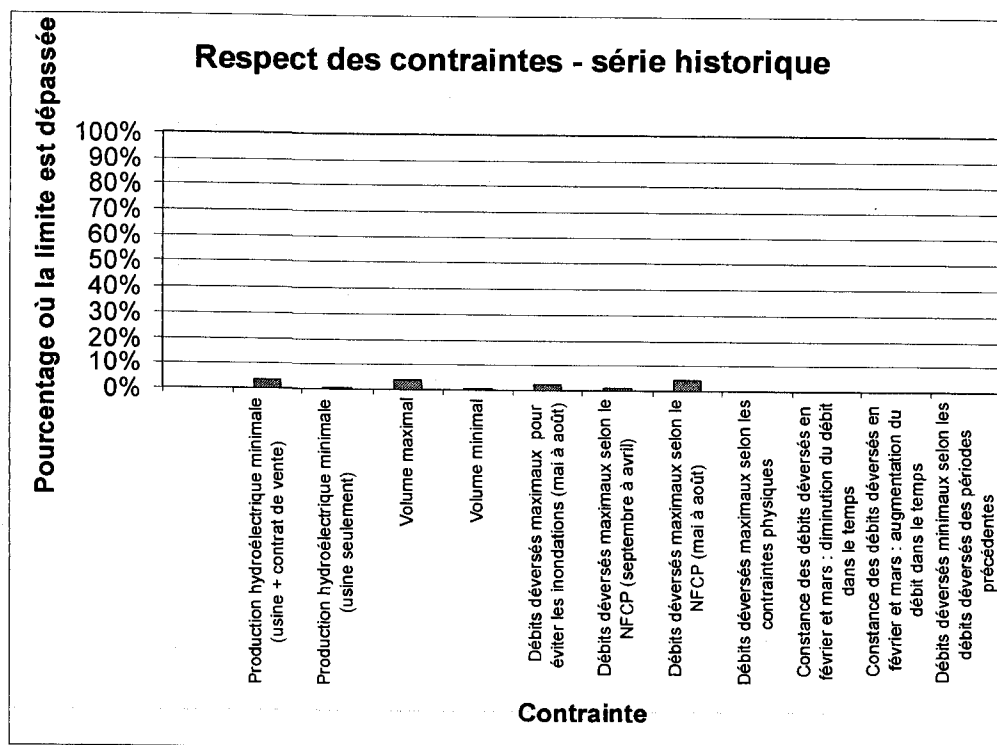


Figure 6-1 : Pourcentage de fois que la contrainte est dépassée - série historique

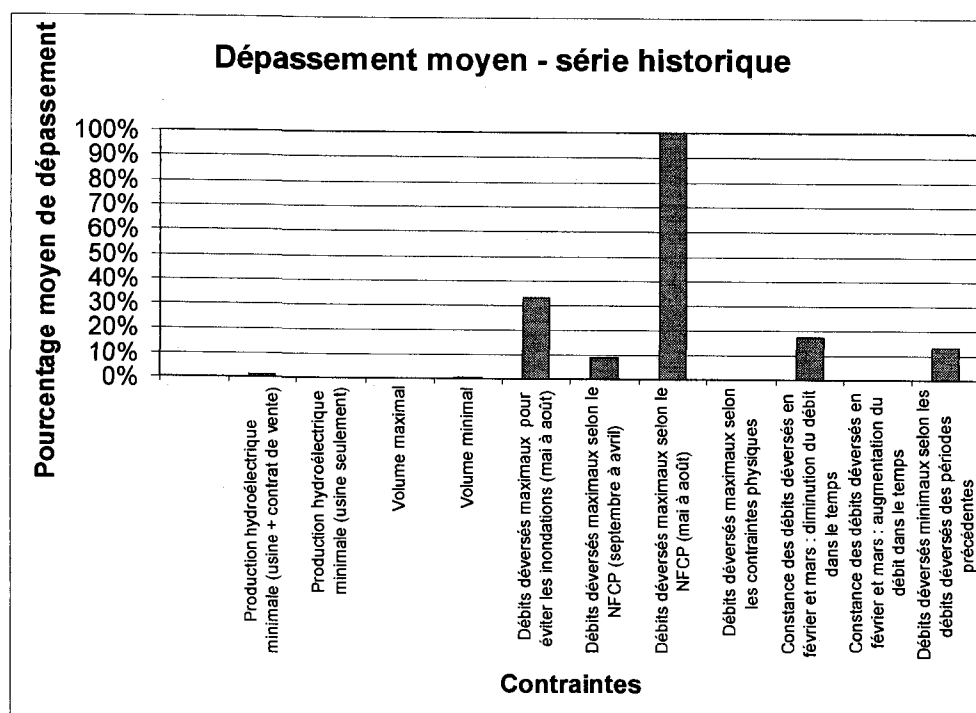


Figure 6-2 : Écart moyen lors du non-respect des contraintes - série historique

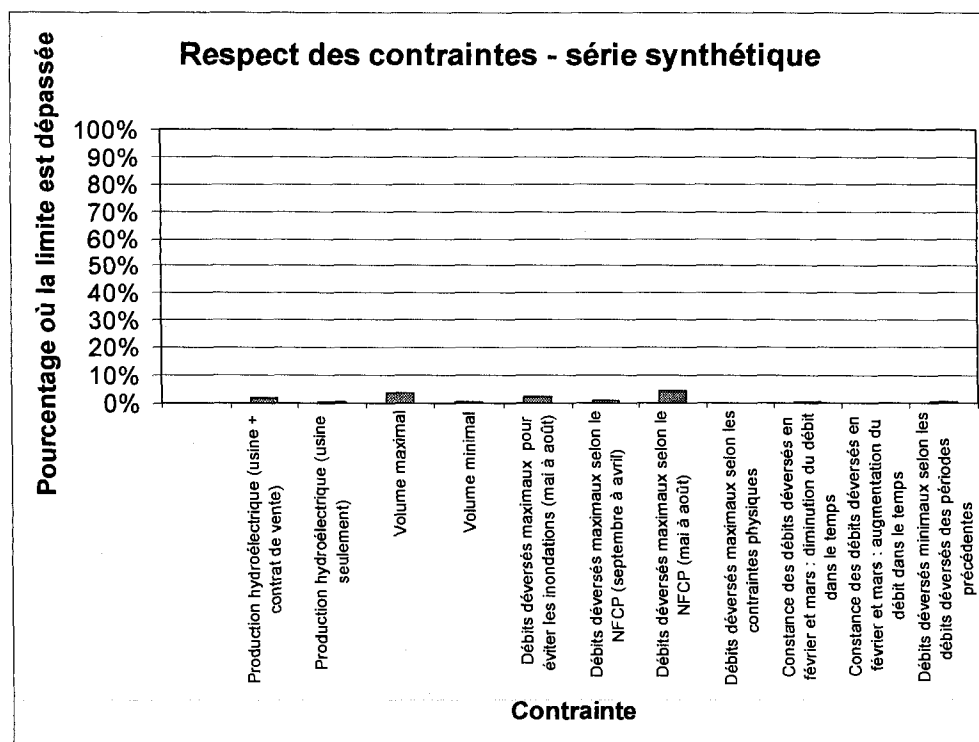


Figure 6-3 : Pourcentage de fois que la contrainte est dépassée - série synthétique

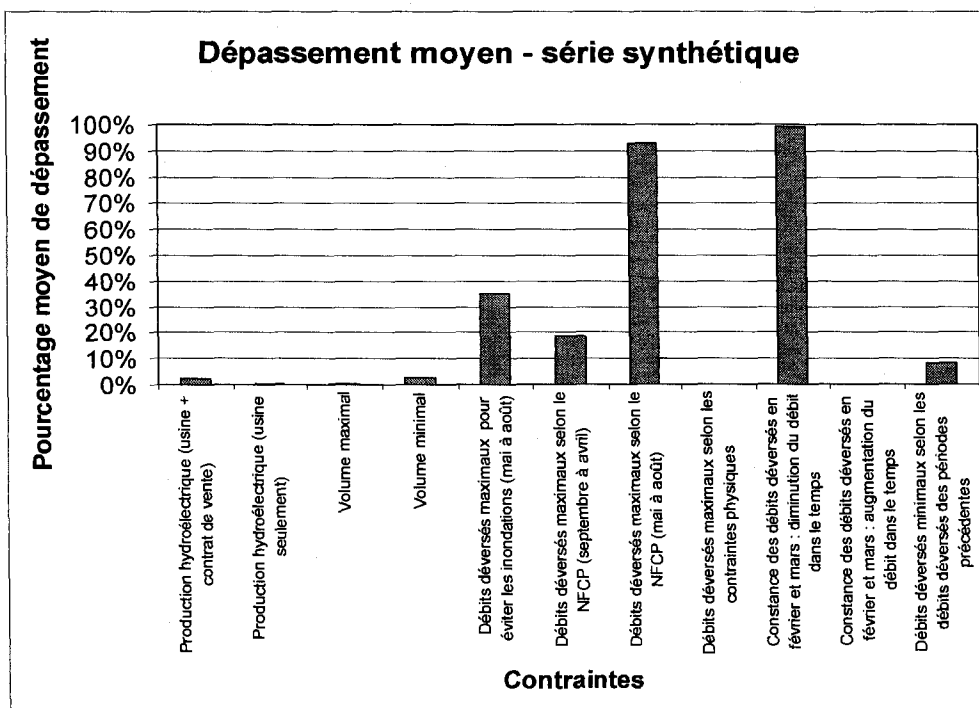


Figure 6-4 : Écart moyen lors du non-respect des contraintes - série synthétique

Tableau 6-3 : Résultats de débits déversés maximaux selon le NFCP par période

période	Contrainte (m ³ /s)	Max atteint pour série historique (m ³ /s) Récurrence 1/200 ans	Max atteint pour séries synthétiques (m ³ /s) Récurrence 1/5000 ans
0	85	<85	196.33
1	85	<85	170.27
2	85	<85	170.03
3	85	<85	170.05
4	85	<85	215.35
5	85	<85	192.28
6	85	<85	106.56
7	85	<85	92.12
8	85	<85	<85
9	85	<85	<85
10	85	<85	<85
11	85	<85	169.95
12	85	<85	169.75
13	85	<85	168.01
14	85	<85	133.60
15	85	<85	142.78
16	85	488.17	948.12
17	85	407.47	947.75
18	85	526.10	947.67
19	85	541.84	949.84
20	283	548.21	982.24
21	283	598.15	949.75
22	283	696.66	949.09
23	283	731.61	949.85
24	283	621.12	948.03
25	283	621.84	948.06
26	283	618.54	948.07
27	283	518.22	947.98
28	283	371.55	620.53
29	283	342.92	619.85
30	283	340.72	546.01
31	283	326.54	389.56
32	65	65.51	83.64
33	65	83.36	107.32
34	65	78.72	84.47
35	65	83.46	85.73
36	65	65.64	85.12
37	283	<283	372.10

**Tableau 6-3 : Résultats de débits déversés maximaux selon le NFCP par période
(suite)**

période	Contrainte (m ³ /s)	Max atteint pour série historique (m ³ /s) Récurrence 1/200 ans	Max atteint pour séries synthétiques (m ³ /s) Récurrence 1/5000 ans
38	283	<283	369.07
39	283	<283	414.22
40	85	108.34	169.81
41	85	102.43	267.87
42	85	85.62	200.00
43	85	109.62	301.74
44	85	85.56	170.01
45	85	87.97	170.14
46	85	85.60	188.25
47	85	<85	256.67

On remarque que les contraintes sont respectées convenablement. La production hydroélectrique minimale à produire pour alimenter l'usine peut être considérée comme respectée. En effet, cette contrainte n'est pas respectée seulement 0.32% du temps lors de la simulation avec la série historique d'apports, et la production minimale atteinte est seulement 1.4MW plus faible que la limite de la contrainte, donc à 0.28%, ce qui est négligeable vu que la précision du programme d'optimisation est moindre que 2MW. Pour ce qui est de la production hydroélectrique lors de la simulation avec les séries synthétiques d'apports, elle est de 491.4 MW et la contrainte n'est pas respectée 0.44% du temps. La moyenne de l'écart lorsque la production est inférieure à 500 MW est de 0.28%, donc 1.4 MW, ce qui indique qu'habituellement le non respect de cette contrainte est négligeable de la même façon que pour la simulation à l'aide de la série historique. Il est normal que l'écart maximal à la contrainte soit plus important, vu que la récurrence de la simulation avec les séries synthétiques d'apport est de 5000 ans.

La production hydroélectrique minimale à produire pour alimenter l'usine et honorer le contrat de vente d'électricité à BC Hydro est respectée. Le contrat liant Rio Tinto Alcan Inc. à BC Hydro indique que la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. doit vendre 20MW pour un minimum de 95% du temps. Cette contrainte est respectée, vu que la compagnie Rio

Tinto Alcan Inc. étant en mesure de vendre 20MW d'énergie à la compagnie BC Hydro 96.43% du temps (la production hydroélectrique étant plus faible que 520MW 3.57% du temps). Pour ce qui est de la production hydroélectrique lors de la simulation avec les séries synthétiques d'apports, la contrainte est aussi respectée. En effet, la production hydroélectrique est plus faible que 520MW pour 1.82% du temps, donc la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. respecte la contrainte 98.18% du temps, ce qui est nettement supérieur à la limite permise par le contrat.

Le volume maximal du réservoir ne doit pas dépasser 24090 hm^3 lors de la simulation avec la série historique, selon son occurrence de 1/200 ans. Le résultat de 24082 hm^3 respecte cette contrainte. Dans le cas de la simulation à partir des séries synthétiques, le volume maximal atteint est de 24715 hm^3 , alors que la limite acceptable est de 24631 hm^3 pour une récurrence de 5000 ans. La valeur atteinte est très proche de cette limite, elle ne la dépasse que de 0.3%, ce qui est négligeable. En effet, la limite acceptable de 24631 hm^3 est flexible, vu que cette limite a été choisie parmi plusieurs limites pour la même occurrence de 5000 ans selon les résultats de simulations effectuées par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Cette limite est une bonne indication de la limite réelle acceptable pour cette récurrence, mais sa précision n'est pas plus faible de 0.3%. Alors, la valeur atteinte de 24715 hm^3 est considérée acceptable selon la précision de la limite de 24631 hm^3 .

Le volume minimal du réservoir ne doit pas dépasser 20521 hm^3 lors de la simulation avec la série historique. Le résultat de 20335 hm^3 est inférieur à la limite par 0.9%. Dans le cas de la simulation avec les séries synthétiques d'apports, la valeur minimale atteinte est de 18639 hm^3 , ce qui est inférieur à la limite de 9.2%. La limite du volume minimal ne doit préféablement pas être dépassée comme expliqué au chapitre 2. Cependant, des conditions hydrologiques de sécheresse extrême conduit inévitablement au dépassement de cette limite. Selon les résultats obtenus avec la série historique d'apports, la limite est dépassée pour une durée consécutive de 9 périodes, soit environ 67 jours. Selon les

résultats obtenus avec les séries synthétiques d'apports, la limite est dépassée pour une durée consécutive d'environ 4 années. Il est clair que le dépassement de cette limite pendant de si longues périodes de temps causerait l'arrêt de la production de la centrale hydroélectrique, tel que vu au chapitre 2. Cependant, l'obtention de meilleurs résultats est impossible, car le volume minimal n'est pas respecté malgré l'essai d'un facteur de pénalité impliquant une pénalité d'un ordre de grandeur beaucoup plus grand que les autres pénalités, ce qui signifie qu'il représente l'infini numérique. Des recommandations seront émises dans la discussion afin de minimiser ce problème.

Les débits déversés maximaux pour éviter les inondations à la ville de Vanderhoof sont de $345 \text{ m}^3/\text{s}$. Cependant, cette limite peut être surpassée en cas de conditions hydrologiques extrêmes de surplus d'eau, afin de créer un équilibre entre le respect des contraintes de débit déversés maximal et celui des contraintes de volume maximal. La limite acceptable pour des événements hydrologiques d'occurrence 1/200ans étant de $800 \text{ m}^3/\text{s}$, les résultats obtenus pour la série historique, de $731.6 \text{ m}^3/\text{s}$ montre que cette contrainte est respectée. Dans le cas des résultats obtenus pour les séries synthétiques, le débit déversé maximal atteint est de $982 \text{ m}^3/\text{s}$, ce qui est proche de la limite acceptable de $950 \text{ m}^3/\text{s}$ pour cette occurrence de 1/5000 ans, soit à 3% d'écart. Or, la limite acceptable de $950 \text{ m}^3/\text{s}$ a été déduite suite à plusieurs scénarios de simulations et elle a été choisie entre autres valeurs, ce n'est donc pas une valeur réelle. Alors, la limite est proche de $950 \text{ m}^3/\text{s}$, mais peut aussi être un peu plus élevée. Alors, l'écart de 3% entre la valeur atteinte pour les simulations à l'aide des séries synthétique et la limite de $950 \text{ m}^3/\text{s}$ est acceptable.

Les débits déversés maximaux selon le NFCP sont dépassés 0.96% du temps entre septembre et avril pour la simulation avec la série historique, pour une moyenne de dépassement de 8.67%, ce qui est très acceptable vu que cette contrainte est flexible. Concernant les débits déversés maximaux selon le NFCP entre mai et août, il est permis qu'ils soient dépassés 4.57% du temps, afin de prévenir les inondations. Dans le cas de

la simulation avec les séries synthétiques, les débits déversés maximaux selon le NFCEP de septembre à avril sont dépassés 1.00% du temps, avec un dépassement moyen de 18.25%. Ces dépassements sont acceptables pour une occurrence de 5000 ans, vu la flexibilité de cette contrainte. Les résultats concernant cette contrainte sont considérés acceptables.

Les débits déversés maximaux selon les contraintes physiques, soit les caractéristiques du déversoir, n'ont jamais été dépassés, ni dans la simulation à partir de la série historique d'apports, ni dans la simulation à partir des séries synthétiques d'apports.

La contrainte de constance des débits déversés entre la mi-février et la fin mars est nécessaire pour qu'un couvert de glace se forme sur la rivière Nechako. Il est très important que les débits n'augmentent pas d'une période à l'autre durant ces deux mois, par contre la diminution des débits d'une période à l'autre est acceptée lorsqu'elle est faible, vu que la diminution du débit n'induit pas un bris du couvert de glace. Les débits déversés entre la mi-février et la fin mars n'ont jamais augmenté d'une période à l'autre, ni dans la simulation à partir de la série historique d'apports, ni dans la simulation à partir des séries synthétiques d'apports. Concernant la diminution des débits d'une période à l'autre, elle a eu lieu seulement 0.24% du temps dans le cas de la simulation à partir de la série historique d'apport. Le pourcentage moyen d'écart de 17.42% semble élevé, cependant il est augmenté par une occurrence de diminution de 47%. Or, les débits déversés ont alors passé de $44.9 \text{ m}^3/\text{s}$ à $32.4 \text{ m}^3/\text{s}$, ce qui ne briserait pas le couvert de glace. Excluant cette valeur, le pourcentage moyen d'écart est d'environ 2.6%, ce qui est assez faible. Dans le cas de la simulation à partir des séries synthétiques d'apports, le non respect de cette contrainte a lieu seulement 0.29% du temps, ce qui est très faible, et l'écart moyen est de 49.60%. Cette valeur est élevée, cependant elle est causée par les résultats lors d'années de surplus d'eau, lorsque qu'il est nécessaire de déverser une quantité plus grande d'eau afin de minimiser les inondations futures et l'atteinte du

volume maximal. En somme, les résultats concernant la contrainte de constance des débits en février et mars sont acceptables.

Les débits déversés du mois de novembre à la fin du mois de février sont inférieurs à la moitié du débit moyen déversé de la période du 1^{er} septembre au 8 octobre précédent seulement 0.16% du temps dans le cas de la simulation à partir de la série historique d'apports. Malgré le fait que le pourcentage moyen d'écart à cette limite soit de 13.16%, la contrainte peut être considérée comme étant respectée vu le très faible taux de fois où elle est non respectée. Dans le cas de la simulation à partir des séries synthétiques d'apports, cette contrainte n'est pas respectée 0.46% du temps et le pourcentage moyen d'écart à la limite est de 8.23%. La contrainte de débits déversés minimaux selon les périodes précédentes peut être considérée comme respectée aussi pour ces résultats.

En somme, les résultats obtenus à partir de la règle de gestion obtenue par le programme d'optimisation permettent de considérer que toutes les contraintes sont acceptablement respectées, à l'exception de celle du volume minimal.

6.2. Comparaison avec l'approche déterministe

Afin de valider l'hypothèse de départ, soit que l'amélioration de la gestion actuelle du réservoir Nechako, basée sur un modèle d'optimisation déterministe, par des règles de gestion obtenues d'un modèle stochastique permettra d'augmenter la production hydroélectrique de la centrale Kemano, les résultats obtenus par le nouveau programme d'optimisation de nature stochastique doivent être comparés aux résultats obtenus par le modèle d'optimisation utilisé actuellement par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Cette section présentera une description sommaire du modèle d'optimisation utilisé par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. et la comparaison des résultats obtenus par ces deux méthodes.

6.2.1. Description du modèle de simulation utilisé par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.

Le modèle d'optimisation utilisé présentement par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. pour obtenir des règles de gestion au système hydroélectrique de Kemano est basé sur un programme de simulation. Ce logiciel effectue des simulations à partir de plusieurs règles de gestion différentes. Ensuite, il analyse les résultats obtenus et choisit la règle de gestion permettant de répondre le mieux possible à certains critères de performance, tels que la production énergétique et le respect des contraintes du système.

Ce logiciel de simulation permet de prendre en compte le volume prévu de la crue printanière. Lors de cette période, certaines contraintes sont alors modifiées par le logiciel, ce qui permet une utilisation de l'eau plus spécifique à la situation actuelle (situation où le volume de crue est connu). En somme, lorsque le volume de crue prévu est élevé, le logiciel produit une règle de gestion produisant plus d'énergie avant la crue, sans risquer d'atteindre le volume minimal du réservoir l'année suivante, en sachant que le volume augmentera beaucoup durant la crue. En contrepartie, lorsque le volume de crue prévu est faible, le logiciel produit une règle de gestion plus conservatrice, donc qui conserve un volume de réservoir plus élevé avant la crue, afin de ne pas atteindre le volume minimal du réservoir l'année suivante.

Le logiciel de simulation utilisé par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. produit des règles de gestion selon des périodes journalières. Pour fin de comparaison avec le programme d'optimisation stochastique créé dans ce projet, les résultats journaliers obtenus par le logiciel de simulation seront transformés pour concorder aux périodes utilisées dans le programme d'optimisation de nature stochastique.

6.2.2. Comparaison des résultats

Les résultats des deux programmes ont été obtenus en utilisant la série historique des apports naturels. Le volume initial du réservoir a été fixé à 22600 hm³. Les courbes débit-puissance des turbines qui ont été utilisées pour les simulations ont été fournies par la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Le même calendrier d'entretien a été utilisé pour simuler la production hydroélectrique à l'aide de chacun des programmes. Le calendrier alors utilisé est présenté au tableau 6-4.

Tableau 6-4 : Calendrier d'entretien des turbines

Période	Nombre de turbines	Période	Nombre de turbines	Période	Nombre de turbines	Période	Nombre de turbines
1	8	13	7	25	8	37	7
2	8	14	7	26	8	38	7
3	8	15	7	27	8	39	7
4	8	16	7	28	8	40	7
5	8	17	7	29	8	41	7
6	8	18	7	30	8	42	7
7	8	19	7	31	8	43	7
8	8	20	7	32	8	44	7
9	8	21	7	33	7	45	8
10	8	22	7	34	7	46	8
11	8	23	7	35	7	47	8
12	8	24	7	36	7	48	8

Les productions hydroélectriques moyennes obtenues par les deux programmes sont présentées au tableau 6-5.

Tableau 6-5 : Comparaison des productions hydroélectriques moyennes obtenues par les deux méthodes

mois	Moyenne d'énergie produite (MW)		
	Série historique	Série synthétique	Logiciel de simulation
janvier	561.3	558.1	573.1
février	555.3	554.5	575.0
mars	556.8	556.5	573.1
avril	548.4	549.1	564.8
mai	555.9	557.2	565.5
juin	559.1	560.8	567.0
juillet	562.9	564.9	582.7
août	555.7	557.7	570.9
septembre	545.1	545.8	565.0
octobre	546.6	545.7	567.3
novembre	547.7	545.0	565.8
décembre	561.9	557.6	573.9
Moyenne annuelle	554.7	554.4	570.3

Le tableau 6-6 et le tableau 6-7 présentent les résultats concernant le respect des contraintes pour le logiciel de simulation. On compare ces résultats à ceux du tableau 6-1 et du tableau 6-3 pour analyser le respect des contraintes par les deux méthodes. La figure 6-5 présente la comparaison du pourcentage de non-respect des contraintes de chaque méthode sous forme graphique.

Tableau 6-6 : Résultats obtenus par le logiciel de simulation

Contraintes	Valeur extrême atteinte par la simulation	Valeur limite selon l'occurrence de la série utilisée	Valeur limite absolue (occurrence 1/1 an)	Pourcentage de fois que la limite absolue est dépassée	Pourcentage moyen des dépassement de la limite absolue
Production hydroélectrique minimale (usine + contrat de vente)	500 MW	520 MW	520 MW	7.3%	4.1%
Production hydroélectrique minimale (usine seulement)	500 MW	500 MW	500 MW	0.00%	0.00%
Volume maximal	23833 hm3	24090 hm3	23833 hm3	0.00%	0.00%
Volume minimal	20520 hm3	20521 hm3	20521 hm3	0.00%	0.00%
Débts déversés maximaux pour éviter les inondations (mai à août)	674.0 m3/s	800 m3/s	345 m3/s	0.64%	43.59%
Débts déversés maximaux selon le NFCP (septembre à avril)	voir tableau x	voir tableau 2-2	voir tableau 2-2	5.11%	68.27%
Débts déversés maximaux selon le NFCP (mai à août)	voir tableau x	voir tableau 2-2	voir tableau 2-2	11.08%	87.08%
Débts déversés maximaux selon les contraintes physiques	-	-	-	0.00%	0.00%
Constance des débits déversés en février et mars : diminution du débit dans le temps	-	-	-	0.31%	29.10%
Constance des débits déversés en février et mars : augmentation du débit dans le temps	-	-	-	0.00%	0.00%
Débts déversés minimaux selon les débits déversés des périodes précédentes	-	-	-	0.00%	0.00%

Tableau 6-7 : Résultats de débits déversés maximaux selon le NFCP par période (logiciel de simulation)

Période	Contrainte (m ³ /s)	Max atteint pour la série historique (m ³ /s)
1	85	72.1
2	85	72.1
3	85	72.1
4	85	72.1
5	85	72.1
6	85	72.1
7	85	72.1
8	85	72.1
9	85	32.4
10	85	32.4
11	85	32.4
12	85	32.4
13	85	247.7
14	85	247.7
15	85	247.7
16	85	247.7
17	85	345.0
18	85	345.0
19	85	345.0
20	85	345.0
21	283	345.0
22	283	479.4
23	283	605.2
24	283	658.3
25	283	674.0
26	283	619.6
27	283	518.4
28	283	502.8
29	283	496.6
30	283	379.9
31	283	262.5
32	283	232.9
33	125	219.3
34	125	172.7
35	125	117.9
36	125	106.9
37	125	125.0
38	125	125.0

Tableau 6-7 : Résultats de débits déversés maximaux selon le NFCP par période (logiciel de simulation) (suite)

Période	Contrainte (m ³ /s)	Max atteint pour la série historique (m ³ /s)
39	125	143.5
40	125	193.6
41	85	180.5
42	85	170.6
43	85	153.5
44	85	140.6
45	85	123.5
46	85	110.6
47	85	91.9
48	85	80.6

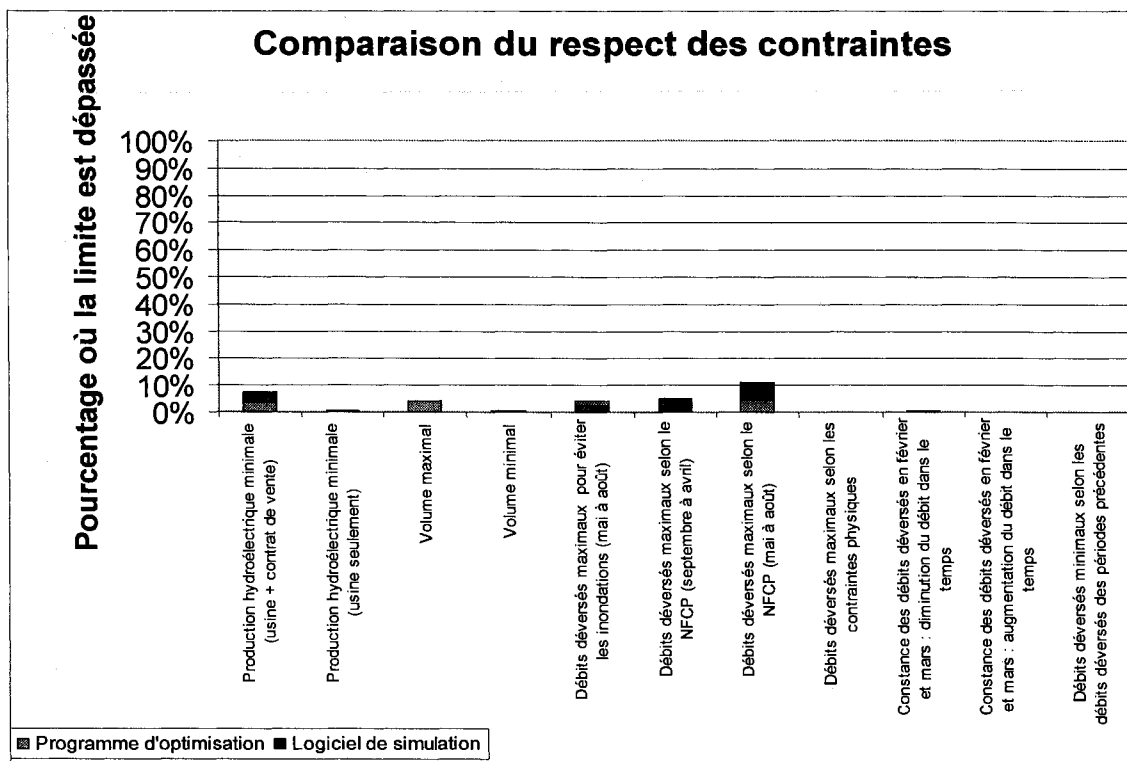


Figure 6-5 : Comparaison du pourcentage de non-respect des contraintes

On remarque que la production hydroélectrique annuelle moyenne est plus élevée d'environ 16 MW lors de l'utilisation des règles de gestion obtenues par le logiciel de simulation d'Rio Tinto Alcan Inc., soit une différence de 2.8%.

Concernant la contrainte de production minimale pour alimenter l'usine seulement, elle est respectée dans les deux cas (voir la section 6.1). La production minimale pour alimenter l'usine et respecter le contrat de vente d'énergie à la compagnie BC Hydro est respectée plus de 96.4% du temps lors de l'utilisation de la règle de gestion du programme d'optimisation de nature stochastique, comparé à un respect de 92.7% du temps lors de l'utilisation du logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., ce qui ne respecte pas le contrat de vente d'énergie, qui nécessite l'obtention de 520MW pour un minimum de 95% du temps. Selon cette contrainte, la règle de gestion obtenue par le programme d'optimisation de nature stochastique est plus efficace que la règle de gestion obtenue par le logiciel de simulation.

Les contraintes de volume minimal et maximal sont toujours respectées lors de l'utilisation du logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., tandis qu'elles ne le sont pas toujours lors de l'utilisation du programme d'optimisation de nature stochastique. Cependant, la valeur acceptable de volume maximal selon l'occurrence de la série historique d'apports est respectée lors de l'utilisation de ce programme.

Lors de l'utilisation du logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., le débit déversé maximal est de $674 \text{ m}^3/\text{s}$. Lors de l'utilisation du programme d'optimisation de nature stochastique, la contrainte de $345 \text{ m}^3/\text{s}$ de débit déversé maximal pour éviter les inondations est dépassée à $731.6 \text{ m}^3/\text{s}$. La valeur acceptable de débit déversé de $800 \text{ m}^3/\text{s}$ pour la période de récurrence associée à la série historique est respectée pour les deux méthodes.

Les résultats concernant les contraintes de débits déversés maximaux selon le NFCP obtenus à partir du programme d'optimisation de nature stochastique dénotent un meilleur respect de ces contraintes comparé à ceux obtenus par le logiciel d'optimisation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., soit un non respect des contraintes 5.11% de septembre à avril et de 11.08% de mai à août, ce qui est beaucoup plus élevé que ceux obtenus par le programme d'optimisation stochastique, soit respectivement de 0.96% et de 4.57%.

Les débits déversés maximaux selon les contraintes physiques, soit les caractéristiques du déversoir, n'ont jamais été dépassés, ni dans les résultats obtenus par le logiciel de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., ni dans ceux obtenus par le programme d'optimisation de nature stochastique.

Les débits déversés entre la mi-février et la fin mars n'ont jamais augmenté d'une période à l'autre, ni dans les résultats obtenus par le logiciel de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., ni dans ceux obtenus par le programme d'optimisation de nature stochastique. Concernant la diminution des débits d'une période à l'autre, elle a eu lieu seulement 0.24% du temps dans le cas de l'utilisation du programme d'optimisation stochastique, comparé au 0.3% du temps observé pour l'utilisation du logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. La diminution moyenne a été de 17.4% dans le cas du programme d'optimisation, comparé à une diminution moyenne de 29.1% pour le logiciel de simulation. On peut considérer que cette contrainte est respectée de façon semblable pour les deux méthodes.

La contrainte de débits déversés du mois de novembre à la fin du mois de février selon le débit moyen déversé de la période du 1^{er} septembre au 8 octobre précédent est considérée comme respectée autant pour l'utilisation du logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. que pour l'utilisation du programme d'optimisation de nature stochastique.

6.2.3. Discussion

Les règles de gestion produites par le programme d'optimisation de nature stochastique produisent des résultats inférieurs aux résultats produits par le logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. En effet, la production énergétique moyenne est plus faible, tout en ne respectant pas mieux la majorité des contraintes que lors de l'utilisation du logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Cependant, cette différence peut entièrement s'expliquer par le fait que le logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. prend en compte le volume prévu de la crue printanière. En prenant cette donnée en compte, il est alors plus aisé de trouver une règle de gestion permettant de s'assurer du respect des contraintes de volume minimal et maximal tout en assurant une production maximale d'énergie.

Le programme d'optimisation de nature stochastique ne prend pas en compte le volume prévu de la crue printanière. En effet, la prise en compte de cette donnée rendrait le programme d'optimisation beaucoup plus complexe. Il serait nécessaire d'ajouter une variable d'état au programme, ce qui augmenterait considérablement le temps de calcul du programme, qui deviendrait alors de plus d'une journée, soit la limite acceptable par les gestionnaires du réservoir. De plus, les apports naturels ne pourraient plus être modélisés par un modèle autorégressif, ils devraient être modélisés par un modèle pouvant prendre en compte la valeur prévue de la crue, donc soit un modèle de désagrégation permettant de considérer un volume total d'apports connu pour plusieurs période, le modèle distribuant ensuite ce volume total d'apport entre les périodes, soit un modèle autorégressif et variable externe (ARX) ou un modèle autorégressif à moyenne mobile et variable externe (ARMAX), où la variable externe serait le niveau de la neige sur le bassin versant ou le volume prévu de crue par exemple.

Malgré le fait que la production hydroélectrique soit plus faible en suivant la stratégie produite par le programme d'optimisation stochastique qu'en suivant celle déduite des simulations de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., les résultats du programme d'optimisation de nature stochastique sont très intéressants et peuvent être utiles aux gestionnaires du réservoir Nechako. En effet, il permet de couvrir un plus grand échantillon de données que le logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. Les règles de gestion peuvent être appliquées à des séries synthétiques d'apports, sans connaître la crue, ce que le logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. ne permet pas de faire, car il nécessite de connaître les prévisions de la crue. De cette façon, il a été possible de vérifier que l'utilisation des règles de gestion produites par le programme d'optimisation de nature stochastique permet le respect des contraintes lors d'événements hydrologiques de forte occurrence. De plus, il ne nécessite pas d'effectuer des prévisions sur la crue printanière future, qui exige un modèle de prévision de la crue. Enfin, les résultats obtenus sont adaptables aux diverses conditions futures, car il est possible de modifier les contraintes du système hydroélectrique de Kemano. Finalement, le programme d'optimisation stochastique est facilement adaptable à de nouvelles situations. Par exemple, le modèle hydrologique utilisé dans le programme, ainsi que la série historique d'apport utilisé pour créer le modèle hydrologique sont facilement modifiables. Lors de changements majeurs dans les conditions hydrologiques du système, la modification du modèle hydrologique serait nécessaire afin de bien représenter les nouvelles conditions hydrologiques. Or, le programme d'optimisation stochastique permet ces modifications, ce programme est donc utilisable à long terme, ce que le logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc. permet plus difficilement. Dans le contexte actuel des changements climatiques, le programme d'optimisation de nature stochastique serait alors privilégié.

CONCLUSION

Le projet de maîtrise visait à améliorer la gestion du système hydroélectrique de Kemano, appartenant à la compagnie Rio Tinto Alcan Inc.. La gestion de ce système est basée sur une méthode déterministe. Or, la nature stochastique des apports naturels à ce système n'est pas bien représentée par le modèle déterministe. Le but du projet de maîtrise était donc d'améliorer la gestion du système hydroélectrique de Kemano en utilisant une méthode d'optimisation stochastique.

Le programme d'optimisation stochastique créé lors du projet de maîtrise a permis de produire une règle de gestion optimisée pour l'exploitation du système hydroélectrique de Kemano. Cette règle de gestion optimise la production hydroélectrique selon les contraintes à respecter.

Lors des simulations effectuées en utilisant la règle de gestion optimisée, les contraintes ont toutes été respectées, sauf celle concernant le volume minimal du réservoir. Cependant, cette contrainte est impossible à respecter lors de conditions hydrologiques extrêmes de sécheresse, tel que vu au chapitre 6. Voici les recommandations apportées afin de minimiser ce problème.

- Produire la quantité minimale d'énergie lorsque le volume est proche de la limite inférieure, ce qui implique parfois le non respect du contrat de vente d'électricité à la compagnie BC Hydro.
- Prévoir un contrat d'achat d'électricité en cas de conditions hydrologiques extrêmes de sécheresse, ce qui permettrait de ne pas fermer l'usine de Kitimat en cas d'arrêt de la centrale de Kemano causé par un volume trop bas.
- Réduire le seuil naturel dans le réservoir (voir figure 1-2).

- Développer un programme d'optimisation stochastique permettant d'inclure la valeur prévue de la crue printanière.

Enfin, les productions hydroélectriques obtenues par le programme d'optimisation stochastique sont inférieures de 2.7% à celles obtenues par le logiciel de simulation de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., car le logiciel de simulation prend en compte la valeur prévue de la crue printanière, ce que le programme d'optimisation de nature stochastique ne fait pas. Il est donc recommandé d'effectuer un programme d'optimisation de nature stochastique permettant d'inclure la valeur prévue de la crue printanière afin d'améliorer la production hydroélectrique de la centrale de Kemano. Malgré tout, le programme d'optimisation développé est très intéressant et ses résultats seront utiles aux gestionnaires de la compagnie Rio Tinto Alcan Inc., vu qu'il permet de couvrir un plus grand échantillon de données et qu'il est adaptable aux diverses conditions futures. Un programme d'optimisation basé sur le programme produit dans le cadre de ce projet de maîtrise et qui prendrait en compte les prévisions de volume de crue printanière devrait permettre d'améliorer la production hydroélectrique à la centrale de Kemano, tout en ayant les mêmes avantages que le programme d'optimisation produit dans le cadre de ce projet de maîtrise.

Pour conclure, les trois objectifs spécifiques proposés dans le premier chapitre ont été atteints. Le programme d'optimisation stochastique permet de respecter les contraintes du système hydroélectrique de Kemano et le temps de calcul du programme est raisonnable. La règle de gestion optimisée a permis de valider le modèle d'optimisation en simulant des séries d'apports, afin de vérifier que les contraintes sont adéquatement respectées et la production hydroélectrique obtenue lors de l'utilisation de la règle de gestion a pu être calculée. Quant à l'hypothèse posée au premier chapitre, le projet de maîtrise n'a pas permis de la vérifier. Un programme d'optimisation prenant en compte la prévision du volume de crue printanière permettrait de vérifier cette hypothèse.

RÉFÉRENCES

- Bellman, R. E. (1957). *Dynamic programming*. Princeton, N.J.: Princeton University Press.
- Bouleau, N. (2002). *Probabilités de l'ingénieur : variables aléatoires et simulation* (Nouv. éd. -- ed.2002). Paris: Hermann.
- Center, H. E. (1971). HEC-3 reservoir system analysis. Davis, Calif.: US Army Corps of Eng.
- Center, H. E. (1998). HEC-5 reservoir system operation for flood control and conservation. Davis, Calif.: US Army Corps of Eng.
- Chu, W. S., & Yeh, W. W. G. (1978). NONLINEAR PROGRAMMING ALGORITHM FOR REAL-TIME HOURLY RESERVOIR OPERATIONS. *Water Resources Bulletin*, 14(5), 1048-1063.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Reading, Mass. ; Don Mill, Ont.: Addison-Wesley.
- Hicks, R. H., Gagnon, C. R., Jacoby, S. L. S., & Kowalik, J. S. (1974). Large scale, nonlinear optimization of energy capability for the pacific northwest hydroelectric system. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-93(5), 1604-1612.
- Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems : an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence* (1st MIT Press ed.). Cambridge, Mass.: MIT Press.
- Lee, E. S., & Waziruddin, S. (1970). Applying gradient projection and conjugate gradient to the optimum operation of reservoirs. *Water Resources Bulletin*, 6(5), 713-724.
- Maidment, D. R. (1993). *Handbook of hydrology*. New York ; Montreal: McGraw-Hill.
- Michalewicz, Z. (1992). *Genetic algorithms + data structures = evolution programs* (3rd rev. and extended ed.). Berlin: Springer.

- Oliveira, R., & Loucks, D. P. (1997). Operating rules for multireservoir systems. *Water Resources Research*, 33(4), 839-852.
- Rasmussen, P. F., Salas, J. D., Fagherazzi, L., & Rassam, J.-C. (1996). Estimation and validation of contemporaneous PARMA models for streamflow simulation. *Water Resources Research*, 32(10), 3151-3160.
- Reznicek, K., & Cheng, T. C. F. (1991). Stochastic modelling of reservoir operations. *European Journal of Operational Research*, 50(3), 235-248.
- Rosen, J. B. (1960). Gradient projection method for nonlinear programming -- 1. Linear constraints. *Society for Industrial and Applied Mathematics -- Journal*, 8(1), 181-217.
- Salas, J. D., Boes, D. C., & Smith, R. A. (1982). Estimation of ARMA models with seasonal parameters. *Water Resources Research*, 18(4), 1006-1010.
- Savic, D. A., & Walters, G. A. (1997). Genetic algorithms for least-cost design of water distribution networks. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 123(2), 67-77.
- Simonovic, S. P. (1992). Reservoir systems analysis. Closing gap between theory and practice. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 118(3), 262-280.
- Strycharczyk, J. B., & Stedinger, J. R. (1987). Evaluation of a reliability programming reservoir model. *Water Resources Research*, 23(2), 225-229.
- Sveinsson, O. G. B., Salas, J. D., Lane, W. L., & Frevert, D. K. (2007). SAMS Stochastic Analysis, Modeling, and Simulation: U.S. Bureau of Reclamation.
- Vecchia, A. V. (1985). Periodic autoregressive-moving average (PARMA) modeling with applications to water resources. *Water Resources Bulletin*, 21(5), 721-730.
- Vecchia, A. V., Obeysekera, J. T. B., Salas, J. D., & Boes, D. C. (1983). Aggregation and estimation of low-order periodic ARMA models. *Water Resources Research*, 19(5), 1297-1306.
- Wardlaw, R., & Sharif, M. (1999). Evaluation of genetic algorithms for optimal reservoir system operation. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 125(1), 25-33.

- Wurbs, R. A. (1991). *Review of modeling and analysis approaches for optimization of reservoir system operations*. Paper presented at the Proceedings - National Conference on Hydraulic Engineering, Nashville, TN, USA.
- Wurbs, R. A. (1993). Reservoir-system simulation and optimization models. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 119(4), 455-472.
- Yakowitz, S. (1982). Dynamic programming applications in water resources. *Water Resources Research*, 18(4), 673-696.
- Yeh, W. W.-G. (1985). Reservoir management and operations models : a state-of-the-art review. *Water Resources Research*, 21(12), 1797-1818.

ANNEXES

ANNEXE A - DATES ASSOCIÉES AUX PÉRIODES

Tableau A-1 : Dates associées aux périodes

Période	Dates	Mois	Période	Dates	Mois
1	1 au 7	janvier	25	1 au 7	juillet
2	8 au 15	janvier	26	8 au 15	juillet
3	16 au 23	janvier	27	16 au 23	juillet
4	24 au 31	janvier	28	24 au 31	juillet
5	1 au 7	fevrier	29	1 au 7	aout
6	8 au 15	fevrier	30	8 au 15	aout
7	16 au 22	fevrier	31	16 au 23	aout
8	23 au 29	fevrier	32	24 au 31	aout
9	1 au 7	mars	33	1 au 7	septembre
10	8 au 15	mars	34	8 au 15	septembre
11	16 au 23	mars	35	16 au 22	septembre
12	24 au 31	mars	36	23 au 30	septembre
13	1 au 7	avril	37	1 au 7	octobre
14	8 au 15	avril	38	8 au 15	octobre
15	16 au 22	avril	39	16 au 23	octobre
16	23 au 30	avril	40	24 au 31	octobre
17	1 au 7	mai	41	1 au 7	novembre
18	8 au 15	mai	42	8 au 15	novembre
19	16 au 23	mai	43	16 au 22	novembre
20	24 au 31	mai	44	23 au 30	novembre
21	1 au 7	juin	45	1 au 7	décembre
22	8 au 15	juin	46	8 au 15	décembre
23	16 au 22	juin	47	16 au 23	décembre
24	23 au 30	juin	48	24 au 31	décembre

ANNEXE B - DÉBITS SORTANTS DISCRÉTISÉS

Tableau B-1 : Débits sortants discrétisés

Débits sortants (m ³ /s)												
100.0	124.5	149.0	208.0	306.0	404.0	502.0	600.0	698.0	796.0	894.0	992.0	1090.0
100.5	125.0	149.5	210.0	308.0	406.0	504.0	602.0	700.0	798.0	896.0	994.0	1092.0
101.0	125.5	150.0	212.0	310.0	408.0	506.0	604.0	702.0	800.0	898.0	996.0	1094.0
101.5	126.0	150.5	214.0	312.0	410.0	508.0	606.0	704.0	802.0	900.0	998.0	1096.0
102.0	126.5	151.0	216.0	314.0	412.0	510.0	608.0	706.0	804.0	902.0	1000.0	1098.0
102.5	127.0	151.5	218.0	316.0	414.0	512.0	610.0	708.0	806.0	904.0	1002.0	1100.0
103.0	127.5	152.0	220.0	318.0	416.0	514.0	612.0	710.0	808.0	906.0	1004.0	1102.0
103.5	128.0	152.5	222.0	320.0	418.0	516.0	614.0	712.0	810.0	908.0	1006.0	1104.0
104.0	128.5	153.0	224.0	322.0	420.0	518.0	616.0	714.0	812.0	910.0	1008.0	1106.0
104.5	129.0	153.5	226.0	324.0	422.0	520.0	618.0	716.0	814.0	912.0	1010.0	1108.0
105.0	129.5	154.0	228.0	326.0	424.0	522.0	620.0	718.0	816.0	914.0	1012.0	1110.0
105.5	130.0	154.5	230.0	328.0	426.0	524.0	622.0	720.0	818.0	916.0	1014.0	1112.0
106.0	130.5	155.0	232.0	330.0	428.0	526.0	624.0	722.0	820.0	918.0	1016.0	1114.0
106.5	131.0	155.5	234.0	332.0	430.0	528.0	626.0	724.0	822.0	920.0	1018.0	1116.0
107.0	131.5	156.0	236.0	334.0	432.0	530.0	628.0	726.0	824.0	922.0	1020.0	1118.0
107.5	132.0	156.5	238.0	336.0	434.0	532.0	630.0	728.0	826.0	924.0	1022.0	1120.0
108.0	132.5	157.0	240.0	338.0	436.0	534.0	632.0	730.0	828.0	926.0	1024.0	1122.0
108.5	133.0	157.5	242.0	340.0	438.0	536.0	634.0	732.0	830.0	928.0	1026.0	1124.0
109.0	133.5	158.0	244.0	342.0	440.0	538.0	636.0	734.0	832.0	930.0	1028.0	1126.0
109.5	134.0	158.5	246.0	344.0	442.0	540.0	638.0	736.0	834.0	932.0	1030.0	1128.0
110.0	134.5	159.0	248.0	346.0	444.0	542.0	640.0	738.0	836.0	934.0	1032.0	1130.0
110.5	135.0	159.5	250.0	348.0	446.0	544.0	642.0	740.0	838.0	936.0	1034.0	1132.0
111.0	135.5	160.0	252.0	350.0	448.0	546.0	644.0	742.0	840.0	938.0	1036.0	1134.0
111.5	136.0	160.5	254.0	352.0	450.0	548.0	646.0	744.0	842.0	940.0	1038.0	1136.0
112.0	136.5	161.0	256.0	354.0	452.0	550.0	648.0	746.0	844.0	942.0	1040.0	1138.0
112.5	137.0	161.5	258.0	356.0	454.0	552.0	650.0	748.0	846.0	944.0	1042.0	1140.0
113.0	137.5	162.0	260.0	358.0	456.0	554.0	652.0	750.0	848.0	946.0	1044.0	1142.0
113.5	138.0	164.0	262.0	360.0	458.0	556.0	654.0	752.0	850.0	948.0	1046.0	1144.0
114.0	138.5	166.0	264.0	362.0	460.0	558.0	656.0	754.0	852.0	950.0	1048.0	1146.0
114.5	139.0	168.0	266.0	364.0	462.0	560.0	658.0	756.0	854.0	952.0	1050.0	1148.0
115.0	139.5	170.0	268.0	366.0	464.0	562.0	660.0	758.0	856.0	954.0	1052.0	1150.0
115.5	140.0	172.0	270.0	368.0	466.0	564.0	662.0	760.0	858.0	956.0	1054.0	
116.0	140.5	174.0	272.0	370.0	468.0	566.0	664.0	762.0	860.0	958.0	1056.0	
116.5	141.0	176.0	274.0	372.0	470.0	568.0	666.0	764.0	862.0	960.0	1058.0	
117.0	141.5	178.0	276.0	374.0	472.0	570.0	668.0	766.0	864.0	962.0	1060.0	
117.5	142.0	180.0	278.0	376.0	474.0	572.0	670.0	768.0	866.0	964.0	1062.0	
118.0	142.5	182.0	280.0	378.0	476.0	574.0	672.0	770.0	868.0	966.0	1064.0	

Tableau B-1 : Débits sortants discrétisés (suite)

Débits sortants (m ³ /s)											
118.5	143.0	184.0	282.0	380.0	478.0	576.0	674.0	772.0	870.0	968.0	1066.0
119.0	143.5	186.0	284.0	382.0	480.0	578.0	676.0	774.0	872.0	970.0	1068.0
119.5	144.0	188.0	286.0	384.0	482.0	580.0	678.0	776.0	874.0	972.0	1070.0
120.0	144.5	190.0	288.0	386.0	484.0	582.0	680.0	778.0	876.0	974.0	1072.0
120.5	145.0	192.0	290.0	388.0	486.0	584.0	682.0	780.0	878.0	976.0	1074.0
121.0	145.5	194.0	292.0	390.0	488.0	586.0	684.0	782.0	880.0	978.0	1076.0
121.5	146.0	196.0	294.0	392.0	490.0	588.0	686.0	784.0	882.0	980.0	1078.0
122.0	146.5	198.0	296.0	394.0	492.0	590.0	688.0	786.0	884.0	982.0	1080.0
122.5	147.0	200.0	298.0	396.0	494.0	592.0	690.0	788.0	886.0	984.0	1082.0
123.0	147.5	202.0	300.0	398.0	496.0	594.0	692.0	790.0	888.0	986.0	1084.0
123.5	148.0	204.0	302.0	400.0	498.0	596.0	694.0	792.0	890.0	988.0	1086.0
124.0	148.5	206.0	304.0	402.0	500.0	598.0	696.0	794.0	892.0	990.0	1088.0

ANNEXE C - APPORTS DISCRÉTISÉS PAR PÉRIODE

Tableau C-1 : Apports discrétisés par période

Période	Apports discrétisés (m ³ /s)										
1	2.7	22.7	37.7	53.7	71.4	90.3	110.9	133.8	158.1	185.1	229.6
2	32.2	45.1	55.4	67.1	80.9	96.4	114.3	135.4	159.1	187.2	236.7
3	32.6	42.6	51.2	61.3	73.8	88.6	106.4	128.4	154.4	186.5	246.8
4	37.7	43.5	49.8	58.3	69.6	83.6	101.0	122.5	147.6	177.8	231.5
5	30.8	39.0	46.3	55.5	67.3	81.9	100.3	124.2	153.7	191.9	268.0
6	21.8	33.8	43.3	53.8	65.9	79.4	94.6	112.2	131.8	154.4	193.5
7	20.9	32.6	41.7	51.5	62.5	74.4	87.3	101.7	116.9	133.8	161.2
8	17.5	28.0	36.5	45.8	56.5	68.2	81.1	95.7	111.4	129.0	157.9
9	13.2	26.3	35.8	45.7	56.3	67.3	78.9	91.5	104.6	118.7	141.1
10	37.8	41.5	45.1	49.6	55.7	63.5	73.7	87.4	105.0	128.6	177.7
11	21.7	28.8	34.8	41.9	50.7	61.1	73.5	89.0	107.1	129.6	171.6
12	33.2	38.6	43.2	48.9	56.0	64.5	75.0	88.2	104.1	124.2	162.7
13	31.4	38.0	43.8	50.8	59.8	70.6	84.1	101.1	121.8	148.1	199.1
14	29.2	35.0	42.1	52.3	66.5	84.7	107.9	137.3	172.2	214.8	291.9
15	32.6	45.9	57.8	72.4	91.2	114.3	143.3	180.5	226.2	284.9	400.7
16	34.9	58.0	78.5	103.4	135.0	173.3	220.7	280.9	353.9	446.5	626.5
17	83.0	114.2	141.7	174.9	217.1	268.1	331.1	410.8	507.3	629.5	866.0
18	78.8	142.0	190.2	241.8	299.3	360.5	426.7	499.7	576.7	661.2	797.3
19	184.8	232.3	271.1	315.4	368.1	428.2	498.1	581.4	676.3	789.3	992.0
20	193.1	264.0	316.1	370.3	429.3	490.6	555.4	625.6	698.1	776.2	899.5
21	266.1	320.1	362.7	409.8	464.3	524.7	592.9	671.8	759.2	860.2	1034.7
22	256.3	309.0	350.7	396.8	450.3	509.6	576.7	654.4	740.6	840.4	1013.1
23	252.8	278.5	305.7	341.6	389.3	448.0	520.0	608.9	712.0	835.6	1054.7
24	194.7	232.7	266.6	306.9	356.2	413.0	478.9	556.6	643.2	743.4	914.7
25	208.2	231.4	254.1	282.7	319.2	363.0	415.4	478.8	551.2	636.7	786.1
26	180.3	200.6	222.0	250.2	287.6	333.7	390.2	459.9	540.8	637.6	809.3
27	145.0	162.6	181.2	205.6	238.0	277.7	326.4	386.4	455.9	539.1	686.5
28	131.0	150.9	167.8	187.6	211.8	240.2	274.1	315.6	364.3	423.9	534.5
29	110.1	123.6	135.8	150.9	170.3	194.2	224.3	263.1	311.0	372.8	495.3
30	94.6	106.0	116.6	130.0	147.7	169.9	198.5	236.2	283.7	346.3	474.0
31	62.2	78.7	92.3	107.9	126.6	147.9	172.9	202.8	237.1	278.1	352.0
32	53.7	67.3	79.1	93.0	110.2	130.7	155.6	186.4	223.0	268.5	354.3
33	34.3	50.6	64.5	80.9	101.0	124.7	153.1	188.1	229.3	280.1	374.8
34	22.2	38.9	52.9	69.1	88.9	112.0	139.3	172.5	211.2	258.1	344.5

Tableau C-1 : Apports discrétisés par période (suite)

Période	Apports discrétisés (m ³ /s)										
35	31.2	45.1	57.0	71.0	88.3	108.8	133.4	163.8	199.8	244.1	327.3
36	18.7	36.9	52.2	69.8	91.2	115.9	145.2	180.6	221.7	271.4	362.5
37	1.0	12.0	39.0	66.7	96.3	126.5	158.1	191.8	226.2	262.7	319.6
38	11.0	30.4	48.5	70.7	98.4	130.9	169.4	215.3	267.2	327.8	432.6
39	21.7	42.6	60.4	81.4	107.1	137.5	173.9	218.7	271.4	336.2	457.3
40	20.1	40.6	61.1	87.3	121.3	162.4	212.0	272.5	341.9	424.3	568.9
41	14.5	38.6	61.0	88.4	122.8	163.1	210.7	267.4	331.6	406.5	536.1
42	31.5	52.6	70.0	90.0	114.0	141.7	174.1	213.1	257.9	311.8	409.5
43	5.0	29.1	48.9	71.4	98.3	128.9	164.5	207.0	255.5	313.2	416.7
44	16.8	40.0	57.7	76.9	98.5	121.8	147.5	176.6	207.9	243.2	302.4
45	32.4	45.0	56.2	69.9	87.4	108.7	135.1	168.9	210.0	262.4	364.8
46	31.5	43.6	54.3	67.4	83.9	104.0	128.9	160.5	199.0	247.8	342.8
47	30.0	42.0	52.7	65.9	82.8	103.4	129.3	162.4	202.9	254.9	357.0
48	29.5	36.0	43.7	54.3	69.1	87.8	111.4	141.0	176.0	218.5	295.0

ANNEXE D - CHOIX DE L'ORDRE DU MODÈLE AUTORÉGRESSIF

Une analyse des facteurs de corrélation doit être effectuée pour déterminer l'ordre du modèle autorégressif. Le graphique x présente les facteurs de corrélation pour chaque période.

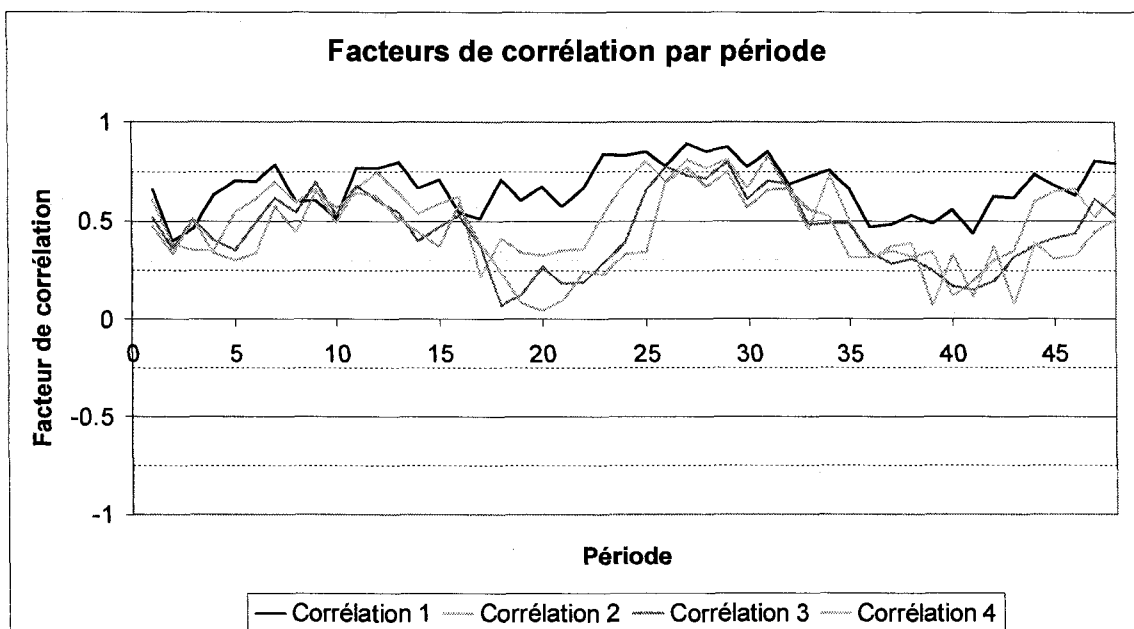


Figure D-1 : Facteurs de corrélation par période

Les graphiques suivants présentent les corrélogrammes pour chaque période.

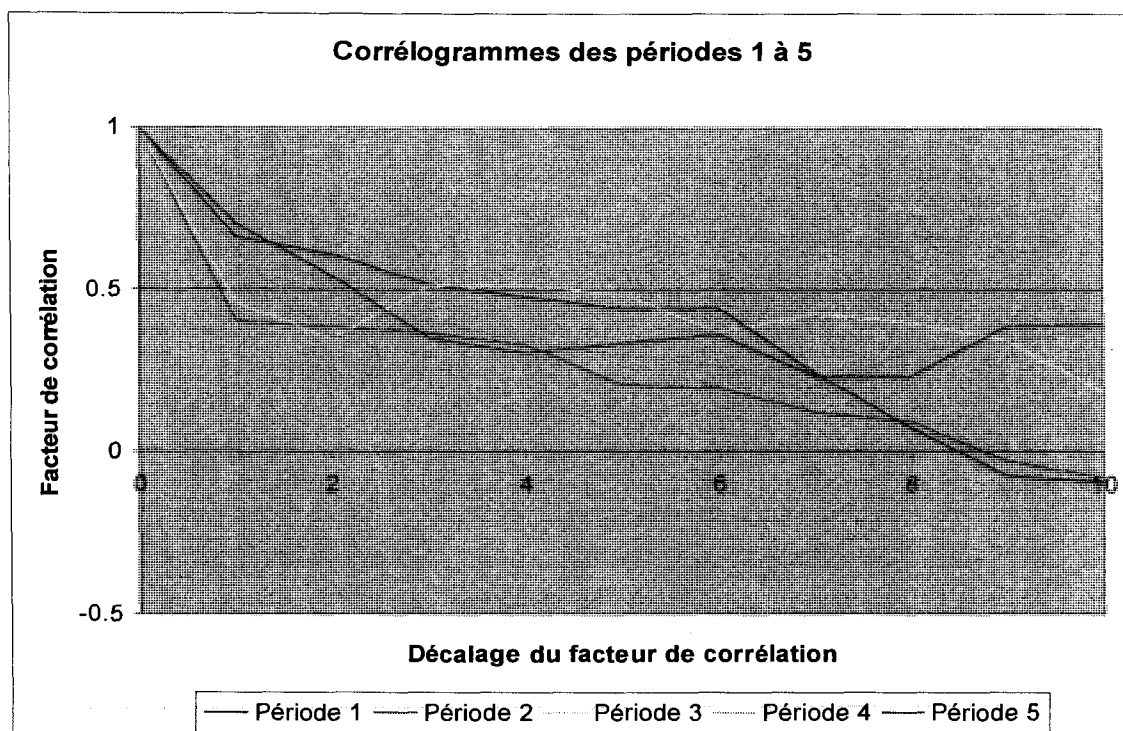


Figure D-2 : Corrélogramme des périodes 1 à 5

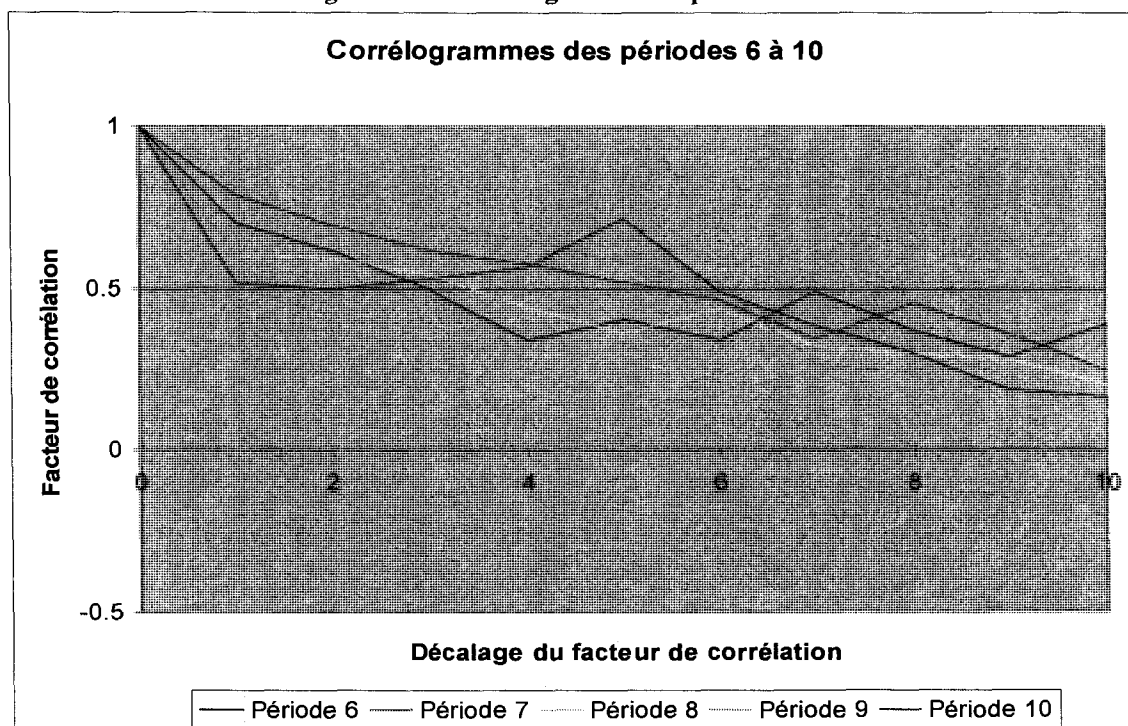


Figure D-3 : Corrélogramme des périodes 6 à 10

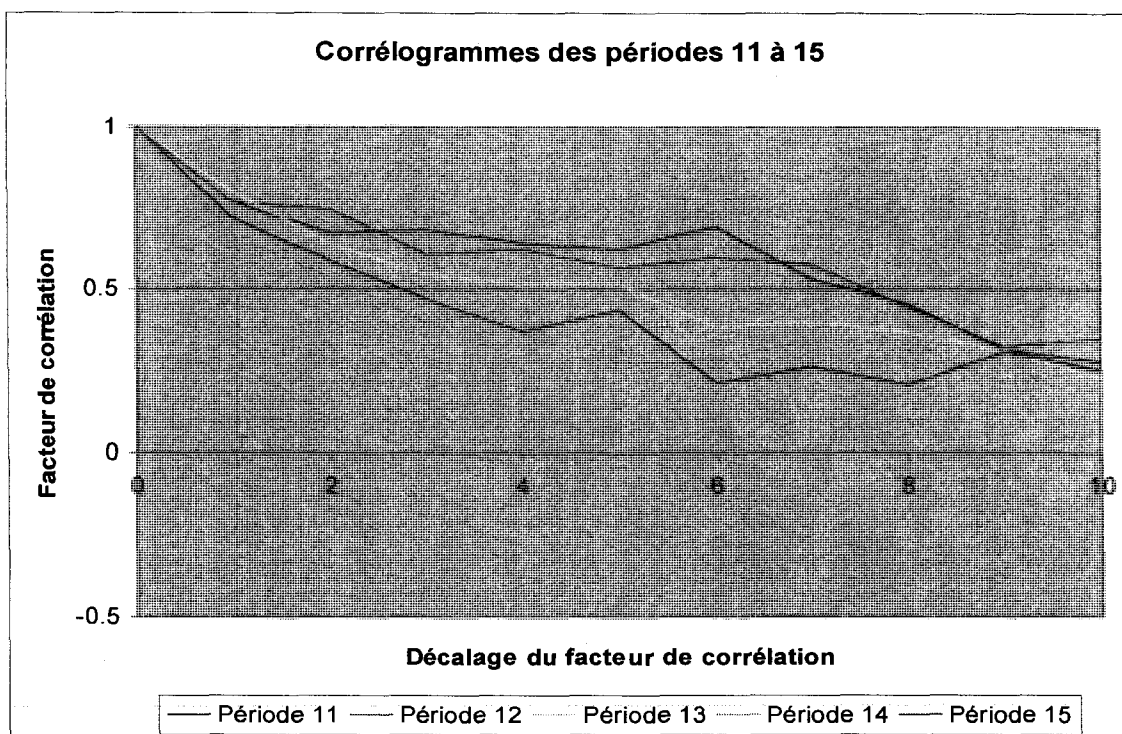


Figure D-4 : Corrélogramme des périodes 11 à 15

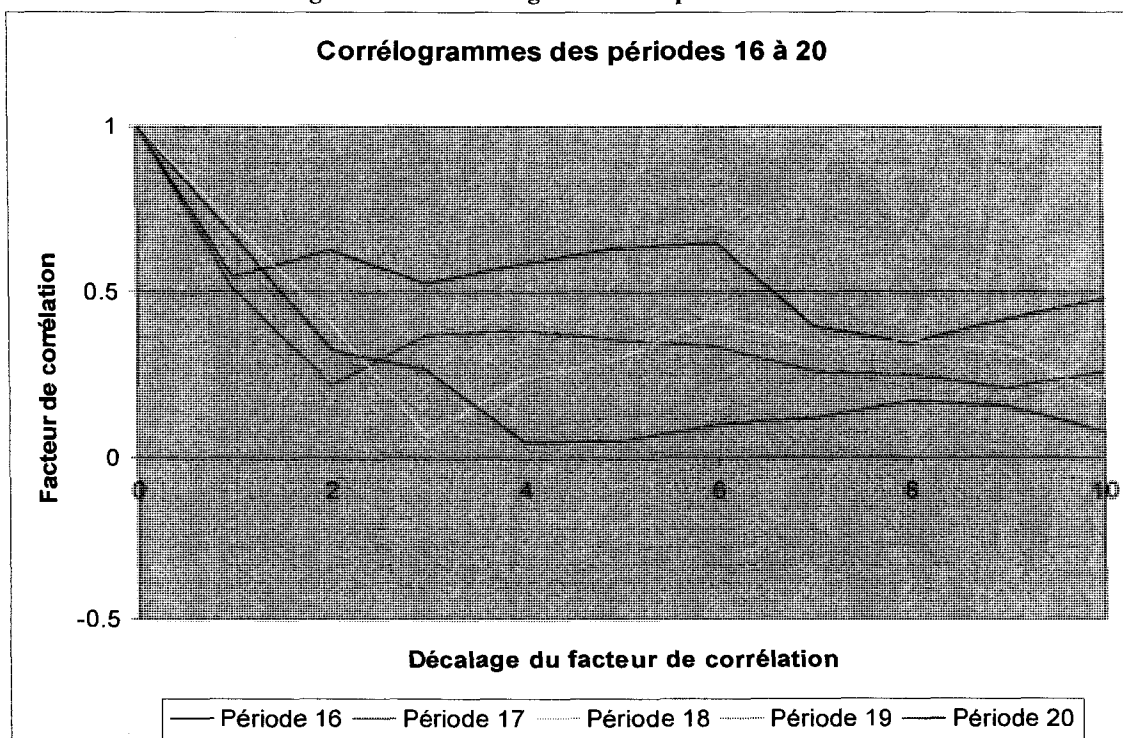


Figure D-5 : Corrélogramme des périodes 16 à 20

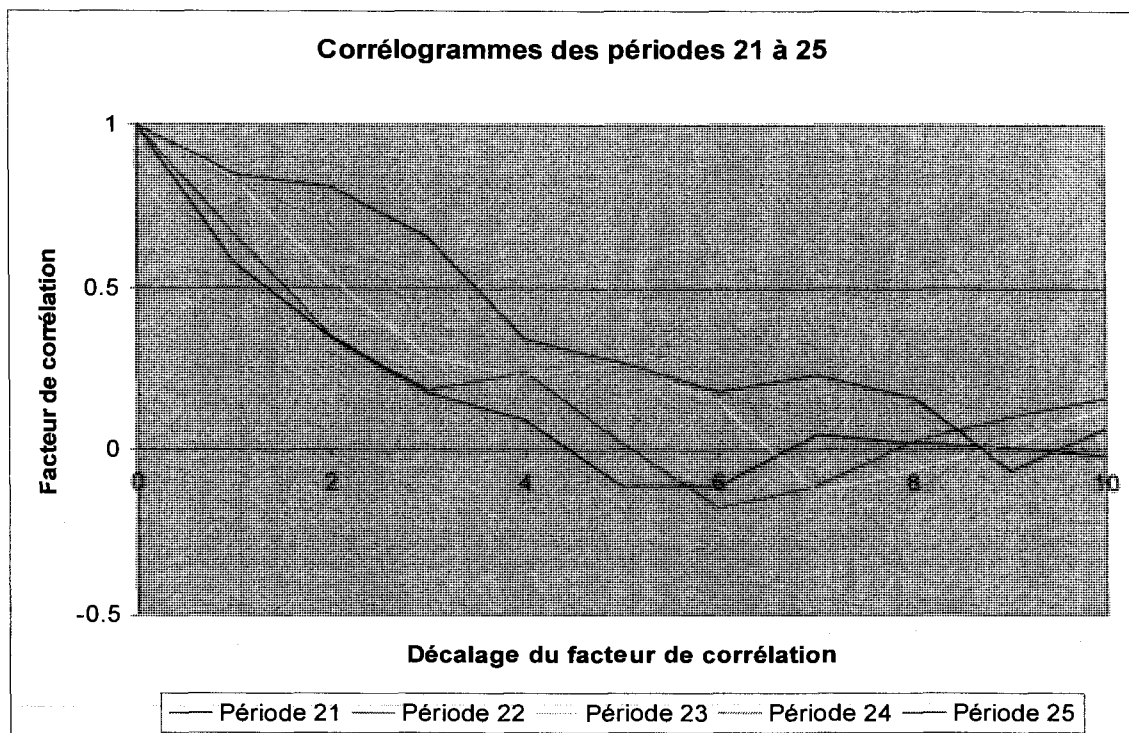


Figure D-6 : Corrélogramme des périodes 21 à 25

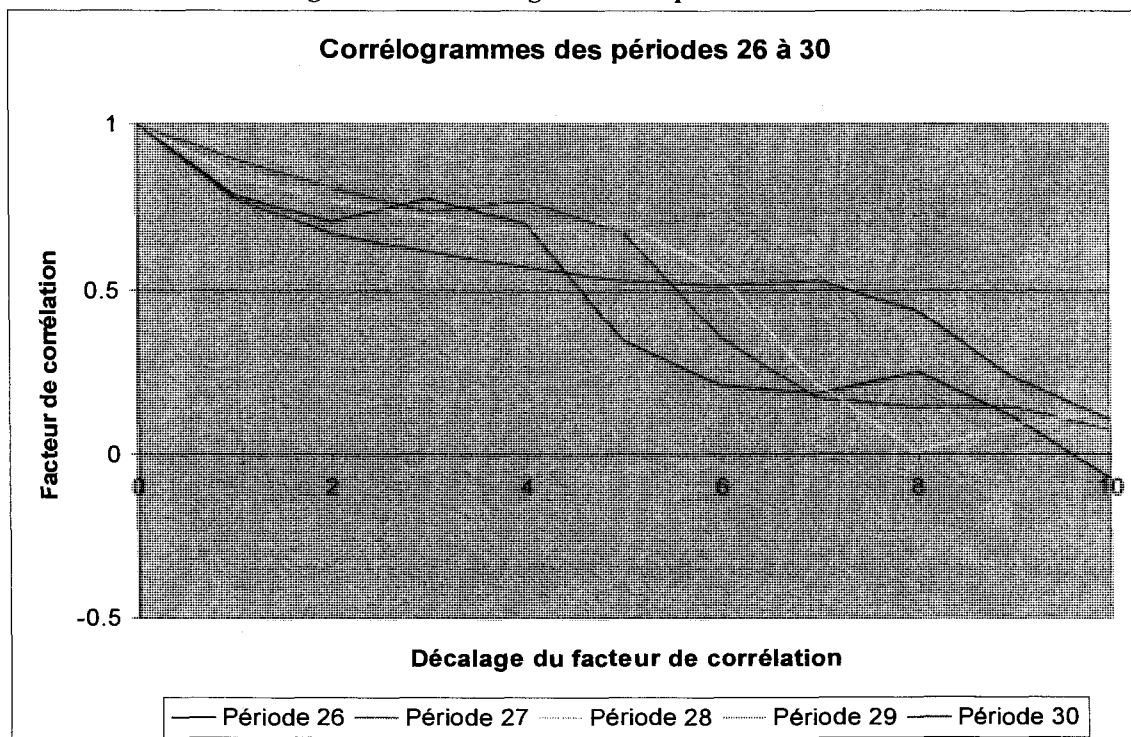


Figure D-7 : Corrélogramme des périodes 26 à 30

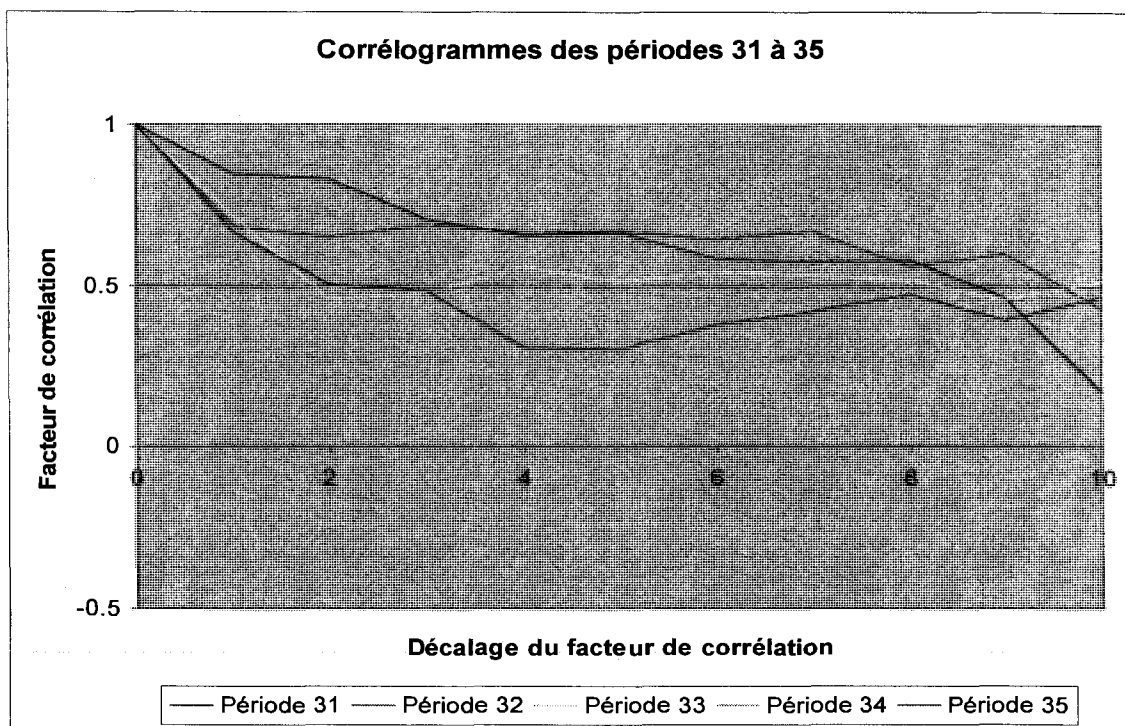


Figure D-8 : Corrélogramme des périodes 3 à 35

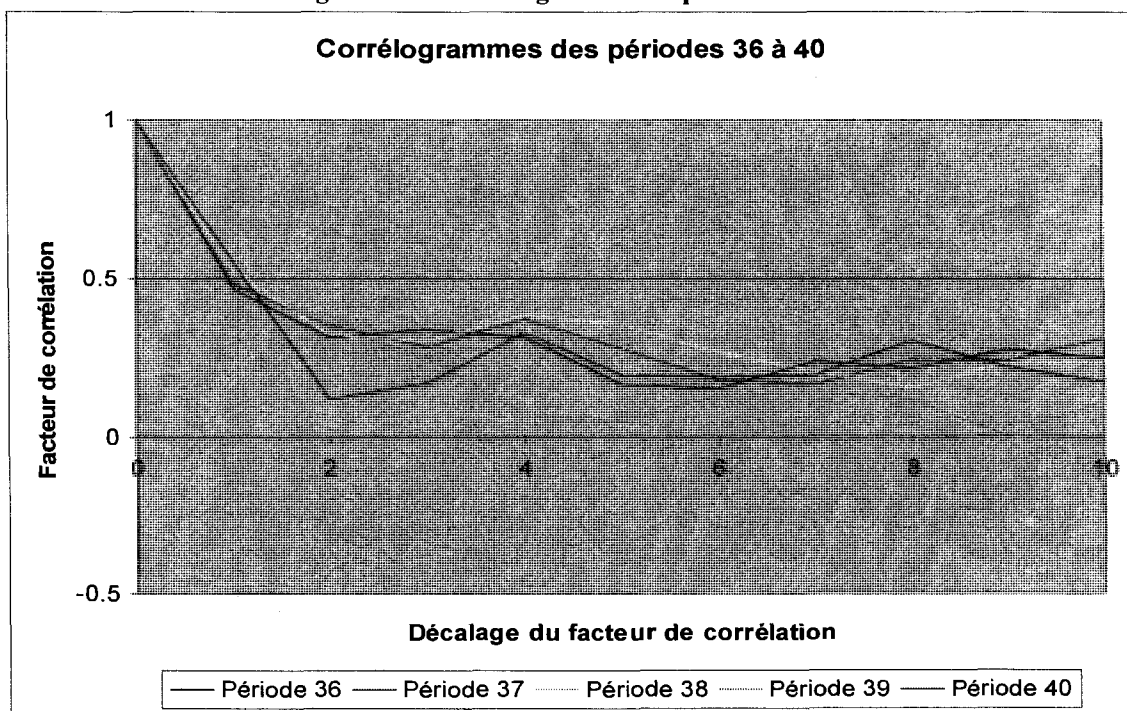


Figure D-9 : Corrélogramme des périodes 36 à 40

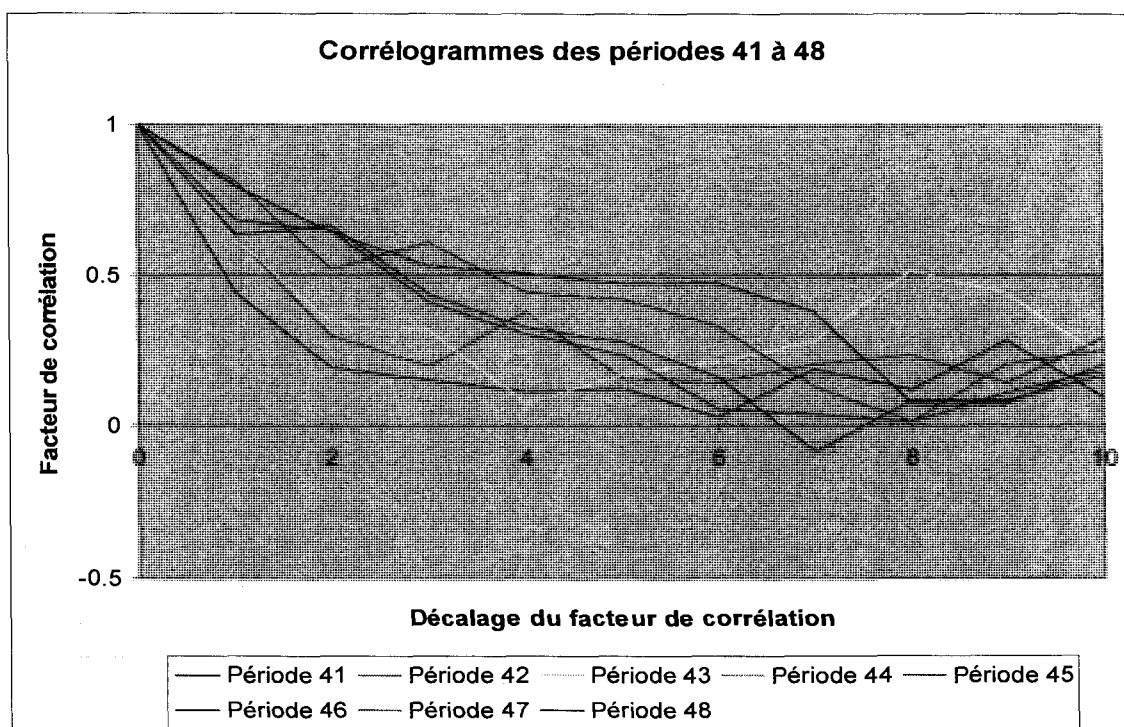


Figure D-10 : Corrélogramme des périodes 41 à 48

On remarque qu'habituellement le facteur de corrélation de décalage égal à deux est plus faible ou semblable au facteur de corrélation de décalage égal à un. On remarque cependant que les facteurs de corrélation sont parfois assez élevés jusqu'à un grand décalage, selon les périodes.

L'analyse des corrélogrammes porte à croire qu'un modèle autorégressif d'ordre peu élevée, soit d'ordre un ou d'ordre deux, serait adéquat pour représenter la série historique. Voici les caractéristiques obtenus par des modèles autorégressifs d'ordre un, deux et dix comparées aux caractéristiques de la série historique.

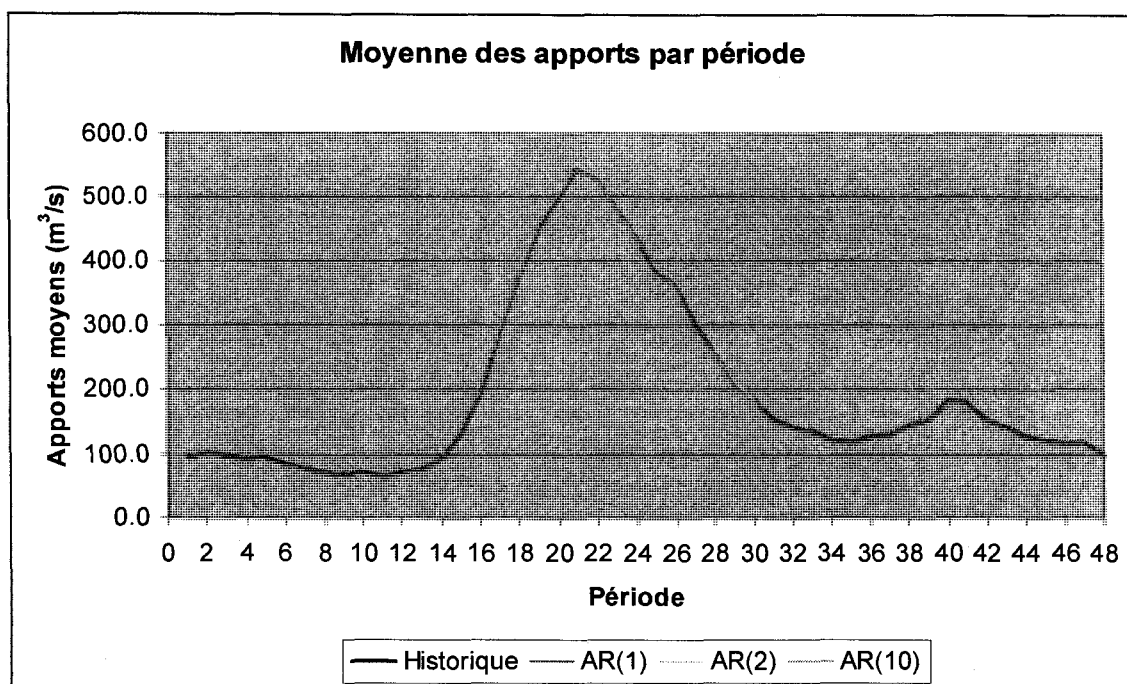


Figure D-11 : Moyenne par période pour les modèles autorégressifs

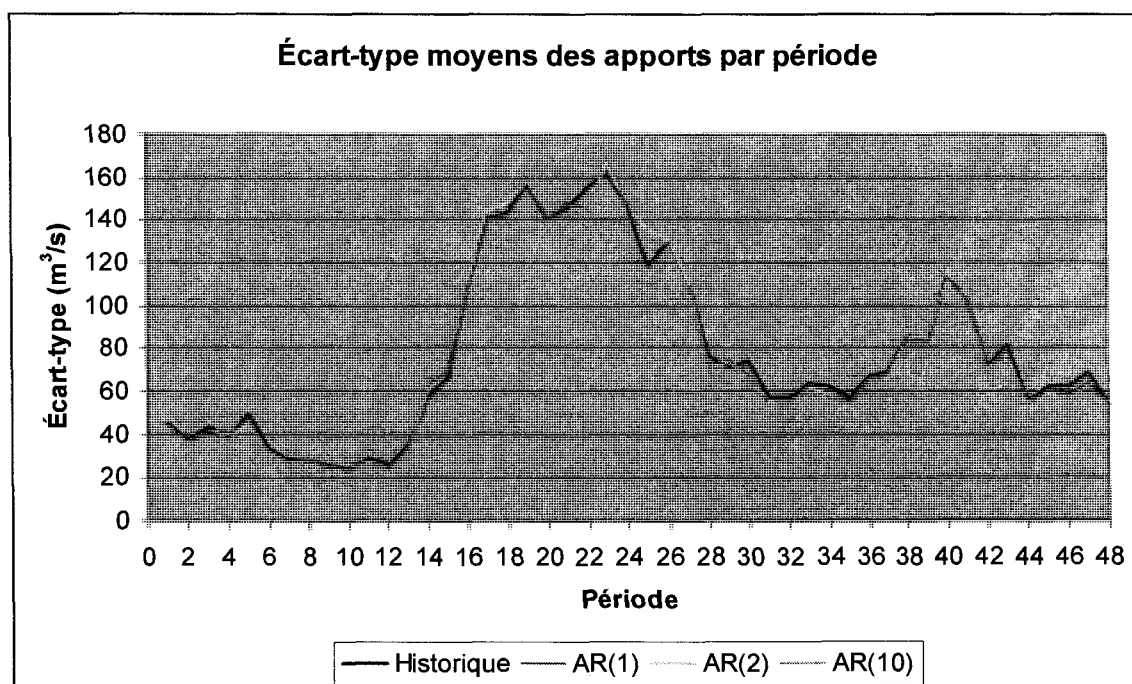


Figure D-12 : Écart-type par période pour les modèles autorégressifs

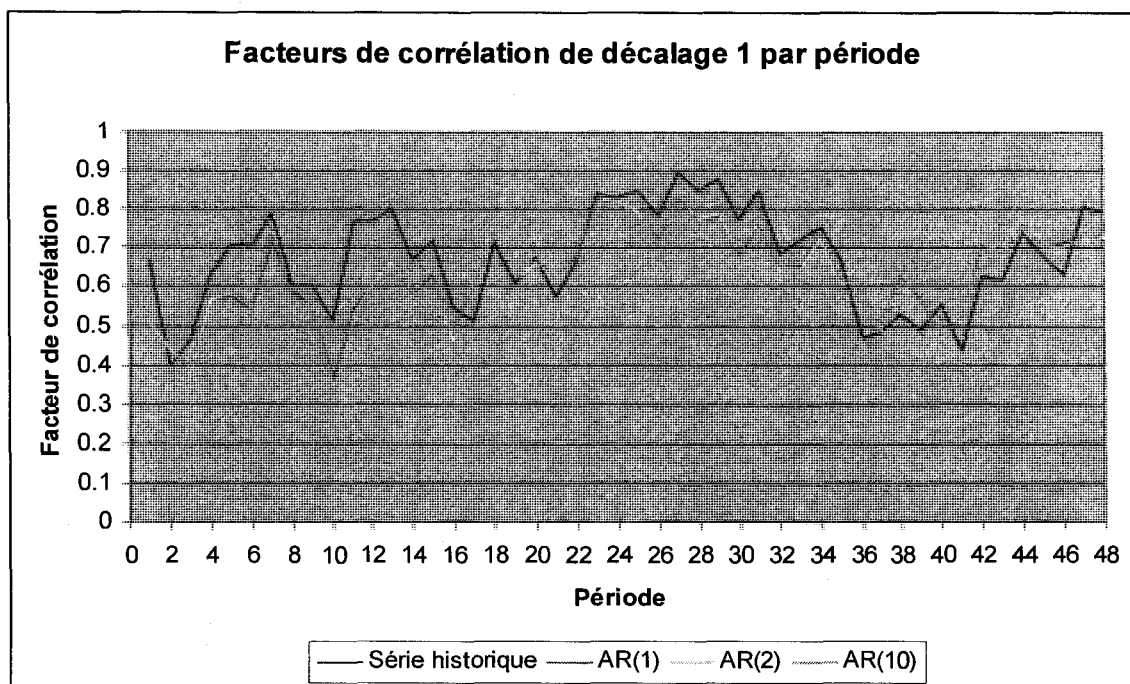


Figure D-13 : Facteurs de corrélation de décalage 1 pour les modèles autorégressifs

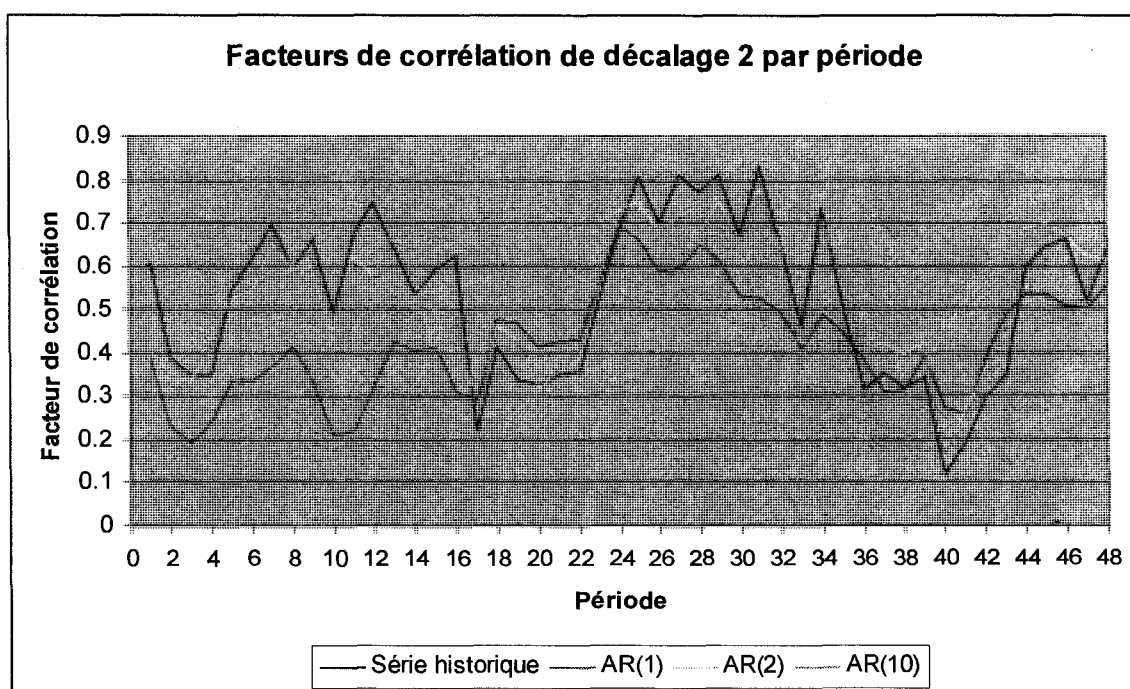


Figure D-14 : Facteurs de corrélation de décalage 2 pour les modèles autorégressifs

Concernant la reproduction des caractéristiques principales comme la moyenne et l'écart-type des apports, les trois modèles sont équivalents. Pour les facteurs de corrélation de décalage de un, les trois modèles sont encore équivalents. Cependant, le modèle AR(1) produit des facteurs de corrélation de décalage 2 qui représentent moins bien la réalité que les deux autres modèles. De même, on peut penser que le modèle AR(2) produit des facteurs de corrélation de décalage plus élevé que 2 moins efficacement que le modèle AR(10). Cependant, comme expliqué au chapitre 4, le modèle doit avoir un ordre le moins élevé possible afin de réduire le temps de calcul du programme d'optimisation. Or, le modèle AR(1) produit les caractéristiques principales (moyenne, écart-type et facteur de corrélation de décalage 1) de la série historique aussi efficacement que les autres modèles d'ordre plus élevé, alors ce modèle sera choisi pour le développement du programme d'optimisation.

ANNEXE E - CHOIX DE L'ORDRE DU MODÈLE AUTORÉGRESSIF À MOYENNE MOBILE

L'ordre du modèle autorégressif à moyenne mobile a été choisi en effectuant une analyse des caractéristiques obtenues lors de la génération de séries synthétiques à partir de modèles d'ordres différents.

Voici les caractéristiques obtenues par des modèles autorégressifs à moyenne mobile d'ordre (1,1), (2,2) et (3,3).

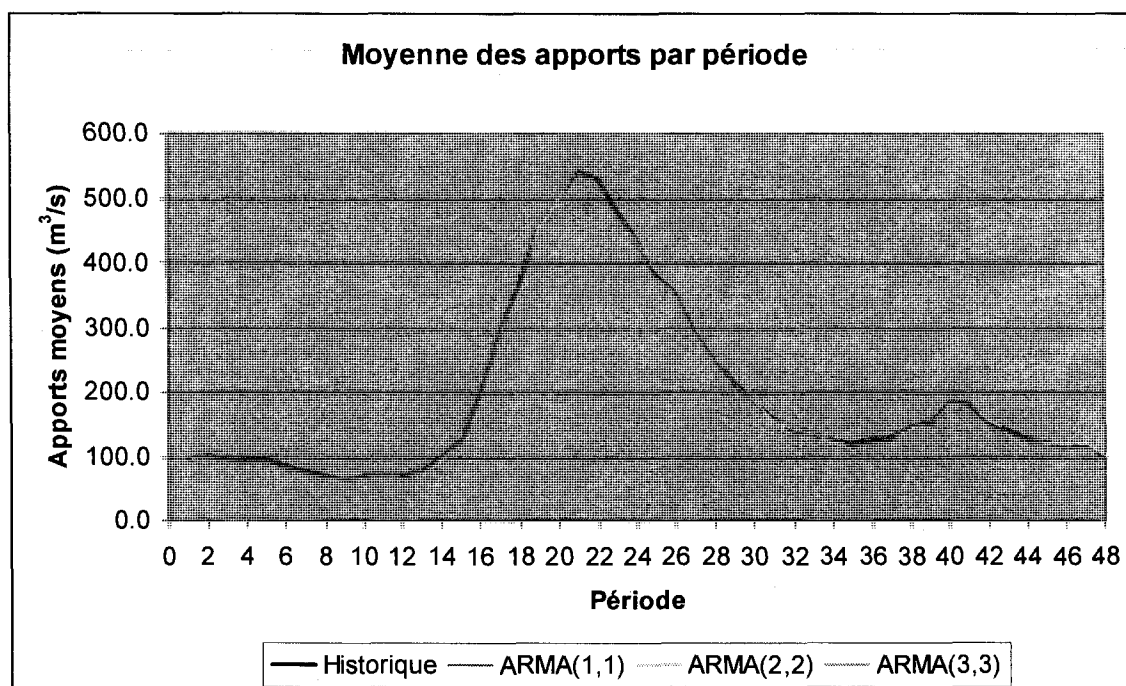


Figure E-1 : Moyenne par période pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile

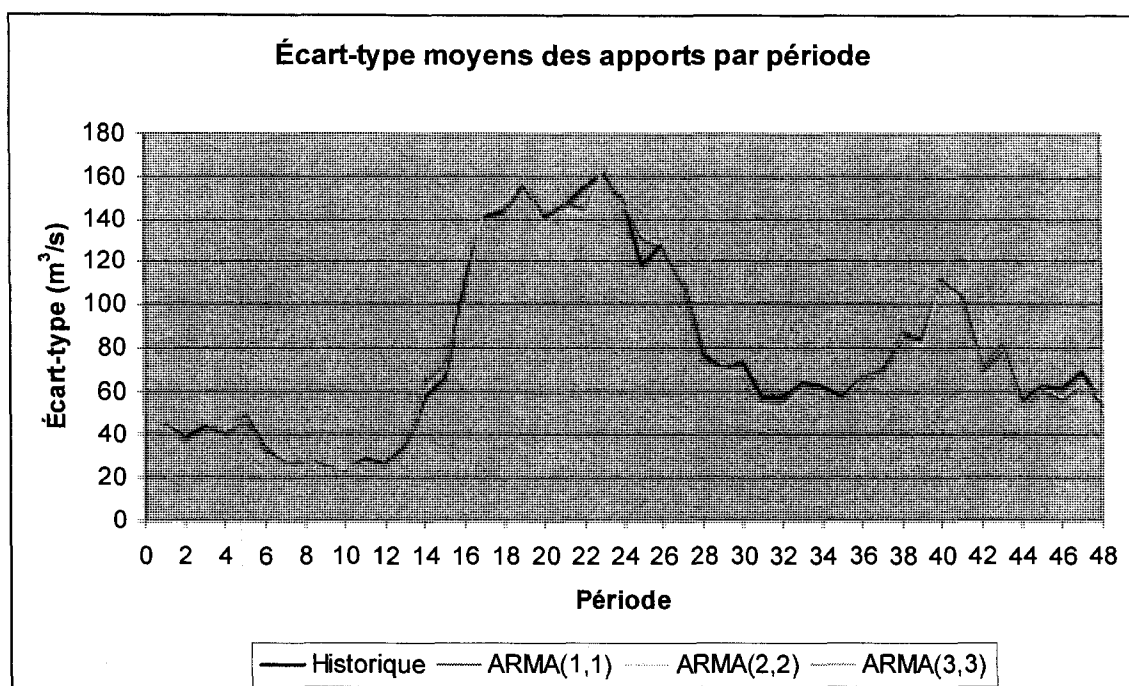


Figure E-2 : Écart-types par période pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile

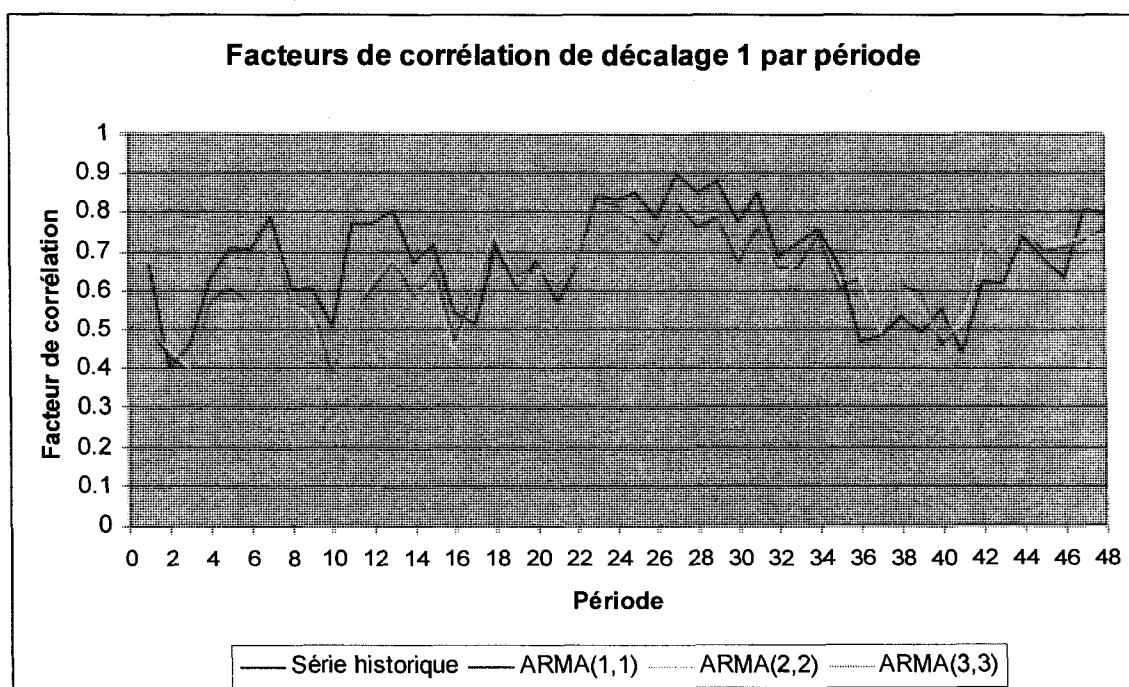


Figure E-3 : Facteurs de corrélation de décalage 1 pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile

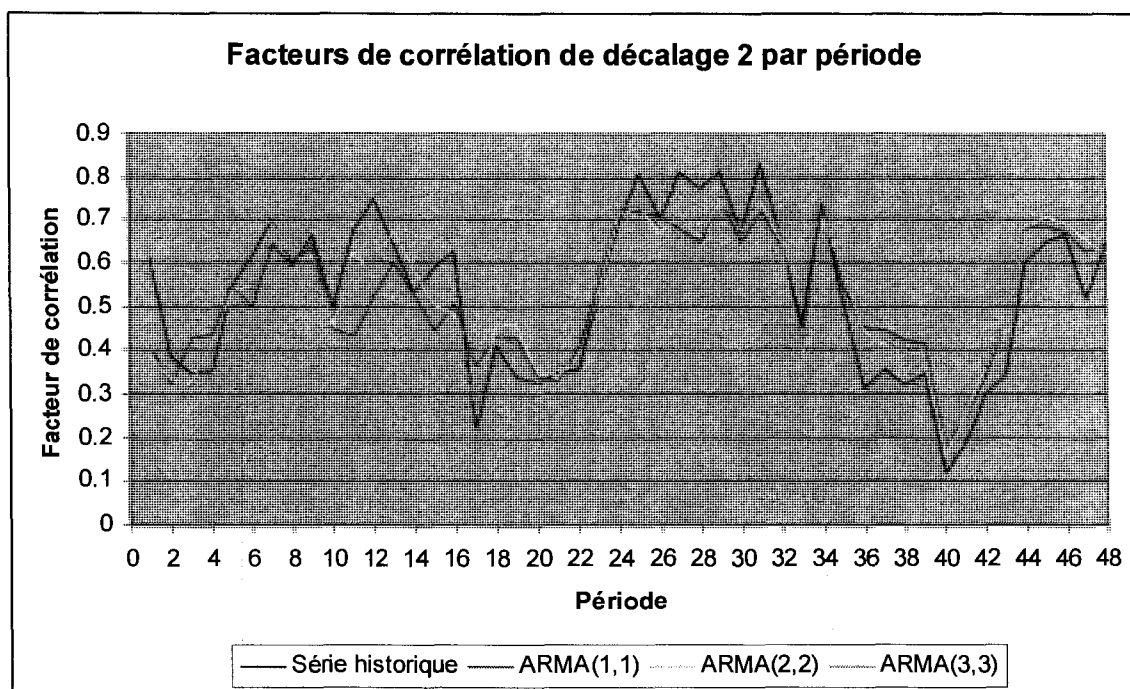


Figure E-4 : Facteurs de corrélation de décalage 2 pour les modèles autorégressifs à moyenne mobile

On remarque que les trois modèles obtiennent des résultats semblables pour les moyennes, les écarts-type et les facteurs de corrélation de décalage 1. Dans le cas des facteurs de corrélation de décalage 2, les modèles d'ordre (2,2) et (3,3) sont nettement supérieurs au modèle d'ordre (1,1). Il n'y a pas eu d'amélioration significative entre le modèle d'ordre (3,3) comparé au modèle d'ordre (2,2). Le modèle autorégressif à moyenne mobile d'ordre (2,2) a donc été choisi.

ANNEXE F - VALIDATION DU MODÈLE AUTORÉGRESSIF D'ORDRE UN

Voici les intervalles de confiances calculées à partir du modèle autorégressif d'ordre un. On remarque que les valeurs historiques sont toujours comprises dans les intervalles de confiance. Le modèle est alors valide.

Tableau F-1 : Intervalle de confiance sur les moyennes par période

Période	Moyennes historiques (m ³ /s)	Intervalles de confiance sur la moyenne (m ³ /s)	Écart-types historiques (m ³ /s)	Intervalles de confiance sur l'écart-type (m ³ /s)	Facteurs de corrélation historiques	Intervalles de confiance sur les facteurs de corrélation
1	94.4	[84.4;104.0]	45.0	[36.6;51.7]	0.55	[0.33;0.72]
2	102.0	[94.8;109.5]	37.9	[31.6;46.0]	0.42	[0.17;0.62]
3	96.7	[88.3;105.3]	43.9	[30.7;50.7]	0.41	[0.16;0.62]
4	91.8	[84.2;100.4]	39.7	[28.6;48.3]	0.61	[0.40;0.75]
5	92.5	[82.9;100.8]	49.5	[31.9;53.7]	0.63	[0.43;0.77]
6	83.7	[76.9;90.8]	33.3	[27.1;39.4]	0.59	[0.38;0.74]
7	77.0	[71.0;83.1]	28.3	[22.4;32.8]	0.73	[0.57;0.84]
8	71.2	[65.5;76.8]	28.2	[23.5;32.2]	0.58	[0.37;0.74]
9	68.8	[63.3;74.6]	25.4	[20.9;29.2]	0.56	[0.33;0.72]
10	69.4	[63.9;75.5]	23.5	[16.3;34.0]	0.37	[0.11;0.58]
11	66.3	[60.6;72.5]	29.0	[21.3;34.6]	0.53	[0.30;0.70]
12	69.7	[64.9;74.7]	25.9	[19.0;30.9]	0.62	[0.42;0.76]
13	77.6	[70.4;84.1]	34.7	[23.2;38.4]	0.72	[0.55;0.83]
14	97.2	[87.7;107.7]	57.8	[41.0;64.3]	0.66	[0.47;0.79]
15	129.3	[117.2;145.7]	66.5	[52.8;86.2]	0.69	[0.51;0.81]
16	196.0	[178.7;221.4]	109.6	[85.4;139.3]	0.46	[0.21;0.65]
17	298.3	[272.1;331.3]	141.7	[111.1;188.4]	0.62	[0.42;0.77]
18	372.7	[345.5;401.3]	144.5	[118.9;164.8]	0.74	[0.58;0.84]
19	453.0	[427.0;485.7]	158.2	[123.7;187.7]	0.62	[0.42;0.77]
20	499.3	[473.7;531.9]	141.9	[118.2;162.1]	0.67	[0.49;0.80]
21	543.8	[517.6;578.4]	146.7	[125.3;177.2]	0.62	[0.42;0.77]
22	529.4	[497.5;563.8]	156.0	[119.1;176.6]	0.67	[0.48;0.79]
23	480.7	[448.0;514.8]	163.4	[120.4;196.2]	0.84	[0.73;0.90]
24	435.6	[407.3;466.2]	148.4	[112.8;172.8]	0.82	[0.71;0.90]
25	384.4	[360.7;407.5]	119.2	[89.3;137.0]	0.83	[0.72;0.90]

Tableau F-1 : Intervalle de confiance sur les moyennes par période(suite)

Période	Moyennes historiques (m ³ /s)	Intervalles de confiance sur la moyenne (m ³ /s)	Écart-types historiques (m ³ /s)	Intervalles de confiance sur l'écart-type (m ³ /s)	Facteurs de corrélation historiques	Intervalles de confiance sur les facteurs de corrélation
26	359.5	[330.3;384.8]	130.3	[94.3;154.2]	0.75	[0.60;0.85]
27	299.7	[276.9;320.5]	111.2	[82.2;128.7]	0.84	[0.74;0.91]
28	254.0	[236.8;270.7]	77.0	[56.6;95.1]	0.78	[0.65;0.87]
29	210.0	[195.1;225.9]	71.6	[51.8;92.3]	0.81	[0.68;0.88]
30	186.9	[172.1;202.4]	74.0	[49.0;90.4]	0.71	[0.55;0.83]
31	157.0	[145.6;169.4]	57.6	[44.4;68.5]	0.77	[0.63;0.86]
32	141.7	[130.2;154.4]	57.4	[44.7;70.0]	0.65	[0.46;0.79]
33	136.5	[122.8;150.8]	64.1	[48.2;81.5]	0.66	[0.47;0.79]
34	122.8	[110.4;134.3]	62.5	[46.7;74.0]	0.73	[0.57;0.84]
35	119.4	[107.5;131.0]	57.5	[42.2;71.3]	0.62	[0.41;0.76]
36	127.3	[114.4;141.7]	67.0	[50.0;81.6]	0.62	[0.42;0.77]
37	129.8	[117.9;143.5]	69.3	[59.1;78.0]	0.50	[0.26;0.68]
38	145.4	[130.5;162.9]	86.0	[70.0;99.3]	0.61	[0.40;0.76]
39	153.0	[139.1;168.3]	84.6	[63.8;100.8]	0.59	[0.38;0.75]
40	183.5	[162.1;203.9]	113.3	[85.2;127.6]	0.50	[0.26;0.68]
41	180.8	[159.4;203.9]	104.7	[83.4;126.7]	0.53	[0.30;0.70]
42	153.4	[136.9;168.7]	71.7	[55.3;88.1]	0.71	[0.54;0.82]
43	141.6	[125.5;158.3]	81.6	[58.0;98.8]	0.69	[0.51;0.81]
44	127.6	[116.7;139.6]	55.8	[45.6;66.5]	0.76	[0.61;0.85]
45	122.0	[110.0;134.1]	62.7	[45.9;77.3]	0.71	[0.55;0.83]
46	116.6	[104.5;128.8]	62.4	[43.0;73.9]	0.72	[0.55;0.83]
47	117.6	[103.5;128.9]	69.5	[42.2;78.5]	0.74	[0.59;0.84]
48	99.7	[88.1;109.8]	54.8	[40.1;64.2]	0.76	[0.61;0.85]

ANNEXE G - SCHÉMA DÉTAILLÉ DE LA MODÉLISATION DES APPORTS

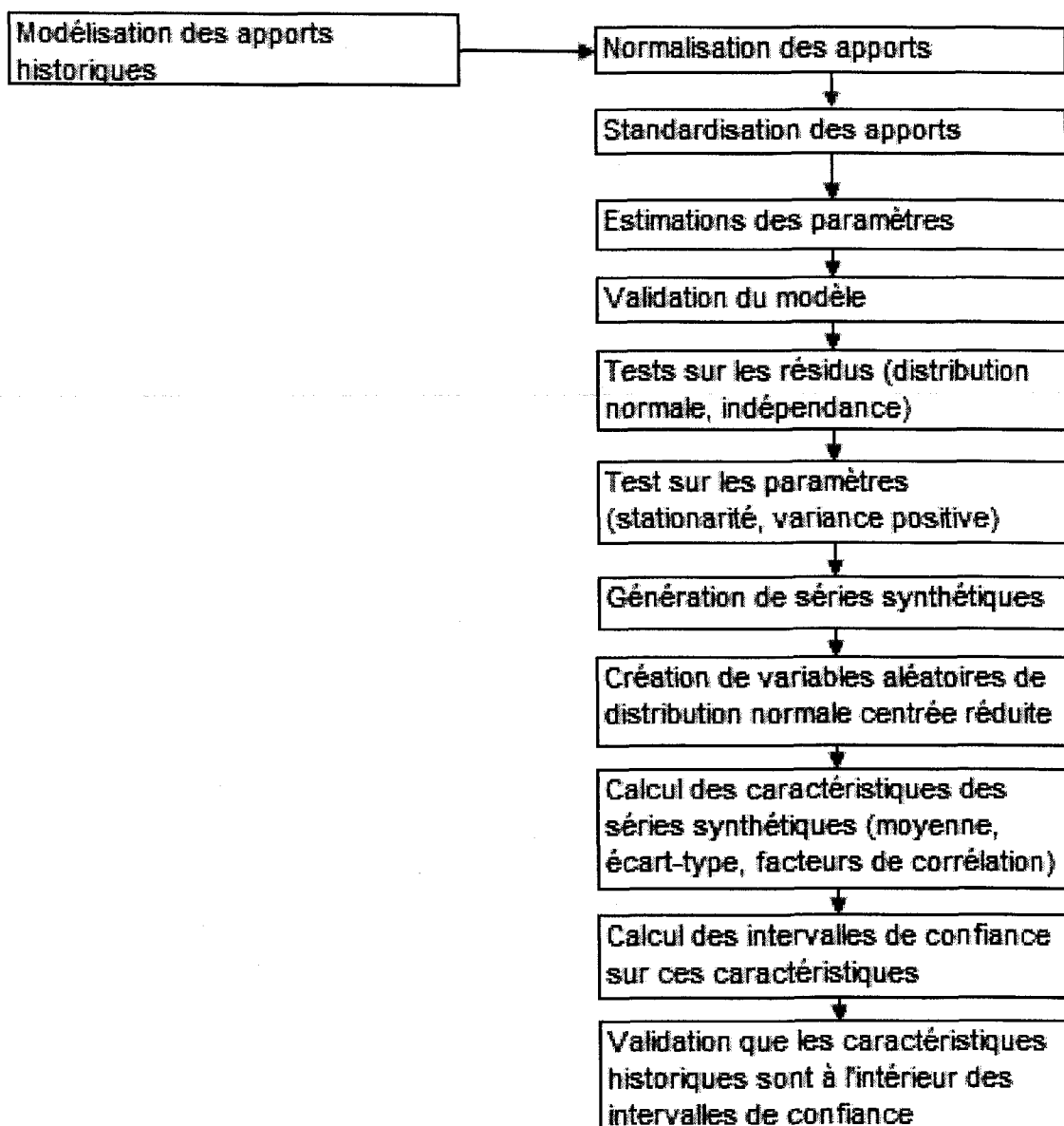


Figure G-1 : Schéma détaillé de la normalisation des apports

ANNEXE H - SCHÉMA DÉTAILLÉ DU PROGRAMME D'OPTIMISATION

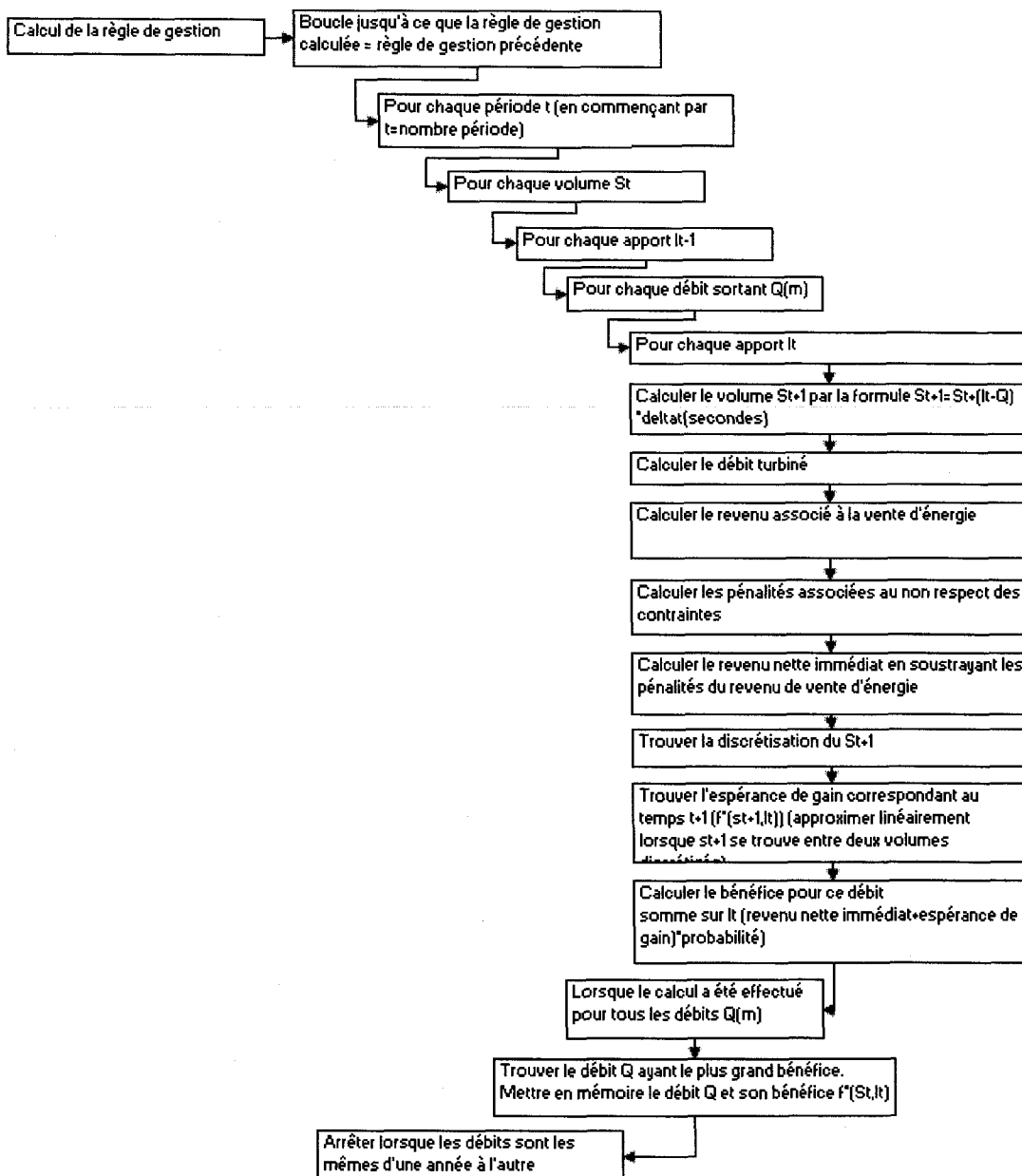


Figure H-1 : Schéma détaillé du programme d'optimisation

