NOTE TO USERS

This reproduction is the best copy available.

UMI®

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

OPTIMISATION EN TEMPS RÉEL D'UN PROCÉDÉ DE BLANCHIMENT DE PÂTE KRAFT

CHARLES VANBRUGGHE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE CHIMIQUE
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE CHIMIQUE)
JUIN 2004

© Charles Vanbrugghe, 2004.

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: 0-612-97988-1
Our file Notre référence
ISBN: 0-612-97988-1

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 protège 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.

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

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

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

Canada

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

OPTIMISATION EN TEMPS RÉEL D'UN PROCÉDÉ DE BLANCHIMENT DE PÂTE KRAFT

présenté par : VANBRUGGHE Charles

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

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

Mme. HEUZEY Marie-Claude, Ph.D., présidente

M. PERRIER Michel, Ph.D., membre et directeur de recherche

M. STUART Paul, Ph.D., membre et codirecteur de recherche

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

M. GENDRON Sylvain, Ph.D., membre

À ma douce moitié, Catherine,
pour son amour et son support

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier tous ceux qui ont contribué à ce mémoire, tout particulièrement mon directeur de recherche Michel Perrier pour ses conseils, son aide et surtout sa confiance. Merci de m'avoir proposé et dirigé dans un sujet de recherche à la hauteur de mes attentes et surtout en lien direct avec l'application industrielle. Je veux souligner aussi mes codirecteurs de recherche Paul Stuart et André Desbiens pour leur aide et leur soutien financier.

Je mentionnerai aussi les moments agréables passés avec de bons amis parmi le groupe URCPC et de la chaire CRSNG en Design Environnemental; Nadia, Lyne, Bertrand, Tommaso, Ilse, Hanachi, Alain, Astrid, Michal, Ilich, Robert, Ian, Sébastien, Matty et Agnès. Tout particulièrement Nicolas Hudon pour sa motivation, sa bonne humeur, ses goûts musicaux hors du commun et son support bibliographique exceptionnel.

Je remercie le programme de subventions stratégiques du CRSNG et la chaire CRSNG en génie de la conception environnementale de l'École Polytechnique pour leur soutien financier.

RÉSUMÉ

L'objectif de ce projet consiste à réaliser l'optimisation en temps réel d'un procédé papetier. La disponibilité d'une simulation dynamique de l'ensemble d'une usine de pâte kraft rend le projet possible et contourne les nombreuses contraintes reliées à la réalisation d'un tel projet dans une usine réelle. Cette simulation modélise le secteur de la mise en pâte, celui du blanchiment et ceux de la récupération des espèces chimiques. Vu la taille du système, seul le secteur du blanchiment a été optimisé, ce qui conduit tout de même à un problème contenant 16 degrés de liberté.

La technique d'optimisation utilisée est une variante simplifiée de la méthode d'optimisation-IMC, une méthode récente qui se base sur la configuration d'un contrôleur par modèle interne (IMC). Ainsi, la méthode d'optimisation utilise un modèle réduit du procédé afin de faciliter et d'accélérer le calcul de la solution optimale. De plus, à chaque pas d'optimisation, la forme IMC de l'algorithme corrige la prédiction en tenant compte de l'erreur entre la sortie réelle du procédé et celle du modèle au pas précédent. De plus, un filtre ajuste l'amplitude des changements de consigne et assure une convergence stable. Cette méthode simplifiée a été testée sur un réacteur CSTR dans le but de démontrer son efficacité. Une fois appliquée au secteur de blanchiment, cette approche ajuste les conditions d'opération et réduit les coûts de 10.1%. Dans la majorité des cas, les points de consigne et les variables manipulées sont déplacés vers les contraintes. Par la suite, un algorithme d'estimation des paramètres a été ajouté afin d'améliorer la prédiction du modèle réduit et d'augmenter les performances de l'optimisation. Cette stratégie se révèle être efficace, puisque la réduction des coûts est cette fois de 11.9%.

ABSTRACT

The goal of this work is to improve the efficiency of a pulp making process through the use of real-time optimization. This project is made possible by the availability of a dynamic simulation of a kraft pulp mill. This model renders feasible tests that could not have been done on an actual mill. It contains every important processes from pulping, to bleaching and chemical recovery cycles. Unfortunately, the optimization focuses only on the bleaching process, due to complexity restrictions. Nevertheless, this problem leads to an optimization with 16 degrees of freedoms.

The method used is a simplified version of the IMC-optimization algorithm, a recently developed technique, based on the internal model controller design (IMC). The optimal solution is found through the use of a reduced model of the process, which is easier to solve and decreases the computation time. Therefore, at each optimization step, the prediction error between the actual process and the model is calculated and is taken into account in the calculation of the new solution. A first order filter is also included in the algorithm and its role is to adjust the size of the moves towards the optimal solution. This way, the set point changes are done gradually which insures a stable convergence. This simplified version of the IMC-based optimization was tested on a CSTR to demonstrate its performance. When applied to the bleaching process this technique reduces the operating costs by 10.1%. This is achieved by adjusting the operating conditions. In most cases, the set points and the manipulated variables are moved to the constraints. Afterwards, parameter estimation was added to improve the model predictions and increase the performance. It proved to be effective since the bleaching costs were decreased by 11.9%.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE ..... **IV**

REMERCIEMENTS ..... **V**

RÉSUMÉ ..... **VI**

ABSTRACT ..... **VII**

TABLE DES MATIÈRES ..... **VIII**

LISTE DES TABLEAUX ..... **XI**

LISTE DES FIGURES ..... **XII**

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS ..... **XV**

LISTE DES ANNEXES ..... **XVII**

CHAPITRE 1 INTRODUCTION **1**

1.1 OBJECTIFS 1

1.2 ORGANISATION DU MÉMOIRE 2

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE **3**

2.1 OPTIMISATION EN TEMPS RÉEL 3

2.1.1 Fonctionnement et structure 5

2.1.2 Pré-requis du procédé 6

2.1.3 Modèle 7

2.1.4 Considérations pratiques 8

2.2 OPTIMISATION-IMC 10

2.2.1 Description de l'algorithme original 10

2.2.2 Optimisation-IMC modifiée 13

2.2.3 Modèles 14

2.3 ADAPTATION DU MODÈLE 16

2.3.1 Formulation 17
2.3.2 Gain d'adaptation 20
2.3.3 Stabilité de l'algorithme d'adaptation 21
2.4 CONTRÔLABILITÉ ET ANALYSE D'INTERACTIONS 21
2.5 PROCÉDÉ 24
2.5.1 Structure du bois 25
2.5.2 Description du procédé 25

CHAPITRE 3 ANALYSE DE CONTRÔLABILITÉ 40

3.1 ANALYSE RGA – USINE DE PÂTE KRAFT EN ENTIER 40
3.2 ANALYSE RGA – PROCÉDÉ DE BLANCHIMENT 41

CHAPITRE 4 MÉTHODE D'OPTIMISATION-IMC 48

4.1 DESCRIPTION DE LA RÉACTION DE VAN DE VUSSE 48
4.2 MODÈLE 50
4.2.1 Modèle quadratique 50
4.2.2 Modèle linéaire 53
4.3 RÉSULTATS 54
4.3.1 Optimisation-IMC hybride 54
4.3.2 Optimisation-IMC originale 58
4.4 CONTRÔLABILITÉ 62
4.4.1 Fonction objectif modifiée 62
4.4.2 Facteur de recul des contraintes 63
4.5 OPTIMISATION-IMC ET ADAPTATION DE PARAMÈTRES 65

CHAPITRE 5 OPTIMISATION EN TEMPS RÉEL DU SECTEUR DE BLANCHIMENT D'UNE USINE DE PÂTE KRAFT 69

5.1 OPTIMISATION-IMC HYBRIDE DU SECTEUR DE BLANCHIMENT 69
5.1.1 Identification des degrés de liberté 70
5.1.2 Contraintes 72

5.1.3 Coûts 75
5.1.4 Fonction objectif 75
5.1.5 Modèle et Plan factoriel 77
5.2 RESULTATS DU CAS DE BASE 82
5.3 ADAPTATION 85
5.3.1 Résultats avec adaptation 88
5.4 CAS PARTICULIERS 90
5.4.1 Bruit de mesure 90
5.4.2 Modèle avec paramètres incertains 92
CHAPITRE 6 CONCLUSION 96
RÉFÉRENCES 98
ANNEXES 102

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Nombre de tests en fonction de la précision requise 15
Tableau 2.2 Signification des gains relatifs 24
Tableau 3.1 Variables du secteur de blanchiment servant à l'analyse RGA 42
Tableau 3.2 Variables retirées de l'analyse 43
Tableau 3.3 Variables en boucle ouverte 43
Tableau 3.4 Matrice RGA du procédé de blanchiment 44
Tableau 4.1 Constantes pour la mise à l'échelle 51
Tableau 4.2 Plan factoriel d'expérience pour C_B 52
Tableau 4.3 Comparaison : Modèle quadratique vs linéaire 55
Tableau 4.4 Solution optimale selon la méthode optimisation-IMC originale 60
Tableau 5.1 Variables non disponibles pour l'optimisation 71
Tableau 5.2 Degrés de liberté et leurs contraintes respectives 72
Tableau 5.3 Contraintes explicites 74
Tableau 5.4 Liste des coûts et des revenus 75
Tableau 5.5 Résultats pour le modèle linéaire 78
Tableau 5.6 Paramètres du modèle de la fonction objectif 79
Tableau 5.7 Résultats pour le modèle quadratique; (L) coefficients linéaires, (Q) coefficients quadratiques 81
Tableau 5.8 Conditions optimales 83
Tableau 5.9 Variables utilisées pour l'adaptation 85
Tableau 5.10 Comparaison des performances entre le modèle à 13 DL et le modèle à 16 DL 94
Tableau 6.1 Variables d'entrée du blanchiment avec leurs valeurs nominales et leurs constantes de mise à l'échelle 102
Tableau 6.2 Variables de sortie du blanchiment avec leurs valeurs nominales et leurs constantes de mise à l'échelle 103

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Hiérarchie décisionnelle dans une usine 3
Figure 2.2 Procédure d'optimisation en temps réel 6
Figure 2.3 Structure de l'optimisation-IMC 11
Figure 2.4 Structure de l'optimisation-IMC hybride 13
Figure 2.5 Schéma d'adaptation des paramètres 17
Figure 2.6 Interactions multivariables 22
Figure 2.7 Schéma simplifié du procédé. Figure tirée de Castro (2002). 26
Figure 2.8 Lessiveur; carrés (variables de sortie), hexagone (connexions du procédé), valves numérotées (variables manipulées). Figure tirée de Castro (2002). 28
Figure 2.9 Laveurs de pâte brune. Figure tirée de Castro (2002). 30
Figure 2.10 Tour à oxygène, 1ère étape du processus de blanchiment. Figure tirée de Castro (2002). 33
Figure 2.11 Tour D_1ED_2, 2e étape du processus de blanchiment. Figure tirée de Castro (2002). 34
Figure 2.12 Évaporateurs de liqueur noire. Figure tirée de Castro (2002). 35
Figure 2.13 Production de la liqueur verte. Figure tirée de Castro (2002). 36
Figure 2.14 Procédé de caustification; régénération de la liqueur blanche. Figure tirée de Castro (2002). 37
Figure 2.15 Four à chaux; régénération de la chaux. Figure tirée de Castro (2002). 38
Figure 3.1 Matrice RGA 16x16 du procédé de blanchiment 44
Figure 4.1 Réacteur CSTR 48
Figure 4.2 Optimum réel 51
Figure 4.3 Optimum de C_B, modèle quadratique 53
Figure 4.4 Procédé avec le modèle quadratique, $\rho = 0.6$ 56
Figure 4.5 Degrés de liberté et contrainte avec le modèle quadratique, $\rho = 0.6$ 56
Figure 4.6 Procédé avec le modèle linéaire, $\rho = 0.6$ 57
Figure 4.7 Degrés de liberté et contraintes avec le modèle linéaire, $\rho = 0.6$ 57

Figure 4.8 Écart entre le modèle réduit et le modèle détaillé.....59
Figure 4.9 Convergence de la solution.....59
Figure 4.10 Maximisation de C_B suite à l'application des consignes optimales de D et Tsp 60
Figure 4.11 Perturbation de +1°C de la température de l'alimentation à t = 10h. 64
Figure 4.12 Perturbation de +1°C de la température de l'alimentation à t=10h. (suite) 64
Figure 4.13 Optimisation-IMC hybride avec adaptation 66
Figure 4.14 Évolution des degrés de liberté avec adaptation.....66
Figure 4.15 Paramètres du modèle de C_A.....67
Figure 4.16 Paramètres du modèle de C_B.....67
Figure 4.17 Paramètres du modèle de la température de la chemise de refroidissement 68
Figure 5.1 Secteur de blanchiment, séquence OD_1ED_2 70
Figure 5.2 Minimisation des coûts de blanchiment 82
Figure 5.3 Séries d'échelons pour atteindre les conditions d'opération optimales.....83
Figure 5.4 Optimisation-IMC hybride avec estimation de paramètres 87
Figure 5.5 Minimisation des coûts de blanchiment avec estimation en ligne des paramètres 88
Figure 5.6 Perturbation affectant le kappa de la pâte sortant de la tour à oxygène 89
Figure 5.7 Optimisation avec bruit de mesure 90
Figure 5.8 Optimisation avec bruit de mesure et adaptation.....91
Figure 5.9 Convergence du point de consigne optimal pour la température de l'effluent du laveur de la tour O.....92
Figure 5.10 Optimisation avec 16 degrés de liberté, dont 3 incertains 93
Figure 5.11 Optimisation avec adaptation à 16 degrés de liberté, dont 3 incertains.....93

Figure B. 1 Perturbation du taux de production 104
Figure B. 2 Perturbation du kappa de la tour O 105
Figure B. 3 Perturbation du kappa de la tour E 105
Figure B. 4 Perturbation de la blancheur 106

Figure C. 1 Trajectoire de la température de la tour O 107
Figure C. 2 Trajectoire de la température de la tour D_1 108
Figure C. 3 Trajectoire de la température de la tour E 108
Figure C. 4 Trajectoire de la concentration en [OH-] de la tour E 109
Figure C. 5 Trajectoire de la température de la tour D_2 109
Figure C. 6 Trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 4 110
Figure C. 7 Trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 5 110
Figure C. 8 trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 6 111
Figure C. 9 Trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 7 111
Figure C. 10 Trajectoire de la température de l'effluent du laveur de la tour O (laveur no. 4) 112
Figure C. 11 Trajectoire de la consistance de la pâte entrant au laveur de la tour O (laveur no. 4) 112
Figure C. 12 Trajectoire de la pression de la tour O 113
Figure C. 13 Trajectoire du débit de NaOH de la tour O 113
Figure C. 14 Trajectoire du débit d'eau de la tour D_1 114
Figure C. 15 Trajectoire du débit d'eau injecter à la tour E 114
Figure C. 16 Trajectoire du débit de NaOH de la tour D_2 115

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

t	temps continu
T_s	période d'échantillonnage servant à l'optimisation et l'estimation
$u(t)$, $y(t)$	entrées et sorties du procédé
$u(k-1)$, $y(k-1)$	entrées et sorties discrètes du procédé
$y^*(t)$	points de consigne optimaux
$\mathbf{H}$, $\mathbf{H_M}$	modèle statique détaillé et réduit des états du procédé
$\mathbf{P}$, $\mathbf{P_M}$	modèle statique détaillé et réduit des contraintes
$U'(t)$	vecteur de la solution optimale
$U(t)$	vecteur filtré de la solution optimale
$Y(t)$	vecteur de sortie
$V(t)$	vecteur des contraintes du procédé
$\varepsilon_y(k-1)$	erreurs sur les sorties à l'itération précédente
$\varepsilon_v(k-1)$	erreurs sur les contraintes à l'itération précédente
ρ	constante de temps du filtre discret
N	nombre de niveaux dans un plan factoriel
$G(s)$	matrice de fonction de transfert
λ_{ij}	éléments de la matrice RGA
J	fonction objectif
M	vecteur de pondération de la fonction objectif
$\phi(t)$	vecteur des mesures, régresseur
$\theta(t)$	vecteur des paramètres du modèle
$\hat{\theta}(t)$	estimé du vecteur des paramètres du modèle
q^{-1}	opérateur de décalage arrière $(q^{-1}y(t+1) = y(t))$
$\hat{y}^0(t)$, $\hat{y}(t)$	prédiction *a priori* et *a posteriori* de la sortie
$\varepsilon^0(t)$, $\varepsilon(t)$	erreur de prédiction *a priori* et *a posteriori*
$A(q^{-1})$, $B(q^{-1})$	polynômes en variable q^{-1}

$a_i(t)$, $b_i(t)$	coefficients des polynômes $A(q^{-1})$, $B(q^{-1})$
d	temps de délai dans le domaine discret
$F(t)$	matrice de covariance, gain d'adaptation
α	coefficient d'initialisation de la matrice de covariance
$\lambda_1(t)$, $\lambda_2(t)$	facteurs de pondération du gain d'adaptation
kappa	nombre indiquant le contenu de la pâte en lignine
CV	variable contrôlée
MV	variable manipulée
RGA	*relative gain array*, matrice des gains relatifs
IMC	*internal model control*, contrôle par modèle interne
RTO	*real-time optimization*, optimisation en temps réel
benchmark	simulation repère
CSTR	*continuous stirred tank reactor*, réservoir parfaitement agité

LISTE DES ANNEXES

Annexe A LISTE DES VARIABLES DU PROCÉDÉ DE BLANCHIMENT..... 102

Annexe B PERTURBATIONS SUR LES VARIABLES DE PRODUCTION ET DE QUALITÉ...104

Annexe C TRAJECTOIRE DES DEGRÉS DE LIBERTÉ..... 107

CHAPITRE 1 Introduction

L'optimisation en temps réel (*RTO*) a un potentiel énorme pour augmenter la profitabilité d'un procédé ou d'une usine dans son ensemble. Dans l'industrie papetière plus particulièrement, où la marge de bénéfices est très faible, l'optimisation en temps réel peut avoir un impact majeur sur la compétitivité d'une usine.

Pourtant, très peu d'exemples d'application ont été cités dans le domaine papetier (Flisberg, 2002). La majorité des exemples proviennent du secteur chimique, pétrochimique ou énergétique (Marlin et Hrymak (1997), Darby et White (1988), Emoto et al. (1998), Jockenhövel et al (2003), Monder (2000)). Les industries papetières ont donc beaucoup de rattrapage à faire et autant à y gagner. De plus, elles peuvent puiser dans nombre de développements théoriques apparus depuis les années 70, sans compter que la puissance de calcul, autrefois limitative, est maintenant à toute fin pratique illimitée.

L'étude actuelle a été réalisée à l'aide d'une simulation dynamique d'une usine de pâte kraft. Ainsi, l'algorithme d'optimisation en temps réel a été appliqué au *benchmark* développé par Castro (2002).

1.1 Objectifs

Le problème consiste à optimiser un procédé papetier, en ajustant en-ligne les conditions d'opération. Cependant, lorsque l'algorithme fixe les nouveaux points de consigne, il est sous-entendu que le système de contrôle est capable de réaliser cette tâche. Une analyse de contrôlabilité du système sera donc requise afin de s'en assurer et ainsi de d'évaluer les limitations des contrôleurs. De plus, l'optimisation en temps réel est basée sur des modèles plus ou moins précis, l'atteinte de l'optimum devra donc être confirmée.

L'adaptation des paramètres du modèle sera donc effectuée afin d'évaluer si des gains supplémentaires de performance sont possibles.

1.2 Organisation du mémoire

En premier lieu, l'introduction et les objectifs sont introduits (chapitre 1). Ensuite, une revue de littérature sera faite (chapitre 2). Cela permettra de présenter le concept d'optimisation en temps réel et l'optimisation-IMC, la méthode utilisée pour résoudre le problème. De plus, le procédé kraft sera décrit avec les propriétés physiques et les variables importantes. Une attention particulière sera portée à la description du procédé dans le *benchmark*. Avant de débuter l'optimisation, une analyse de contrôlabilité sera effectuée sur le procédé de blanchiment (chapitre 3). Suite à cela, un chapitre sera réservé à la démonstration de la méthode d'optimisation (chapitre 4). Ainsi, une version simplifiée de l'optimisation-IMC sera testée sur un problème de petite taille (2 degrés de liberté): la maximisation de la concentration du produit dans un réacteur CSTR (*continuous stirred tank reactor*) avec une réaction de type *Van de Vusse*. Finalement, l'optimisation du procédé papetier sera réalisée (chapitre 5). Plus précisément, c'est le secteur de blanchiment (16 degrés de liberté) qui sera optimisé afin de réduire les coûts d'opération. La dernière étape consistera à améliorer la solution par la mise à jour du modèle. Un algorithme d'adaptation sera ainsi intégré à la simulation. Il sera ensuite possible de conclure quant à l'efficacité de l'algorithme d'optimisation en temps réel et les gains potentiels.

CHAPITRE 2 Revue de littérature

2.1 Optimisation en temps réel

Les priorités, durant l'opération d'une usine, sont d'assurer la sécurité ainsi que de maintenir le taux de production et la qualité du produit désiré. Ces tâches sont principalement assurées par le contrôle de procédé. Ensuite, lorsqu'il y a un certain nombre de degrés de liberté disponibles, il est possible d'améliorer la rentabilité du procédé grâce à l'optimisation en temps réel (*RTO*).

La place de l'optimisation en temps réel dans le fonctionnement d'une usine peut être représentée par le schéma tiré de Marlin et Hrymak (1997).

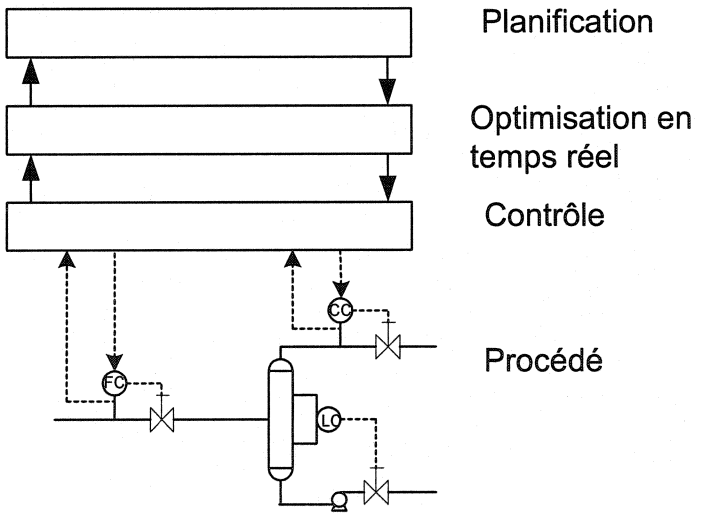


Figure 2.1 Hiérarchie décisionnelle dans une usine

La planification est l'étape où l'on s'occupe de la gestion des inventaires et du taux de production en fonction des besoins du marché et des prix. Ces informations sont ensuite

envoyées au système d'optimisation en temps réel. Le rôle de celui-ci consiste à fixer les conditions d'opération qui seront les plus profitables. Ainsi, des considérations économiques auront un impact sur l'opération du procédé. Ces conditions d'opération seront généralement révisées après quelques heures ou quelques jours de production. Finalement, les conditions désirées sont transmises au système de contrôle qui, lui, doit maintenir le procédé aux états désirés (points de consigne) malgré les perturbations.

Il est bien important de comprendre l'importance du *RTO*. Cutler et Perry (1983) démontrent clairement les caractéristiques complémentaires et les avantages que possède l'optimisation en temps réel par rapport à l'optimisation réalisée hors-ligne. Cette dernière est généralement effectuée durant la phase de conception du procédé. Elle sert principalement à déterminer la dimension optimale des équipements et les conditions d'opération souhaitables selon les informations estimées ou disponibles à un moment donné. Il s'agit d'une opération essentielle et sa pertinence ne fait aucun doute.

De plus, l'optimisation hors-ligne est basée sur l'utilisation de modèles analytiques ou de corrélations empiriques. Les paramètres utilisés avec ces modèles proviennent de la littérature ou de l'expérience. Ces paramètres peuvent être un coefficient de transfert, l'efficacité d'une colonne, la conversion d'un réacteur, la puissance d'une turbine, etc. Toutes ces données permettent d'optimiser le procédé, mais il n'en demeure pas moins qu'il s'agit d'une approximation des conditions optimales, surtout lorsque l'on considère que ce procédé sera continuellement affecté par des perturbations à hautes et à basses fréquences. De plus, la lente mais continuelle dégradation mécanique du procédé (usure des actionneurs, encrassement des échangeurs et des tuyaux, diminution de la réactivité des catalyseurs, etc.) empêchera d'obtenir le plein potentiel de celui-ci. Voilà donc autant d'éléments qui éloigneront le procédé de l'optimum.

C'est pour les raisons énoncées précédemment qu'il est essentiel de recourir à l'optimisation en temps réel, si on cherche à opérer le plus près possible de l'optimum.

Lorsque l'usine est en fonction, l'approche face à l'optimisation est différente. Certains paramètres sont fixes, tels l'arrangement et la dimension des équipements, mais les normes environnementales, le coût de la matière première, le coût des utilités et de l'énergie, ainsi que les spécifications du produit, sa valeur et sa demande sur le marché sont variables. Ainsi, en fonction de toutes ces données, il faut déterminer quels sont les meilleurs points d'opération pour produire au plus bas coût possible. L'algorithme de *RTO* consiste donc à résoudre le problème suivant

$$\min_{U} J(Y,U,\theta) \qquad \text{sujet à} \quad g(U,\theta) \geq 0$$
$$h(U,\theta) = 0$$
$$U_{\min} \leq U \leq U_{\max}$$
$$Y_{\min} \leq Y \leq Y_{\max}$$

2.1.1 Fonctionnement et structure

Plusieurs éléments et caractéristiques sont nécessaires afin d'être en mesure de réaliser le RTO d'un procédé. Marlin et Hrymak (1997) présentent d'un point de vue théorique ces pré-requis et les éléments qui constituent le RTO. Darby et White (1988), quant à eux, présentent ce même sujet, mais d'une perspective plus industrielle. En effet, ces derniers tiennent compte également des ressources en personnel et des besoins en maintenance.

L'optimisation en temps réel est une procédure récursive (Figure 2.2). La première tâche consiste à recueillir les mesures (y) disponibles dans l'usine et à s'assurer de leur précision. Par la suite, ces données serviront à estimer les paramètres inconnus θ (les coefficients) du modèle. Le nouveau modèle, mis à jour avec les paramètres estimés, servira à optimiser une fonction objectif afin de trouver les nouveaux points de consigne (y^*) qui seront envoyés au système de contrôle pour qu'ils soient implantés dans le

procédé. Cette procédure sera répétée indéfiniment selon un délai fixé par un algorithme. Idéalement, il faut attendre que les consignes précédentes aient été implantées et que le procédé ait atteint à nouveau le régime permanent avant d'activer un nouveau cycle d'optimisation.

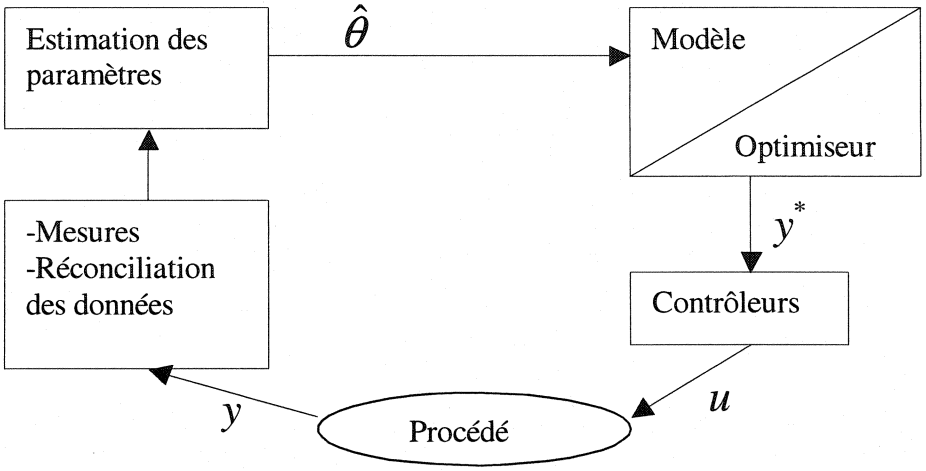


Figure 2.2 Procédure d'optimisation en temps réel

2.1.2 Pré-requis du procédé

Pour qu'il soit possible de réaliser le *RTO*, le procédé doit rencontrer certaines exigences. Premièrement, il faut que la dynamique du procédé soit relativement lente afin que l'optimiseur ait le temps de calculer les nouveaux points de consigne avant que les états du procédé ne changent. Ce procédé doit être affecté régulièrement par des perturbations à basses fréquences, qui entraînent des pertes économiques. Les perturbations à hautes fréquences ne sont pas considérées, puisque les états changent trop rapidement pour que l'algorithme d'optimisation puisse les corriger. De plus, il faut être en mesure de formuler une fonction objectif selon laquelle l'optimisation sera réalisée. Cela implique directement qu'il doit exister un certain nombre de degrés de liberté, une fois que les contraintes de sécurité, de production et de qualité ont été

satisfaites. Cette même fonction objectif doit être sensible aux changements sur les degrés de liberté (variables contrôlées et manipulées). Évidemment, le procédé doit être suffisamment complexe pour qu'il soit impossible à un opérateur d'effectuer cette tâche malgré ses connaissances et son expérience. Et quand bien même l'opérateur est expérimenté et en mesure de faire les mêmes choix, il sera généralement plus conservateur dans ses actions et, par conséquent, il n'arrivera pas à atteindre l'optimum et encore moins à suivre son déplacement.

2.1.3 Modèle

La performance de l'optimisation en ligne découle directement de la précision du modèle utilisé. La disponibilité d'un modèle analytique et dynamique est très rare, surtout pour un procédé de grande taille. Cependant, il est reconnu depuis longtemps qu'un modèle statique est suffisant. De plus, ce modèle statique n'a pas besoin d'être une représentation exacte du procédé, en autant qu'il soit possible de ré-estimer les paramètres (Robert, 1979).

Forbes, Marlin et MacGregor (1994) ont proposé une méthodologie pour déterminer si un modèle est en mesure d'amener le procédé à l'optimum. La précision du modèle n'est pas évaluée sur son aptitude à prédire la valeur de l'optimum, mais sur sa capacité à déterminer les conditions d'opération qui conduisent à l'optimum. Dans le même ordre d'idées, Marlin et Hrymak (1997) expliquent qu'il y aura toujours des erreurs de mesures et de modèle. De ce fait, le modèle n'arrivera pas à suivre parfaitement le déplacement du procédé et ne pourra diriger ce dernier, de façon exacte, vers l'optimum. Cependant, l'essentiel c'est que l'optimisation du procédé, basée sur le modèle, mène à une diminution des coûts.

Il est important de mettre à jour régulièrement le modèle, lorsque les conditions le permettent. L'estimation des paramètres est réalisée en utilisant les entrées et les sorties

du système. L'estimé initial des paramètres peut être obtenu à partir des conditions de base (Cutler et Perry, 1983). Ces conditions d'opération initiales serviront de première évaluation de la fonction objectif. Par la suite, les paramètres seront ré-estimés à chaque cycle d'optimisation ou selon un délai plus long, si les conditions changent lentement. Par contre, il n'est pas essentiel ni souhaitable de ré-estimer tous les paramètres, puisqu'ils n'ont pas tous la même importance sur la fonction objectif. Krishnan, Baron et Perkin (1992) proposent une méthodologie pour identifier les principaux paramètres à mettre à jour. Celle-ci consiste à perturber individuellement les paramètres et à ré-optimiser le système. Seuls les paramètres ayant une forte influence sur la fonction coût sont conservés. Ensuite, il faut faire la sélection des mesures les plus fiables pour l'estimation des paramètres. Finalement, la méthode analyse quelles mesures ont le plus d'influence sur les valeurs singulières et leur intervalle de confiance.

Ainsi, l'approche standard consiste à mettre à jour les paramètres et ensuite à optimiser le système. Cette procédure est appelée méthode à deux pas. Cependant, ré-estimer les paramètres n'est pas en soi une garantie absolue que le modèle va converger à l'optimum. Pour cela, il faut que les dérivés du modèle et celles du procédé soient les mêmes (Durbeck, 1965). Roberts (1979) propose donc un algorithme à deux pas modifié qui contient un paramètre supplémentaire correspondant à la différence entre les dérivées du modèle et celles des sorties du procédé. Cette approche entraîne une convergence assez lente, mais du moins l'optimum est atteint malgré l'inexactitude du modèle.

2.1.4 Considérations pratiques

Un aspect important du problème d'optimisation en temps réel est de savoir :

- quand doit-on optimiser?
- faut-il toujours accepter les nouveaux points d'opération proposés?

La réponse à la première question dépend du type de modèle utilisé. Puisque dans la majorité des cas, ce sont des modèles en régime permanent qui sont utilisés, il faut que les mesures soient prises lorsque que le système est stationnaire. Ensuite, il va y avoir un délai pendant lequel l'algorithme va optimiser la fonction objectif en fonction du modèle. Ce délai sera plus long lorsque les équations sont non linéaires et que le nombre d'équations est élevé. En raison de la puissance des ordinateurs actuels, ce délai est raisonnable. Par contre, avant les années *'90*, c'était une contrainte très limitative, qui restreignait la taille des systèmes à optimiser en temps réel. Idéalement, lorsque l'optimiseur a déterminé de nouveaux points d'opération, il faut re-mesurer les états du système afin de s'assurer que les conditions, ayant mené aux nouveaux points d'opérations, soient inchangées. Dans le cas contraire, il est préférable de recommencer les calculs, au risque d'implanter une solution désuète qui peut entraîner de plus grandes pertes que le statu quo. Narasimhan (1987) propose un test statistique pour s'assurer que le procédé est en régime permanent. Cependant, il ne faut pas être trop restrictif. Il faut accepter que le procédé soit soumis à un certain bruit de mesure et à des perturbations sinon, il y aura peu d'opportunités pour effectuer des changements.

Pour ce qui est de la deuxième question, Miletic et Marlin (1996) fournissent une réponse. Ils ont démontré qu'il n'est pas efficace de changer les points d'opération chaque fois que l'optimiseur fait un cycle. En effet, il en résulte généralement une perte de profit et un procédé qui est plus souvent en régime transitoire. Le plus souvent, cela découle des perturbations stochastiques (bruit de mesure et perturbation à hautes fréquences) qui affectent le procédé. Il est donc important de déterminer si les changements proposés par l'optimiseur sont significatifs et, si oui, de les implanter.

Marlin et Hrymak (1997) mettent en garde contre la tentation d'implanter seulement la fraction des conditions d'opération qui paraît pertinente ou intuitive. En fait, lorsque l'on optimise, c'est tout ou rien. On ne peut pas implanter seulement certains changements de degrés de liberté et ignorer les autres. Si le personnel en charge de

l'opération n'est pas en accord, il vaut mieux modifier ou ajouter des contraintes et recommencer l'optimisation.

Il faut aussi porter une attention particulière à la façon d'effectuer les changements de consignes. Pour des raisons de stabilité évidentes, il n'est pas recommandé d'appliquer directement le nouveau point de consigne. Cutler et Perry (1983) proposent par exemple d'appliquer une rampe au lieu d'un changement échelon. Quant à Marlin et Hrymark (1997), ils laissent même entendre qu'une autre phase d'optimisation pourrait être avantageuse afin de déterminer la trajectoire pour se rendre au nouveau point d'opération. Une solution au choix de la trajectoire est proposée dans la section suivante qui traite de l'optimisation-IMC.

2.2 Optimisation-IMC

Il existe une multitude d'algorithmes d'optimisation (Edgar et Himmelblau, 1988) et chacun est habilité à résoudre un type de problème bien précis. Les procédés de grande envergure sont généralement caractérisés par un grand nombre d'équations non linéaires. Le temps de résolution de ces systèmes est généralement assez long et la convergence n'est pas toujours assurée avec des algorithmes conventionnels, surtout lorsqu'il y a plusieurs contraintes. Les sections suivantes décrivent une nouvelle méthode d'optimisation et ses composantes. Un exemple simple d'application est présenté au chapitre 4.

2.2.1 Description de l'algorithme original

Desbiens et Shook (2003) ont proposé une nouvelle méthode d'optimisation qui répond aux difficultés précédentes, l'optimisation-IMC (Figure 2.3). Cette méthode d'optimisation est basée sur le design d'un contrôleur par modèle interne (IMC), (Garcia

et Morari, 1982) et utilise des modèles statiques simplifiés pour représenter le procédé et les contraintes. Ainsi, elle permet facilement d'optimiser le procédé tout en respectant les contraintes.

Dans l'algorithme original, **H** et **P** sont des représentations statiques, mais très précises du procédé. Le modèle **H** permet d'obtenir les sorties ($Y = HU$) du procédé et **P** les états sous contraintes ($V = PU$) en fonction des degrés de libertés (U).

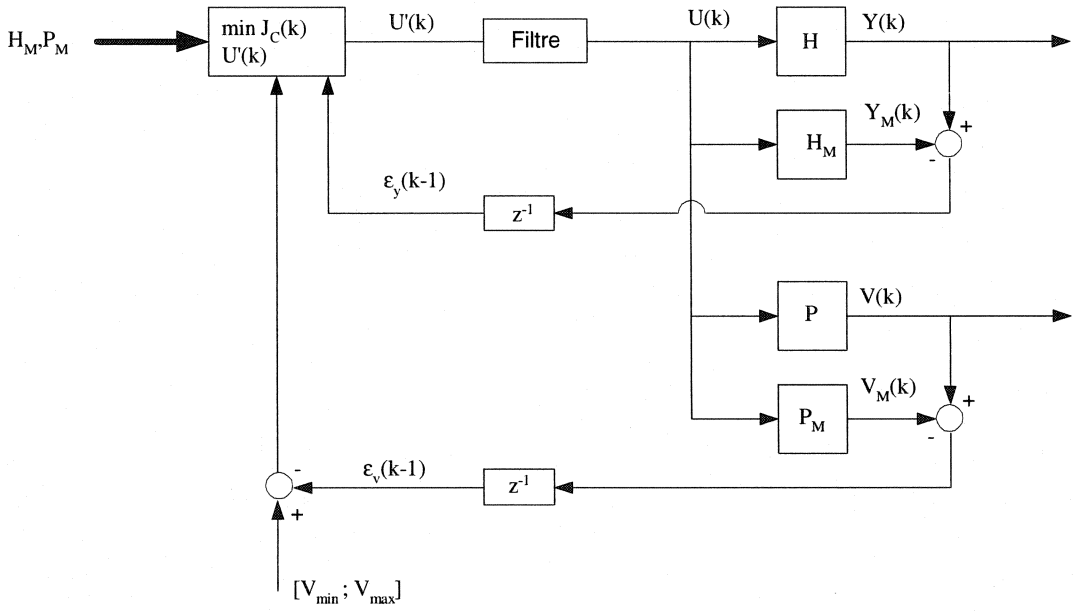


Figure 2.3 Structure de l'optimisation-IMC

Cependant, **H** et **P** peuvent êtres complexes et non linéaires et présenter d'importantes difficultés de convergences et ne sont donc pas appropriés pour l'optimisation en temps réel. Par conséquent, la minimisation de la fonction objectif

$$\min_{U'} J_c(U', \hat{\theta}) \qquad \text{sujet à :} \quad g(U', \hat{\theta}) \geq 0$$
$$U_{\min} \leq U' \leq U_{\max}$$
$$V_{\min} \leq V \leq V_{\max}$$

se fait à l'aide des modèles statiques réduits $\mathbf{H_M}$ et $\mathbf{P_M}$ qui peuvent être linéaires et ce, même si le procédé réel est fortement non linéaire. C'est la structure IMC qui compense pour les erreurs de modélisation. De ce fait, **H** et **P** ne sont utilisés que pour calculer les facteurs de correction ε_y et ε_v. Ainsi, à chaque instant d'échantillonnage l'algorithme réalisera une série d'itérations (k) qui minimiseront la fonction objectif (J_c). Une fois la convergence atteinte, les nouvelles conditions optimales peuvent être appliquées au procédé. Un avantage certain de cette technique, c'est qu'il n'y a qu'un paramètre à modifier pour changer la robustesse de l'algorithme. Il s'agit de la constante de temps ρ du filtre.

$$F = \frac{(1-\rho)}{(1-\rho z^{-1})} \qquad \text{où} \quad \rho = [\,0,\,1[$$

Ce filtre discret de premier ordre détermine la vitesse de convergence vers les nouveaux points de consigne, ce qui revient à utiliser une méthode à pas variable.

$\mathbf{H_M}$ et $\mathbf{P_M}$ ne sont pas restreints uniquement à des formes linéaires. S'il y a assez d'informations sur le procédé, alors il sera possible de construire un modèle non linéaire. Cependant, comme il le sera démontré à la section 2.2.3, il peut être très difficile d'obtenir toute l'information nécessaire lorsque le procédé a un grand nombre de variables. Il faudra alors se contenter d'un modèle plus simple, ce qui en soi, n'est pas nécessairement négatif. C'est d'ailleurs l'utilisation de modèles simplifiés qui permet à cet algorithme d'être solutionné très rapidement. Quant à la précision de la solution finale, elle est sous-optimale, mais elle est généralement suffisamment près de l'optimum pour être acceptable, surtout dans le contexte d'une optimisation en ligne où l'optimum change régulièrement en raison des perturbations.

2.2.2 Optimisation-IMC modifiée

Dans le cas actuel, le *benchmark* (simulation dynamique) de Castro (2002) est vu comme le procédé réel et aucun modèle statique détaillé n'est disponible pour le représenter. C'est pourquoi une approche simplifiée de l'optimisation-IMC est présentée (Figure 2.4). Il s'agit d'une forme hybride entre l'optimisation-IMC et un contrôleur. Dans ce cas-ci, **H** et **P** représentent le simulateur et non plus un modèle statique du procédé. À chaque instant d'échantillonnage (T_s), une seule itération est effectuée. La minimisation de J_c se base encore sur les modèles réduits $\mathbf{H_M}$ et $\mathbf{P_M}$. Les vraies valeurs de **H** et **P** ne sont utilisées que pour calculer l'erreur de prédiction. Ainsi, à chaque pas d'optimisation, un déplacement est fait en direction de l'optimum et c'est la constante du filtre qui détermine la grandeur du pas.

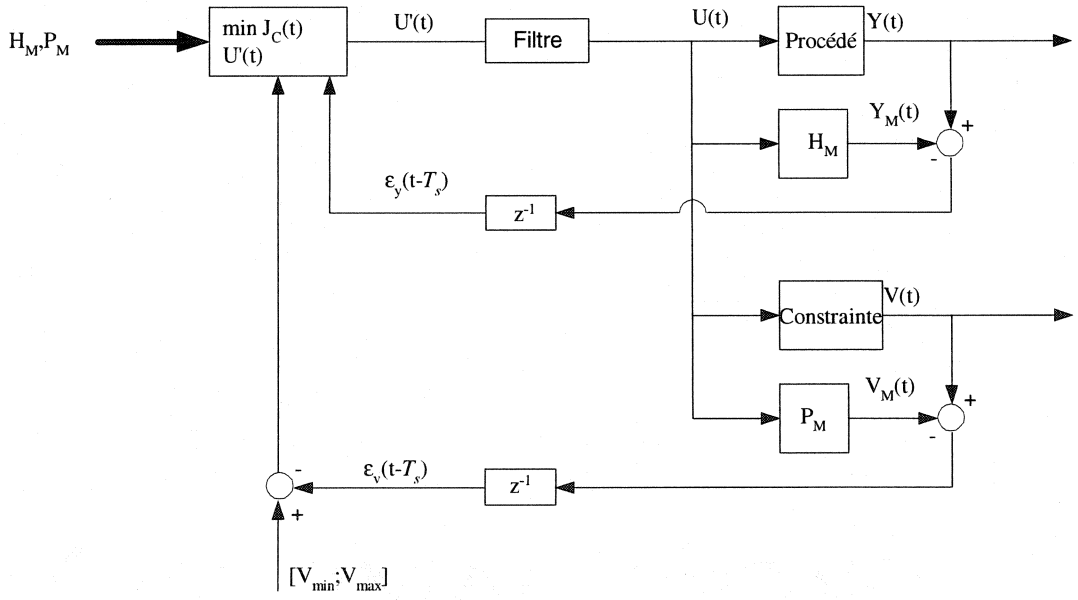


Figure 2.4 Structure de l'optimisation-IMC hybride

2.2.3 Modèles

2.2.3.1 Plan factoriel

La performance de l'optimisation repose sur la qualité des modèles réduits servant à représenter la fonction coût, les états et les contraintes. Idéalement, il faut un modèle simple qui représente les tendances importantes, lorsque les valeurs des degrés de liberté changent. Un tel modèle peut être obtenu à l'aide d'un plan factoriel d'expérience (Mason, Gunst et Hess, 1989).

Le modèle empirique obtenu sera de la forme :

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^{n} b_i u_i + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j \geq i} b_{ij} u_i u_j + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j \geq i} \sum_{k \geq j} b_{ijk} u_i u_j u_k$$

où $\hat{y}$ représente la sortie, u_i les degrés de liberté et b_i sont les coefficients du modèle. Le but d'un plan factoriel est de créer un système orthogonal avec lequel il sera possible de déterminer l'effet de chaque variable (effets primaires) et les effets combinés de plusieurs variables (effets secondaires, tertiaires, etc.) sur une réponse. Cette méthode permet de réaliser un nombre minimum d'expériences tout en assurant que chaque expérience contient de l'information pertinente. En règle générale, plus l'ordre des effets est grand, moins sa contribution sera importante dans la réponse. Ainsi, les effets primaires sont les plus importants, suivis ensuite par les effets secondaires.

Le nombre de tests est fonction du type de modèle que l'on veut obtenir et de la résolution nécessaire. Un modèle linéaire sera obtenu par un plan factoriel à deux niveaux (chaque variable prendra deux valeurs différentes). Pour un modèle non linéaire, il faut au moins un plan à trois niveaux (trois points) afin de pouvoir générer une courbe. Le nombre de tests (n) qui en résultera est le suivant

$$n = N^k$$

où N représente le nombre de niveaux et k le nombre de degrés de liberté.

Tableau 2.1 Nombre de tests en fonction de la précision requise

Modèle	3 variables	10 variables
Linéaire -- 2 niveaux		
Complet	8	1024
Effets primaires	4	16
Non linéaire -- 3 niveaux		
Complet	27	59049
Effets primaires	9	243

Si le nombre d'expériences n'est pas assez grand, certains effets seront confondus et il ne sera pas possible de les distinguer entre eux. En pratique, lorsque le nombre de degrés de liberté est grand, il ne sera pas possible de réaliser un plan factoriel complet. Dans un tel cas, il faudra fractionner le plan d'expérience, ce qui aura pour conséquence de diminuer le nombre d'expériences à réaliser. Le désavantage de cette approche est que certains effets d'ordre élevé seront amenés à disparaître. Cependant, puisqu'il s'agit des effets les moins importants, cette méthode demeure efficace. Ainsi, elle permet d'obtenir rapidement un modèle qui caractérise le procédé.

- Un plan fractionnaire ½ correspond à : $n=2^{(k-1)}$
- Un plan fractionnaire ¼ correspond à : $n=2^{(k-2)}$

2.2.3.2 Résolution

La résolution permet de déterminer quels effets seront confondus. Pour ce faire, on soustrait à la résolution l'ordre de l'effet que l'on veut déterminer. Le chiffre résultant indique que les ordres inférieurs à ce chiffre ne sont pas confondus.

$$i = (\textit{ Résolution – effet d'ordre } j\ )$$

Les effets d'ordre inférieur à i ne seront pas confondus avec l'effet d'ordre j.

La résolution *III* est la résolution minimale. Voici trois exemples de résolution

(III - effet 1) = *2* : effets primaires non confondus entre eux

(IV - effet 2) = *2* : effets secondaires confondus entre eux, effets primaires non confondus avec les effets secondaires

(V - effet 2) = *3* : effets secondaires et moins non confondus entre eux

Avant de se lancer dans un grand nombre de tests, il est préférable de faire un triage, c'est-à-dire de déterminer, à travers une liste de variables, celles qui sont les plus pertinentes et de ne conserver que celles-là pour une série d'expériences plus approfondies. Il existe des plans d'expérience qui permettent de réaliser efficacement ce triage. Dans tous les cas, un nombre relativement élevé de variables est utilisé c'est pourquoi tous les plans d'expérience et tous les tests de triage ont été réalisés avec le module de planification d'expérience du logiciel *STATISTICA*.

2.3 Adaptation du modèle

Selon la méthode d'optimisation-IMC, la minimisation de la fonction objectif se fait à l'aide d'un modèle réduit et la correction se fait grâce à un deuxième modèle plus précis. La solution optimale est ensuite appliquée au procédé. Cependant, cette approche ne conduit pas précisément à l'optimum en raison des différences entre le procédé réel et le modèle. L'adaptation des paramètres du modèle est donc souhaitable afin de s'assurer que le modèle correspond le plus possible à la réalité et, par le fait même, d'améliorer les résultats.

L'estimé initial du modèle utilisera les paramètres déterminés avec le plan factoriel d'expérience. Ensuite, les paramètres seront ajustés en temps réel afin de compenser pour les non-linéarités du procédé. Il existe deux approches : l'adaptation directe et l'adaptation indirecte.

2.3.1 Formulation

L'approche suivante utilise une méthode d'adaptation indirecte qui estime les paramètres du modèle du procédé selon un critère de performance donné (Figure 2.5). Les détails sont présentés dans Landau et al. (1998).

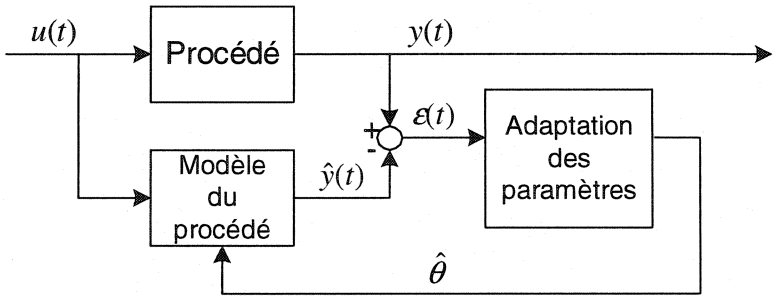


Figure 2.5 Schéma d'adaptation des paramètres

Le modèle discret du procédé s'écrit sous la forme suivante :

$$y(t) = -\sum_{i=1}^{n_A} a_i y(t-i) + \sum_{i=1}^{n_B} b_i u(t-d-i)$$

Sachant que $q^{-1} = y(t-1)$

$$1 + \sum_{i=1}^{n_A} a_i q^{-i} = A(q^{-1}) = 1 + q^{-1}A^*(q^{-1})$$

où $A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \ldots + a_{n_A} q^{-n_A}$

$A^*(q^{-1}) = a_1 + a_2 q^{-1} + \ldots + a_{n_A} q^{-n_A+1}$

$$\sum_{i=1}^{n_B} b_i q^{-i} = B(q^{-1}) = q^{-1}B^*(q^{-1})$$

où $B(q^{-1}) = b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \ldots + b_{n_B} q^{-n_B}$

$B^*(q^{-1}) = b_1 + b_2 q^{-1} + \ldots + b_{n_B} q^{-n_B+1}$

Le modèle discret devient donc

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d}B(q^{-1})u(t) = q^{-d-1}B^*(q^{-1})u(t)$$

qui est équivalent à

$$y(t+1) = -A^* y(t) + q^{-d}B^* u(t) = -A^* y(t) + B^* u(t-d)$$

Sous forme vectorielle, nous obtenons

$$y(t+1) = \theta^T(t)\phi(t)$$

avec le vecteur des paramètres

$$\theta^T(t) = [a_1,..., a_{n_A}, b_1,..., b_{n_B}]$$

Le régresseur constitué des états et des variables manipulées

$$\phi^T(t) = [-y(t),..., y(t-n_A+1), u(t-d),..., u(t-d-n_B+1)]$$

L'optimisation-IMC utilise des modèles statiques. Ainsi, les variables de l'équation $y(t+1) = \theta^T(t)\phi(t)$ sous forme multivariable et statique se réduisent à

$$\theta^T(t) = [b_1, b_2,..., b_m]$$

$$\phi^T(t) = [u_1(t), u_2(t),..., u_m(t)]$$

où ***m*** représente le nombre de variables que contient le régresseur.

Le vecteur $\theta(t)$ ne sera jamais connu exactement. Par conséquent, il faudra utiliser l'estimation $\hat{\theta}(t)$, sachant $y(t+1)$ et $\phi(t)$ en temps réel. La procédure consiste donc à ré-estimer en ligne les paramètres à chaque instant d'échantillonnage. Cela revient à faire l'identification du procédé de façon récursive. L'algorithme d'adaptation aura la forme suivante.

$$\begin{bmatrix}\text{Nouveaux}\\ \text{paramètres}\\ \text{estimés}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\text{Anciens}\\ \text{paramètres}\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\text{Gain}\\ \text{d'adaptation}\end{bmatrix} \times \begin{bmatrix}\text{Mesures}\end{bmatrix} \times \begin{bmatrix}\text{Erreur}\\ \text{de}\\ \text{prédiction}\end{bmatrix}$$

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t)\phi(t)\varepsilon(t+1)$$

où $F(t)$ la matrice de gain d'adaptation

$\varepsilon(t+1)$ l'erreur d'adaptation

L'erreur à l'instant t ; la différence entre $y(t)$ et $\hat{y}(t)$.

$$\varepsilon^0(t+1) = y(t+1) - \hat{y}^0(t+1) \text{ où } \hat{y}^0(t+1) = \theta^T(t)\phi(t)$$

$$\varepsilon(t+1) = y(t+1) - \hat{y}(t+1) \text{ où } \hat{y}(t+1) = \theta^T(t+1)\phi(t)$$

Méthode des moindres carrés :

Elle consiste à minimiserl'erreur $\sum_{i=1}^{t} \lambda_1^{(t-i)} \varepsilon^2(i-1)$ soit :

$$\min_{\hat{\theta}(t)} J(t) = \sum_{i=1}^{t} \lambda_1^{(t-i)} \left[y(i) - \hat{\theta}^T(t)\phi(i-1) \right]^2 \text{ , où } \lambda_1 \text{ est un facteur d'oubli.}$$

Finalement

$$\varepsilon(t+1) = \frac{\varepsilon^0(t)}{1 + \phi^T(t)F(t)\phi(t)} = \frac{y(t+1) - \hat{\theta}^T(t)\phi(t)}{1 + \phi^T(t)F(t)\phi(t)}$$

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t)\phi(t)\varepsilon(t+1)$$

$$F(t+1) = F(t) - \frac{F(t)\phi(t)\phi^T(t)F(t)}{1 + \phi^T(t)F(t)\phi(t)}$$

2.3.2 Gain d'adaptation

La matrice se définit par $F(t+1)^{-1} = F(t)^{-1} + \phi(t)\phi^T(t)$

$$F(0) = \frac{1}{\alpha} I \text{ où } \quad 0 < \alpha \ll 1$$

Cette formulation permet d'obtenir un gain d'adaptation plus important au début. Cependant, cette formulation pour le gain d'adaptation n'est efficace que pour l'identification de paramètres stationnaires, puisqu'elle accorde de moins en moins d'importance aux nouvelles mesures dans l'estimation des paramètres. Donc, pour l'identification de paramètres qui varient dans le temps, il faut modifier l'équation précédente et inclure une pondération entre les anciennes et les nouvelles mesures.

$$F(t+1)^{-1} = \lambda_1(t)F(t)^{-1} + \lambda_2(t)\phi(t)\phi^T(t)$$

$$0 < \lambda_1(t) \leq 1 \; ; \; 0 \leq \lambda_2(t) < 1 \; ; \; F(0) > 0$$

On constate que $\lambda_1(t)$ et $\lambda_2(t)$ ont des effets opposés. Lorsque $\lambda_1(t)$ tend vers zéro, le gain d'adaptation est augmenté, car une plus grande importance est accordée aux nouvelles mesures. Cependant, lorsque $\lambda_2(t)$ tend vers zéro, l'inverse se produit, c'est-à-dire qu'une importance moindre est donnée aux nouvelles mesures dans l'estimation des nouveaux paramètres. Le gain d'adaptation peut aussi être représenté de la façon suivante

$$F(t+1) = \frac{1}{\lambda_1(t)} \left[F(t) - \frac{F(t)\phi(t)\phi^T(t)F(t)}{\frac{\lambda_1(t)}{\lambda_2(t)} + \phi^T(t)F(t)\phi(t)} \right]$$

Gain décroissant :

Il s'agit de la forme standard où $\lambda_1(t) = \lambda_1 = 1; \quad \lambda_2(t) = \lambda_2 = 1$

Celui-ci est utilisé pour l'identification de paramètres stationnaires, puisque le gain d'adaptation diminue dans le temps.

Facteur d'oubli constant :

$\lambda_1(t) = \lambda_1 ; \quad 0 < \lambda_1 < 1; \quad \lambda_2(t) = \lambda_2 = 1$

Généralement, $\lambda_1 = [0.95 ; 0.99]$

Puisque l'on accorde de moins en moins d'importance aux anciennes mesures, ce sont les plus récentes qui ont le plus d'influence sur la matrice de gain *F(t)*. Cette méthode est donc appropriée pour l'identification de paramètres qui varient dans le temps.

Le rôle de l'optimisation en temps réel consiste justement à suivre le déplacement de l'optimum. Cette méthode est donc appropriée. Notons qu'il existe bien d'autres algorithmes qui affectent le profil de *F(t)* dans le temps. Landau et al. (1998) présente plusieurs exemples supplémentaires.

2.3.3 Stabilité de l'algorithme d'adaptation

L'étude de la stabilité de l'algorithme d'adaptation est une question primordiale. Cependant, la preuve de cette propriété déborde le cadre de ce travail. Notons simplement que l'algorithme est stable lorsque

$$\lim_{t \to \infty} \varepsilon(t+1) = 0$$

2.4 Contrôlabilité et analyse d'interactions

Les sections précédentes avaient pour but de déterminer les conditions d'opération optimales du procédé afin de minimiser une fonction objectif donnée. Cependant, une fois cet optimum déterminé, rien n'assure que système de contrôle en place est en mesure d'atteindre cet optimum et de rejeter les perturbations. Une analyse d'interaction

est donc essentielle afin d'évaluer la robustesse de la configuration du système de contrôle.

Premièrement, les interactions sont les effets qu'a une variable manipulée sur plusieurs variables de sortie. La Figure 2.6 montre un exemple simple d'interaction 2x2 (deux sorties y_i - deux entrées u_i).

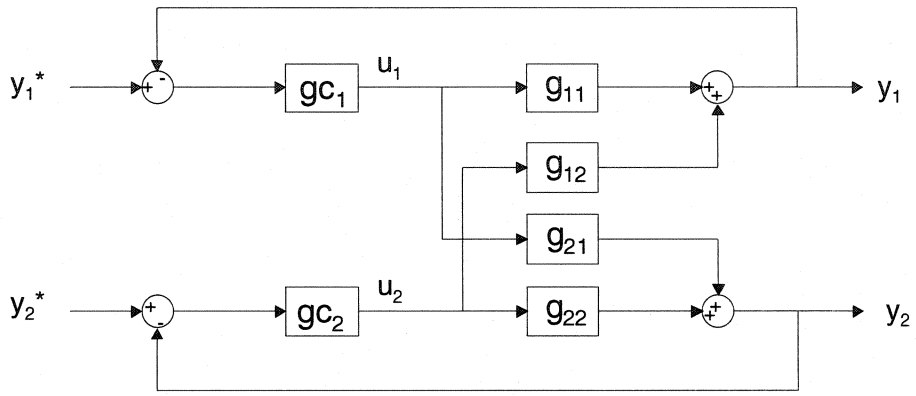


Figure 2.6 Interactions multivariables

Toute action d'asservissement ou de régulation sur la variable y_1 sera faite par la variable manipulée u_1. Cependant, la variable u_1 aura aussi un effet indésirable sur la variable y_2 par l'intermédiaire de la fonction de transfert g_{21}. y_2 étant perturbée, le contrôleur gc_2 devra manipuler u_2 afin de ramener y_2 à la consigne y_2*. Cependant, cette dernière action de u_2 aura aussi une influence sur y_1, et gc_1 devra manipuler u_1 de nouveau afin de ramener y_1 à sa valeur y_1*. On remarque donc aisément que ce type de système présentera des oscillations indésirables. Idéalement, il faudrait que les fonctions de transfert g_{12} et g_{21} soient nulles ou du moins, que leurs gains soient très faibles afin minimiser se problème. Une autre solution naturelle existe lorsque les constantes de temps de g_{12} et g_{21} sont nettement plus grandes que celle de g_{11} et g_{22}.

La façon la plus courante pour évaluer le niveau d'interaction dans un système est la matrice des gains relatifs (RGA) développée par Bristol (1966). Celle-ci se calcule relativement bien. La première étape consiste à obtenir la matrice de gain statique K du système. Cette matrice peut être obtenue à partir de la matrice de fonction de transfert $G(s)$ si l'on dispose des équations analytiques. Pour cela, il n'y a qu'à linéariser les équations autour d'un point d'opération.

$$G(s) = \begin{bmatrix} \frac{k_{11}e^{-\theta_{11}s}}{s+1} & \cdots & \frac{k_{1n}e^{-\theta_{1n}s}}{s+1} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ \frac{k_{n1}e^{-\theta_{n1}s}}{s+1} & \cdots & \frac{k_{nn}e^{-\theta_{nn}s}}{s+1} \end{bmatrix}$$

$$\lim_{s \to 0} G(s) = K = \begin{bmatrix} k_{11} & \cdots & k_{1n} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ k_{n1} & \cdots & k_{nn} \end{bmatrix}$$

La matrice K peut également être calculée empiriquement à partir de changements échelon des variables manipulées lorsque l'ensemble du système est en boucle ouverte. C'est d'ailleurs cette dernière approche qui sera privilégiée. On obtient ensuite la matrice RGA, Λ, suite à la multiplication matricielle terme à terme suivante :

$$\Lambda = K \otimes (K^{-1})^T$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \cdots & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \cdots & \lambda_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \lambda_{n1} & \lambda_{n2} & \cdots & \lambda_{nn} \end{bmatrix}$$

Chaque élément λ_{ij} de la matrice représente le ratio du gain du en boucle ouverte sur le gain lorsque que toutes les autres boucles sont fermées

$$\lambda_{ij} = \frac{\left(\frac{\partial y_i}{\partial u_j}\right)_{Boucles\_ouvertes}}{\left(\frac{\partial y_i}{\partial u_j}\right)_{\substack{Boucles\_fermées \\ sauf\_u_j}}}$$

Tableau 2.2 Signification des gains relatifs

Valeurs de λ_{ij}	Signification
$\lambda_{ij} < 0$	La variable manipulée produit un effet inverse à l'effet désiré
$\lambda_{ij} = 0$	Aucun effet
$0 < \lambda_{ij} < 1$	L'effet d'interaction va dans le même sens que l'effet principal, système plus sensible.
$\lambda_{ij} = 1$	Découplage parfait, pas d'interaction
$1 < \lambda_{ij}$	L'effet d'interaction est dans le sens contraire à l'effet principal, système moins sensible.

Le Tableau 2.2 présente les valeurs possibles de la matrice RGA. La situation idéale consiste à obtenir une matrice le plus près possible de la matrice identité. Si $\Lambda = I$, chaque variable de sortie peut être contrôlées sans crainte de perturber les autres variables. En pratique, très peu de procédés ont un découplage aussi parfait. Il faudra donc faire des compromis durant l'assignation des variables manipulées et durant le réglage des contrôleurs.

2.5 Procédé

Le procédé étudié est celui de la production de pâte kraft blanchie, servant entre autres à la fabrication de papier destiné à l'impression. Le procédé kraft comporte plusieurs

variantes (les produits chimiques, la séquence de blanchiment, les conditions d'opération, etc.). Cependant, le principe général est assez similaire d'une usine à l'autre. Le procédé présenté dans ce mémoire est celui utilisé dans la simulation de *Castro (2002).*

Néanmoins, avant de poursuivre avec la description du procédé de transformation des copeaux de bois en pâte blanchie, une description sommaire des propriétés physiques du bois s'avère nécessaire.

2.5.1 Structure du bois

Les trois principaux constituants du bois sont la cellulose, l'hémicellulose et la lignine. Le bois est formé de fibres individuelles de cellulose et d'hémicellulose qui sont retenues ensemble par de la lignine. Celle-ci agit telle une colle et maintient les fibres ensemble, ce qui donne au bois sa force et sa rigidité. Cette même lignine est responsable du jaunissement du papier à long terme. Ce phénomène est causé par les chromophores contenus dans la lignine, qui réagissent à la lumière et à la température. La lignine devra être retirée afin d'obtenir des fibres individuelles de qualité désirée. Moins il restera de lignine dans la pâte, plus le papier sera blanc. Par contre, la force du papier sera diminuée. En effet, les espèces chimiques qui décomposent la lignine n'ont pas toutes une grande sélectivité et s'attaquent aussi à la cellulose et à l'hémicellulose, ce qui a pour effet de diminuer la résistance des fibres. Le rendement final de pâte blanchie sera aussi affecté négativement par une trop grande délignification, puisqu'il faudra une plus grande quantité de copeaux pour faire une tonne de pâte.

2.5.2 Description du procédé

La production de pâte kraft est un procédé bien établi et bien maîtrisé par les intervenants de ce domaine. De plus, comme le procédé est fortement intégré, cela améliore son efficacité et le rend économiquement viable. Toutefois, cette forte

intégration du procédé devient quelque peu problématique lorsque l'on cherche à contrôler ce procédé. Ceci est principalement l'effet des nombreuses recirculations de matière et les longs délais. Plus particulièrement, ce sont les cycles de régénération des espèces chimiques qui causent ces difficultés. La description de ce procédé est donnée en détails dans cette section.

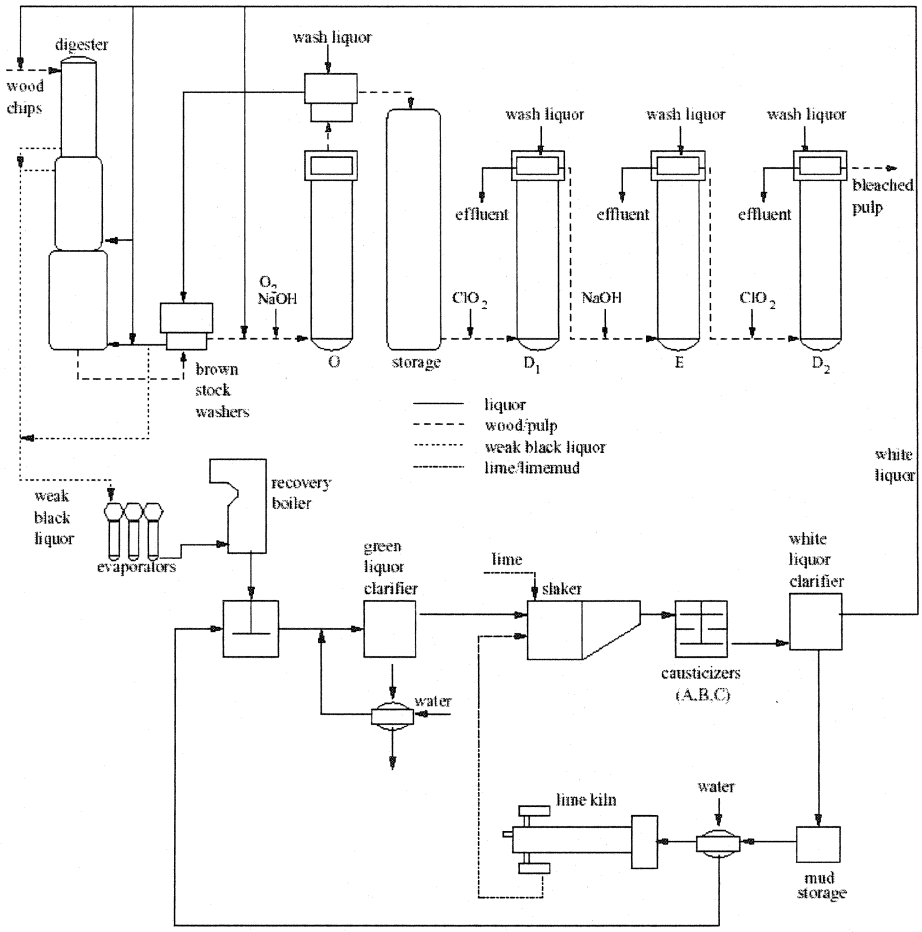


Figure 2.7 Schéma simplifié du procédé. Figure tirée de Castro (2002).

Le procédé kraft se divise en deux grandes parties : la ligne de pâte et le cycle de récupération des espèces chimiques. La Figure 2.7 présente un schéma simplifié de ce procédé.

2.5.2.1 Ligne de pâte

Les unités de cette section de procédé servent à décomposer les copeaux de bois pour les transformer en pâte blanchie, le produit fini. Les principales étapes de cette section sont les suivantes : la cuisson des copeaux, le lavage de la pâte brune et le blanchiment de la pâte.

2.5.2.1.1 Cuisson des copeaux

La cuisson des copeaux est la première étape du procédé. Elle consiste à mettre en contact des copeaux, de la liqueur blanche et de l'énergie thermique. Cela aura pour effet de délignifier et de ramollir les copeaux. Ces derniers seront ensuite soufflés (expulsion du réacteur et dépressurisation) afin de séparer les fibres. La liqueur blanche est une solution aqueuse d'hydroxyde de sodium (NaOH) et l'hydro-sulfide de sodium (NaSH). Ces deux espèces chimiques sont les principales composantes de la liqueur blanche.

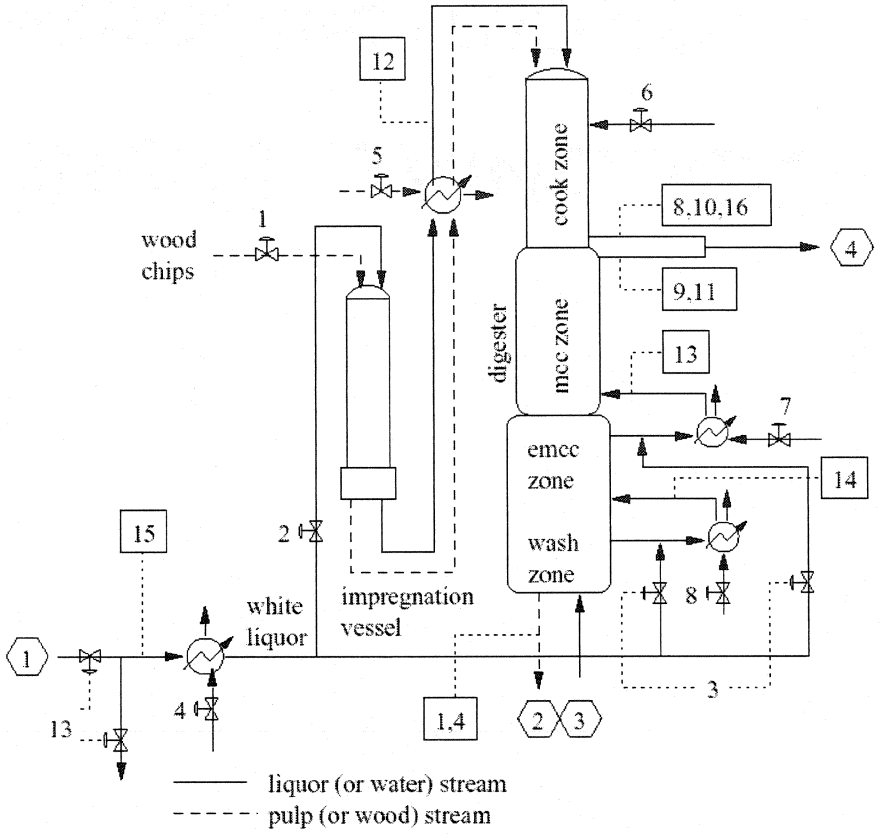


Figure 2.8 Lessiveur; carrés (variables de sortie), hexagone (connexions du procédé), valves numérotées (variables manipulées). Figure tirée de Castro (2002).

La cuisson se déroule dans un lessiveur de type *Kamyr* (Figure 2.8) constitué de deux réacteurs en série. Le premier reçoit les copeaux et une partie de la liqueur blanche qui revient du cycle de récupération. Cette première phase permet à la liqueur blanche de s'infiltrer profondément dans le copeau de bois et de saturer le milieu. Cela a pour but d'accélérer la réaction chimique dans le second réacteur, puisqu'il ne restera plus d'air dans les copeaux, ce qui pourrait nuire au transfert de matière et donc à la réaction entre la lignine et l'eau blanche.

C'est donc dans le second réacteur que se produit la plus grande partie de la délignification. La lignine réagit avec l'hydroxyde de sodium (NaOH) et l'hydro-sulfide

de sodium (NaSH); elle est alors dissoute. Le NaOH et le NaSH décomposent de façon préférentielle la lignine, mais il y a toujours une partie des fibres qui est dissoute. Il en résulte une baisse de rendement en raison de la perte de fibres, mais plus important encore, il y a diminution de la force des fibres. Une pâte de mauvaise qualité ne formera pas un papier qui répondra aux exigences des clients et la production même de la feuille sera ponctuée casses fréquentes de la feuille sur la machine à papier. Cela interrompt la production et engendre des pertes économiques importantes. En effet, les feuilles de papier subséquentes seront aussi affectées. La feuille déchirée devra être remise en pâte afin de conserver la matière première. Cependant, la « pâte des cassés » (B) n'a pas les mêmes propriétés que la pâte originale (A), donc il en résultera une pâte mixte (C). La machine à papier est configurée pour recevoir la pâte de type A, c'est pourquoi son fonctionnement sera perturbé par l'injection de pâte C. Cette perturbation sera d'autant plus importante si la proportion de la pâte B est grande. Dans ces circonstances, les risques d'avoir d'autres cassures à répétition seront augmentés, ce qui justifie l'importance de maintenir constante les propriétés de la pâte afin de conserver un produit de bonne qualité et d'assurer le bon fonctionnement de la machine à papier.

C'est pour ces raisons que le temps de résidence, la température, la quantité et la concentration de liqueur blanche doivent être bien contrôlés. La mesure de lignine résiduelle est indiquée par le nombre kappa. Ce dernier doit être maintenu à des valeurs bien précises selon l'étape du procédé.

2.5.2.1.2 Lavage de la pâte brune

À la suite de l'étape de cuisson, où le lessiveur a permis de délignifier les fibres, on obtient des fibres, de la matière organique dissoute et de la liqueur blanche usée. Cette liqueur blanche contient une fraction du NaOH et du NaSH initial et tous leurs sous-produits formés durant la cuisson.

Le procédé papetier consomme une énorme quantité de liqueur blanche, ce qui entraîne des coûts très importants en produits chimiques. La solution pour réduire les coûts consiste à régénérer la liqueur blanche et à brûler la matière organique dissoute pour produire de la vapeur qui sera réutilisée dans le procédé. Grâce à cela, le procédé est pratiquement autosuffisant en énergie et les coûts en produits chimiques sont diminués à un niveau acceptable, puisqu'il faut seulement compenser pour les pertes résultant du fait que le procédé de récupération n'est pas efficace à cent pour cent.

La pâte brune qui provient du lessiveur est séparée de la liqueur blanche usée et de la matière organique dissoute. C'est une série de filtres rotatifs (Figure 2.9) à contre-courant qui remplissent cette tâche. De l'eau est injectée dans chaque filtre afin de récupérer le maximum de composés chimiques. Les espèces chimiques retirées forment ainsi la liqueur noire diluée. Celle-ci sera alors concentrée dans des évaporateurs afin de pouvoir ensuite régénérer les espèces chimiques.

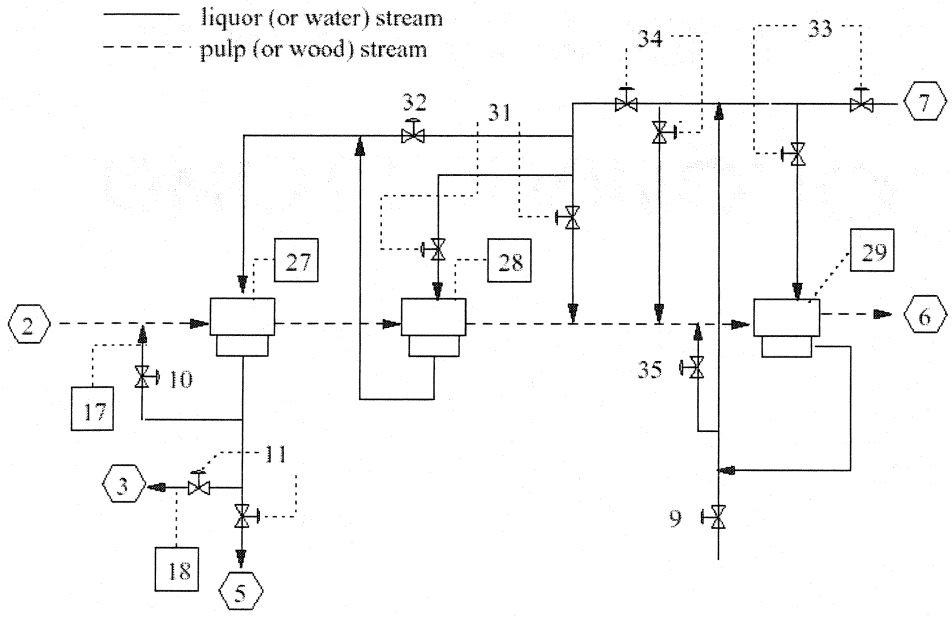


Figure 2.9 Laveurs de pâte brune. Figure tirée de Castro (2002).

2.5.2.1.3 Blanchiment de la pâte

La pâte nettoyée qui sort des laveurs de pâte est de couleur brunâtre. Elle peut être vendue comme telle, mais elle devra être blanchie si le produit désiré est un papier fin destiné à l'impression. Le blanchiment a deux rôles : donner la blancheur requise à la pâte et prévenir le jaunissement futur. Cela s'effectue en retirant la lignine et en éliminant les groupements actifs de la lignine.

Le blanchiment est généralement réalisé avec différents produits (Reeve, 1989): hypochlorite (CaOCl), hydrosulfite ($Na_2S_2O_4$), dioxyde de chlore (ClO_2), peroxyde (H_2O_2), oxygène (O_2) et soude caustique (NaOH), pour ne nommer que les plus communs. Le procédé étudié ici est de type OD_1ED_2. Cela signifie une séquence O_2 – ClO_2 – NaOH – ClO_2. Ces étapes se font en continu et le temps de résidence de la pâte y est généralement de quelques heures. Il est à noter que la pâte sera lavée entre chaque étape.

Aucun produit ne peut tout faire en une seule étape. Les oxydants (O_2, ClO_2) dégradent et décolorent la lignine. Les alcalins hydrolysent et aident à la dissolution de la lignine qui pourra ainsi être facilement retirée par lavage. Le choix du produit chimique se fait en fonction de sa sélectivité et de son coût. Par exemple, l'oxygène a une faible sélectivité et sera donc utilisé au début du procédé de blanchiment, sinon la force de la pâte en serait affectée. Le dioxyde de chlore, quant à lui, a une très bonne sélectivité et permet d'atteindre un haut niveau de blancheur. Cependant, il est utilisé vers la fin du procédé puisque son coût est relativement élevé.

Il est important, durant le blanchiment, de maintenir le rendement de pâte produite. En effet, plus on blanchit et plus le rendement baisse. La lignine représente 20 à 30% du poids du bois sec. La cuisson (lessiveur) retire suffisamment de lignine pour défibriliser les copeaux et laisse 3% à 5% de lignine en base sèche (Reeve, 1989). La cuisson n'est

pas assez sélective pour retirer beaucoup plus de lignine sans trop endommager la cellulose et l'hémicellulose.

L'hémicellulose est similaire à la cellulose. Cependant, son degré de polymérisation (DP) est plus faible que celui de la cellulose. Chaque molécule est formée de 300 à 500 polymères, au lieu de 1000 à 1500 pour la cellulose. De ce fait, l'hémicellulose est moins stable que la cellulose et sera facilement hydrolysée durant la mise en pâte. De plus, elle est très susceptible à l'oxydation durant le blanchiment et elle est plus soluble dans les bases, à cause de son DP plus bas. Par conséquent, il est important de suivre le rendement durant le procédé, afin de s'assurer que les pertes en fibres restent limitées. Généralement, lors du blanchiment à haut rendement, la lignine va être décolorée plutôt que retirée.

Il y a d'autres paramètres très importants à surveiller dans le procédé de blanchiment. Par exemple, la force des fibres (viscosité de la pâte) est une contrainte ayant un impact considérable. Cependant, dans le *benchmark* de Castro (2002), cette variable n'est pas disponible et ne pourra être prise en compte durant l'optimisation.

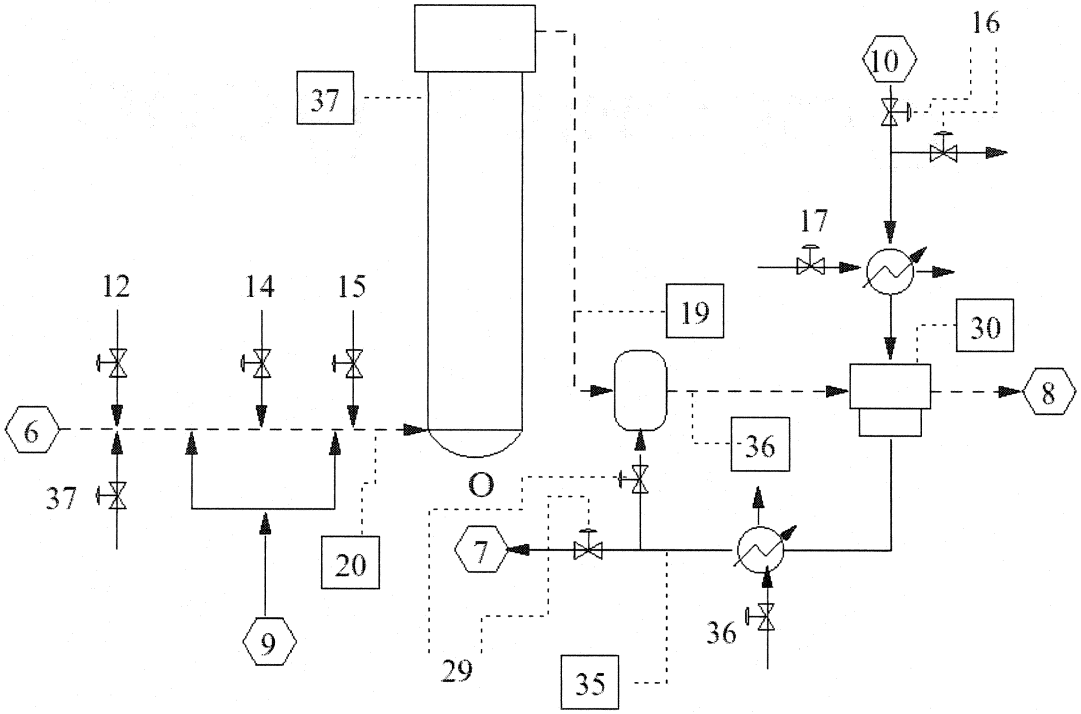


Figure 2.10 Tour à oxygène, 1ère étape du processus de blanchiment. Figure tirée de Castro (2002).

Dans le modèle de Castro (2002), la pâte brune arrive à la tour à oxygène (Figure 2.10). Elle y est mélangée avec une fraction d'eau blanche, de l'oxygène et de la vapeur. C'est la première étape de blanchiment. Il y aura aussi délignification à cette étape et le nombre kappa diminuera. La pâte est ensuite envoyée au réservoir de stockage où le temps de résidence est d'environ 5 heures. Ce temps est un bon indicateur des délais qui caractérisent le procédé, ainsi que des constantes de temps. Les réponses du système aux différents changements et aux perturbations s'observeront sur une longue période de temps. Finalement, la pâte est envoyée aux trois tours de blanchiment (Figure 2.11) où le nombre kappa et la blancheur seront ajustés aux valeurs désirées.

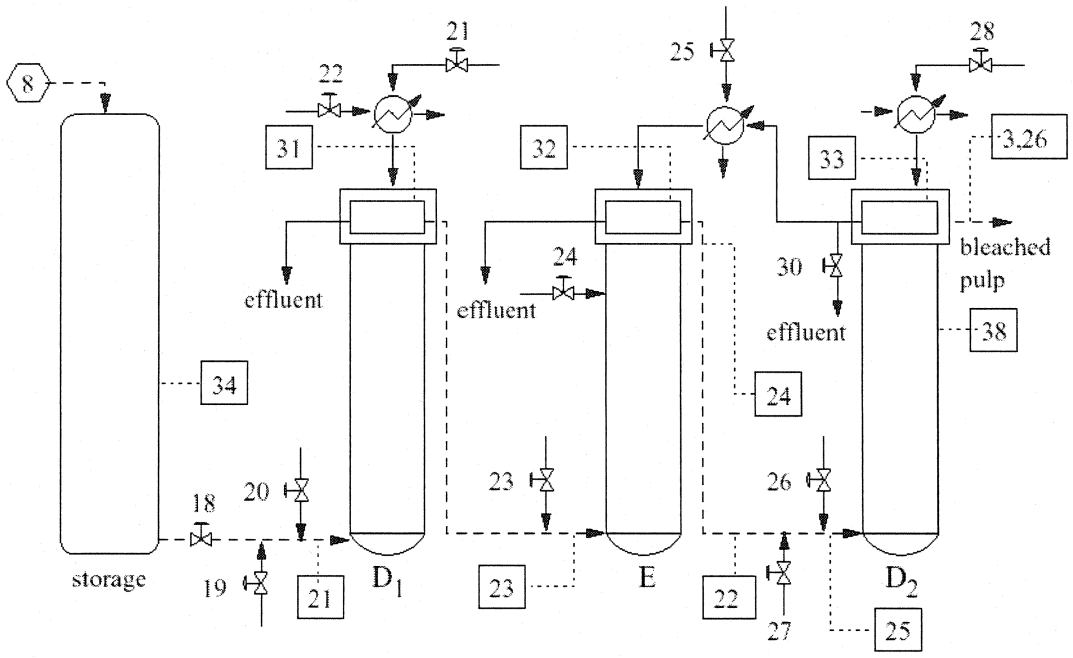


Figure 2.11 Tour D_1ED_2, 2e étape du processus de blanchiment. Figure tirée de Castro (2002).

2.5.2.2 Récupération des espèces chimiques

L'eau blanche usée doit être traitée afin de récupérer le NaOH et le NaSH. Cette étape est absolument nécessaire afin de rendre le procédé économiquement viable. L'eau blanche usée provient principalement des laveurs de pâte brune et en partie du lessiveur. Sa concentration en solides est d'environ 15 %. Ces solides regroupent des sels de sodium, des composés inertes et de la matière organique (liqueur noire diluée).

2.5.2.2.1 Évaporateurs de liqueur noire

La première phase de la récupération consiste à concentrer la liqueur noire. La concentration en solides doit augmenter de 15% afin d'atteindre le seuil de 60%, sans toutefois dépasser celui de 70%. En effet, une concentration d'au moins 60% est nécessaire afin de permettre sa combustion, mais une limite de 70% doit être maintenue afin de prévenir la formation de dépôt sur les parois des évaporateurs. La liqueur noire

passe donc au travers d'une série d'évaporateurs (Figure 2.12) avant d'être envoyée dans la bouilloire de récupération.

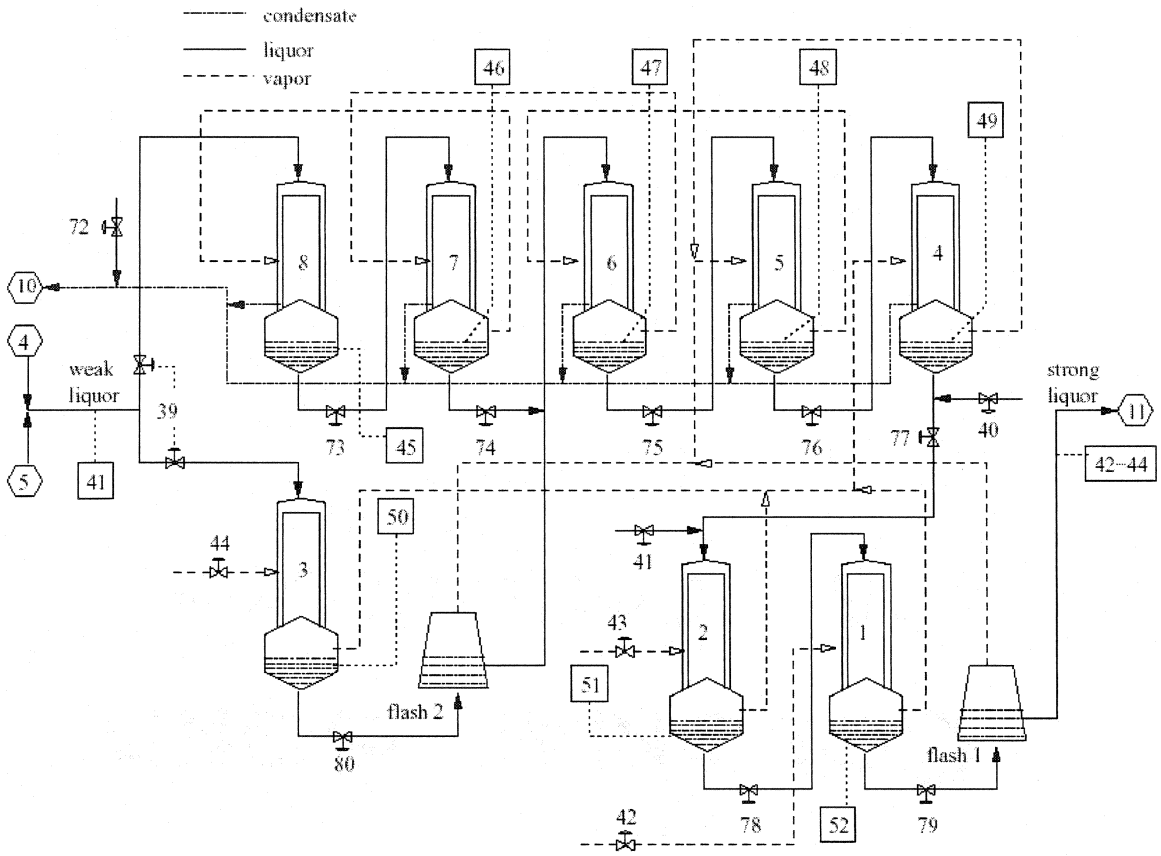


Figure 2.12 Évaporateurs de liqueur noire. Figure tirée de Castro (2002).

2.5.2.2.2 Formation de la liqueur verte

La liqueur noire concentrée est envoyée dans la bouilloire de récupération (Figure 2.13) pour y être brûlée. L'énergie provenant de la matière organique servira à produire de la vapeur qui pourra être réutilisée dans le procédé. La principale réaction d'intérêt dans la bouilloire est la réduction du Na_2SO_4 en Na_2S et la formation de Na_2CO_3. Ces sels fondus s'écoulent ensuite dans le réservoir de dissolution du salin (*smelt*) où, en contact

avec l'eau, ils formeront la liqueur verte. Cette liqueur passera ensuite dans un clarificateur qui permettra de retirer les composants non solubles.

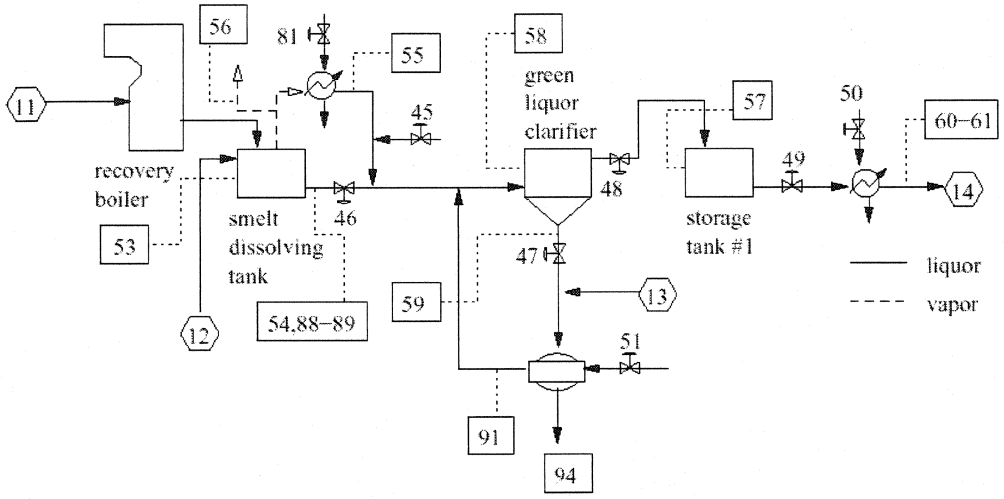


Figure 2.13 Production de la liqueur verte. Figure tirée de Castro (2002).

2.5.2.2.3 Formation de la liqueur blanche

La régénération du NaOH se fait à cette étape. L'eau verte (Na_2CO_3 et Na_2S) est mélangée avec de la chaux vive (CaO) dans le dissolveur à chaux (*slaker*). Ce mélange passera ensuite par une série de trois réacteurs de caustification où le NaOH sera régénéré tout en produisant du $CaCO_3$ comme sous-produit. La liqueur blanche passera ensuite par un clarificateur qui permettra d'obtenir de la liqueur blanche propre (Figure 2.14). Le carbonate de calcium sera retiré par le clarificateur et envoyé au four à chaux. La liqueur blanche (NaOH et Na_2S) recyclée est ensuite renvoyée au lessiveur et au blanchiment.

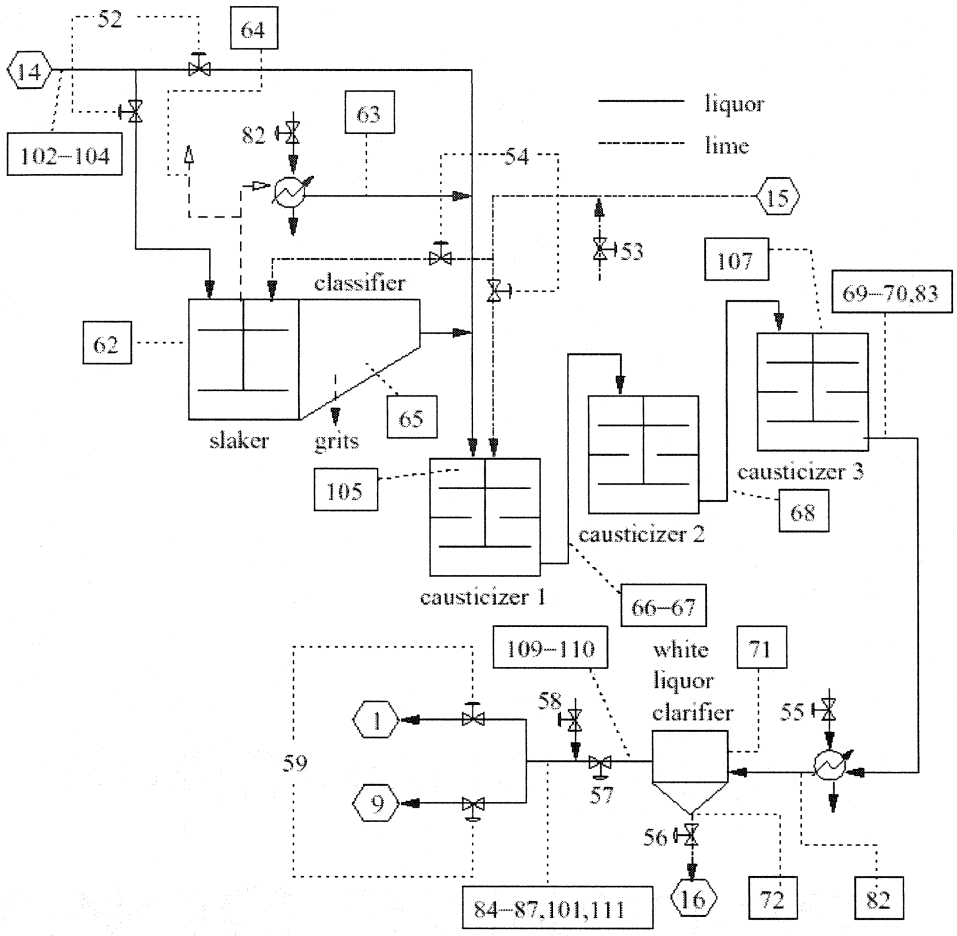


Figure 2.14 Procédé de caustification; régénération de la liqueur blanche. Figure tirée de Castro (2002).

2.5.2.2.4 Four à chaux

La chaux qui s'est transformée en carbonate de calcium ($CaCO_3$) durant la caustification peut, elle aussi, être régénérée. Pour cela, la boue de carbonate de calcium est envoyée dans le four à chaux (Figure 2.15). Au préalable, la boue sera lavée afin d'en extraire les espèces chimiques solubles qui peuvent être renvoyées vers le procédé de caustification. Finalement, dans la première section du four, la boue est séchée. Ensuite le $CaCO_3$, sous l'effet de la très haute température, se transforme en chaux et en en dioxyde de carbone.

$$CaCO_3 + \text{chaleur} \rightarrow CaO + CO_2$$

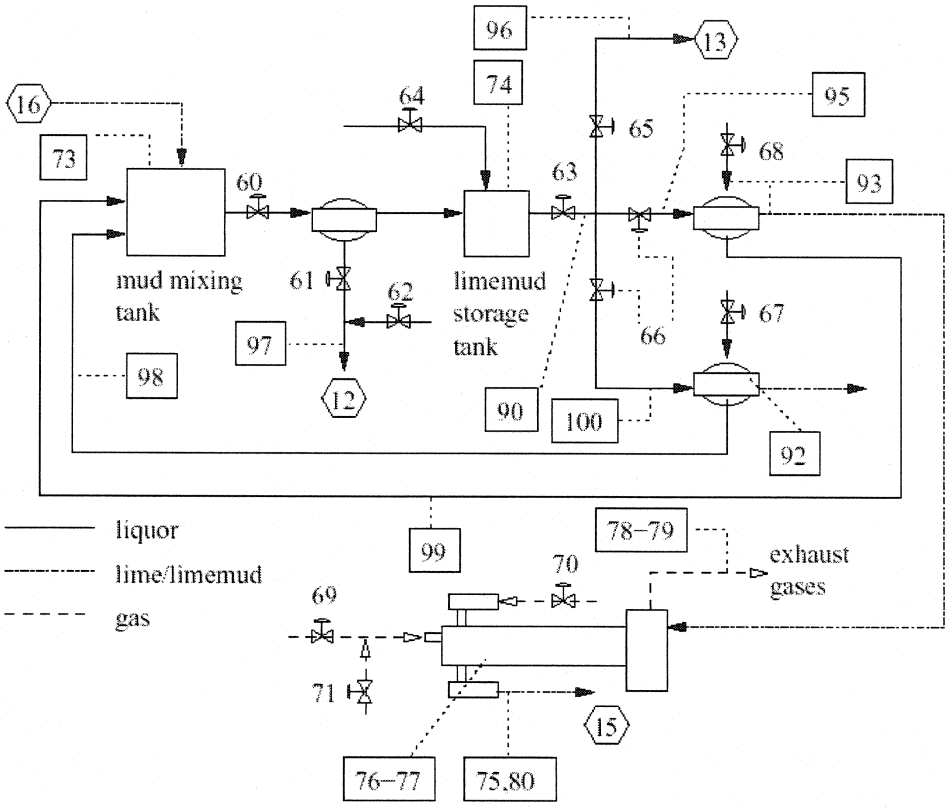


Figure 2.15 Four à chaux; régénération de la chaux. Figure tirée de Castro (2002).

Le procédé de récupération des espèces chimiques permet donc de recycler le NaOH, le Na_2S et la chaux. Cependant, l'efficacité n'est pas de 100%. Ce qui veut dire qu'il faudra injecter du sel de sodium lorsque la concentration de sodium (Na) sera trop faible dans le système. Cet ajout s'effectue dans le secteur des évaporateurs. Il en va de même pour la chaux (CaO) qui sert à l'étape de la caustification. Sa régénération dans le four à chaux n'est pas complète, ce qui nécessite un ajout de chaux fraîche directement dans le dissolveur à chaux pour compenser les pertes.

Ceci met fin au chapitre 2 qui couvre la revue de littérature. Tous les aspects traités dans ce mémoire y ont été présentés; l'optimisation en temps réel, la méthode d'optimisation-IMC, l'adaptation du modèle, la contrôlabilité et finalement la description du procédé papetier et le simulateur de Castro (2002). La prochaine étape avant de débuter l'optimisation consiste à réaliser une analyse de contrôlabilité du procédé de blanchiment afin de déterminer si la configuration actuelle du système de contrôle est adéquate.

CHAPITRE 3 Analyse de contrôlabilité

Deux analyses de contrôlabilité ont été effectuées; la première sur l'ensemble du procédé et la seconde sur le secteur de blanchiment uniquement. La méthodes utilisée est la matrice de gain relatif (RGA). Il est nécessaire dans ce type de projet d'évaluer la contrôlabilité, c'est-à-dire la performance du système de contrôle face à des situations de rétroaction ou d'asservissement.

3.1 Analyse RGA – usine de pâte kraft en entier

Le calcul de la matrice de gains relatifs a été réalisé pour l'ensemble de l'usine. Le système de départ a 114 sorties et 82 entrées (114x82). Ce système doit être mis en boucle ouverte afin de pouvoir exécuter les échelons sur les variables manipulées qui permettent de calculer les gains en régime permanent ($\Delta y_i/\Delta u_j$). Cependant, ce système n'est pas stable en boucle ouverte et par conséquent, plusieurs boucles doivent être fermées. Cette fermeture de boucle implique de faire un pairage préliminaire avant même que la matrice RGA ait été calculée. En effet, c'est cette dernière qui devrait être utilisée pour faire le choix de pairage. Ainsi, plusieurs boucles ont été fermées sans garanties que le pairage soit optimal. Mais, il faut tout de même noter que dans certains cas, le choix de pairage était assez limité. Ainsi, les variables suivantes ont été retirées :

- les intégrateurs (niveaux)
- certaines recirculations qui cause un effet d'accumulation dans le système *« snowball effect »*
- des instabilités dues à des réactions exothermiques
- des instabilités concernant des bilans de matière
- les variables sans effets dynamiques (niveau constant dans les décanteurs)
- les variables estimées

Certaines des difficultés précédentes qui causent l'exclusion les intégrateurs et les variables instables auraient pu être contournées si les équations du système sous forme de fonctions de transfert ou d'espace d'états avaient été disponibles comme proposé par Arkun et Down (1990) ou Hovd et Skogestad (1994). Il en résulte finalement un système 87x52 stable en boucle ouverte en autant que les échelons en boucles ouvertes (Δu_j) ne dépassent pas 5%. Ceci implique donc que la matrice RGA est moins fiable lorsque l'on s'éloigne des conditions nominales.

Une matrice RGA a finalement pu être calculée pour le système 87x52. Celle-ci ne sera pas présentée en raison de sa trop grande taille sans compter qu'il y a une grande marge d'erreur. Ceci dit, il est possible de tirer une conclusion importante, soit que le système présente un niveau d'interaction très élevé et que le contrôle à l'échelle de l'usine représente un défi de taille.

C'est suite à cette constatation qu'il a été décidé de cibler un problème plus restreint, soit le secteur de blanchiment de la pâte.

3.2 Analyse RGA – procédé de blanchiment

Dans cette section, une analyse RGA est effectuée sur le procédé de blanchiment. Les variables contrôlées et manipulées sont les mêmes que celles qui interviennent durant l'optimisation. Le but est donc de déterminer s'il faut entrevoir des difficultés durant l'optimisation en temps réel ou si au contraire, le système possède les caractéristiques assurant sa performance.

Tableau 3.1 Variables du secteur de blanchiment servant à l'analyse RGA

Variables de contrôlée		Variables manipulées associées	
O T	CV-1	*O steam flow 1 and 2*	MV-1
O Kappa no.	CV-2	*Oxygen WL flow*	MV-2
O P	CV-3	*Oxygen flow*	MV-3
O washer effluent T	CV-4	*Coolant flow*	MV-4
O washer inlet consistency	CV-5	*Split fraction 3*	MV-5
D1 T	CV-6	*O steam flow 3*	MV-6
E T	CV-7	*D1 steam flow*	MV-7
E washer [OH-]	CV-8	*E caustic flow*	MV-8
E Kappa no.	CV-9	*D1 ClO2 flow*	MV-9
Washer no. 4 DF	CV-10	*Mill water flow*	MV-10
Washer no. 5 DF	CV-11	*D1 wash water flow*	MV-11
Washer no. 6 DF	CV-12	*Split fraction 4*	MV-12
Washer no. 7 DF	CV-13	*D2 wash water flow*	MV-13
D2 T	CV-14	*E steam flow*	MV-14
D2 production rate	CV-15	*Wood chip flow*	MV-15
D2 brightness	CV-16	*D2 ClO2 flow*	MV-16

La première étape consiste à identifier les variables concernées. Toutes les variables reliées aux boucles de contrôle du procédé de blanchiment sont utilisées (Tableau 3.1). Il faut mentionner que les deux boucles de niveau (*Storage V* et *D2 V*) n'ont pas été placées en boucle ouverte et, par conséquent, elles sont absentes de l'analyse RGA. Il aurait été très intéressant de les inclure dans l'analyse RGA. Le taux de changement du volume aurait pu être utilisé dans la matrice de gain statique, comme proposé par Arkun et Down (1990). Cependant, plusieurs variables dont la blancheur, chutaient exponentiellement lorsque les niveaux diminuaient et il devenait très ardu d'obtenir une valeur de gain pour ces variables. De plus, la variable *Wash split fraction* n'a pas été utilisée. Cette valve de purge permet de retirer le surplus d'eau de lavage (condensat provenant des évaporateurs). Cette variable manipulée ne peut pas être modifiée beaucoup et la majorité des tentatives entraînaient la divergence de la simulation.

Tableau 3.2 Variables retirées de l'analyse

Variables contrôlées	Variables manipulées
D2 V *Storage V*	*D2 exit flow* *Storage exit flow* *Wash split fraction*

Finalement, il a été décidé de d'analyser uniquement la structure de contrôle en place. Par conséquent, les quatre variables manipulées et les deux variables de sortie du Tableau 3.3 ont été exclus de la matrice RGA puisqu'elles ne sont associées à aucune boucle de contrôle.

Tableau 3.3 Variables en boucle ouverte

Variables de sorties	Variables manipulées
Storage production rate *Bleach pulp yield*	 *O caustic flow* *D1 water flow* *E back flush flow* *D2 caustic flow*

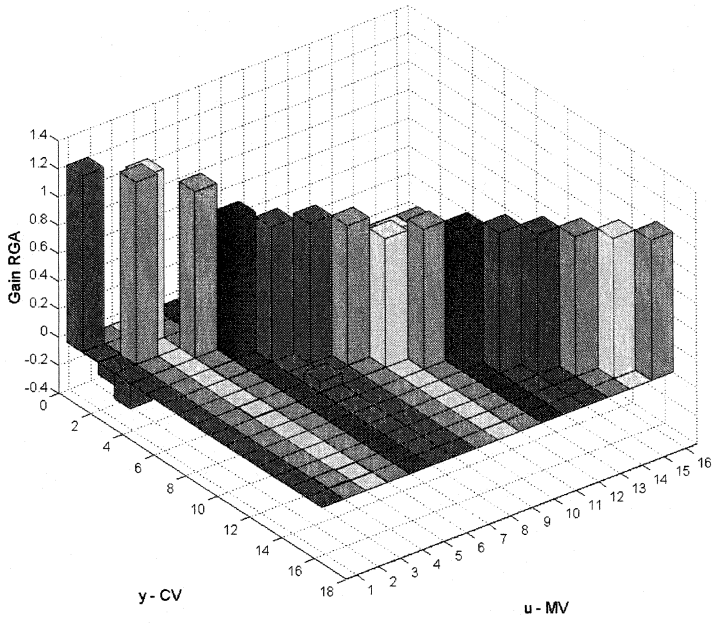


Figure 3.1 Matrice RGA 16x16 du procédé de blanchiment

Tableau 3.4 Matrice RGA du procédé de blanchiment

	Mv 1	Mv 2	Mv 3	Mv 4	Mv 5	Mv 6	Mv 7	Mv 8	Mv 9	Mv 10	Mv 11	Mv 12	Mv 13	Mv 14	Mv 15	Mv 16
Cv1	**1.26**	-0.09	0	-0.16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cv2	0.01	-0.22	**1.20**	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0.01	0
Cv3	-0.08	**1.30**	-0.20	-0.02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cv4	-0.18	0	0	**1.19**	0	-0.01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cv5	0	0	0	0	**1.00**	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Cv6	0	0	0	0	0	**0.96**	0	0	0.04	0	0	0	0	0	0	0
Cv7	0	0	0	0	0	-0.04	**1.00**	0	0.04	0	0	0	0	0	0	0
Cv8	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**	0	0	0	0	0	0	0	0
Cv9	0	0	0.01	0	0	0.08	0	0	**0.92**	0	0	0	0	0	-0.01	0
Cv10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**	0	0	0	0	0	0
Cv11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**	0	0	0	0	0
Cv12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**	0	0	0	0
Cv13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**	0	0	0
Cv14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**	0	0
Cv15	0	0.01	-0.01	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**	0
Cv16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**1.00**

L'analyse RGA montre des résultats très intéressants. En effet, la matrice obtenue ressemble de près à une matrice identité. Les nouveaux points de consigne qui seront déterminés par le *RTO* pourront être implantés efficacement et le système n'oscillera pas trop, les interactions sont faibles, surtout pour les unités situées après le réservoir de stockage.

La tour à oxygène est l'unité où les interactions sont les plus fortes, avec des valeurs d'environ 1.2 à 1.3. Rappelons que des gains RGA supérieurs à 1.0 indiquent que les interactions agissent dans le sens opposé à l'effet de la variable manipulée et, donc, que le système est moins sensible. Les valeurs obtenues demeurent tout de même très acceptables. Fait étonnant, le pairage des variables de sortie '*O kappa no.*' et '*O P*' (Tableau 3.4) dans la matrice RGA est à l'opposé de ce qui a été réalisé par Castro (2002) dans la simulation originale.

Configuration originale :

O Kappa no.	(CV-2)	contrôlé par	*Oxygen WL flow*	(MV-2)
O P	(CV-3)	contrôlé par	*Oxygen flow*	(MV-3)

Configuration recommandée par la matrice RGA :

O Kappa no.	(CV-2)	contrôlé par	*Oxygen flow*	(MV-3)
O P	(CV-3)	contrôlé par	*Oxygen WL flow*	(MV-2)

Ainsi, selon la matrice RGA, la configuration actuelle ne devrait pas fonctionner puisque le pairage est fait sur des gains RGA négatifs. Différents éléments peuvent expliquer cela. Premièrement, pour le calcul du RGA, seul le procédé de blanchiment a été mis en boucle ouverte et le restant de l'usine est en boucle fermée. De plus, la tour à oxygène est liée à plusieurs secteurs du procédé (Figure 2.10 p. 33) :

- pâte provenant des laveurs de pâte brune,
- eau de lavage provenant des évaporateurs,
- liqueur blanche provenant du secteur de récupération,
- recirculation de l'eau de lavage au laveur #4 pour contrôler la consistance,
- eau de lavage retournant au lessiveur,
- eau de lavage retournant aux laveurs de pâte brune.

Il est donc possible que la matrice RGA soit faussée par toutes ces recirculations. Si toutes les boucles de l'usine étaient ouvertes, le gain RGA serait peut-être semblable à la forme proposée par Castro (2002). Cependant, comme il a été vu au chapitre 3.1, il est très difficile de mettre toute la simulation en boucle ouverte. De plus, lors du calcul du RGA pour l'ensemble de l'usine, plusieurs boucles ont été fermées, dont celle de la pression de la tour à oxygène '*O P*'. Le débit de liqueur blanche '*O WL flow*' ne pouvait pas non plus subir d'échelon, au risque de faire diverger la simulation. Cela explique en partie pourquoi le pairage peut être différent de celui proposé. Il serait intéressant d'inverser le pairage et d'observer si les nouvelles performances sont meilleures. Cependant, à cause de certaines difficultés à modifier cette section de code, ce test n'a pas été effectué. Il est aussi important de noter que c'est la matrice RGA statique qui a été présentée. Il se peut bien qu'une analyse RGA dynamique donne des résultats (pairage entrées-sorties) similaires à ceux proposés par Castro (2002).

Finalement, les seules autres variables pour lesquelles le niveau d'interaction est digne de mention, sont

- ✓ la température de la tour à oxygène '*O T*' (CV-1)
- ✓ la température sortant du laveur #4 '*O washer effluent T*' (CV-4)
- ✓ la température de la tour D_1 '*D_1 T*' (CV-6)
- ✓ le kappa de la pâte à la tour E '*E kappa no.*' (CV-9)

Pour ces variables, les gains RGA sont respectivement de 1.3, 1.19, 0.96 et 0.92. De la sorte que l'effet d'interaction est dans le sens contraire pour les deux premières variables (boucles moins sensibles). Quand à l'effet d'interaction pour les deux dernières variable, il est dans le même sens (boucles plus sensibles).

L'analyse RGA statique réalisée pour le procédé de blanchiment s'est révélée concluante. La matrice obtenue est près d'une matrice identité. Les gains RGA des variables contrôlées se situent dans l'intervalle [0.92-1.3], ce qui est excellent. Par contre, deux variables utilisent le pairage inverse de celui proposé par la matrice RGA, ce qui laisse croire que notre RGA, sur une section de l'usine, néglige des effets avec d'autres sections. Il se peut aussi qu'une analyse RGA dynamique soit nécessaire.

Néanmoins, la méthode RGA, utilisée pour évaluer la contrôlabilité, a donné des résultats positifs. Ainsi, cela indique que la configuration du système de contrôle est appropriée et qu'il est possible de poursuivre avec l'optimisation du procédé de blanchiment. Mais avant, le prochain chapitre présente un exemple simple afin de clarifier le fonctionnement de la méthode d'optimisation-IMC.

CHAPITRE 4 Exemple d'optimisation-IMC

La section qui suit a pour but de démontrer le fonctionnement de la méthode d'optimisation-IMC. Pour ce faire, un procédé de taille beaucoup plus restreinte que le procédé de pâte kraft sera étudié, et pour lequel la solution optimale est connue. Ainsi, la méthode sera testée à l'aide d'une simulation d'un CSTR (continuous stirred tank reactor). De plus, les résultats obtenus avec la méthode d'optimisation originale de Desbiens et Shook (2003) seront présentés et comparer avec la méthode hybride.

4.1 Description de la réaction de Van de Vusse

Le procédé en question est celui proposé par Klatt et Engell (1998). Il s'agit d'une série de réactions de type *Van de Vusse*, soit la production de cyclopentenol (B) à partir de cyclopentadiène (A) et de deux réactions secondaires menant à la formation de deux sous-produits (C et D).

$$A \rightarrow B \rightarrow C$$

$$2A \rightarrow D$$

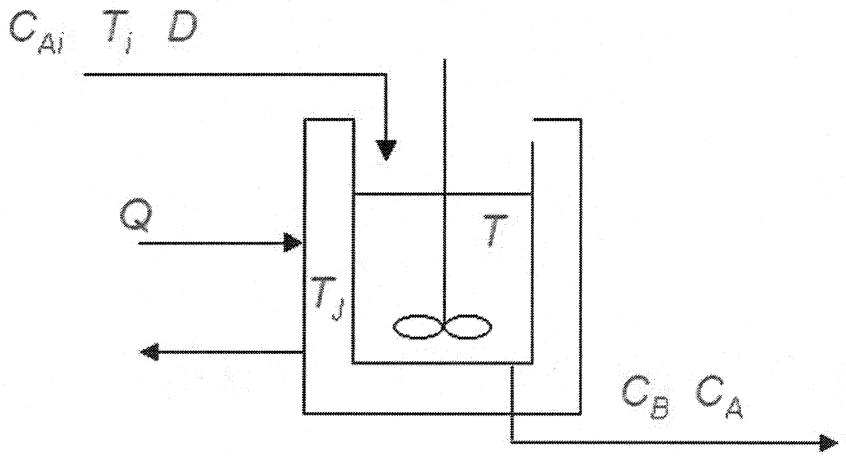


Figure 4.1 Réacteur CSTR

Ces réactions sont faites dans un CSTR et la dynamique est fortement non linéaire. De plus, ce procédé réagit avec une réponse inverse. Les équations de bilan de matière et d'énergie qui décrivent le système sont les suivantes :

$$\frac{dC_A}{dt} = \frac{F}{V}(C_{A0} - C_A) - k_1 C_A - k_3 C_A^{\,2}$$

$$\frac{dC_B}{dt} = \frac{F}{V} C_B + k_1 C_A - k_2 C_B$$

$$\frac{dT}{dt} = \frac{F}{V}(T_0 - T) + \frac{UA}{\rho C_p V}(T_j - T) - \frac{k_1 C_A \Delta H_R^{AB} + k_2 C_B \Delta H_R^{BC} + k_3 C_A^{\,2} \Delta H_R^{AD}}{\rho C_p}$$

$$\frac{dT_j}{dt} = \frac{1}{m_j C_{pj}}\left[Q_j + UA(T - T_j) \right]$$

où $\quad k_i(T) = k_{0i} \exp(-\frac{E_{Ai}}{R(T + 273.15)})$

Il y a deux contraintes dans le système. La première affecte la dilution et la seconde le taux de refroidissement.

1) $$5h^{-1} \le D = \frac{F}{V} \le 35h^{-1}$$

2) $$-8500\frac{kJ}{h} \le Q_j \le 0\frac{kJ}{h}$$

Ce modèle a été implanté dans *SIMULINK*. Les sorties les plus importantes à contrôler sont la concentration du produit *B* (C_B) et la température du réacteur (T). La température doit être contrôlée en tout temps afin d'éviter que la réaction ne s'emporte. Les variables manipulées sont la dilution ($D = F/V$) et le taux de refroidissement (Q_j) dans la chemise de refroidissement.

Le produit B est la substance d'intérêt, donc sa concentration sera optimisée. La Figure 4.2montre le profil de B en fonction de la dilution et de la température du réacteur. Ce profil a été obtenu à partir des équations de bilan en régime permanent. L'optimum est de 1.088 mol/l et se situe à D = 35 h^{-1} et T = 132.975, lorsque les contraintes sont appliquées. De plus, la convexité dans cette zone devrait permettre la convergence.

4.2 Modèle

L'avantage de la méthode d'optimisation-IMC réside dans l'usage d'un modèle simple. Celui-ci permet de résoudre le problème d'optimisation en un temps beaucoup plus court et ne demande pas une énorme puissance de calcul.

4.2.1 Modèle quadratique

Un modèle quadratique a été choisi pour l'optimisation. Ce type de modèle semble approprié pour reproduire le profil de C_B à la Figure 4.2.

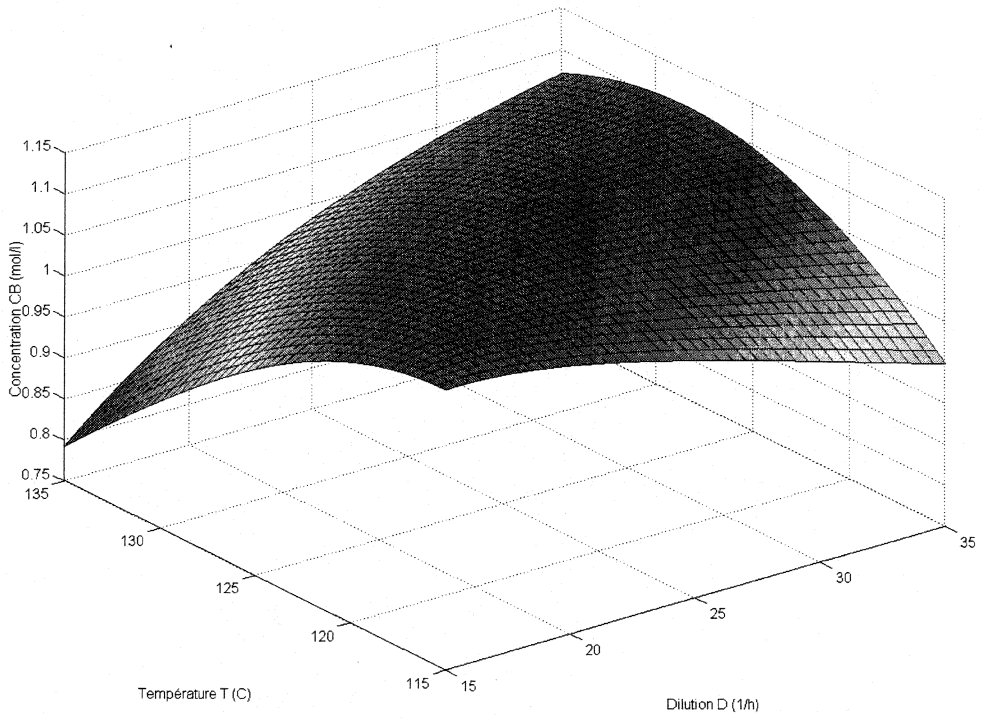


Figure 4.2 Optimum réel

Les variables doivent être mises à l'échelle lorsque que l'on utilise un plan factoriel. La mise à l'échelle a été faite en fonction de la valeur nominale de chaque variable et de sa variation attendue (Tableau 4.1).

Tableau 4.1 Constantes pour la mise à l'échelle

Variables	Valeur nominale	Variation
Entrées		
D	18.83 (h^{-1})	± 13
Tsp	134.14 (°C)	± 6
Sorties		
C_B	0.90 (mol/l)	± 0.1
C_A	1.235 (mol/l)	± 0.1
Tj	128.95 (°C)	± 10
Q	-4495.7 (kJ/h)	± 4000

Le modèle a été conçu à l'aide d'un plan statistique d'expériences. Un plan factoriel à trois niveaux et deux facteurs ont été utilisés afin d'obtenir un modèle quadratique. Un modèle à deux niveaux aurait permis d'obtenir un modèle linéaire en quatre tests seulement. Le Tableau 4.2 présente les résultats des tests qui ont permis de générer le modèle de C_B. Les modèles pour C_A, Tj et Q ont été réalisés de la même manière.

Tableau 4.2 Plan factoriel d'expérience pour C_B

No. Test	D	T	C_B	C_B à l'échelle
1	-1	-1	0.574	-3.263
2	-1	0	0.446	-4.541
3	-1	1	0.340	-5.600
4	0	-1	1.013	1.133
5	0	0	0.900	0.000
6	0	1	0.766	-1.345
7	1	-1	1.102	2.023
8	1	0	1.059	1.593
9	1	1	0.967	0.668

Les modèles résultants sont les suivants (intervalle de confiance de 95%) :

$$C_A = 0.019 + 6.138D - 1.266D^2 - 2.641Tsp + 0.218Tsp^2$$

$$C_B = -0.016 + 2.948D - 1.450D^2 - 1.028Tsp - 0.081Tsp^2$$

$$Tj = -0.313D + 0.036D^2 + 0.954Tsp + 0.005Tsp^2$$

$$Q = -0.002 - 0.679D + 0.079D^2 + 0.766Tsp + 0.010Tsp^2$$

La Figure 4.3 montre l'optimum de la concentration de B (C_B), tel que prédit par le modèle quadratique.

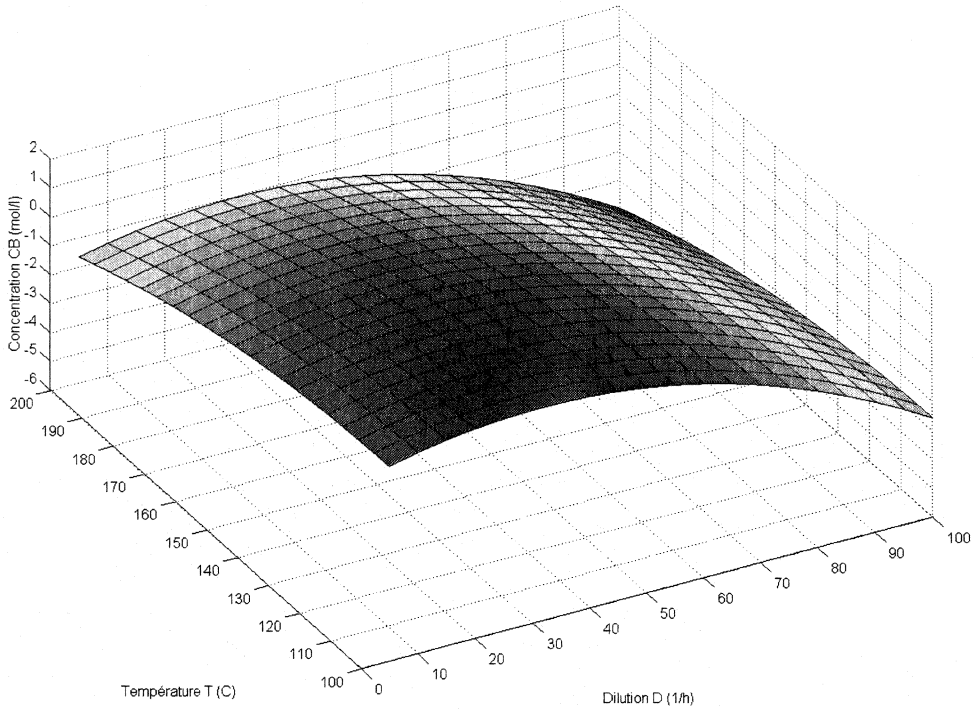


Figure 4.3 Optimum de C_B, modèle quadratique

4.2.2 Modèle linéaire

Un modèle linéaire peut aussi être utilisé pour réaliser l'optimisation-IMC. Une façon simple de créer un tel modèle est de retirer les termes quadratiques des équations précédentes, mais il est aussi possible de refaire un plan factoriel à deux niveaux. En utilisant la première option le modèle devient :

$$C_A = 0.019 + 6.138D - 2.641Tsp$$

$$C_B = -0.016 + 2.948D - 1.028Tsp$$

$$Tj = -0.313D + 0.954Tsp$$

$$Q = -0.002 - 0.679D + 0.766Tsp$$

4.3 Résultats

4.3.1 Optimisation-IMC hybride

Les conditions initiales qui ont été utilisées sont celles proposées par Klatt et Engell (1998) et sont présentées dans le Tableau 4.1. Ensuite, l'optimiseur calcule une nouvelle valeur une fois par heure (Figure 4.4). Cela permet aux contrôleurs de converger à la consigne avant qu'une nouvelle valeur ne soit calculée. C'est ce qui explique une convergence par pallier.

L'optimisation a été réalisée avec un filtre de ρ = 0.6, Ce qui est probablement un peu agressif comme convergence, mais dans le cas présent, cela donne de très bons résultats. Une valeur de 0.8 aurait été un peu plus robuste.

Les résultats de l'optimisation-IMC sont présentés à la Figure 4.4, et à la Figure 4.5 pour le modèle quadratique. L'optimisation-IMC a réussi à maximiser la concentration du produit B dans le CSTR. Ainsi, la concentration finale (C_B) est de 1.069 mol/l. En général, il y a une assez bonne similitude entre les résultats obtenus et ceux prédits par le modèle.

La maximisation de C_B a été tentée ensuite avec le modèle linéaire. Les résultats sont présentés à la Figure 4.6 et à la Figure 4.7. On remarque que les valeurs prédites et les valeurs réelles ne sont pas aussi rapprochées que lorsque le modèle quadratique est utilisé. Par exemple, la température (T) calculée par l'optimiseur présente un fort dépassement pour ce modèle linéaire. Il faudrait une valeur pour le filtre d'environ 0.8 afin d'avoir un changement plus modéré.

Malgré cette différence, l'optimisation avec le modèle linéaire converge à 1.087 mol/l, dépassant celle du modèle quadratique de 2%. Il est bien difficile de décider quel est le meilleur des deux modèles à utiliser, la différence entre les deux étant si minime.

Cependant, pour un filtre avec une constante ρ équivalente, le modèle quadratique semble plus robuste. Pour cette raison, cette forme devrait être privilégiée. De plus, il faut considérer la saturation des actionneurs. Ainsi, le modèle linéaire amène les deux variables manipulées aux contraintes Q = -8500 kJ/h et D = 35 h^{-1}, Figure 4.7 a) et c), à partir de t = 38 h. Pour c'est raisons, le modèle quadratiques semble plus approprié.

Tableau 4.3 Comparaison : Modèle quadratique vs linéaire

Conditions optimales	**Modèles**		**Solution réelle**
	Quadratique	**Linéaire**	
Dilution	28.84	35.00	35.00
Température de consigne	131.43	132.98	132.975
Concentration *B*	1.069	1.087	1.088
Performance	+18.78%	+20.78%	-

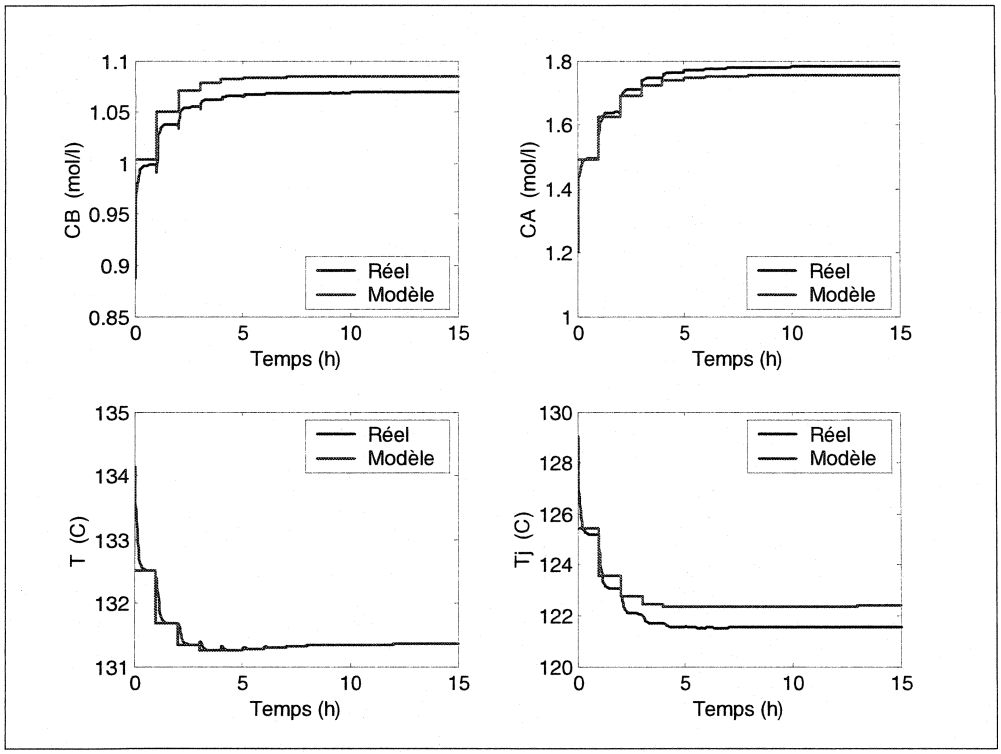


Figure 4.4 Procédé avec le modèle quadratique, $\rho = 0.6$

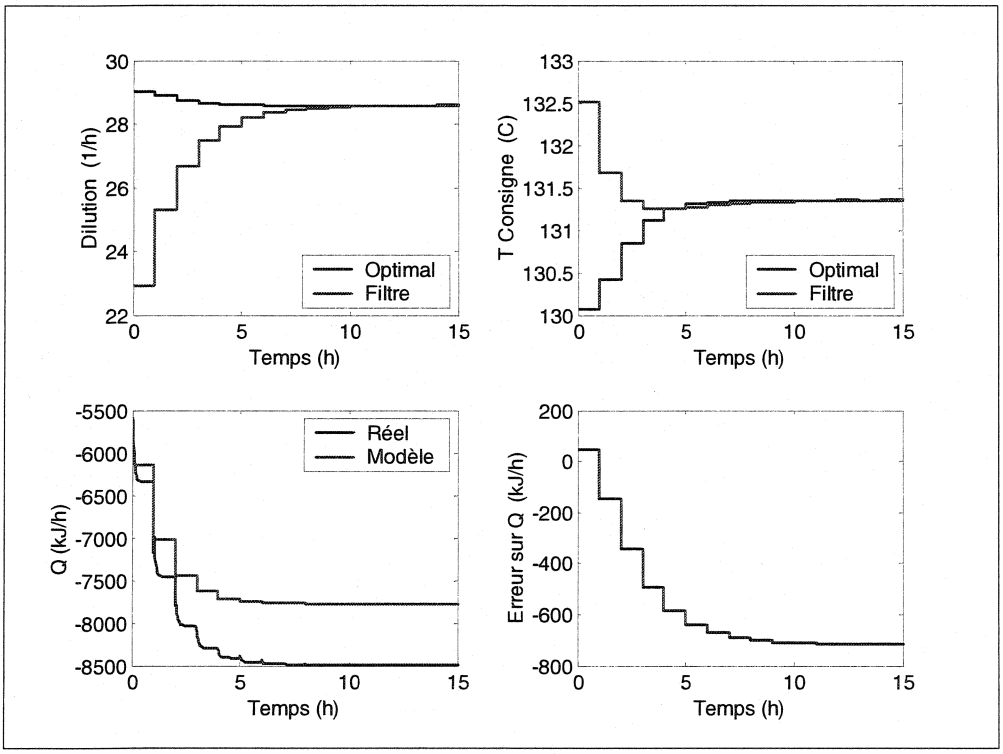


Figure 4.5 Degrés de liberté et contrainte avec le modèle quadratique, $\rho = 0.6$

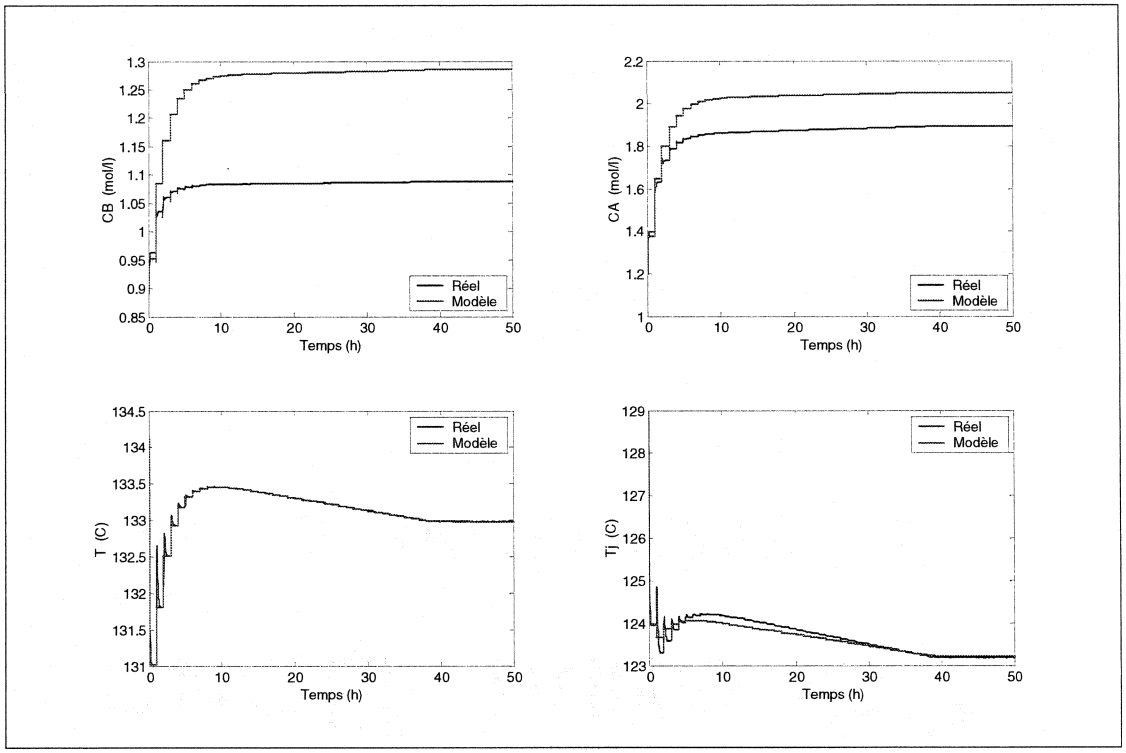


Figure 4.6 Procédé avec le modèle linéaire, $\rho = 0.6$

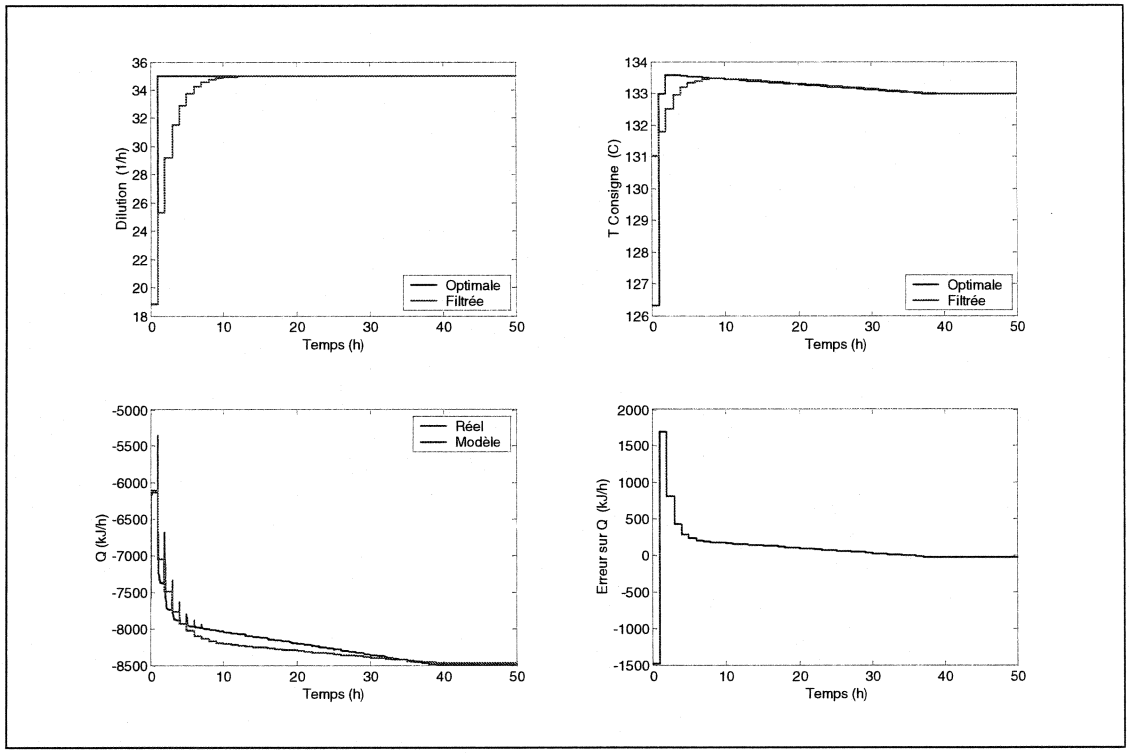


Figure 4.7 Degrés de liberté et contraintes avec le modèle linéaire, $\rho = 0.6$

4.3.2 Optimisation-IMC originale

La maximisation de C_B a aussi été réalisée avec la méthode d'optimisation-IMC originale et les résultats sont présentés aux trois figures suivantes (Figure 4.8, Figure 4.9, Figure 4.10). Les équations quadratiques utilisées à la section 4.2.1 ont servi de modèle réduit. Pour le modèle précis, les équations de bilan de masse et d'énergie en régime permanent ont été utilisées :

$$\frac{dC_A}{dt} = 0 = f_1 \qquad \frac{dT_j}{dt} = 0 = f_3$$

$$\frac{dC_B}{dt} = 0 = f_2 \qquad \frac{dT}{dt} = 0 = f_4$$

Il est intéressant de noter que l'optimisation du modèle précis a été tentée dans *Matlab* avec la fonction d'optimisation *fmincon*, mais il a été impossible de faire converger ce modèle non linéaire. Par contre, le modèle réduit a été facilement solutionné. Il existe une différence notable entre les valeurs prédites par le modèle précis et celles du modèle réduit (Figure 4.8), mais la configuration IMC de l'algorithme d'optimisation compense aisément pour cet écart. La Figure 4.9 montre une convergence assez rapide de la solution, puisqu'après 15 itérations ($\rho = 0.4$), la précision de la solution est de $1\text{x}10^{-4}$. $D_{Optimale}$ et $Tsp_{Optimale}$ peuvent ensuite être appliquées au vrai procédé (Figure 4.10).

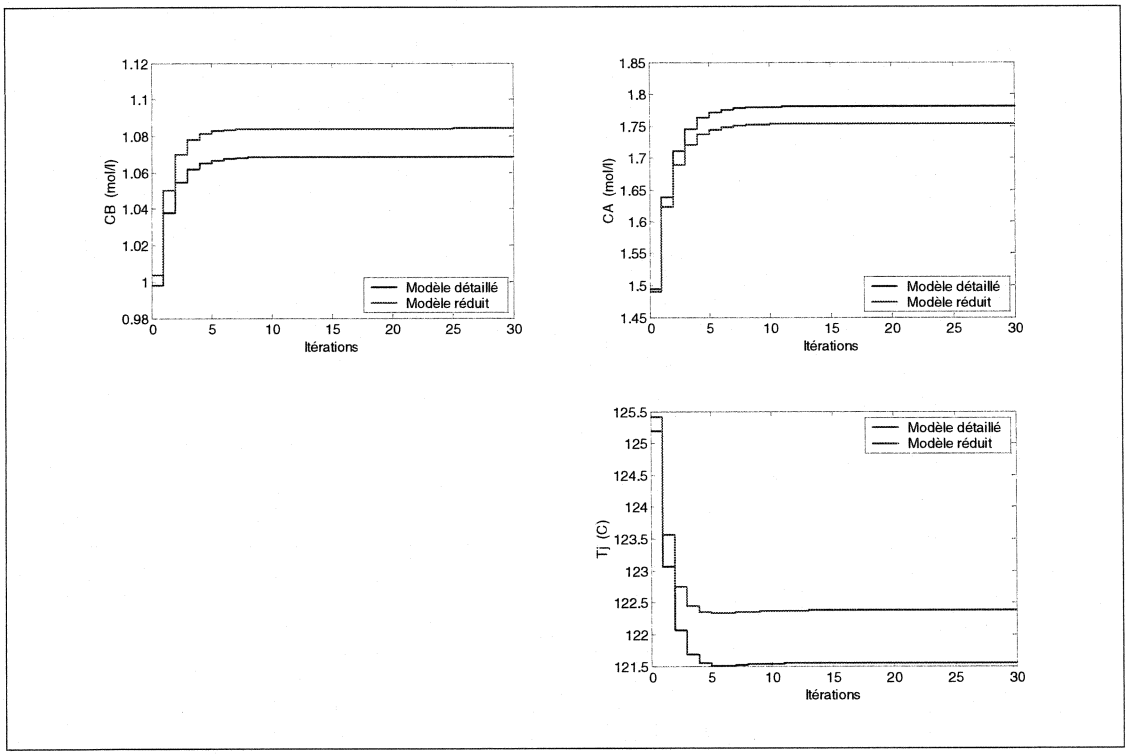


Figure 4.8 Écart entre le modèle réduit et le modèle détaillé

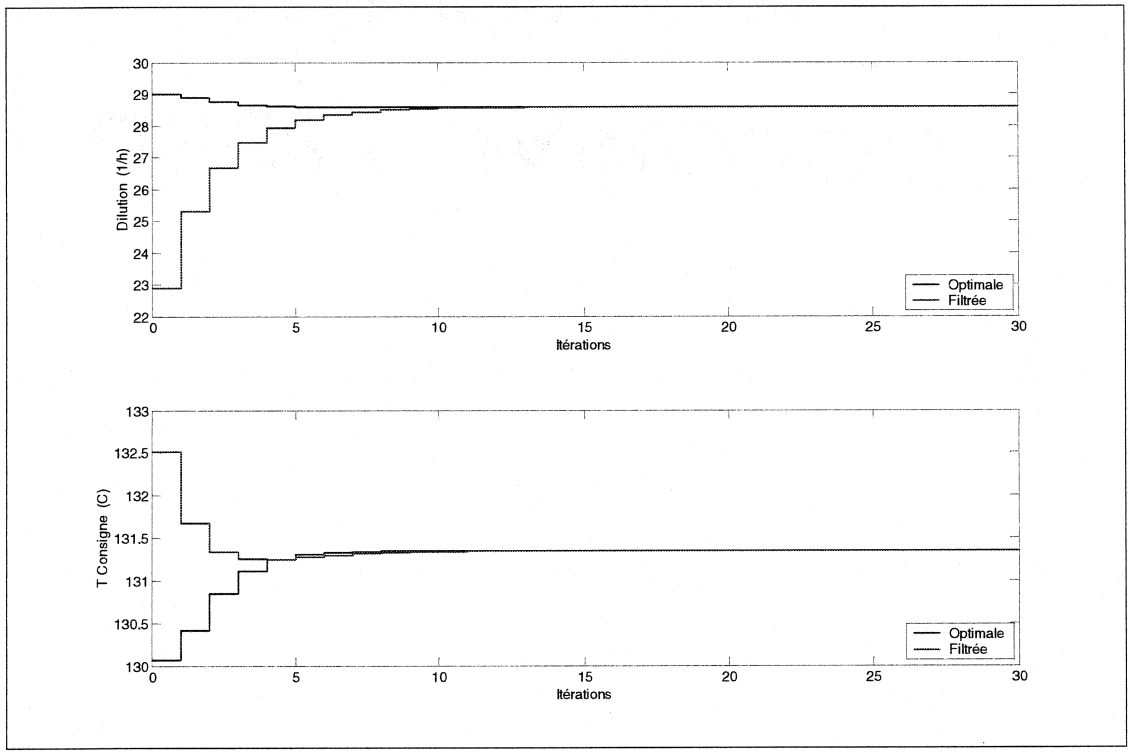


Figure 4.9 Convergence de la solution

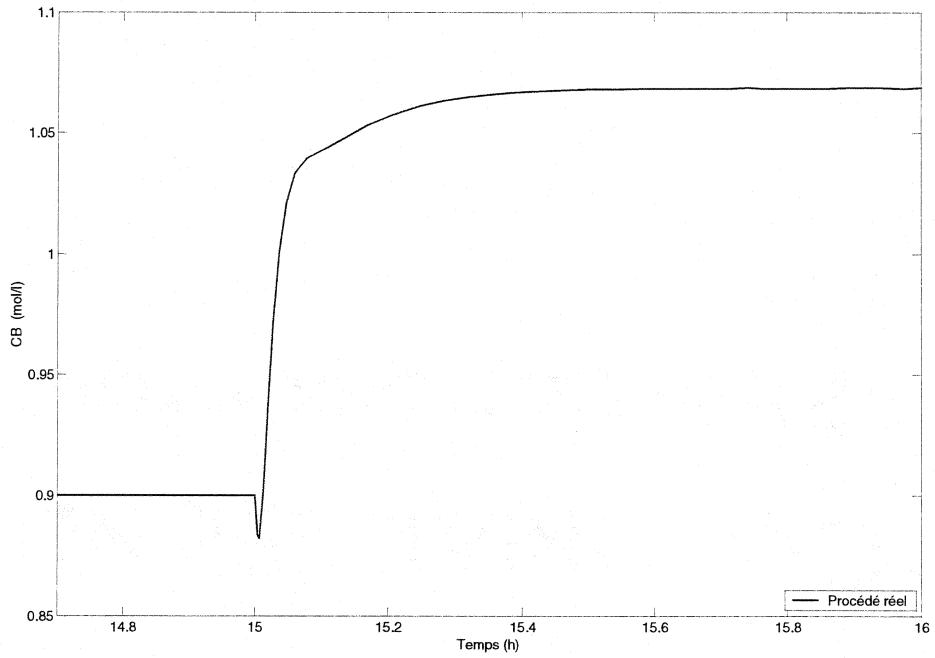


Figure 4.10 Maximisation de C_B suite à l'application des consignes optimales de D et Tsp

Le Tableau 4.4 montre que les résultats obtenus avec l'optimisation-IMC originale sont équivalents à ceux obtenus avec la méthode hybride. Donc, cela démontre que la méthode hybride peut être utilisée lorsque aucun modèle précis du procédé n'est disponible.

Tableau 4.4 Solution optimale selon la méthode optimisation-IMC originale

	Solution
Dilution	28.59
Température de consigne	131.35
Concentration *B*	1.069
Performance	+18.78%

Ce test met aussi en évidence les points forts et les points faibles de chaque méthode.

Méthode originale

Avantages :

- Convergence très rapide de la solution (quelques itérations)
- Possibilité d'utiliser une constante de temps ρ qui tend vers zéro
- Application instantanée des conditions optimales

Désavantages :

- Requiert deux modèles du procédé, dont un ayant une assez bonne précision
- Si le procédé est difficile à contrôler, appliquer un important changement de consigne peut déstabiliser le procédé et dépasser les contraintes.
- Peut requérir une étape supplémentaire pour fixer la trajectoire des changements des points de consigne (si l'élément précédent s'applique)

Méthode hybride

Avantages :

- Utilise que le modèle réduit
- La correction se fait directement selon les mesures du procédé
- Le filtre assure un déplacement asymptotique vers l'optimum donc une méthode à pas variable dans l'application des nouveaux points de consigne

Désavantages :

- ρ relativement robuste
- La solution optimale ne peut être appliquée directement puisqu'elle est filtrée. Cela prend donc plus de temps à se rendre à l'optimum

4.4 Contrôlabilité

Il ne faut pas oublier que la contrôlabilité du procédé varie selon le point d'opération obtenu. Il est important de considérer la contrôlabilité afin de minimiser les interactions. Une matrice RGA a été calculée pour chaque point d'opération. La première est pour le point nominal proposé par Klatt et Engell (1998) et les deux autres correspondent aux points d'opération trouvés par la méthode hybride avec les modèles quadratique et linéaire.

$$RGA_{Nominal} = \begin{bmatrix} 0.57 & 0.43 \\ 0.43 & 0.57 \end{bmatrix} \qquad RGA_{Quadratique} = \begin{bmatrix} 0.50 & 0.50 \\ 0.50 & 0.50 \end{bmatrix}$$

$$RGA_{Linéaire} = \begin{bmatrix} 0.63 & 0.37 \\ 0.37 & 0.63 \end{bmatrix}$$

On constate que l'optimum trouvé avec le modèle quadratique est plus difficile à contrôler en raison des interactions. L'optimum trouvé avec le modèle linéaire est plus contrôlable en théorie, puisque sa matrice RGA est plus proche de la matrice identité. Cependant, ce n'est pas le cas en pratique, puisque la dilution atteint la contrainte, soit la borne supérieure de 35 h^{-1}. Par conséquent, l'actionneur est saturé et ne peut augmenter la dilution en cas de perturbations, ce qui n'est pas le cas pour le point d'opération du modèle quadratique. Il est à noter que, dans les deux cas, la contrainte sur Q (-8500 *kJ/h*) est atteinte durant l'optimisation.

4.4.1 Fonction objectif modifiée

Il est important de noter que l'analyse de la contrôlabilité a été réalisée après l'optimisation et, en aucun moment, la fonction objectif n'a tenu compte de la contrôlabilité durant la recherche de l'optimum. Néanmoins, il serait possible de reformuler la fonction objectif pour inclure la contrôlabilité.

Fonction objectif initiale : $J = -C_B$

Fonction objectif modifiée :

$$J = -m(C_B) + n(1 - abs(\det|RGA|))$$

où n et m sont des facteurs de pondération. Cette fonction objectif modifiée permet donc de rechercher une matrice RGA la plus près possible de la matrice identité, pour laquelle $\det|I| = 1$

4.4.2 Facteur de recul des contraintes

Comme il a été observé, l'optimisation a déplacé le système aux deux contraintes, lors de l'utilisation du modèle linéaire, et l'a déplacé à une contrainte en utilisant le modèle quadratique. Cela pose un important problème, puisque les actionneurs sont saturés à ces points d'opération, c'est-à-dire qu'il sera très difficile, voire impossible, de rejeter d'éventuelles perturbations. Il faudrait donc reformuler un peu le problème d'optimisation pour que la contrainte de l'optimiseur soit 10 à 20 % plus conservatrice que les contraintes réelles du procédé. Le pourcentage exact dépend uniquement de l'amplitude (variance) des perturbations.

Par exemple, si l'actionneur de la chemise de refroidissement sature à -8500 *kJ/h*, alors il faut fixer la contrainte dans l'optimiseur dans l'intervalle [-8000, -7500] *kJ/h*. La Figure 4.11 présente une perturbation de +1 degré Celsius sur la température de l'alimentation. Dans cet exemple, la contrainte de l'optimiseur est fixée à -7500 *kJ/h*, alors que la contrainte réelle de l'actionneur est de -8500 *kJ/h*. On remarque à la Figure 4.12 c) que la contrainte de -7500 *kJ/h* est dépassée au moment de la perturbation, mais elle ne dépasse pas celle de -8500 *kJ/h*. Par la suite, la perturbation est rejetée et l'optimiseur rajuste *D* et *Tsp* pour que la contrainte sur le refroidissement (-7500 *kJ/h*) soit respectée.

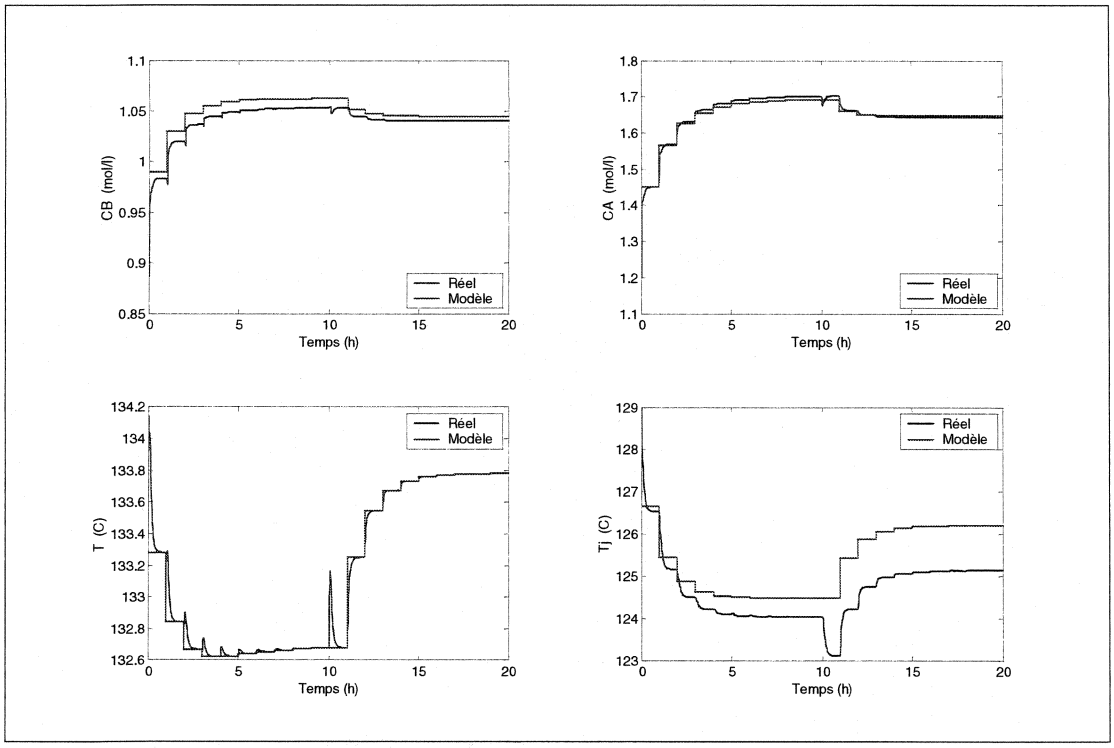


Figure 4.11 Perturbation de +1°C de la température de l'alimentation à t = 10h.

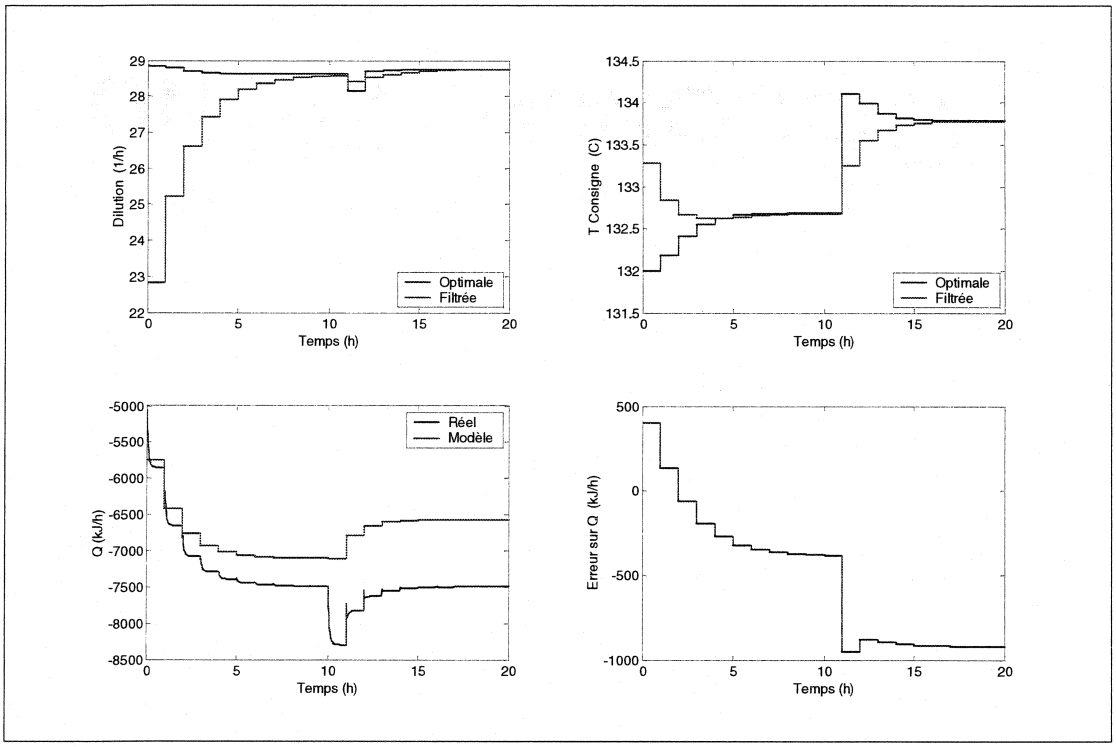


Figure 4.12 Perturbation de +1°C de la température de l'alimentation à t=10h. (suite)

4.5 Optimisation-IMC et adaptation de paramètres

L'optimisation-IMC requiert un modèle. Il a été démontré précédemment comment un modèle réduit peut être obtenu au moyen d'un plan factoriel d'expériences. Toutefois, ce modèle est approximatif, car il est calculé à l'aide d'une régression statistique. Une telle régression consiste à faire passer la meilleure surface au travers d'un ensemble de points sur tout le domaine. Donc, ce modèle ne pourra prédire exactement l'optimum en tout point du domaine. C'est pour cette raison qu'un algorithme d'adaptation a été ajouté afin d'ajuster les paramètres du modèle.

$$\text{Modèle :} \quad y = \hat{\theta}^T(t)\phi(t) = b_0 + b_1u_1 + b_2u_1^2 + b_3u_2 + b_4u_2^2$$

$$\text{Régresseur :} \quad \phi(t) = [1 \;\; D \;\; D^2 \;\; Tsp \;\; Tsp^2 \;]$$

La Figure 4.13 et la Figure 4.14 présentent la séquence d'optimisation lorsque l'algorithme d'adaptation est ajouté. La première constatation est que la concentration de B change très peu au début; elle a même tendance à diminuer légèrement. Cela s'explique par le fait que les paramètres n'ont pas encore été identifiés correctement à ce moment-là. Les valeurs initiales des paramètres ont toutes été fixées à zéro. Ensuite, lorsque $t = 5h$ environ, l'estimation des paramètres est dans le bon ordre de grandeur (Figure 4.15 à Figure 4.17) et l'algorithme d'optimisation-IMC est en mesure de déplacer le procédé vers l'optimum. De plus, on remarque une très bonne concordance entre la concentration réelle de B et la valeur prédite par le modèle.

Cette dernière démonstration prouve que l'optimisation-IMC est un algorithme efficace pour l'optimisation en temps réel. Cet algorithme atteint l'optimum en respectant les contraintes. De plus, l'estimation des paramètres permet au modèle de bien suivre l'évolution de la fonction objectif au fur et à mesure que le procédé se déplace.

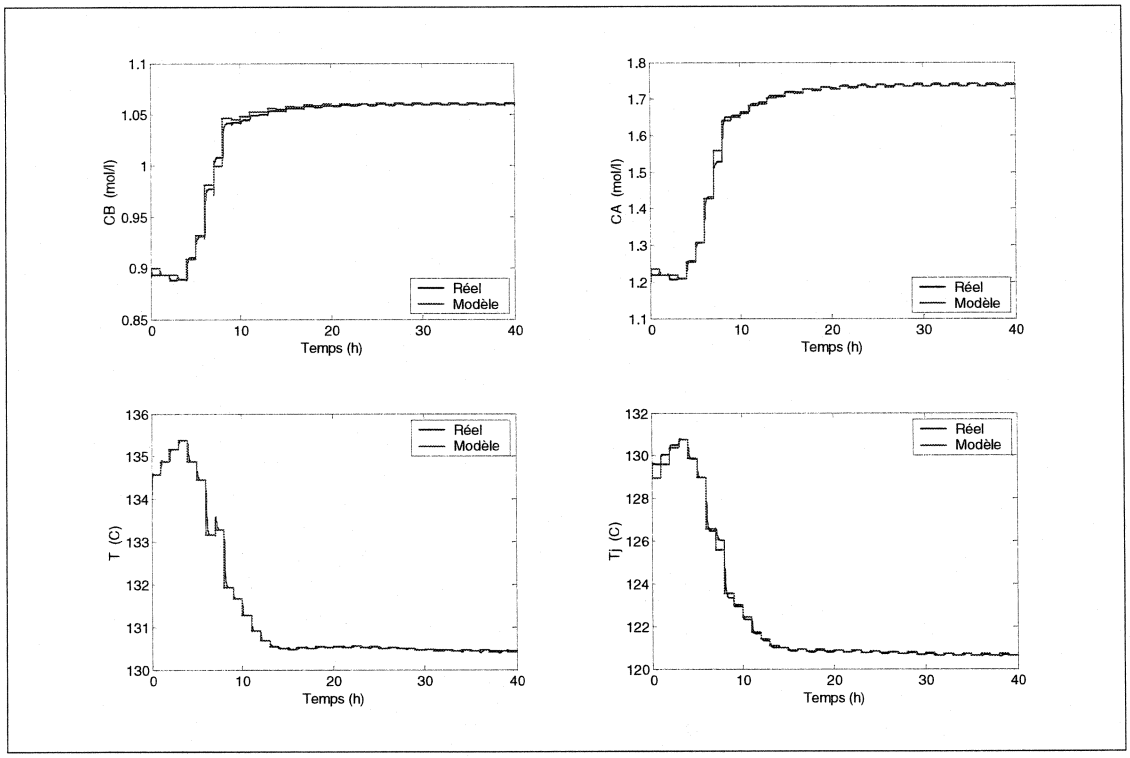


Figure 4.13 Optimisation-IMC hybride avec adaptation

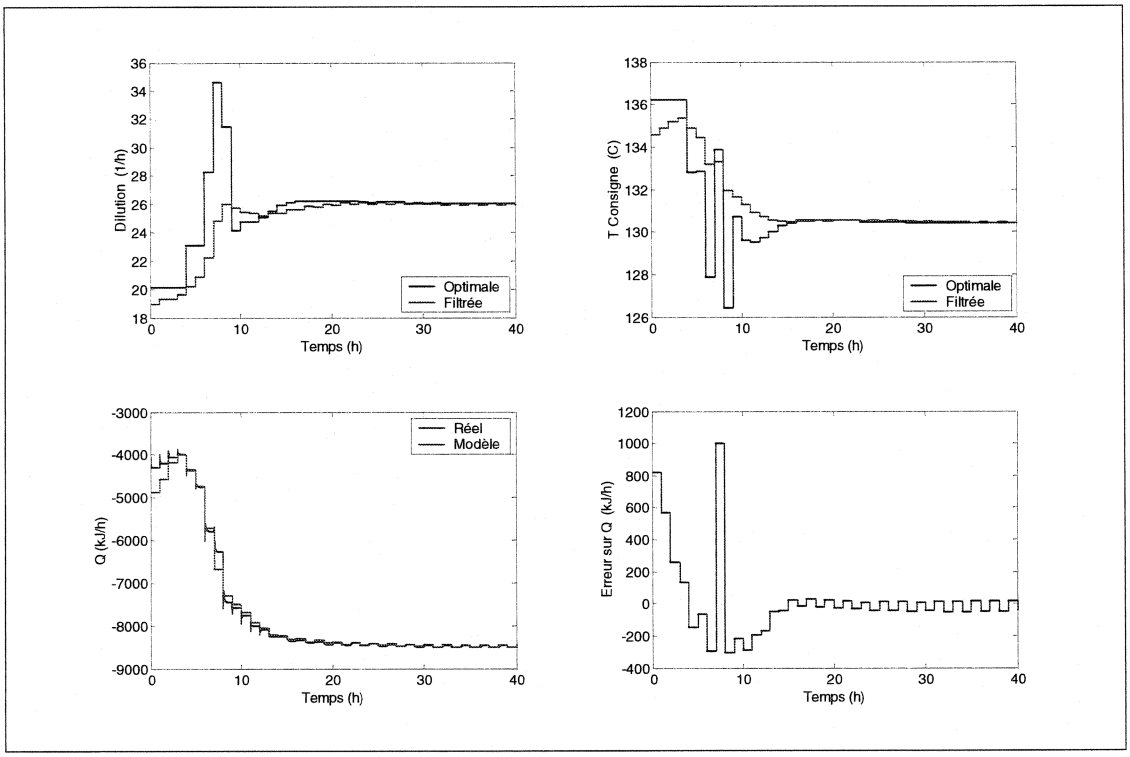


Figure 4.14 Évolution des degrés de liberté avec adaptation

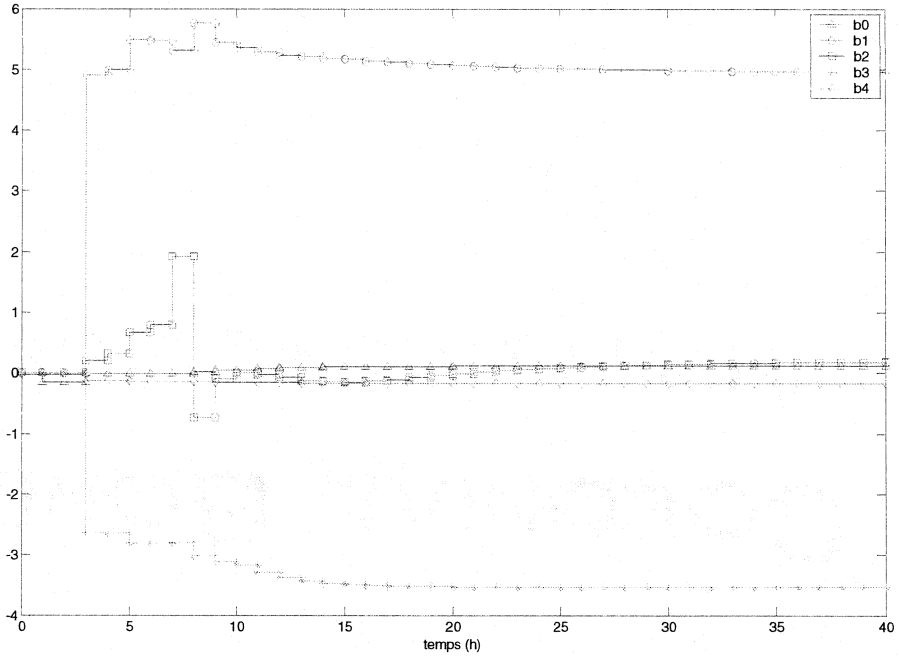


Figure 4.15 Paramètres du modèle de C_A

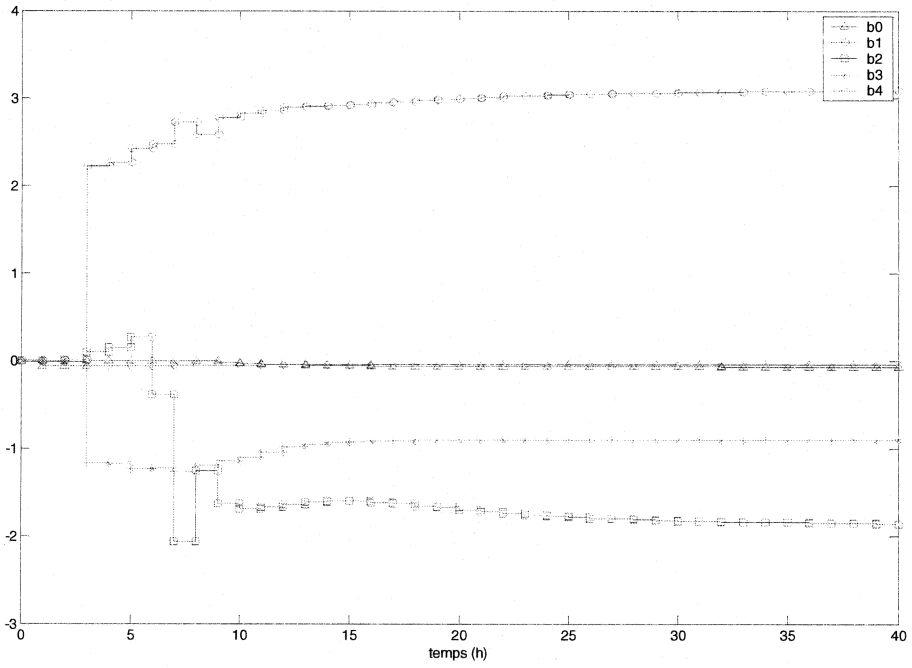


Figure 4.16 Paramètres du modèle de C_B

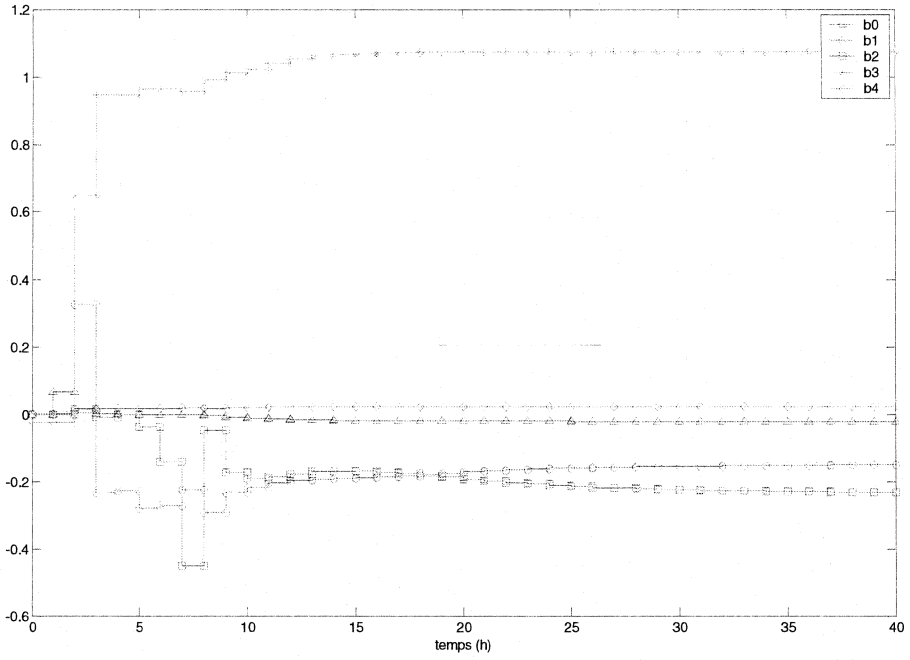


Figure 4.17 Paramètres du modèle de la température de la chemise de refroidissement

L'exemple précédent a permis de faire une démonstration des capacités et des avantages de la méthode d'optimisation-IMC hydride. Il a premièrement été démontré comment construire un modèle simplifié, ce dernier pouvant être linéaire ou non linéaire. L'optimisation en temps réel de la concentration a été effectuée avec ces deux types de modèles. Ces résultats ont été comparés avec ceux de la méthode d'optimisation-IMC originale et ainsi, il a été démontré que les résultats sont équivalents. Ensuite, il a été démontré que la contrôlabilité doit être prise en compte. Un algorithme a été présenté pour inclure la minimisation des interactions entre les boucles de contrôles durant l'optimisation. De même, le problème de la saturation actionneurs a été pris en compte. Finalement, la solution a été améliorée en ajoutant un algorithme d'adaptation des paramètres afin de corriger le modèle. La prochaine étape consiste à utiliser cette méthode pour optimiser le procédé de blanchiment d'une usine de pâte kraft.

CHAPITRE 5 Optimisation en temps réel du secteur de blanchiment d'une usine de pâte kraft

Le projet actuel consiste à réduire les coûts d'opération d'une usine de pâte kraft. Cependant, comme il l'a été démontré à la section 3.1, il est très difficile de contrôler l'usine en entier. En effet, changer plusieurs conditions d'opération à la grandeur de l'usine sur une base régulière peut poser certains problèmes de stabilité ou du moins, créer un niveau d'oscillation trop élevé. Par ailleurs, une analyse de contrôlabilité a été réalisée sur le secteur de blanchiment et montre que cette partie d'usine peut être contrôlée plus efficacement. De plus, comme ce secteur du procédé consomme beaucoup d'énergie et de produits chimiques, il est donc un bon candidat pour un projet d'optimisation en temps réel.

5.1 Optimisation-IMC hybride du secteur de blanchiment

Le chapitre précédent a expliqué le fonctionnement de la méthode d'optimisation-IMC. Principalement, il a été démontré qu'une version hybride (simplifiée) de cette méthode peut être utilisée lorsque aucun modèle précis du procédé n'est disponible. Le présent chapitre mettra quant à lui l'emphase sur les résultats, ainsi que sur les conditions d'opération optimales du procédé. La Figure 5.1 présente l'ensemble du secteur de blanchiment tel que décrit par Castro (2002).

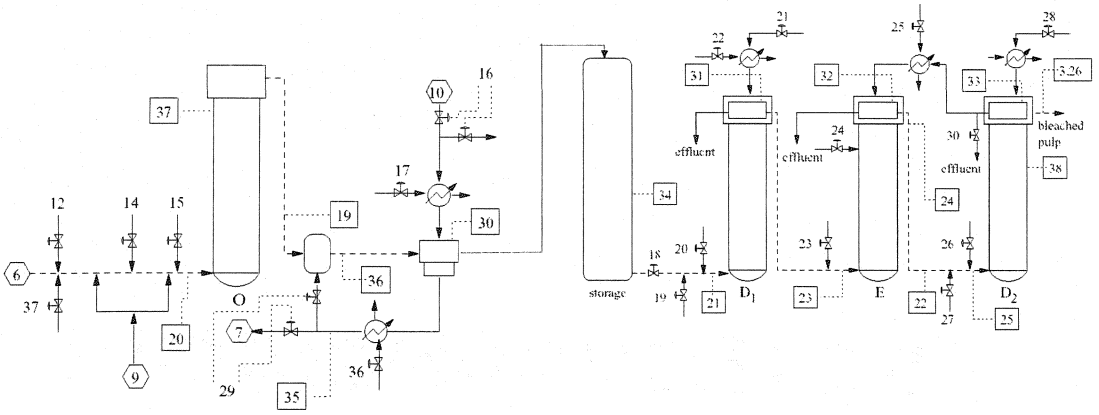


Figure 5.1 Secteur de blanchiment, séquence OD_1ED_2

5.1.1 Identification des degrés de liberté

Les degrés de liberté sont tous les points de consigne et toutes les variables manipulées qui peuvent être modifiés afin d'atteindre l'objectif visé. En fait, ce sont toutes les variables restantes après que les critères de sécurité, de taux de production et de qualité du produit ont été satisfaits. Parmi les critères à satisfaire dans cette étude, il y a

- le taux de production de pâte blanchie sortant de la tour D_2
- le kappa de la pâte sortant de la tour à oxygène (O)
- le kappa de la pâte après la tour d'extraction (E)
- la blancheur de la pâte à la sortie de la tour D_2

Ces critères sont respectivement contrôlés par le débit d'alimentation en copeaux au lessiveur, le débit d'eau blanche injectée à la tour à oxygène, le débit de ClO_2 à la tour D_1 et le débit de ClO_2 à la tour D_2. De plus, le débit de purge d'eau provenant des évaporateurs (*wash split fraction*), n'a pu être modifié puisque dans la majorité des essais, son utilisation entraînait la divergence de la simulation. Finalement, le niveau du réservoir de stockage et le niveau de la tour D_2 n'ont pratiquement pas d'effet sur la fonction objectif et tout changement de niveau entraîne de fortes perturbations dans le

reste du procédé. En conséquence, ils sont aussi retirés de la liste des degrés de liberté. Les variables retirées sont représentées dans le Tableau 5.1.

Tableau 5.1 Variables non disponibles pour l'optimisation

Var. contrôlées	Var. manipulées	Raisons
D_2 production rate	*Wood chip flow*	Critère de production
O Kappa no.	*Oxygen WL flow*	Critère de qualité
E Kappa no.	*D_1 ClO_2 flow*	Critère de qualité
D_2 brightness	*D_2 ClO_2 flow*	Critère de qualité
Storage V	*Storage exit flow*	Peu d'effets sur J_c + oscillations
D_2 V	*D_2 exit flow*	Peu d'effets sur J_c + oscillations
	Wash split fraction	Instabilité de la simulation

Les variables restantes deviennent donc les degrés de liberté pour l'optimisation (Tableau 5.2). Au total, il y a 16 degrés de liberté (DL); 12 points de consigne (variables contrôlées) et 4 variables manipulées. L'algorithme d'optimisation peut donc modifier la température dans les tours de blanchiment en ajustant les débits de vapeur. La concentration [OH^-] dans la tour E (colonne d'extraction) peut aussi être optimisée. Par contre, puisque la lignine est soluble dans un environnement basique, il est très important de prévenir sa précipitation en contrôlant l'acidité, soit maintenir un pH minimal de 10.5. Le facteur de lavage de la pâte après chaque tour est également variable. Le blanchiment de la pâte s'effectue à haute consistance (10%), mais certaines variations sont permises, en autant que la pâte demeure à l'intérieur des contraintes afin qu'elle reste pompable. La pression de la tour à oxygène, qui se change directement en ajustant le débit d'oxygène, est le dernier point de consigne disponible pour l'optimisation.

Finalement, les derniers degrés de libertés sont quatre variables manipulées, soit deux débits d'eau et deux débits d'hydroxyde de sodium (NaOH). Dans une usine réelle, ces débits seraient intégrés dans des boucles de contrôle, mais leurs constantes de temps sont tellement rapides en comparaison avec celles des autres variables du procédé

(kappa, température, concentration, etc.) que l'on peut considérer qu'ils sont ajustés directement. Cette hypothèse permet de simplifier la programmation de la simulation sans pour autant nuire à la validité des résultats.

Tableau 5.2 Degrés de liberté et leurs contraintes respectives

DL	Var. contrôlées	Contraintes	Var. manipulées	Contraintes
1	*O T*	[-1 ; 1]	*O steam flow 1 and 2*	[-1 ; 1]
2	*D1 T*	[-1 ; 1]	*O steam flow 3*	[-0.99 ; 3]
3	*E T*	[-1 ; 1]	*D_1 steam flow*	[-0.99 ; 1]
4	*E washer [OH^-]*	[-1 ; 1]	*E caustic flow*	[-3 ; 3]
5	*D_2 T*	[-1 ; 1]	*E steam flow*	[-0.99 ; 3]
6	*Washer no. 4 DF*	[-1 ; 1]	*Mill water flow*	[-1 ; 10]
7	*Washer no. 5 DF*	[-1 ; 1]	*D_1 wash water flow*	[-1 ; 1]
8	*Washer no. 6 DF*	[-1 ; 1]	*Split fraction 4*	[-0.8 ; 0.09]
9	*Washer no. 7 DF*	[-1 ; 1]	*D_2 wash water flow*	[-0.05 ; 0.05]
10	*O washer effluent T*	[-1 ; 1]	*Coolant flow*	[-0.95 ; 1]
11	*O washer inlet consistency*	[-1 ; 1]	*Split fraction 3*	[-0.4 ; 0.4]
12	*O P*	[-1 ; 1]	*Oxygen flow*	[-1 ; 1]
13			*O caustic flow*	[-1 ; 1]
14			*D_1 water flow*	[-1 ; 1]
15			*E back flush flow*	[-1 ; 1]
16			*D_2 caustic flow*	[-1 ; 1]

5.1.2 Contraintes

Il y a un total de 56 contraintes dans ce problème d'optimisation (Tableau 5.2). Les contraintes concernent les conditions d'opération du procédé de blanchiment et les limites mécaniques des valves. Ainsi, il y a 24 contraintes liées aux conditions d'opérations et 32 aux valeurs des variables manipulées. En ce qui concerne les contraintes des variables manipulées, elles sont inflexibles, c'est-à-dire quelles sont limitées par les débits maximums ou minimums pouvant circuler dans les conduites.

Pour ce qui est des contraintes sur les conditions d'opération, les limites ne sont pas définies aussi clairement. En général, toutes les variables du procédé sont mises à

l'échelle entre [-1 , 1]. Il a été décidé d'utiliser les bornes servant à la mise à l'échelle comme contraintes pour tous les points de consigne. Cette hypothèse restreint l'amplitude des changements, mais assure que les conditions d'opération choisies par l'optimisation seront réalistes. Par exemple, la température de la tour à oxygène (*O T*) est caractérisée de la façon suivante:

- Valeur nominale : $y_{nom} = 371$[1]
- Facteur de mise à l'échelle : $dy = 3$

$$y_{échelle} = \frac{y - y_{nom}}{dy}$$

Ce qui signifie que y = [368 , 374] est équivalent à $y_{échelle}$ = [-1 , 1]. On pourrait bien sûr fixer une température de 365 degrés et le procédé demeurerait opérable. Par contre, rien n'indique que la réaction de délignification dans la tour à oxygène s'effectuerait efficacement sous 368 degrés. De plus, selon Castro (2002), le facteur de mise à l'échelle a été déterminé selon l'écart attendu sur chaque variable. Ces valeurs ne sont donc pas forcément les contraintes réelles du procédé, mais pour ce projet d'optimisation, elles seront considérées comme si elles l'étaient. Il est évident que pour l'optimisation d'une usine réelle, il faudrait faire du cas par cas en évaluant les contraintes des équipements et de chaque réaction chimique dans le procédé.

Castro (2002) fourni tout de même quelques pistes. Il y a dix contraintes explicites sur les états dans le secteur de blanchiment, soit les bornes inférieures et supérieures des cinq variables du Tableau 5.3.

---

[1] Les unités physiques (°C, kPa, kg, etc.) ne sont pas disponibles dans la simulation. Pour cette raison, aucune unité n'est affichée dans ce mémoire, sauf à de très rares endroits lorsque défini par *Castro*.

Tableau 5.3 Contraintes explicites

Contraintes	Limites
D_2 production rate	[-1 ; 2]
O kappa	[-1 ; 1]
Storage V	[-0.1 ; 0.1]
O washer effluent T	[-1 ; 1]
D_2 V	[0 ; 0.1]

Parmi celles-ci, seul *O washer effluent T* est un degré de liberté. Les quatre autres variables en caractères gras sont en boucles fermées et leurs points de consigne sont fixes. Les contraintes sur ces quatre variables n'ont pas été inclues initialement dans l'algorithme d'optimisation, puisqu'elles étaient éloignées des bornes et il n'y avait aucun risque de saturation. Cependant, pour être rigoureux, il aurait été préférable de les inclure. Notons tout de même que la fonction objectif pénalise déjà tout écart du point de consigne pour les variables de qualité et de taux de production.

Pour conclure, au cours de l'optimisation, toutes les contraintes ont été resserrées de δ = 5%. En effet, les contraintes ont été toutes multipliées par $(1-\delta)$ = 0.95, les faisant passer par exemple de

$$[-1 , 1] \quad \text{à} \quad [-0.95 , 0.95]$$

Il y a deux raisons à cela. La première, c'est que parmi les degrés de liberté, plusieurs sont des variables manipulées (valves) et il est préférable d'éviter la saturation des actionneurs afin de pouvoir les réajuster en cas de perturbations. La seconde raison, c'est que les variables de sortie sont affectées par le bruit de mesure, le signal d'excitation (lorsque qu'il y a de l'adaptation) et de différentes perturbations. Pour ces raisons, il est important de laisser un certain facteur de sécurité δ, qui dans le cas actuel, est tout à fait arbitraire, car il pourrait être modifié à la baisse ou à la hausse. Il serait encore plus efficace d'avoir un vecteur $\boldsymbol{\delta}$ dans lequel il y aurait un δ_i propre à chaque variable. Ces δ_i seraient fonction de la variance de chaque variable. Par contre, puisque ces données ne sont pas disponibles, un facteur commun est utilisé.

5.1.3 Coûts

Les coûts de fonctionnement du procédé papetier dépendent des prix de la matière première, de l'énergie et des produits chimiques. Le Tableau 5.4 présente les éléments qui affectent les coûts et/ou les profits de l'usine. Les coûts sont exprimés en dollars *US*. Les éléments en caractères gras dans le tableau sont ceux qui affectent les coûts du secteur de blanchiment et qui ont un effet direct sur la fonction objectif. Ceux qui ne sont pas en caractères gras sont utilisés uniquement dans d'autres secteurs du procédé. Les unités de débit ne sont pas indiquées clairement dans la simulation, mais il existe une routine dans la simulation de Castro (2002) qui permet de calculer les coûts et/ou profits pour chacun des secteurs de l'usine.

Tableau 5.4 Liste des coûts et des revenus

	Coût ($ US/kg)
Copeaux de bois	3.86×10^{-2}
Vapeur basse pression (1 atm)	2.53×10^{-3}
Vapeur moyenne pression (7.8 atm)	5.18×10^{-3}
Vapeur haute pression (35 atm)	7.94×10^{-3}
Eau de refroidissement	5.3×10^{-5}
Eau de procédé	1.321×10^{-5}
NaOH	0.20
Oxygène	0.15
ClO_2	1.00
Na_2SO_4	0.100
CaO	0.063
Gaz naturel	0.170
Pâte	0.33

5.1.4 Fonction objectif

La fonction objectif pour l'optimisation est simple à définir. Il s'agit des coûts de fonctionnement par minute pour le secteur de blanchiment. Les coûts se divisent en quatre grandes catégories ; la matière première, les produits chimiques, l'énergie et l'eau de procédé. Les copeaux de bois constituent l'unique matière première. Les

produits chimiques ajoutés regroupent le NaOH, le ClO_2 et l'oxygène. Quant aux coûts reliés à énergie, ils sont divisés entre la vapeur (basse, médium et haute pression) et l'eau de refroidissement.

Finalement, les critères de production et de qualité de la pâte ont aussi été ajoutés à la fonction objectif. Ainsi, le taux de production de pâte blanchie, le kappa à la sortie des tours O et E et la blancheur de la pâte ont une influence sur la fonction objectif. En effet, une pénalité est ajoutée lorsqu'il y a une erreur entre les critères précédents et leurs points de consigne. La fonction objectif J_c est la suivante :

$$J_c = \sum_i Q_i C_i + M \sum_j \varepsilon_j^2$$

où Q_i est le débit en kilogramme de chaque élément, C_i est le coût par kilogramme de chaque élément et ε_j est l'écart avec le point de consigne. M est un vecteur de pondération. Les poids du vecteur de pondération sont assez élevés puisque les erreurs sont relativement petites. Ceci s'explique entre autre par le fait que les variables sont toutes mises à l'échelle. Par ailleurs, durant les tests effectués, il a été remarqué que le terme

$$M \sum_j \varepsilon_j^2$$

a peu d'influence sur la fonction objectif. Cela s'explique par le fait que lorsque t tend vers l'infini, l'erreur tend vers zéro puisque les critères de qualités et le taux de production sont en boucles fermées. Cette sommation est conservée dans le but d'atténuer les oscillations en régime transitoire (voir annexe B). Cependant, il a été remarqué que s'il y a des oscillations trop fortes qui affectent la qualité de la pâte, il est préférable d'augmenter la constante du filtre dans l'algorithme d'optimisation-IMC. Ainsi, les changements de consigne seront plus petits et causeront moins de perturbations sur les critères de qualité. Toutefois, le prix à payer est que la convergence vers l'optimum sera plus longue, vu qu'il faudra faire beaucoup plus d'échelons sur les points de consigne.

5.1.5 Modèle et Plan factoriel

La méthode d'optimisation-IMC requiert un modèle réduit du procédé. Celui-ci est obtenu de façon empirique à l'aide d'un plan factoriel. Initialement, il y avait 18 degrés de libertés ; les 16 degrés de liberté du Tableau 5.2 et les niveaux du réservoir de stockage et de la tour D_2. Le nombre de variables est très élevé et il faut donc se restreindre à un modèle linéaire pour commencer. Ainsi, un plan factoriel de résolution *IV* a été construit, soit un plan fractionnaire 1/4096. Le nombre de tests requis est $n = 2^{(18-12)} = 64$. Le logiciel *STATISTICA* a été utilisé pour générer tous les plans factoriels en raison de la complexité de ceux-ci. Les coefficients du modèle statique sont présentés au Tableau 5.5 et le modèle qui en résulte est le suivant :

$$y = \sum_{i=0}^{18} b_i u_i = b_0 + b_1 u_1 + b_2 u_2 + \ldots + b_{18} u_{18} \quad \text{où} \quad u_0 = 1$$

La limite de confiance pour les paramètres du modèle a été fixée à 95%. Le modèle construit est par conséquent assez représentatif du procédé, du moins près du point nominal, où les données ont été recueillies. De plus, la valeur ***p*** (*p-level*) a été fixée à 0.05. Cette dernière indique si les valeurs des paramètres sont statistiquement significatives, c'est-à-dire qu'elle quantifie la probabilité d'erreur. Les paramètres dont la valeur p est inférieure à 0.05 sont valables. Pour les autres paramètres, plus la valeur est grande par rapport à 0.05 et plus la valeur du paramètre risque d'être fausse.

Tableau 5.5 Résultats pour le modèle linéaire

	Mesures (régresseur)	Coefficients	*p*	Limite de conf. -0.95%	Limite de conf. +0.95%
Constante	1	21.444	0.000	21.441	21.447
VAR1	***O T***	**-0.015**	**0.445**	**-0.055**	**0.025**
VAR2	***D_1 T***	**-0.035**	**0.085**	**-0.075**	**0.005**
VAR3	*E T*	-0.728	0.000	-0.768	-0.688
VAR4	*E washer [OH']*	0.390	0.000	0.350	0.430
VAR5	*D2 T*	0.200	0.000	0.160	0.240
VAR6	*Washer no. 4 DF*	1.113	0.000	1.073	1.152
VAR7	*Washer no. 5 DF*	0.194	0.000	0.154	0.234
VAR8	*Washer no. 6 DF*	0.054	0.009	0.014	0.094
VAR9	*Washer no. 7 DF*	0.193	0.000	0.153	0.233
VAR10	***Storage V***	**-0.003**	**0.875**	**-0.043**	**0.037**
VAR11	*O washer effluent T*	1.202	0.000	1.162	1.241
VAR12	*O washer inlet cons.*	-0.045	0.028	-0.085	-0.005
VAR13	*O P*	0.043	0.037	0.003	0.082
VAR14	***D_2 V***	**0.000**	**1.000**	**-0.040**	**0.040**
VAR15	*O caustic flow*	0.560	0.000	0.520	0.600
VAR16	*D_1 water flow*	0.146	0.000	0.106	0.186
VAR17	*E back flush flow*	0.088	0.000	0.048	0.128
VAR18	***D_2 caustic flow***	**0.006**	**0.753**	**-0.034**	**0.046**

Par exemple, les paramètres de la dixième variable (*Storage V*) et la 14^e variable (D_2 *V*) ont une valeur *p* de 0.875 et 1.000, ce qui les rend très peu fiables. De plus, on remarque que les paramètres de ces deux volumes sont presque nuls, ils n'ont donc pas d'effet sur le coût du procédé et ainsi pas d'effet sur la fonction objectif. De plus, ces variables sont des intégrateurs et tout changement entraîne de très fortes perturbations dans le restant du procédé. Pour ces raisons, ces deux degrés de liberté sont retirés, ce qui fait passer le nombre de degrés de liberté de 18 à 16 comme indiqué au Tableau 5.2. Finalement, parmi les 16 degrés de liberté sélectionnés initialement, le plan factoriel linéaire (Tableau 5.5) a permis d'en éliminer trois autres ; *O T*, *D1 T* et D_2 *caustic flow*, puisqu'ils n'étaient pas fiables. Les 13 valeurs retenues sont présentées dans le Tableau 5.6.

Tableau 5.6 Paramètres du modèle de la fonction objectif

DL		Paramètres du modèle
	Constante	***21.444***
3	***E T***	***-0.728***
4	***E washer [OH⁻]***	***0.390***
5	***D_2 T***	***0.200***
6	***Washer no. 4 DF***	***1.113***
7	***Washer no. 5 DF***	***0.194***
8	***Washer no. 6 DF***	***0.054***
9	***Washer no. 7 DF***	***0.193***
10	***O washer effluent T***	***1.202***
11	***O washer inlet consistency***	***-0.045***
12	***O P***	***0.043***
13	***O caustic flow***	***0.560***
14	***D_1 water flow***	***0.146***
15	***E back flush flow***	***0.088***

Dans l'exemple du CSTR, l'utilisation d'un modèle quadratique s'est révélée très efficace, en ce sens que la prédiction du modèle était bien meilleure que celle du modèle linéaire, d'où l'idée de créer un modèle non linéaire pour le procédé de blanchiment. Cependant, avec 13 variables, le nombre de tests est astronomique. Le logiciel *STATISTICA* est limité à 10 variables lors de plan factoriel à trois niveaux (N = 3), ce qui représente déjà 243 tests. Si l'on considère un plan factoriel à neuf variables, il est possible d'obtenir un modèle en 81 tests, un nombre qui est beaucoup plus acceptable en temps de calcul. Les neuf degrés de liberté du Tableau 5.5, dont les coefficients indiquent la plus forte influence sur les coûts, ont été sélectionnés. Un modèle a été généré selon les même critères que pour le modèle linéaire, soit un intervalle de confiance de 95 % et une valeur p de 0.05.

$$\hat{y} = b_0 + \sum_{i=1}^{9} b_{(2i-1)} u_i + \sum_{i=1}^{9} b_{(2i)} u_i^{\,2} = b_0 + b_1 u_1 + b_2 u_1^{\,2} + \ldots + b_{17} u_9 + b_{18} u_9^{\,2}$$

Les résultats sont présentés dans le Tableau 5.7. Tous les paramètres linéaires du modèle sont statistiquement significatifs et très similaires à ceux obtenus pour le modèle linéaire. Cependant, huit des neuf degrés de liberté ont un paramètre quadratique dont la valeur p indique qu'ils ne sont pas statistiquement fiables, donc possiblement faux. Seule la variable *O washer effluent T* possède un paramètre quadratique significatif. Il est important de préciser que le plan factoriel ne couvre pas tout le domaine, mais seulement une zone de 8% autour du point nominal. Il est de ce fait bien possible que la surface de la fonction objectif soit relativement plate à l'intérieur de cette zone. La contribution des termes quadratiques est ainsi presque nulle. Puisque le modèle quadratique n'est pas plus fiable que le modèle linéaire, ce dernier sera utilisé puisqu'il utilise plus de degrés de liberté.

$$y = b_0 + \sum_{i=1}^{13} b_i u_i = b_0 + b_1 u_1 + b_2 u_2 + \ldots + b_{13} u_{13}$$

Tableau 5.7 Résultats pour le modèle quadratique; (L) coefficients linéaires, (Q) coefficients quadratiques

	Mesures (régresseur)	Coefficients	*p*	Limite de conf. -0.95%	Limite de conf. +0.95%
Constante	1	21.536	0.000	21.530	21.542
VAR1 (L)	D_1 *T*	-0.045	0.000	-0.067	-0.024
(Q)		0.136	**0.567**	-0.338	0.610
VAR2 (L)	*E washer [OH-]*	0.391	0.000	0.369	0.413
(Q)		0.253	**0.289**	-0.220	0.727
VAR3 (L)	D_2 *T*	0.201	0.000	0.179	0.223
(Q)		-0.009	**0.971**	-0.482	0.465
VAR4 (L)	*Washer no. 4 DF*	1.087	0.000	1.065	1.109
(Q)		0.170	**0.476**	-0.304	0.644
VAR5 (L)	*Washer no. 5 DF*	0.194	0.000	0.172	0.216
(Q)		-0.003	**0.991**	-0.476	0.471
VAR6 (L)	*O washer effluent T*	1.205	0.000	1.183	1.227
(Q)		-15.057	0.000	-15.531	-14.583
VAR7 (L)	*O P*	0.047	0.000	0.026	0.069
(Q)		-0.013	**0.956**	-0.487	0.461
VAR8 (L)	*O caustic flow*	0.572	0.000	0.550	0.594
(Q)		0.002	**0.994**	-0.472	0.476
VAR9 (L)	D_1 *water flow*	0.143	0.000	0.122	0.165
(Q)		0.038	**0.873**	-0.436	0.512

L'idée qu'un modèle quadratique puisse mieux représenter le procédé n'est pas mise de côté pour autant. Ce concept sera réutilisé dans la section 5.3 qui traite d'adaptation.

5.2 Résultats du cas de base

Le premier résultat d'optimisation en temps réel obtenu en utilisant la méthode d'optimisation-IMC hybride est présenté à la Figure 5.2. Les coûts de fonctionnement sont réduits de 21.30$/min à 19.15$/min, une économie 10.1%. Pour obtenir ce résultat, l'optimiseur a modifié successivement les 13 points de consigne et variables manipulées tel que présenté à la Figure 5.3. Sur cette dernière figure, on remarque qu'il n'y a que trois degrés de liberté pour lesquels les contraintes ne sont pas actives; *Washer 4 DF*, *Washer 7 DF* et *O washer effluent T* (Tableau 5.8). Les dix autres degrés de liberté atteignent soit la limite supérieure ou la limite inférieure. Il est important de noter que sur la Figure 5.3, il y a plusieurs trajectoires qui se superposent parmi celles qui se rendent aux contraintes. Dans le Tableau 5.8, il y a aussi trois degrés de liberté (DL-1, DL-2 et DL-16) qui n'ont pas été modifiés puisque le modèle n'était pas fiable pour ces variables. Elles restent donc à leur valeur nominale (0.0).

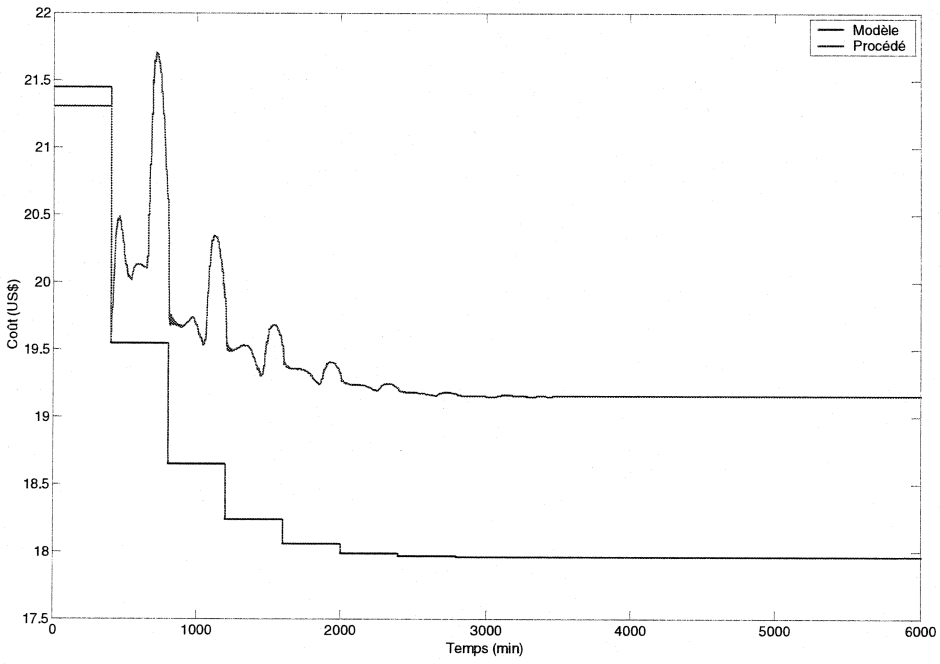


Figure 5.2 Minimisation des coûts de blanchiment

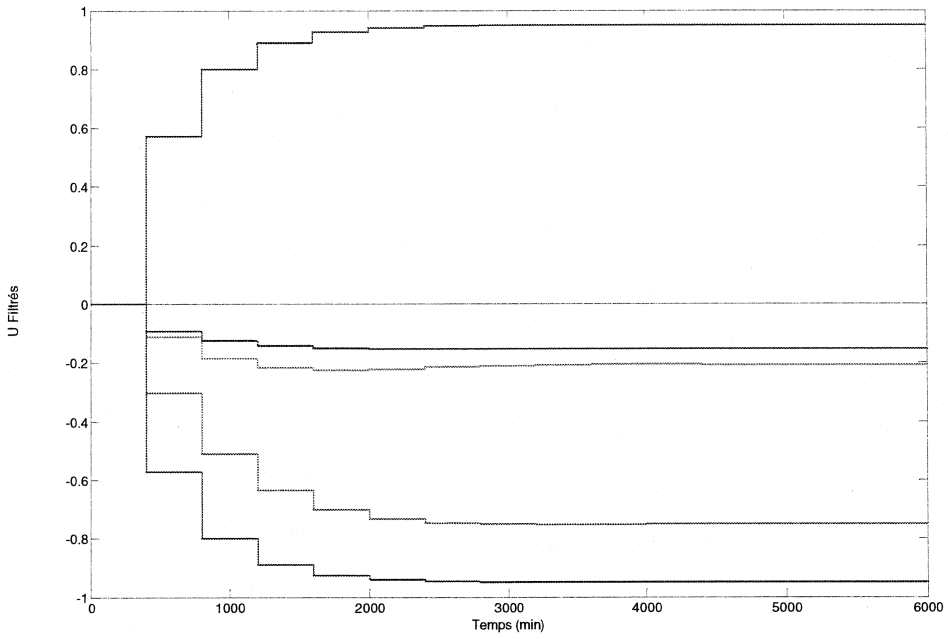


Figure 5.3 Séries d'échelons pour atteindre les conditions d'opération optimales

Tableau 5.8 Conditions optimales

	DL	Contraintes modifiées	Optimum	Optimum avec adaptation
1	*O T*	[-0.95 , 0.95]	0	0
2	*D1 T*	[-0.95 , 0.95]	0	0
3	*E T*	[-0.95 , 0.95]	0.95	0.95
4	*E washer [OH]*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
5	*D_2 T*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
6	*Washer no. 4 DF*	[-0.95 , 0.95]	**-0.21**	**-0.21**
7	*Washer no. 5 DF*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
8	*Washer no. 6 DF*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
9	*Washer no. 7 DF*	[-0.95 , 0.95]	**-0.15**	**-0.15**
10	*O washer effluent T*	[-0.95 , 0.95]	**-0.75**	0.95
11	*O washer inlet consistency*	[-0.95 , 0.95]	0.95	0.95
12	*O P*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
13	*O caustic flow*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
14	*D_1 water flow*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
15	*E back flush flow*	[-0.95 , 0.95]	-0.95	-0.95
16	*D_2 caustic flow*	[-0.95 , 0.95]	0	0

Il est apparent sur la Figure 5.2 que les échelons sur les consignes entraînent des oscillations dans le système. Dans cette simulation, une constante de filtre $\rho = 0.4$ a été utilisée afin d'accélérer le déplacement vers l'optimum. Les échelons se font à toutes les 400 minutes (6.6 heures), donc environ un changement à chaque quart de travail dans une usine. Si tout se passe bien, le procédé atteint son optimum après 3000 min, c'est-à-dire 2.1 jours.

Néanmoins, d'autres trajectoires peuvent être proposées, toujours dans le but de faire le meilleur compromis entre la robustesse et la performance. Par exemple, il semble logique de suggérer d'utiliser une constante de temps un peu plus grande lorsque le procédé est loin de l'optimum afin de limiter les trop grands échelons qui peuvent perturber un peu trop la production et les propriétés de la pâte. Par la suite, lorsque le procédé fonctionne un peu plus près de l'optimum, la constante de temps pourrait être diminuée afin de répondre rapidement aux perturbations. Mais encore une fois, pour appliquer cette logique à un procédé réel, il faudrait analyser le comportement dynamique de ce procédé. Toutefois, cela montre la flexibilité et la facilité de réglage de la méthode d'optimisation-IMC.

Les quatre figures de l'annexe B montrent justement les variables qui subissent ces perturbations lors des changements de conditions d'opération; le taux de production et les propriétés de la pâte. La première constatation est que seul le kappa de la tour O subit de fortes perturbations. En effet, le kappa varie de près de 0.25 (en variable mise à l'échelle), alors que pour les trois autres variables contrôlées (taux de production, kappa de la tour E et blancheur) les valeurs ne varient pas plus de 0.06. Dans tous les cas, les corrections provenant des boucles de rétroaction sont minimes et par conséquent les variables manipulées sont loin des contraintes et de la saturation.

5.3 Adaptation

La simulation précédente a mis en évidence un écart important entre la prédiction du modèle réduit et les vrais coûts de fonctionnement du secteur de blanchiment. L'estimation des paramètres va être tentée afin de régler ce problème (Figure 5.4). Il n'est pas essentiel d'adapter tous les paramètres. Krishnan, Barton et Perkins (1992) proposent d'adapter uniquement les paramètres pertinents. La méthodologie qu'ils proposent pour l'identification des paramètres importants ne sera pas utilisée ici, la sélection sera plutôt faite en se basant sur les résultats du plan d'expérience qui a été réalisé précédemment. Cependant, l'idée est la même, soit de conserver les paramètres qui ont le plus d'influence sur la fonction objectif et qui sont fiables. À partir du Tableau 5.5, cinq paramètres ont été extraits en plus de la constante. Ils sont présentés au Tableau 5.9. Ce sont les paramètres qui ont les plus grands coefficients de régression et pour lesquels, la valeur p est inférieure à $1x10^{-3}$. Il y a trois ou quatre autres paramètres qui auraient pu être ajoutés à cette liste, mais afin de permettre une adaptation un peu plus facile et rapide, ces derniers seront omis.

Tableau 5.9 Variables utilisées pour l'adaptation

	Mesures (régresseur)	**Coefficients**	**Limite de conf. inférieure**	**Limite de conf. supérieure**
Constante	1	**21.444**	21.441	21.447
VAR3	*E T*	**-0.728**	-0.768	-0.688
VAR4	*E washer [OH']*	**0.390**	0.350	0.430
VAR6	*Washer no. 4 DF*	**1.113**	1.073	1.152
VAR11	*O washer effluent T*	**1.202**	1.162	1.241
VAR15	*O caustic flow*	**0.560**	0.520	0.600

Durant la création des modèles par plan factoriel, une tentative a été faite de générer un modèle quadratique, donc non linéaire. Cependant, tel que démontré au Tableau 5.7, un seul des neuf coefficients quadratique identifié était statistiquement significatif. Une deuxième tentative pour obtenir un modèle quadratique sera faite, mais cette fois en

passant par l'adaptation des paramètres. Le régresseur qui contient déjà les variables du Tableau 5.9 sera augmenté de cinq termes. Le nouveau régresseur devient :

$$\phi(t) = [1 \;\; u_1 \;\; u_1^2 \;\; u_2 \;\; u_2^2 \;\; u_3 \;\; u_3^2 \;\; u_4 \;\; u_4^2 \;\; u_5 \;\; u_5^2]$$

Le modèle devient donc non linéaire dans le régresseur. L'identification par la méthode des moindres carrés résoudra le problème suivant afin d'estimer le vecteur des paramètres $\hat{\theta}(t)$.

$$\min_{\hat{\theta}(t)} J_A(t) = \sum_{i=1}^{t} [y(i) - \hat{y}(i)]^2$$

$$\hat{y} = \hat{\theta}^T(t)\phi(t) + \sum_{j=1}^{8} b_j u_j$$

$$\hat{y} = b_0 + b_1u_1 + b_2u_1^2 + b_3u_2 + b_4u_2^2 + b_5u_3 + b_6u_3^2 + b_7u_4 + b_8u_4^2 + b_9u_5 + b_{10}u_5^2 + \sum_{j=1}^{8} b_j u_j$$

Il faut noter que l'évaluation de la fonction coût ne se fait pas uniquement avec les paramètres estimés. Les huit paramètres qui n'ont pas été sélectionnés dans l'algorithme d'adaptation seront tout de même présents dans l'évaluation de la fonction coût.

Un des principaux inconvénients de l'adaptation, c'est que la résolution par la méthode des moindres carrés et le signal d'excitation vont perturber le procédé, et surtout lorsque aucun estimé initial n'est disponible pour les paramètres. Dans le cas présent, il faut tirer avantage de tous les coefficients linéaires (effets primaires) qui ont été déterminés à l'aide du plan factoriel. Cela évite d'avoir des zéros partout dans l'estimé initial. Par contre, l'estimé initial pour les coefficients de la partie non linéaire du modèle sera de zéro, faute de mieux. Le gain d'adaptation utilise un facteur d'oubli constant de 0.99 et la matrice de gain est initialisée à

$$F(0) = \frac{1}{\alpha} I_{11\times 11} = \frac{1}{\alpha} \times \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & & 0 & 0 \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ 0 & 0 & & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & 1 \end{bmatrix}_{11\times 11} \quad \text{avec } \alpha = 0.1$$

De plus, afin de minimiser les perturbations sur le procédé, l'adaptation et l'optimisation ne seront pas débutées en même temps tel que proposé par Bamberger et Isermann (1978). En effet, ces derniers proposent de débuter l'adaptation des paramètres et d'attendre que celle-ci soit partiellement complétée avant de débuter l'optimisation. De cette façon, il y aura un bon estimé des paramètres autour du point nominal. Par la suite, lorsque l'optimisation a lieu et que les points de consigne sont changés, l'adaptation n'a qu'à suivre les changements. Toujours selon Bamberger et Isermann (1978), ils recommandent de diminuer l'amplitude du signal d'excitation une fois que l'optimisation débute afin de ne pas perturber inutilement le procédé. Toujours afin de minimiser les oscillations, la constante de filtre est fixée à 0.6.

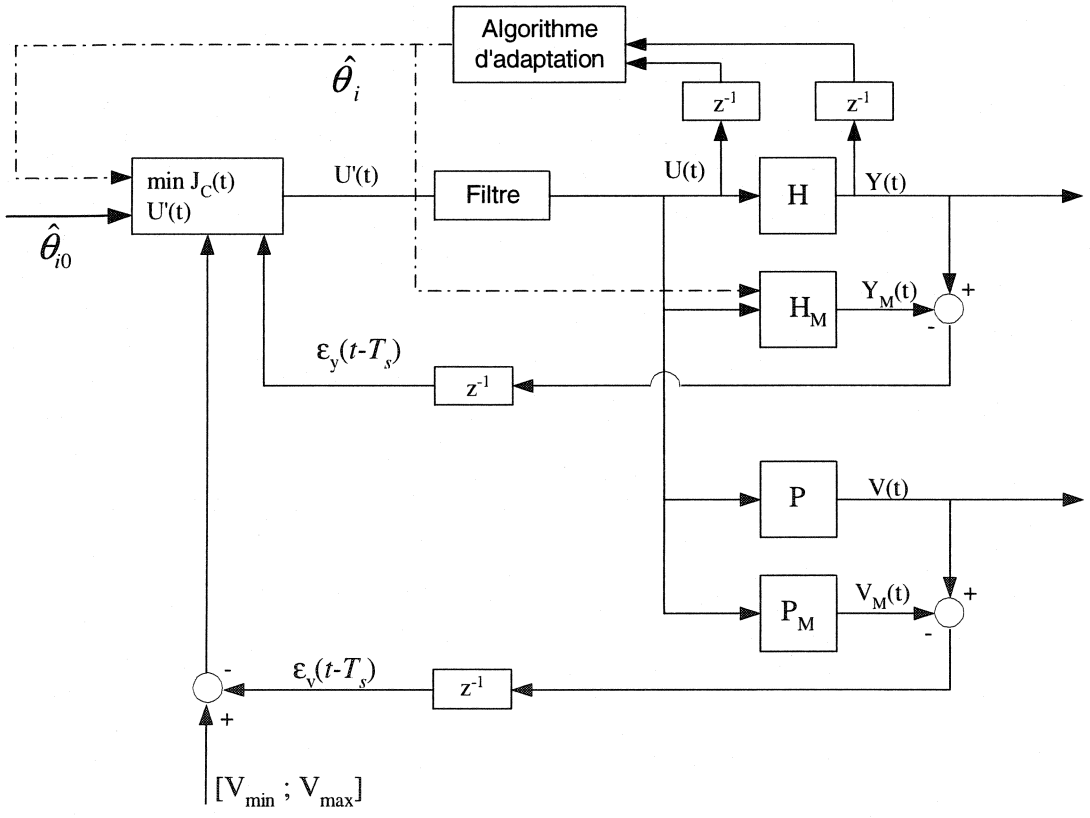


Figure 5.4 Optimisation-IMC hybride avec estimation de paramètres

5.3.1 Résultats avec adaptation

L'adaptation est d'abord effectuée pendant 20000 minutes (14 jours). Ensuite, l'optimisation est enclenchée et le signal d'excitation est coupé de moitié. Le délai d'adaptation initial de 14 jours n'est qu'un ordre de grandeur et pourrait possiblement être diminué. Cependant, durant ce test il était primordial d'assurer la stabilité et d'empêcher l'adaptation de faire osciller le procédé inutilement.

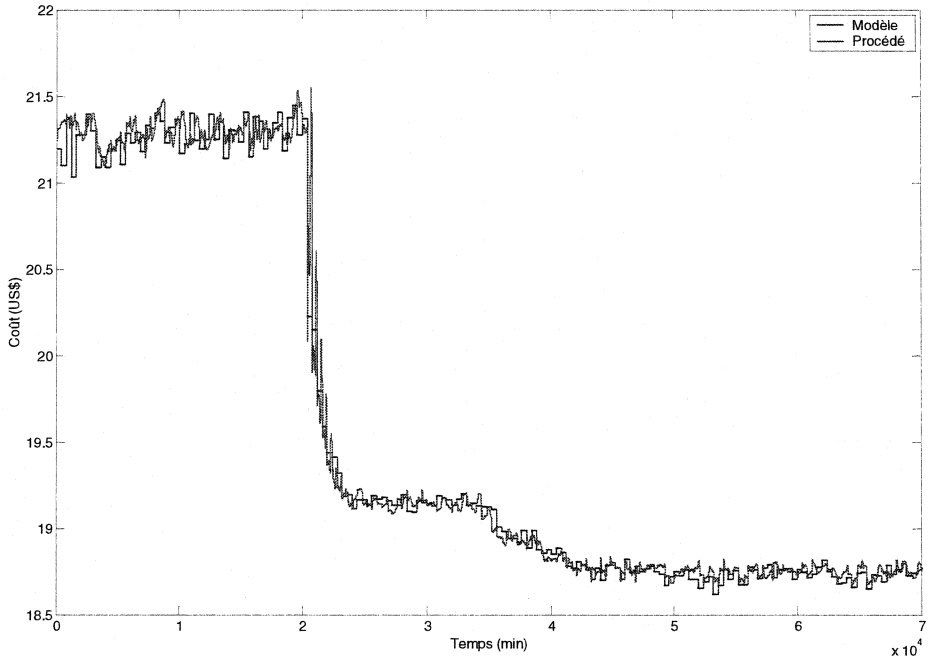


Figure 5.5 Minimisation des coûts de blanchiment avec estimation en ligne des paramètres

On remarque en premier lieu que l'adaptation est très efficace et que le modèle suit presque exactement le procédé. De plus, la minimisation est encore plus efficace lorsque couplée avec l'estimation des paramètres. En effet, les coûts passent de 21.30$/min à 18.76$/min (Figure 5.5), soit une réduction de 11.9%. Il y a donc eu une amélioration de 1.8% par rapport au cas de base sans adaptation. Il faut noter que dans le cas présent, la constante du filtre est de 0.6 afin de permettre à l'adaptation de suivre plus facilement les changements dans le procédé.

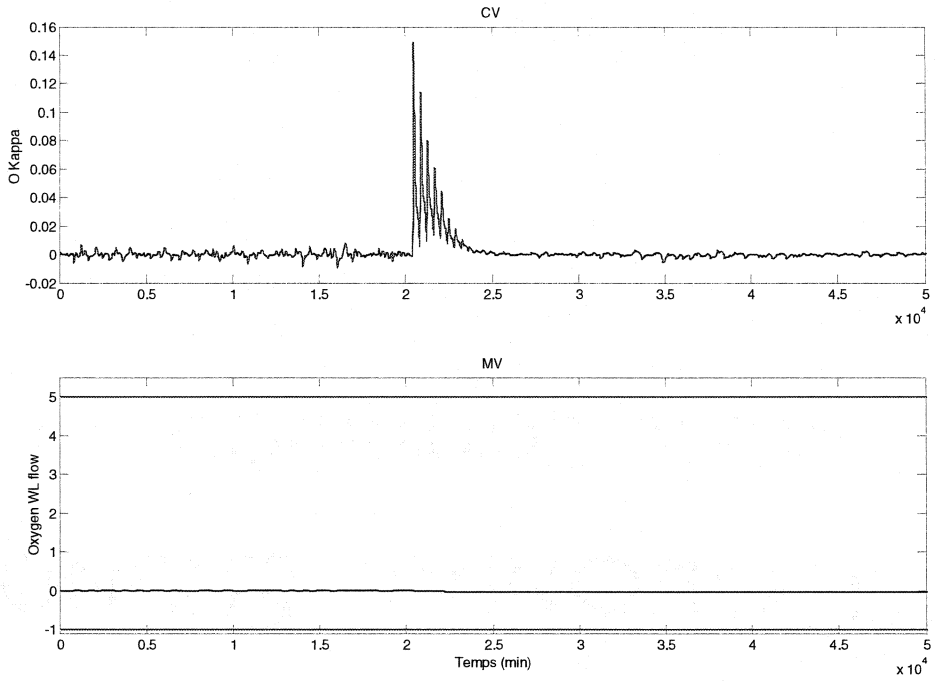


Figure 5.6 Perturbation affectant le kappa de la pâte sortant de la tour à oxygène

Cela a cependant un autre effet direct, on observe sur la Figure 5.6 que la perturbation maximale sur le kappa à la sortie de la tour O est que de 0.15 comparativement avec 0.25 pour le cas de base, où ρ était égal à 0.4. On remarque ainsi que l'adaptation en ligne des paramètres est très efficace en plus de ne pas déstabiliser le procédé. Par contre, la constante du filtre doit être bien réglée et on doit allouer suffisamment de temps à l'adaptation pour avoir un bon estimé des paramètres avant de commencer la phase d'optimisation.

La simulation de l'optimisation-IMC hybride du secteur de blanchiment avec estimation de paramètres est présentée à l'annexe C. On y retrouve toutes les variables du procédé, soit toutes les variables contrôlées et manipulées. On y remarque que toutes les contraintes sont respectées. La dernière colonne du Tableau 5.8 donne la valeur des conditions optimales. Cette fois-ci, il n'y a que deux degrés de liberté pour lesquels les contraintes ne sont pas actives.

5.4 Cas particuliers

Dans cette section, certains cas particuliers seront étudiés, ce qui permettra de voir l'effet de certaines modifications sur l'optimisation et de comparer les performances.

5.4.1 Bruit de mesure

Les simulations réalisées jusqu'à présent ont été effectuées dans un environnement idéal. En effet, chaque mesure représentait la valeur exacte dans le procédé. Cependant, tout procédé est affecté par des perturbations à haute fréquence et du bruit de mesure. Il est donc important de voir comment se comporte l'optimisation lorsque soumis à un bruit de mesure continuel sur toutes les mesures du procédé. La Figure 5.7 présente la minimisation dans cette situation. On remarque encore une fois qu'il y a un écart important entre le modèle et le procédé et qu'en plus le signal oscille. Malgré cela, l'optimisation fonctionne très bien et le coût de fonctionnement est ramené à la même valeur (19.15$US) que s'il n'y avait pas eu de bruit.

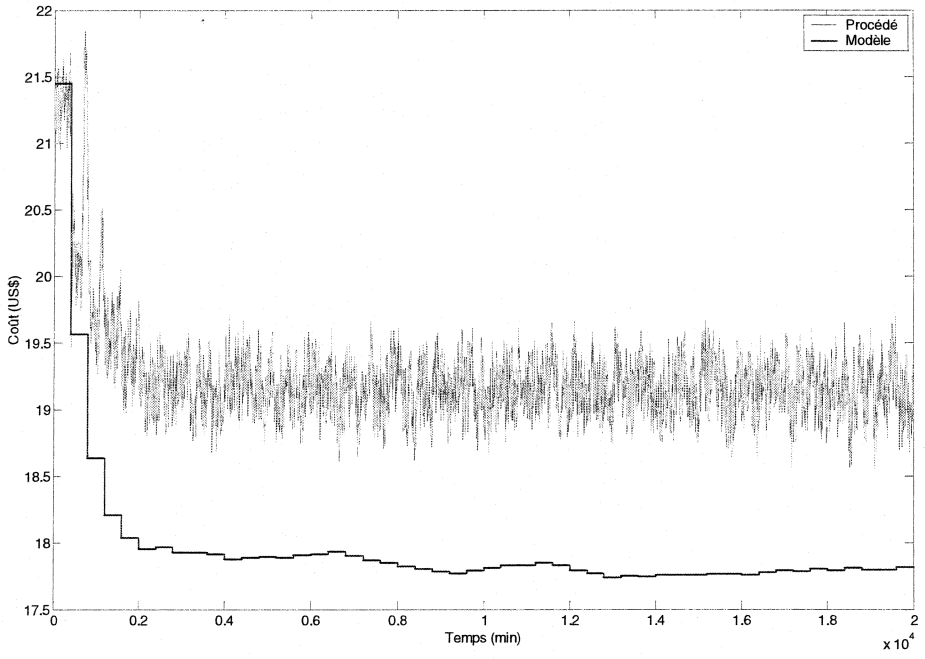


Figure 5.7 Optimisation avec bruit de mesure

Il faut tout de même mentionner qu'il n'a pas été possible de simuler avec un niveau de bruit très élevé, puisque la simulation devenait instable pour un niveau de bruit plus élevé. Ainsi, le bruit était de l'ordre de 2.5 à 5%, mais il aura été impossible de monter à un niveau de 10%.

Cependant, pour la simulation avec adaptations de paramètres, il est raisonnable de s'attendre à ce que la minimisation soit beaucoup plus difficile. Pourtant, il n'en est rien. L'algorithme ne semble pas avoir plus de difficultés que lorsqu'il n'y a que le signal d'excitation. Le coût de blanchiment final est dans les environs de 18.75 $US.

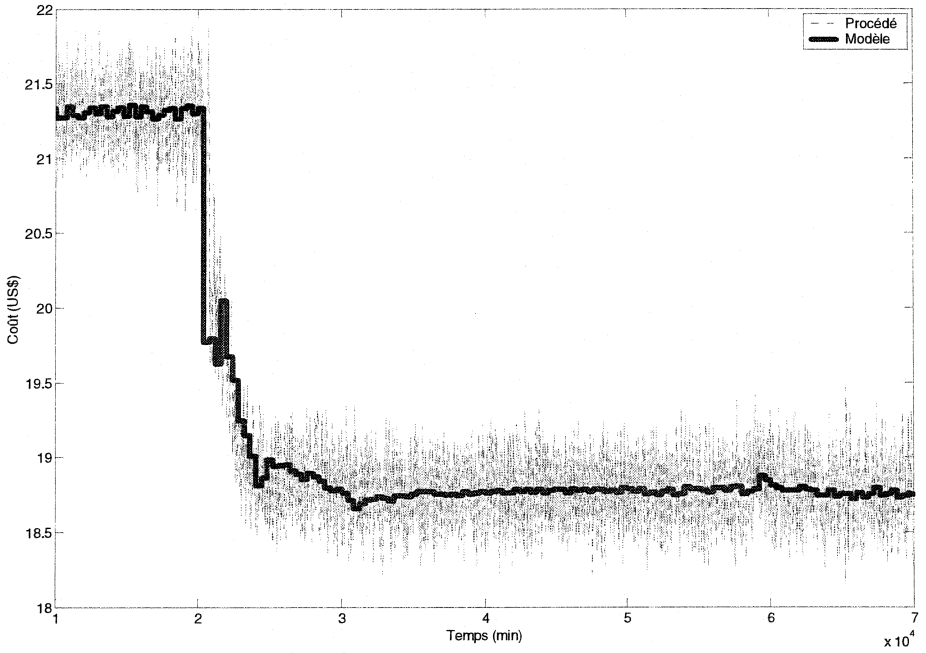


Figure 5.8 Optimisation avec bruit de mesure et adaptation

La seule différence majeure, c'est que l'estimation complète des paramètres prend beaucoup plus de temps. Par conséquent, la solution optimale est déterminée beaucoup plus tard comme le montre la Figure 5.9, où cela prend $6x10^4$ minutes avant que la solution converge pour le 10^e degré de liberté.

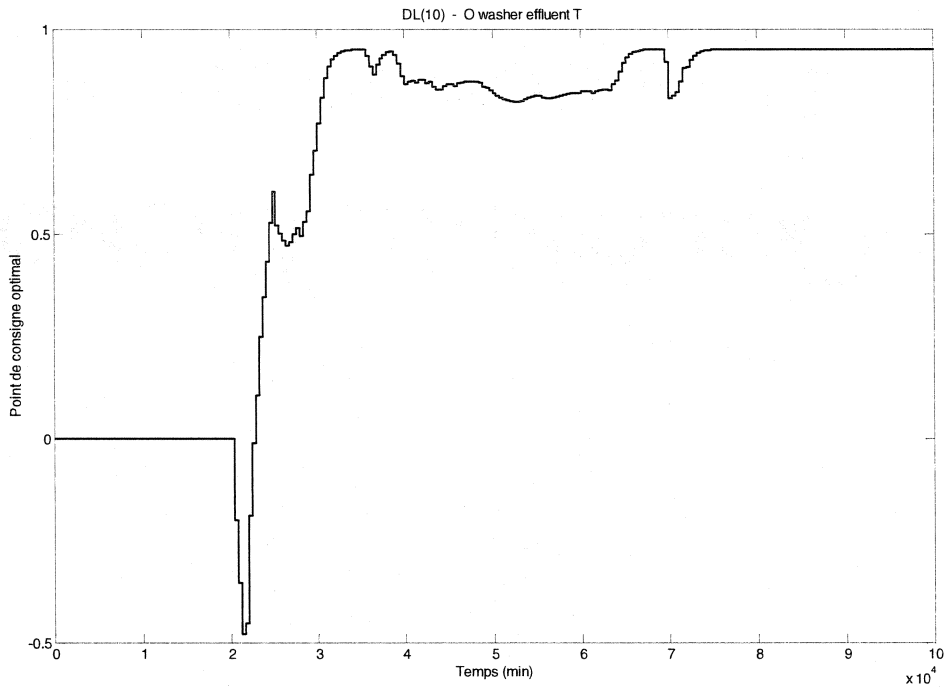


Figure 5.9 Convergence du point de consigne optimal pour la température de l'effluent du laveur de la tour O

5.4.2 Modèle avec paramètres incertains

Il a été remarqué dans le Tableau 5.5, que 3 des 16 degrés de liberté (*O T*, *D1 T* et D_2 *caustic flow*) ne devraient pas être utilisés, puisque le modèle représente difficilement l'effet de ces variables sur le coût du blanchiment. Pour cette raison, ces variables sont restées fixées à leurs valeurs nominales pour toutes les simulations précédentes. Cependant, quel est l'effet sur l'optimisation si l'on ajoute ces variables au modèle. La Figure 5.10 et la Figure 5.11 présentent ces deux simulations. Au premier coup d'œil, elles semblent similaires aux simulations précédentes et ce, peu importe s'il y a adaptation ou pas. Cependant, lorsque l'on observe attentivement, on remarque que l'optimum n'est pas le même.

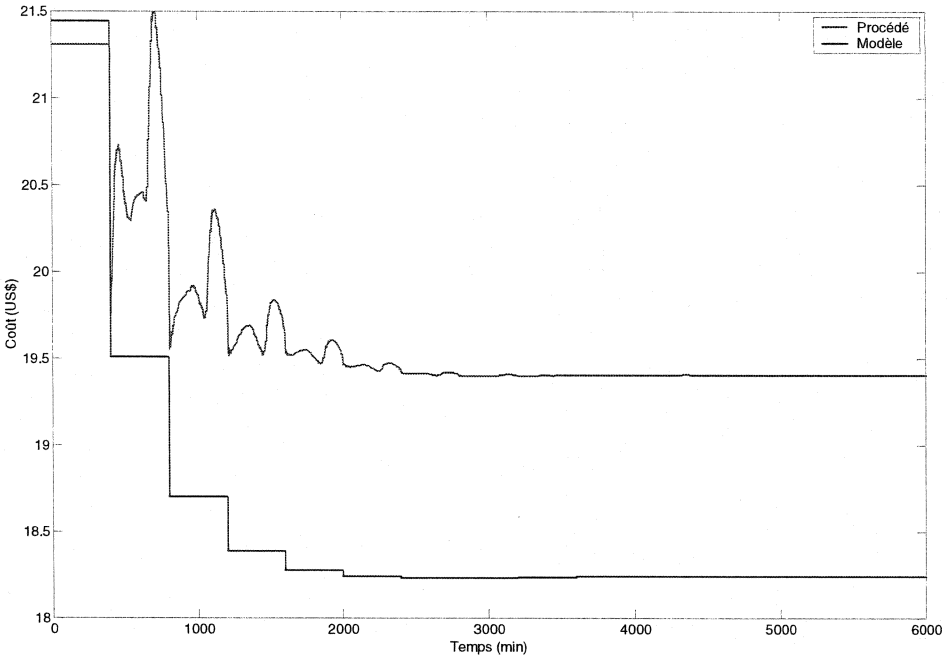


Figure 5.10 Optimisation avec 16 degrés de liberté, dont 3 incertains

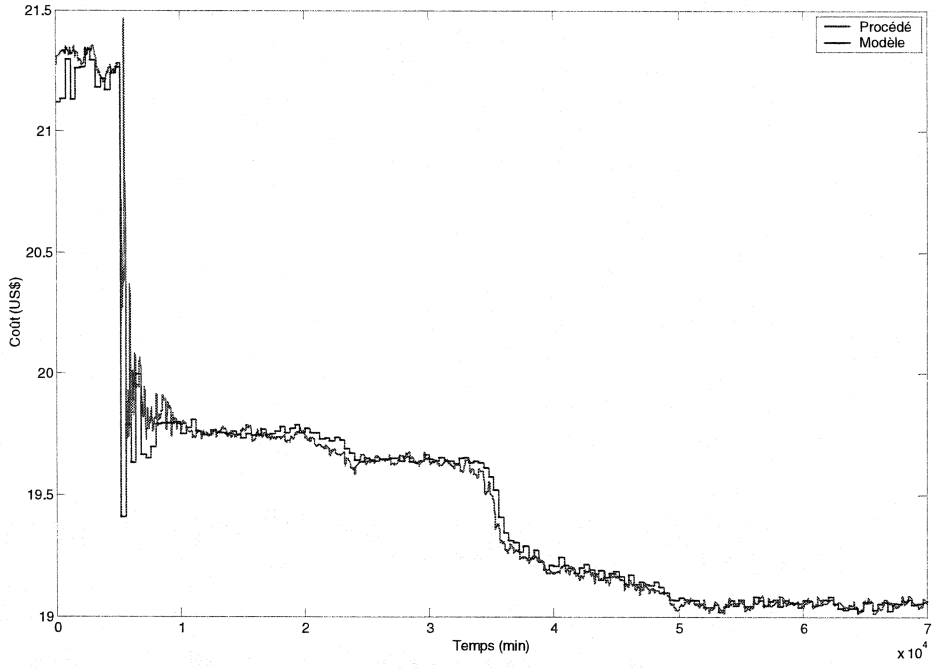


Figure 5.11 Optimisation avec adaptation à 16 degrés de liberté, dont 3 incertains

En effet, les coûts de blanchiment sont plus élevés de 1.2% et 1.4% respectivement pour les optimisations avec et sans adaptation (Tableau 5.10). Cela indique donc qu'il est très important lorsque l'on génère un modèle de s'assurer qu'il est représentatif du vrai procédé et comme on peut l'observer dans ce tableau, conserver des variables incertaines entraîne des pertes.

Tableau 5.10 Comparaison des performances entre le modèle à 13 DL et le modèle à 16 DL

	13 DL		16 DL	
	Base	**Adaptation**	**Base**	**Adaptation**
Optimum (US$/min)	19.15	18.76	19.40	19.06
Gain de performance	10.1%	11.9%	8.9%	10.5%

Ce dernier chapitre, qui vient d'être présenté, est le point central de tout le projet, soit de réaliser l'optimisation en temps réel d'un procédé papetier. Le procédé en question étant une simulation dynamique d'une usine de pâte kraft. Cependant l'optimisation s'est concentrée plus particulièrement sur le secteur de blanchiment. Ainsi, les degrés de liberté (16) et les contraintes (54) ont été déterminés en premier lieux. Ensuite, il a fallu identifier tous les éléments qui affectent les coûts de ce secteur et construire une fonction objectif pour l'optimisation.. Cette fonction objectif combine les coûts en matière première, en produits chimiques, en énergie et aussi l'écart sur les propriétés de la pâte et le taux de production. L'étape suivante fut de construire un modèle (13 degrés de liberté) à l'aide d'un plan factoriel. Il fut ensuite possible de réaliser quatre simulations en fonction des paramètres que l'on désirait étudier. Les quatre tests effectués sont : 1) le cas de base, 2) la simulation avec adaptation, 3) la simulation avec du bruit de mesure et 4) une simulation qui inclue des degrés de liberté pour lesquels les paramètres du modèle sont incertains. Dans tous les cas une diminution des coûts a été

obtenue. Par contre, le cas avec l'adaptation des paramètres fut le plus performant (-11.9%). Le bruit de mesure quant à lui ne fait que ralentir la convergence, puisque cela prend plus de temps à identifier les paramètres. Finalement, l'ajout de paramètres incertains dans le modèle réduit les performances. Ceci montre l'importance de la précision du modèle lorsque l'on utilise une méthode d'optimisation basée sur un modèle.

CHAPITRE 6 Conclusion

Le but de ce travail était de réaliser l'optimisation en temps réel d'un procédé de blanchiment de pâte kraft et ainsi de réduire les coûts de fonctionnement. Pour atteindre cet objectif, la première étape aura été d'évaluer la contrôlabilité de ce procédé en évaluant les interactions à l'aide de la méthode RGA. Cela a permis de confirmer que la structure du système de contrôle (pairage des entrées – sorties des boucles de rétroaction) est adéquate et efficace. L'étape suivante, consistait à trouver une méthode et l'optimisation-IMC a été sélectionnée. Cependant, cette méthode nécessite l'usage de deux modèles du procédé afin de réaliser la minimisation, dont un modèle statique détaillé qui n'est pas disponible pour ce procédé de blanchiment. Par conséquent cette méthode a été modifiée. En effet, la méthode originale est un algorithme d'optimisation au sens pur du terme, puisqu'il y aura itération jusqu'à la convergence de la solution optimale. En ce qui concerne la méthode d'optimisation-IMC hybride, elle est à mi-chemin entre une méthode d'optimisation et un contrôleur. Ainsi, l'optimisation est réalisée avec le modèle réduit tout en prenant en compte les corrections qui proviennent directement du procédé.

Cette étude aura donné des résultats positifs. Ainsi, les coûts de fonctionnement sont réduits de 10.1% et de 11.9% lorsque l'estimation en ligne des paramètres est ajoutée. Dans la majorité des cas, les degrés de liberté sont déplacés jusqu'aux contraintes. La tendance générale qui se dégage de résultats, c'est que la température est augmentée tout en réduisant l'ajout de produits chimique et d'eau. La consistance est quant à elle augmentée au maximum.

Recommandations

Il y a plusieurs améliorations possibles afin de prolonger ou du moins d'améliorer ce projet.

1) Le plus intéressant serait sans aucun doute d'appliquer cette méthode d'optimisation en temps réel à une usine afin de valider son efficacité.

2) Étendre l'optimisation en temps réel à l'ensemble de la simulation de l'usine de pâte kraft en ciblant 15 à 20 variables pertinentes, ce qui limiterait le nombre de changement de point de consigne et les perturbations, tous en permettant une optimisation globale du procédé.

3) Développer un modèle statique détaillé du procédé de blanchiment et utiliser la méthode d'optimisation-IMC originale afin de comparer si les résultats sont plus performants qu'avec la méthode hybride.

4) Étendre l'adaptation des paramètres sur plus de degrés de liberté, dont au moins les trois variables négligées initialement et possiblement sur les trois paramètres incertains.

RÉFÉRENCES

ARKUN, Y. et DOWNS, J. (1990). A General Method to Calculate Input-Output Gains and the Relative Gain Array for Integrating Processes, *Computers and Chemical Engineering*, 14:10, 1101-1110.

BAMBERGER W. et ISERMANN R. (1978). Adaptative On-line Steady-State Optimization of Slow Dynamic Processes, *Automatica*, 14, 223-230.

BRISTOL E. (1966). On a new measure of interaction for multi-variable process control. *IEEE Trans. Autom. Control*, 11:1, 133-134.

CASTRO J.J. (2002). *Modeling and Control of a Pulp Mill Process*. Ph.D. thesis, University of Delaware, USA.

CASTRO J.J. et DOYLE III, F.J. (2003). A Pulp Mill Benchmark Problem for Control: Problem Description, *Journal of Process Control*, 14:1, 17-29.

CUTLER C.R. et PERRY R.T. (1983). Real Time Optimization with Multivariable Control is Required to Maximize Profits, *Computers and Chemical Engineering*, 7:5, 663-667.

DARDY M.L. et WHITE D.C. (1988). On-Line Optimization of Complex Process Units, *Chemical Engineering Progress*, 84:10, 51-59.

DESBIENS A. et SHOOK A.A. (2003). IMC-Optimization of a Direct Reduced Iron Phenomenological Simulator, *4th International Conference on Control and Automation*, Montréal , Canada, 446-450.

DURBECK R.C. (1965). *Principles for Simplification of Optimizing Control Models* Ph.D. Thesis, Case Western Reserve University, USA.

EDGAR T.F. et HIMMELBLAU D.M. (1988). Optimization of Chemical Processes, *McGraw-Hill chemical engineering series*, McGraw-Hill, New-York, USA.

EMOTO G. *et al* (1998) Integrated Large-scale Multivariable Control and Real-time Optimization of a Power Plant, *Proc. of the 1998 IEEE International Conference on Control Application.*

FLISBERG P. et RÖNNQVIST M. (2002). Optimized Control of the Bleaching Process at Pulp Mills, *Control Systems 2002*, Stockholm, Suède, 210-214.

FORBES J.F, MARLIN T.E. et MACGREGOR J.F. (1994). Model Adequacy Requirements for Optimizing Plant Operations, *Computers Chem. Engng*, 18:6, 497-510.

GARCIA C.E. et MORARI M. (1982). Internal Model Control – 1. A Unifying Review and Some New Results, *Ind. Engng Chem. Process Des. Dev.*, 21:2, 308-323.

HOVD M. et SKOGESTAD S. (1994). Pairing Criteria for Decentralized Control of Unstable Plants, *Ind. Eng. Chem. Res.*, 33:9, 2134-2139.

JOCKENHÖVEL T., BIEGLER L. T. et WÄSHTER A. (2003). Dynamic Optimization of the Tennessee Eastman process using the OptControlCentre, *Computers and Chemical Engineering*, 27:11, 1513-1531.

KLATT K.-U. et ENGELL S. (1998). Gain-scheduling trajectory control of a continuous stirred tank reactor, *Computers chem.. Engng*, 22:4, 491-502.

KRISHNAN S., BARTON G.W. et PERKINS J.D. (1992). Robust Parameter Estimation In On-Line Optimization—Part I. Methodology and Simulated Case Study, *Computers Chem. Engng*, 16:6, 545-562.

LANDAU I.D., LOZANO R. et M'SAAD M. (1998). *Adaptive Control*, Springer-Verlag, Londre, 58-65.

MARLIN T.E et HRYMAK A.N. (1997). Real-Time Operations Optimization of Continuous Processes, *AIChE Symposium Series*, n 316, 156.

MASON R.L., GUNST J.L. et HESS J.L, (2003). *Statistical Design and Analysis of Experiment: with Applications to Engineering and Science, 2nd edition*, Wiley series in probability and mathematical statistics, Hoboken, N.J.

THE MATHWORKS INC., 1984-2001, *Matlab*, version 6.1.0, Natick, MA, USA.

MILETIC I. et MARLIN T. (1996) Result Analysis for Real-Time Optimisation (RTO): Deciding when to Change the Plant Operation, *Computers Chem Engng*, 20, S1077-S1082.

MONDER D. S. (2000). *Real-Time Optimization of Gazoline Blending with Uncertain Parameters*, Master's thesis, University of Alberta, Edmonton, Canada.

NARASIMHAN S., KAO C.S. et MAH R.S.H, (1987). Detecting Changes of Steady States using the Mathematical Theory of Evidence. *AICHE Journal*, 33:11, 1930-1932.

REEVE D. W. (1986). Bleaching Technology, Pulp and Paper Manufacture Vol. 5 Alkaline Pulping, 3e éd., *The Joint Textebook Committee of the Paper Industry*, TAPPI CPPA.

ROBERTS P.D. (1979). An algorithm for steady-state system optimization and parameter estimation, *Int. J. Systems Sci.*, 10, 719-734.

THE MATHWORKS INC., 1990-2001, *Simulink*, version 4, Natick, MA, USA.

STATSOFT INC. 1984-1999, *Statistica*, édition '99, Tulsa, OK, USA.

ANNEXES

Annexe A - Liste des variables du procédé de blanchiment

Tableau 6.1 Variables d'entrée du blanchiment avec leurs valeurs nominales et leurs constantes de mise à l'échelle

ID.	Description	Valeur nominale	Facteur de mise à l'échelle
1	*wood chip flow*	2.6143	2.6143
12	*O caustic flow*	29	29
14	*O steam flow 1*	67	67
15	*O steam flow 2*	67	67
16	*wash split fraction*	1	1
17	*O steam flow 3*	98	98
18	*storage exit flow*	4.84	4.84
19	D_1 *water flow*	189	189
20	D_1 ClO_2 *flow*	829	829
21	D_1 *wash water flow*	6187.9	6187.9
22	D_1 *steam flow*	247.65	247.65
23	*E caustic flow*	134	134
24	*E back flush flow*	484.06	484
25	*E steam flow*	126.4	126.4
26	D_2 ClO_2 *flow*	476	476
27	D_2 *caustic flow*	0.293	0.293
28	D_2 *wash water flow*	6320.7	6320.7
29	*split fraction 3*	0.47	1
30	*split fraction 4*	0.9	1
36	*coolant flow*	3131.5	3131.5
37	*Oxygen flow*	25	25
38	D_2 *exit flow*	5.7834	5.7834

Tableau 6.2 Variables de sortie du blanchiment avec leurs valeurs nominales et leurs constantes de mise à l'échelle

ID.	Description	Valeur nominale	Facteur de mise à l'échelle
3	*D_2 production rate*	630	126
7	*bleach pulp yield*	0.4248	0.01
19	*O Kappa no.*	10	3
20	*O T*	371	3
21	*D_1 T*	339	10
22	*E Kappa no.*	2.5	1.5
23	*E T*	349	5
24	*E washer [OH-]*	0.00085	0.0004
25	*D_2 T*	348	5
26	*D_2 brightness*	0.81	0.01
30	*washer no. 4 DF*	3.069	3
31	*washer no. 5 DF*	1.0584	1
32	*washer no. 6 DF*	1.1869	1
33	*washer no. 7 DF*	1.5261	1.5
34	*storage V*	1095	750
35	*O washer effluent T*	342	10
36	*O washer inlet consistency*	0.1	0.05
37	*O P*	5	3
38	*D_2 V*	972	500

Annexe B - Perturbations sur les variables de production et de qualité

Les figures suivantes présentent les perturbations que subissent les variables de production et de qualité de la pâte lors de l'optimisation. Il s'agit du cas de base sans adaptation et sans bruit avec une constante de filtre de $\rho = 0.4$.

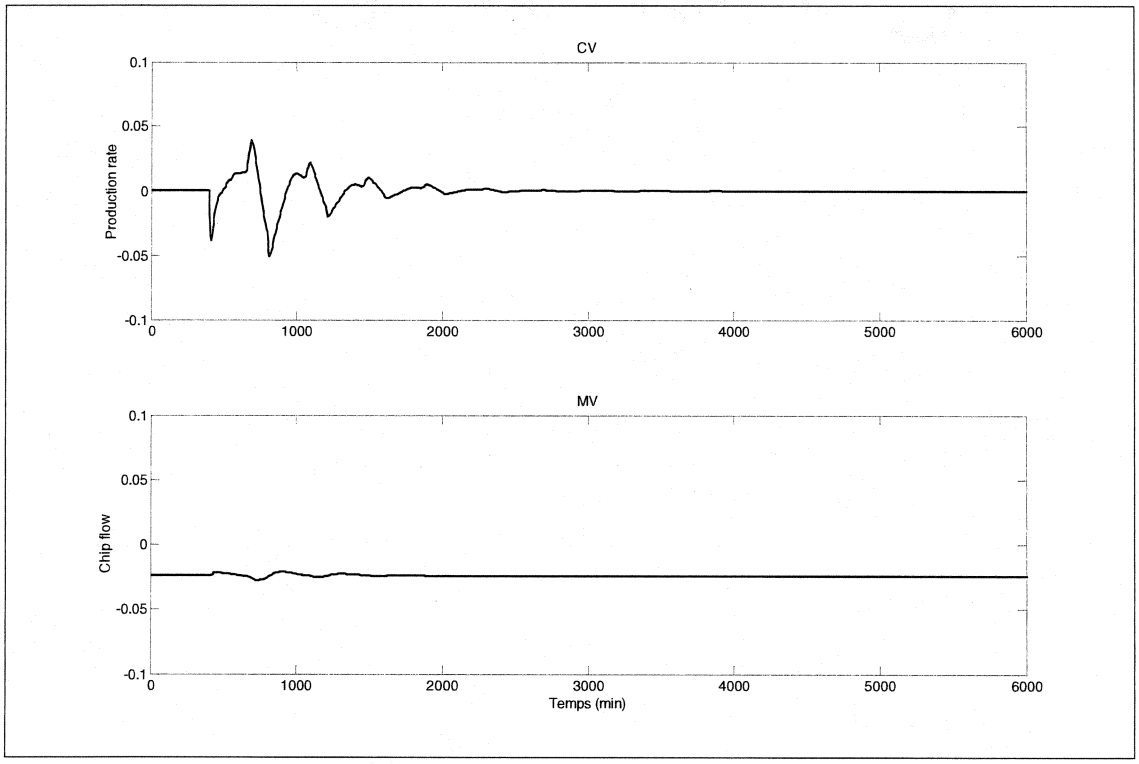


Figure B. 1 Perturbation du taux de production

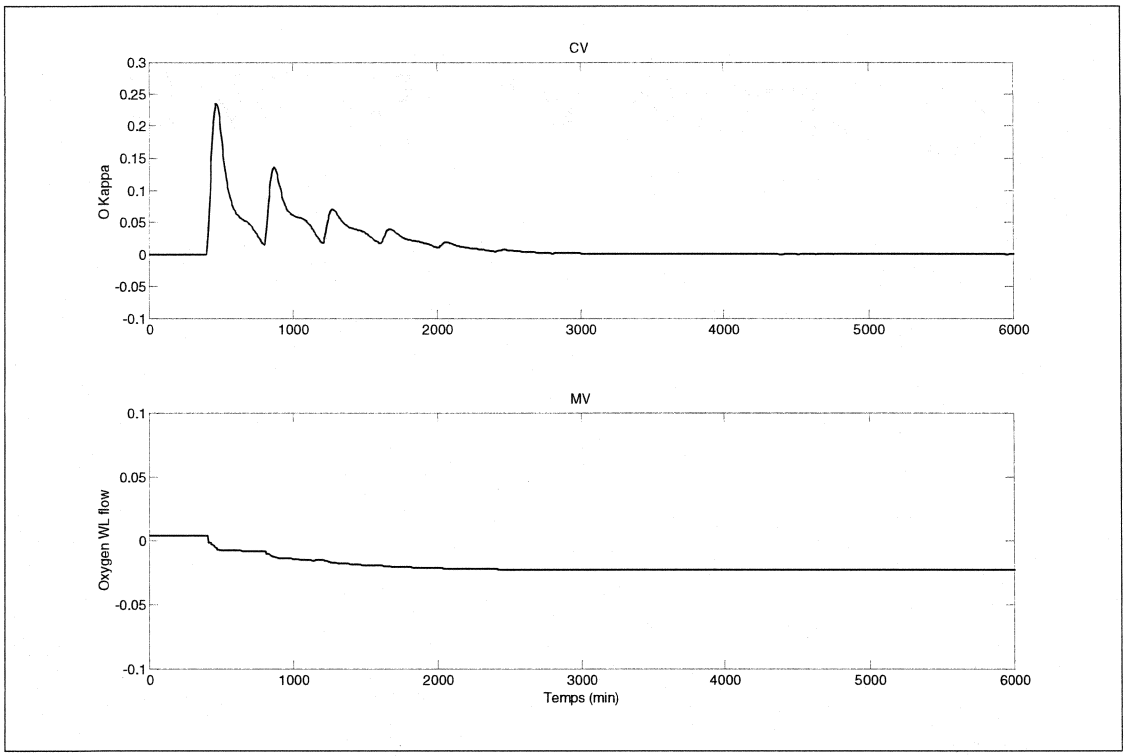


Figure B. 2 . Perturbation du kappa de la tour O

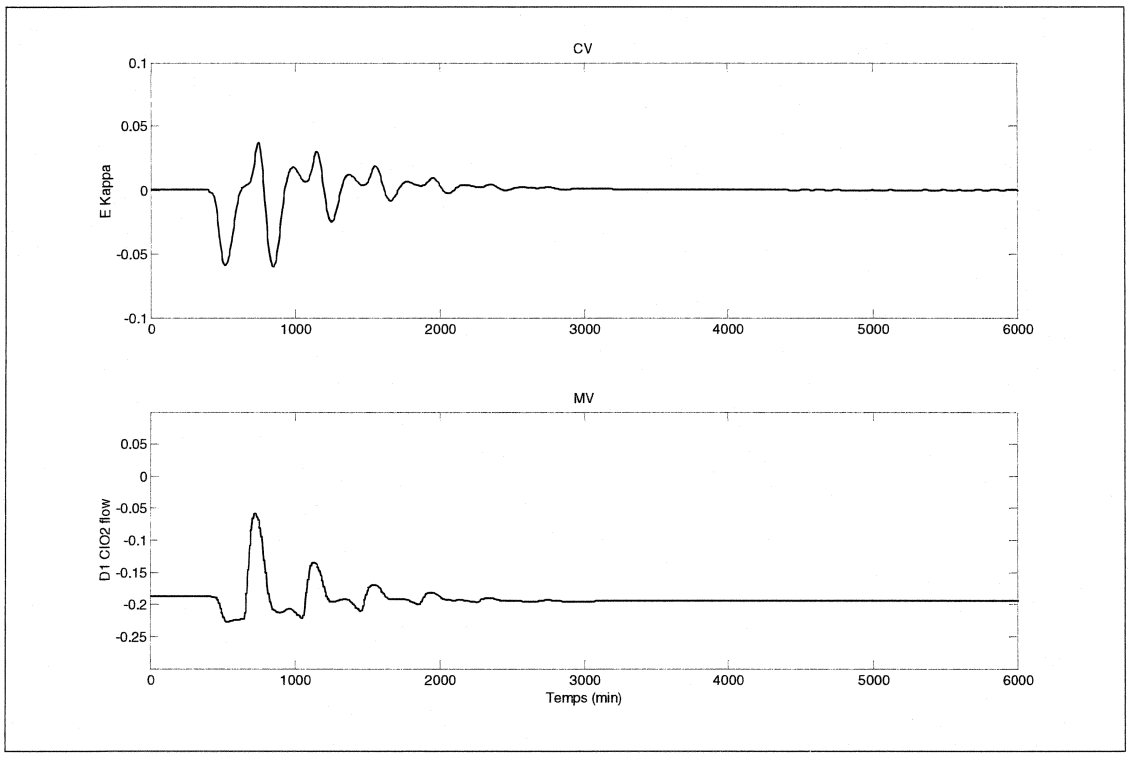


Figure B. 3 Perturbation du kappa de la tour E

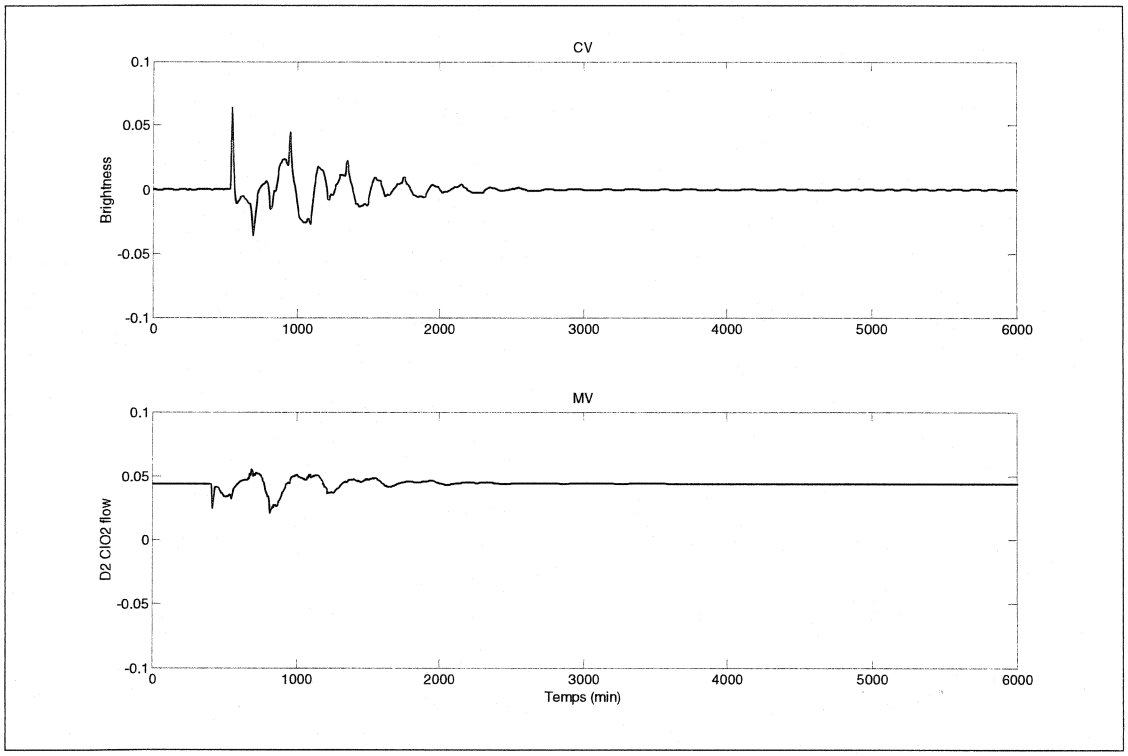


Figure B. 4 Perturbation de la blancheur

Annexe C - Trajectoire des degrés de liberté

Les figures de l'annexe C présentent le comportement de tous les degrés de liberté (DL) durant l'optimisation en temps réel réalisée à la section 5.3.1. Lorsque le degré de liberté est un point de consigne (CV), sa variable manipulée (MV) associée est aussi présentée. Chaque graphique démontre l'emplacement des contraintes par des traits pointillés.

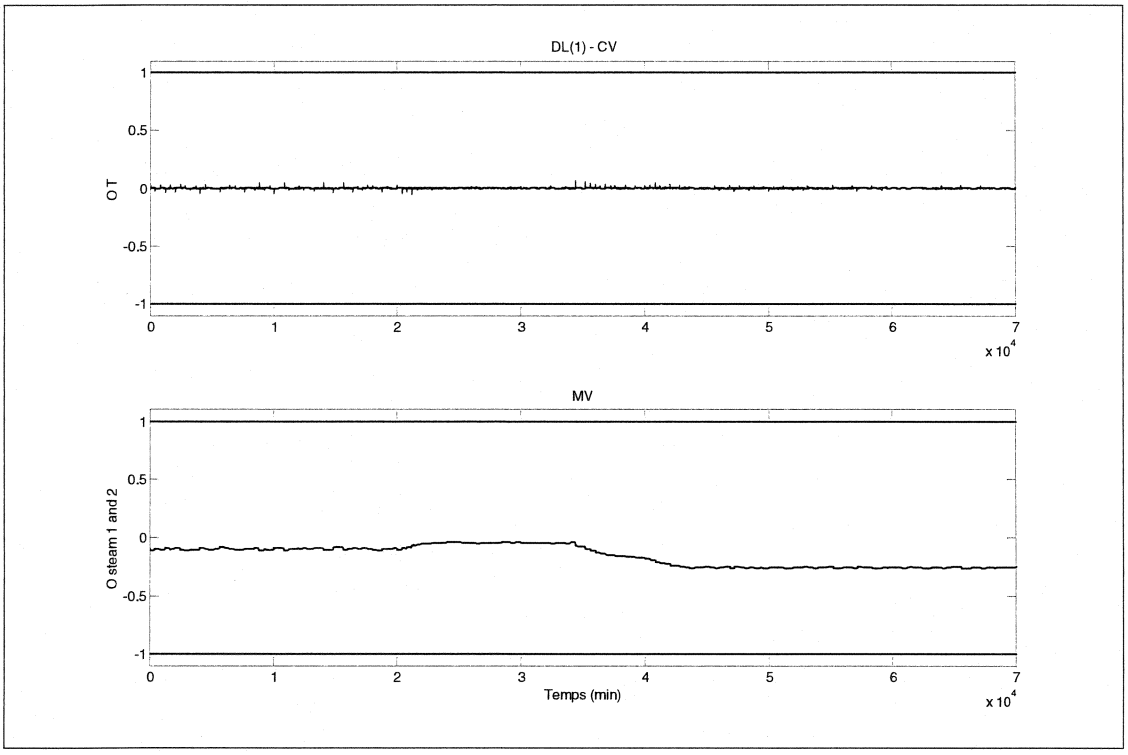


Figure C. 1 Trajectoire de la température de la tour O

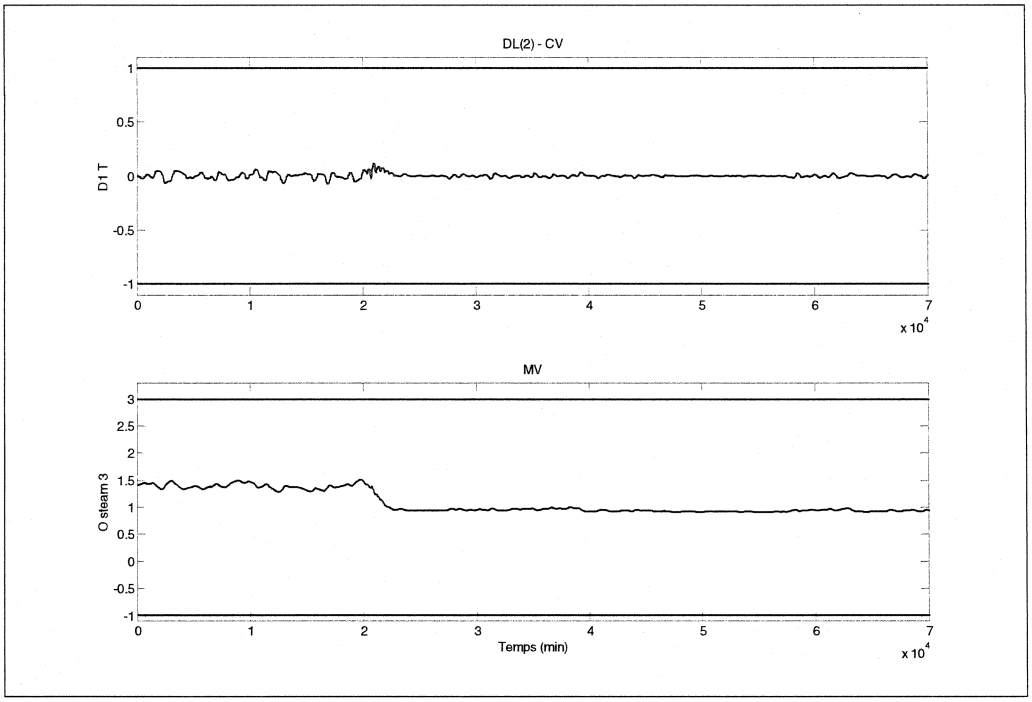


Figure C. 2 Trajectoire de la température de la tour D_1

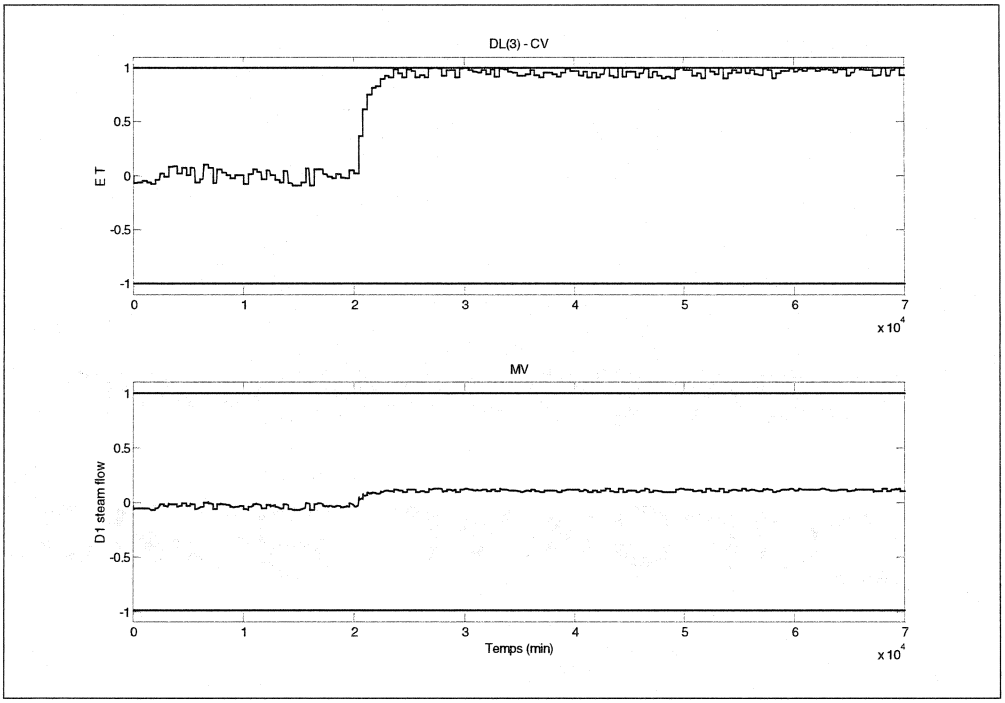


Figure C. 3 Trajectoire de la température de la tour E

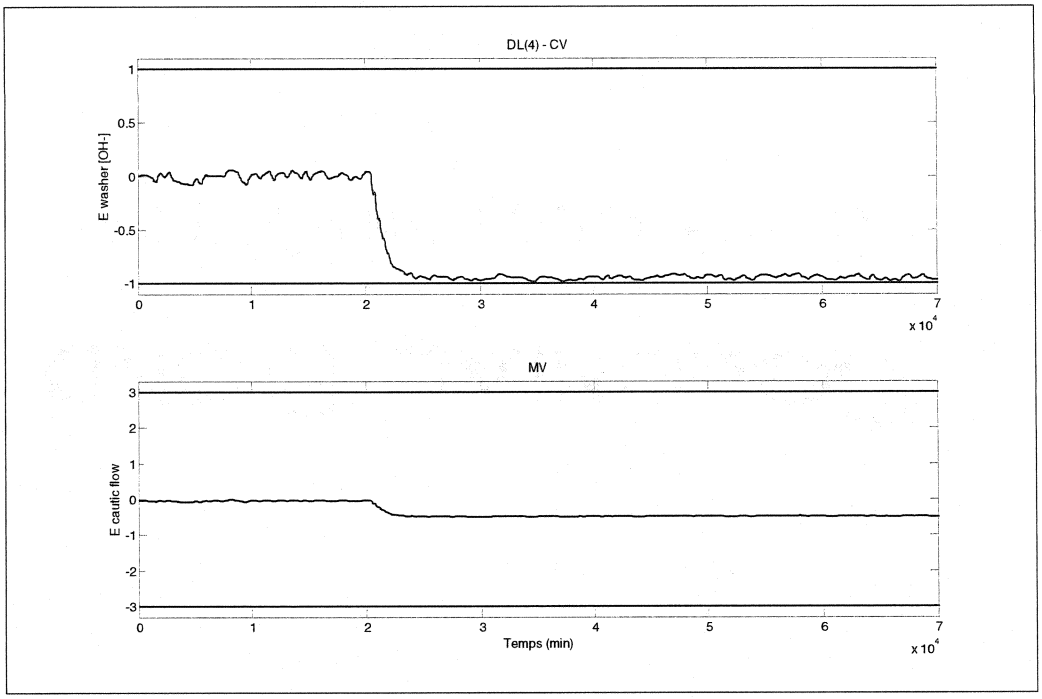


Figure C. 4 Trajectoire de la concentration en [OH-] de la tour E

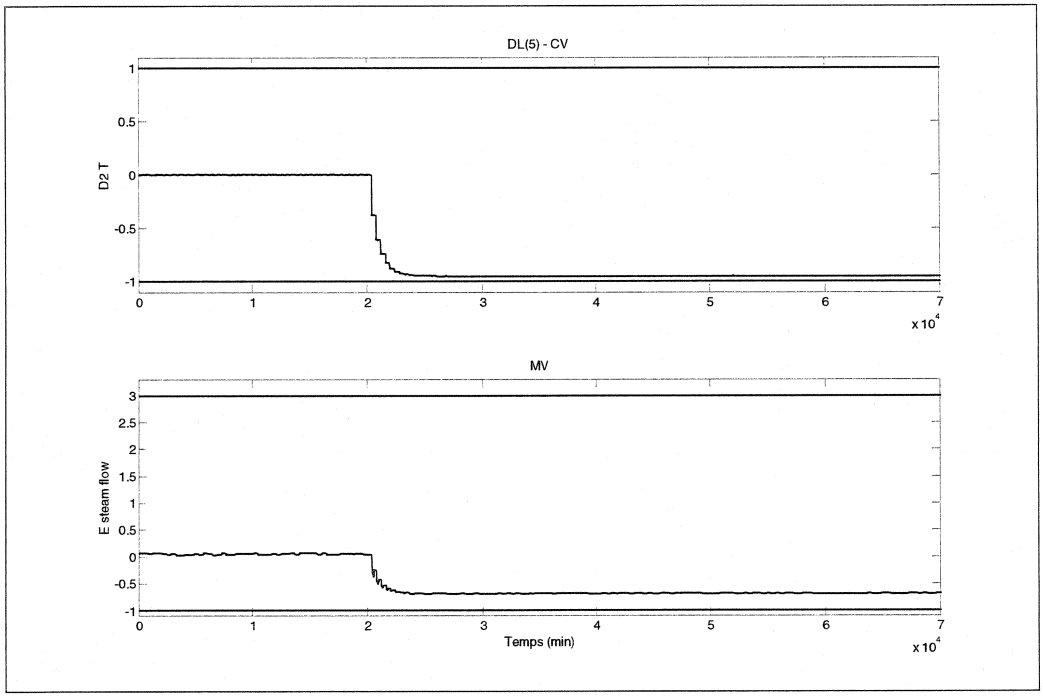


Figure C. 5 Trajectoire de la température de la tour D_2

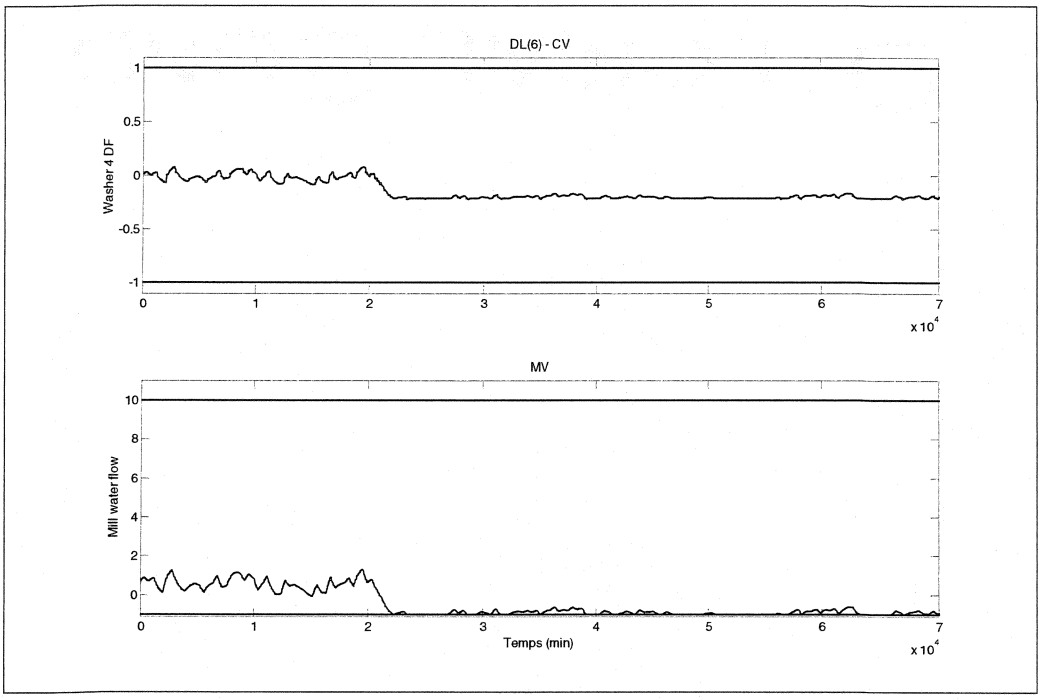


Figure C. 6 Trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 4

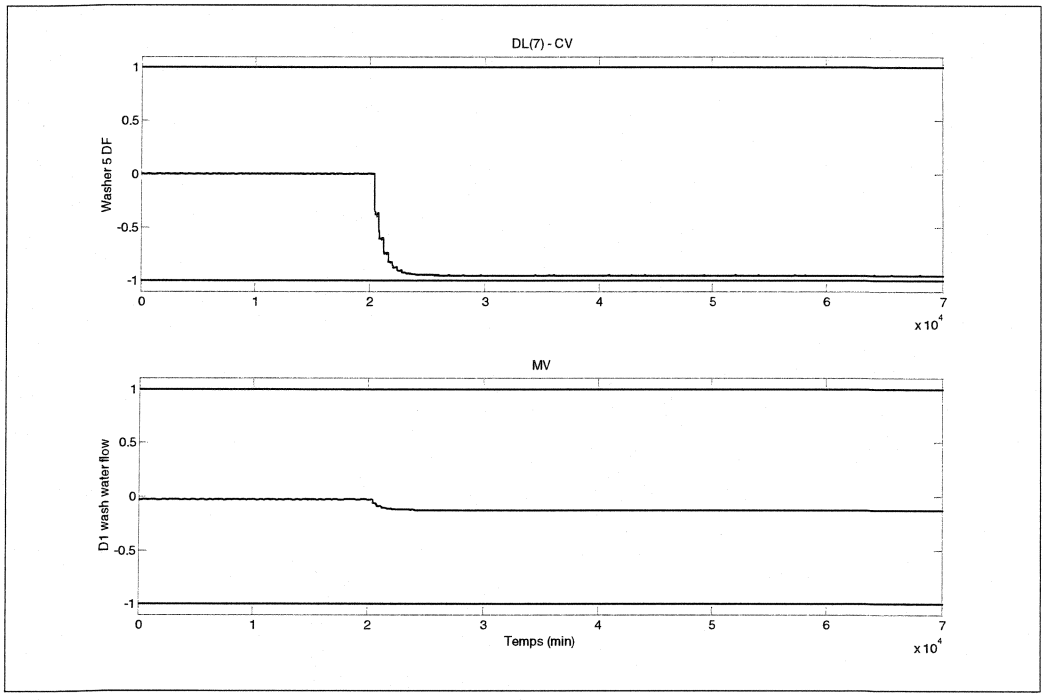


Figure C. 7 Trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 5

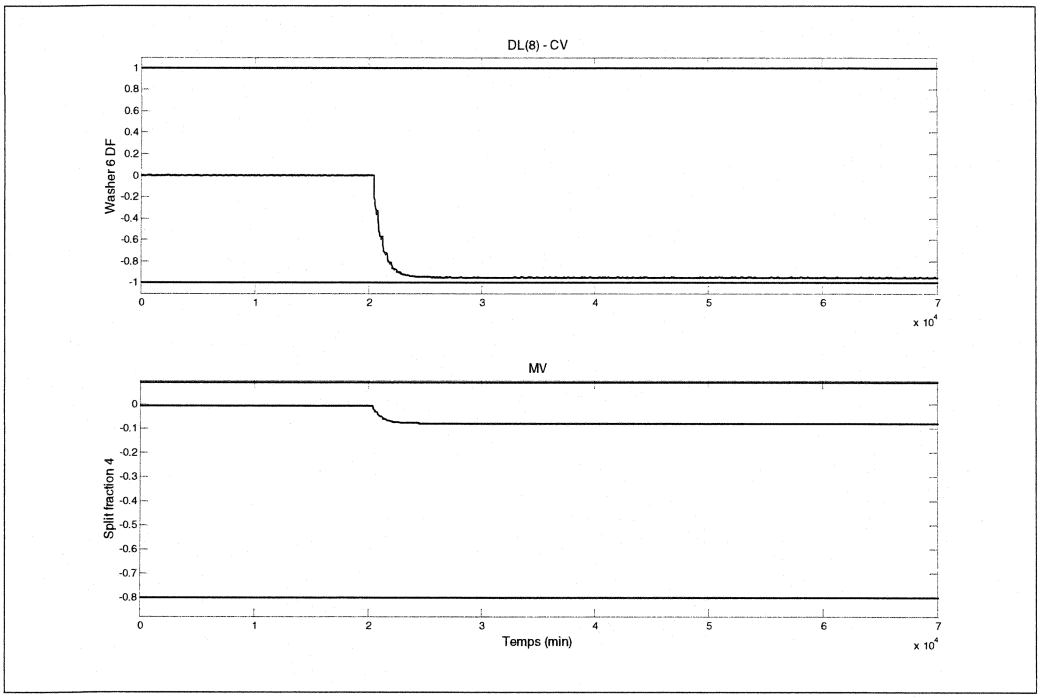


Figure C. 8 trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 6

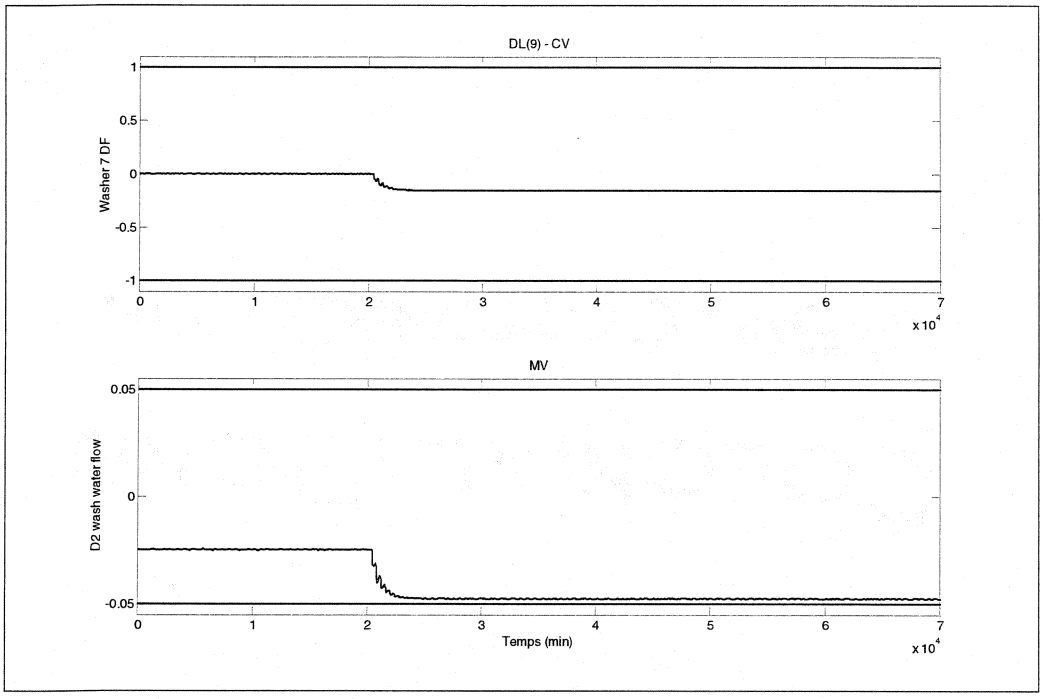


Figure C. 9 Trajectoire du facteur de dilution du laveur de pâte no. 7

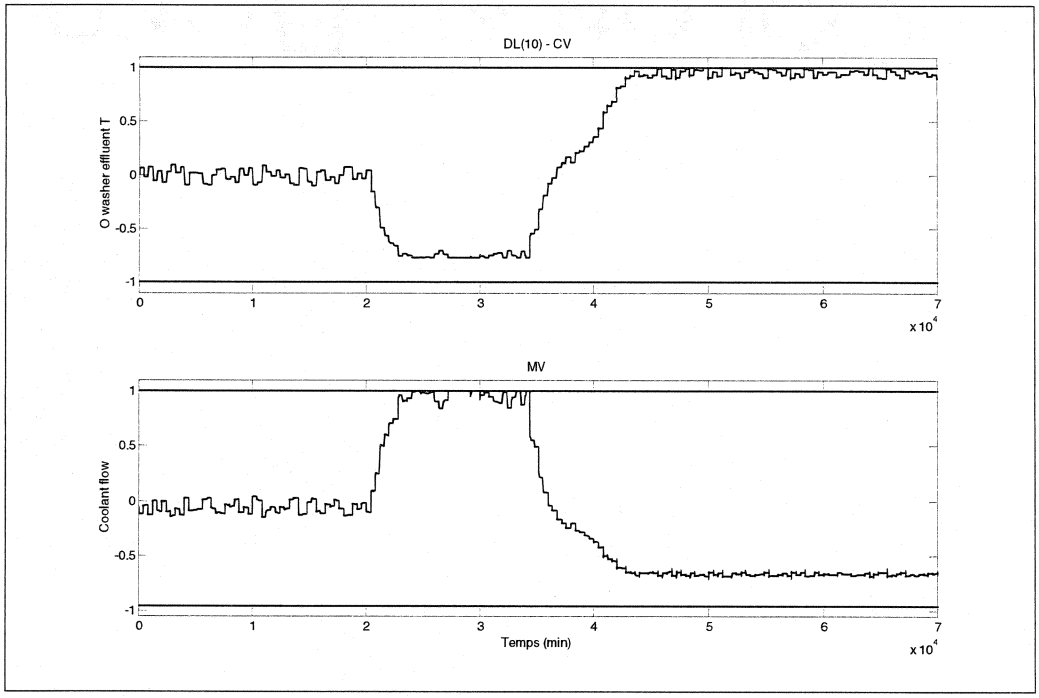


Figure C. 10 Trajectoire de la température de l'effluent du laveur de la tour O (laveur no. 4)

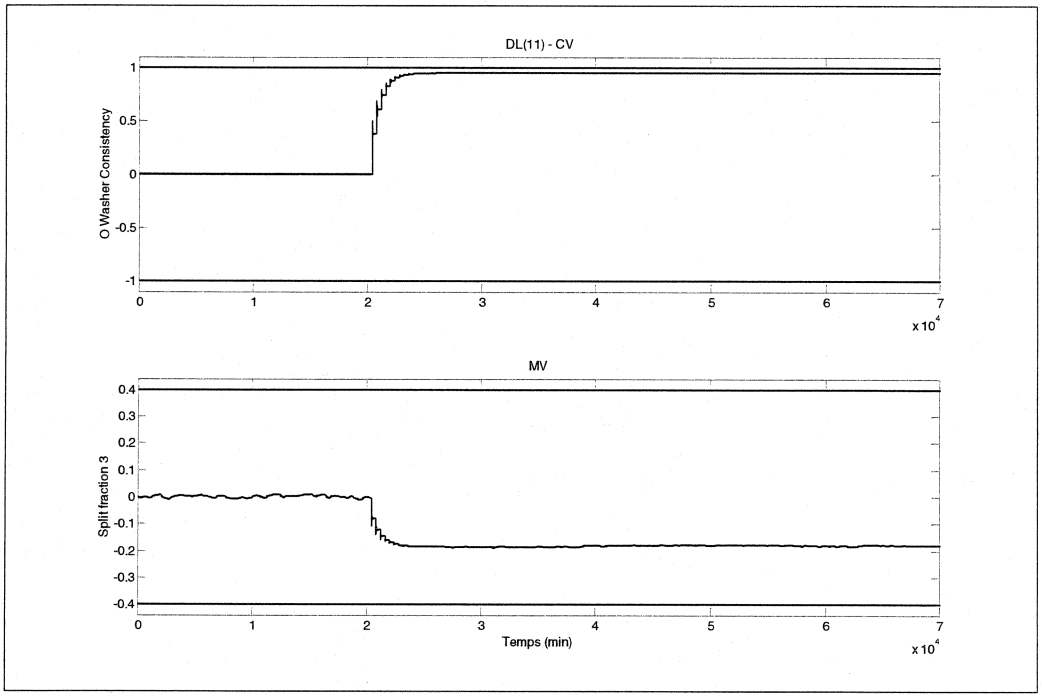


Figure C. 11 Trajectoire de la consistance de la pâte entrant au laveur de la tour O (laveur no. 4)

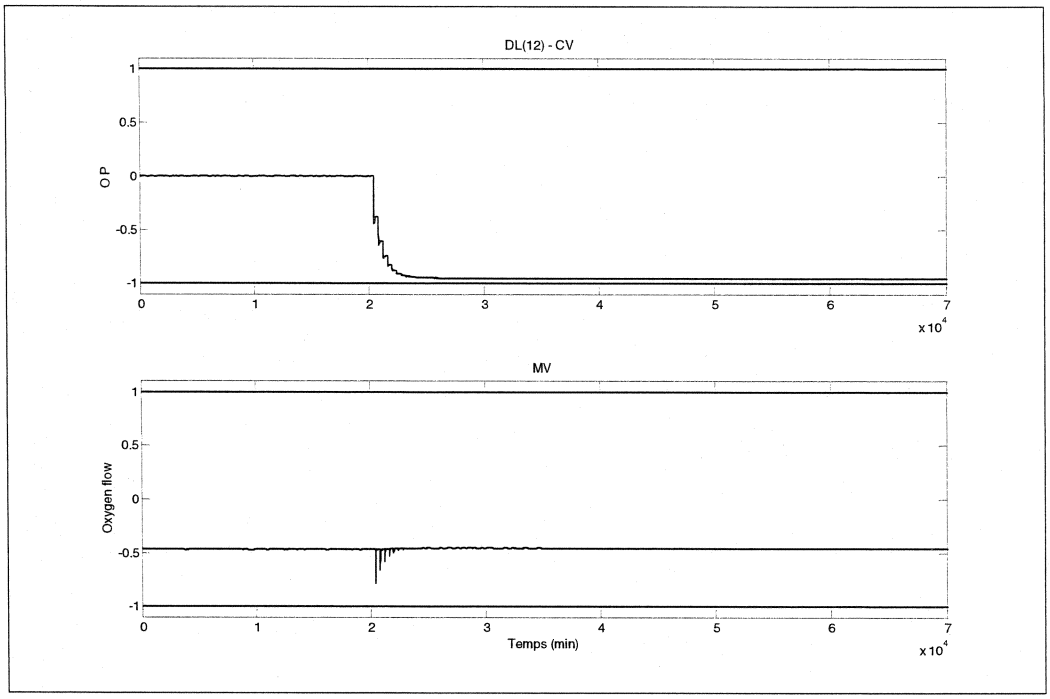


Figure C. 12 Trajectoire de la pression de la tour O

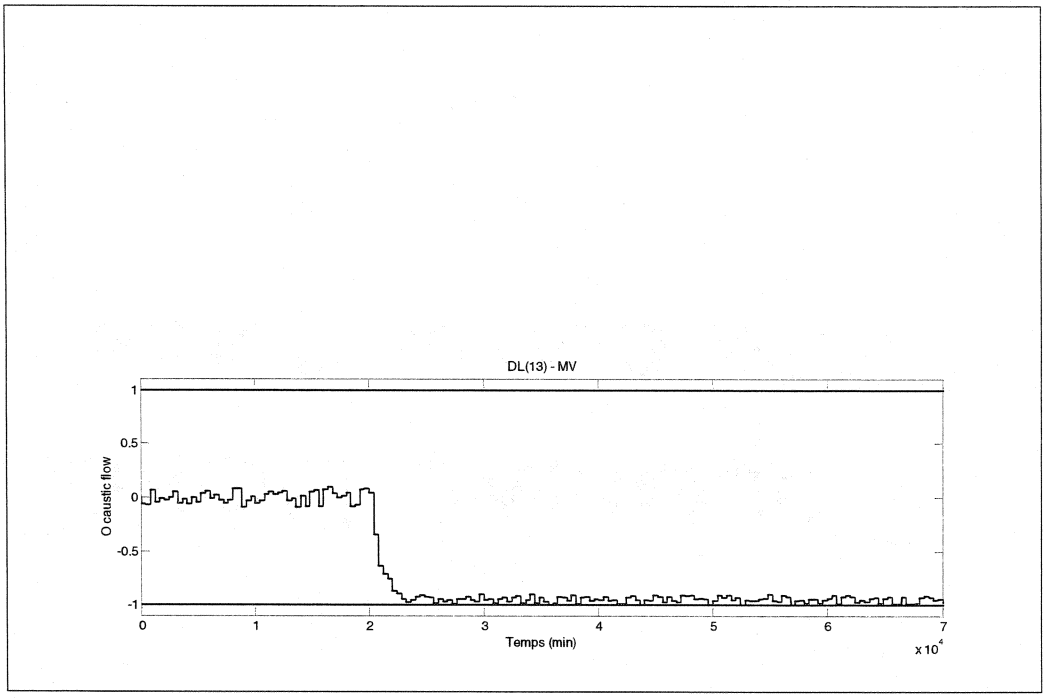


Figure C. 13 Trajectoire du débit de NaOH de la tour O

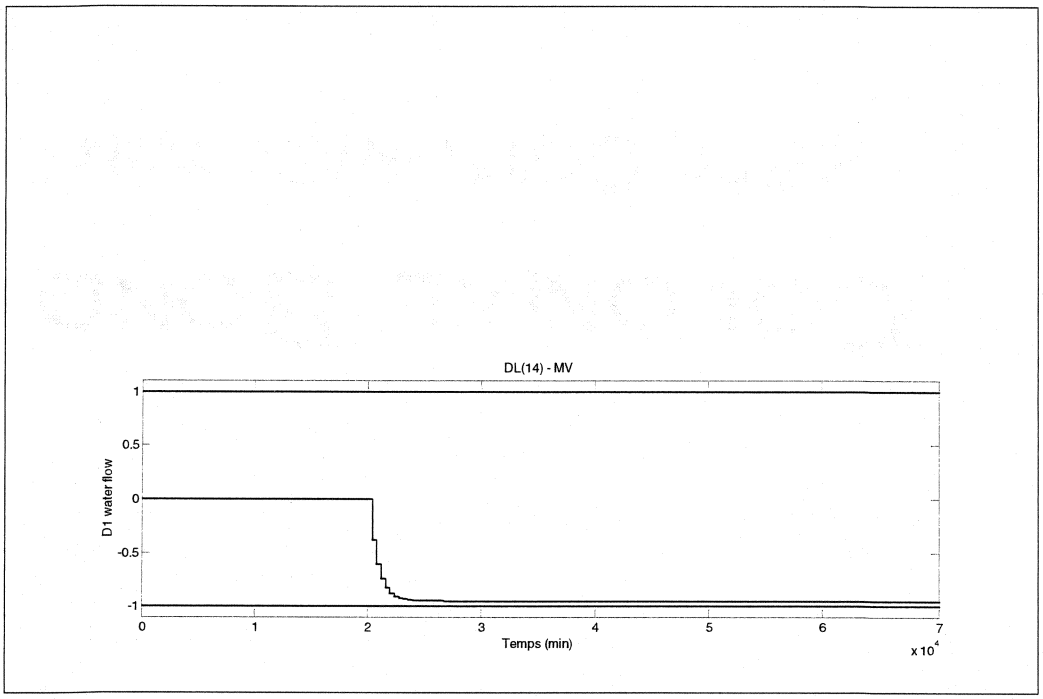


Figure C. 14 Trajectoire du débit d'eau de la tour D_1

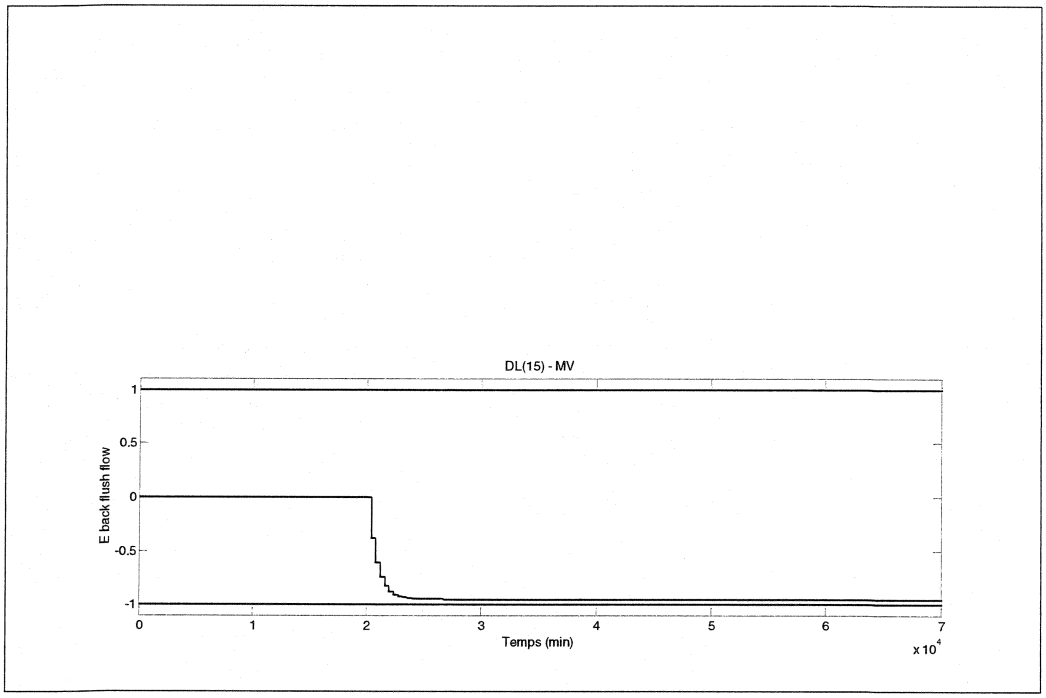


Figure C. 15 Trajectoire du débit d'eau injecter à la tour E

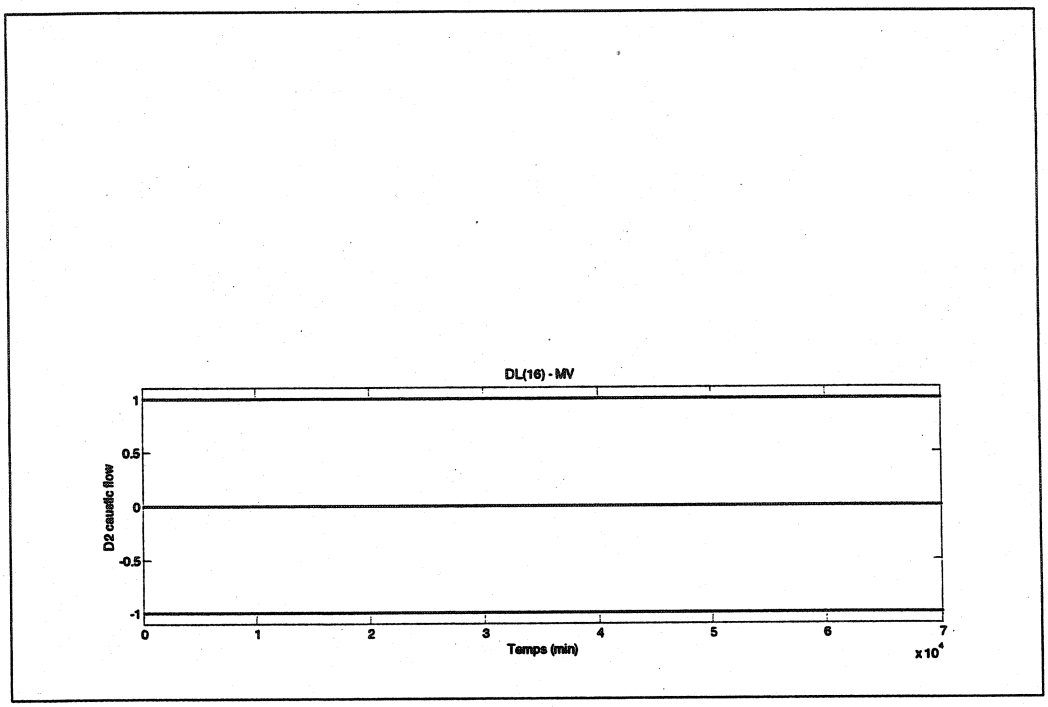


Figure C. 16 Trajectoire du débit de NaOH de la tour D_2