

M0018/95B

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

THESE

المدرسة الوطنية المتعددة التخصصات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

en vue de l'obtention du diplôme de

MAGISTER EN AUTOMATIQUE

Présentée par

Salah BOUHOUCHE

Ingénieur d'Etat en Automatisation de l'INHC de Boumerdès

COMMANDE ADAPTATIVE D'UNE MACHINE

DE COULEE CONTINUE D'ACIER

Soutenue publiquement le 17 Avril 1995 devant la commission d'examen:

MM.

N. LOUAM
M.S. BOUCHERIT
R. ILLOUL
H. CHEKIREB
M.C. SOUAMI
D. BOUKHETALA
M. SABBA

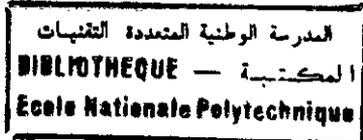
Président
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Invité
Invité

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

THESE



en vue de l'obtention du diplôme de

MAGISTER EN AUTOMATIQUE

Présentée par

Salah BOUHOUCHE

Ingénieur d'Etat en Automatisation de l'INHC de Boumerdès

COMMANDE ADAPTATIVE D'UNE MACHINE DE COULEE CONTINUE D'ACIER

Soutenue publiquement le 17 Avril 1995 devant la commission d'examen:

MM.

N. LOUAM
M.S. BOUCHERIT
R. ILLOUL
H. CHEKIREB
M.C. SOUAMI
D. BOUKHETALA
M. SABBA

Président
Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Invité
Invité

SOMMAIRE

| | Page |
|--|------|
| AVANT-PROPOS | |
| INTRODUCTION GENERALE | 01 |
| CHAPITRE I | |
| MODELISATION | |
| I. Modélisation | 06 |
| I.1. Généralités | 06 |
| I.1.1. Description générale de la machine | 06 |
| I.1.2. Descriptions des zones de refroidissement | 08 |
| I.1.2.1. Refroidissement primaire | 08 |
| I.1.2.2. Refroidissement secondaire | 09 |
| I.1.2.2.1. Notion de profil thermique | 09 |
| I.1.2.2.2. Description des zones de refroidissement secondaire | 09 |
| I.2. Modélisation mathématique | 10 |
| I.2.1. Introduction | 10 |
| I.2.2. Bilan thermique et modèle d'état | 11 |
| I.2.2.1. Description du profil | 11 |
| I.2.2.2. Bilan thermique | 12 |
| I.2.3. Simulation et validation par des résultats experimentaux | 15 |
| I.2.3.1. Modélisation du bruit | 17 |
| I.2.3.2. Application à la validation du modèle | 18 |
| I.2.3.3. Discussion des résultats | 19 |
| I.3. Conclusion | 19 |
| CHAPITRE II | |
| IDENTIFICATION | |
| II.1. Introduction | 22 |
| II.2. Les techniques d'identification | 23 |
| II.2.1. Généralités | 23 |
| II.2.2. Génération d'un signal d'excitation (SBPA) | 25 |

| | | |
|-----------|--|----|
| II.2.3. | Algorithmes des moindres carrés récurrents | 26 |
| II.3. | Application à l'identification de la machine de coulée continue d'acier | 30 |
| II.3.1. | Représentation sous une forme ARMAX du modèle d'identification | 31 |
| II.3.1.1. | Structure fonctionnelle de la machine | 31 |
| II.3.1.2 | Représentation sous une forme d'un modèle d'ordre deux | 32 |
| II.3.1.3. | Représentation par un modèle d'ordre un | 35 |
| II.3.1.4. | Etude du modèle du bruit | 37 |
| II.3.1.5. | Cas où la matrice $C(q^{-1})$ diagonale et $A(q^{-1})$ non diagonale | 38 |
| II.3.1.6. | Etude comparative | 40 |
| II.3.1.7. | Amélioration de la qualité d'identification par préfiltrage des signaux de sorties | 41 |
| II.4. | Conclusion | 45 |

CHAPITRE III

COMMANDE ADAPTATIVE

| | | |
|--------------|---|----|
| III.1. | Généralités | 47 |
| III.2. | Etudes des différentes méthodes de commande adaptative | 49 |
| III.2.1. | Généralités | 49 |
| III.2.2. | Notions sur la théorie d'optimisation | 49 |
| III.2.2.1. | Optimisation en variables libres | 49 |
| III.2.2.2. | Optimisation sous contraintes | 50 |
| III.2.2.2.1. | Recherche de l'optimum sous contraintes égalités | 50 |
| III.2.2.2.2. | Recherche de l'optimum sous contraintes inégalités | 50 |
| III.2.3. | Commande par minimisation d'un critère quadratique | 51 |
| III.2.3.1 | Généralités | 51 |
| III.2.3.2. | Commande à variance minimale généralisée sous contraintes | 52 |
| III.2.3.2.1. | Position du problème | 52 |
| III.2.3.2.2. | Application à la commande à variance minimale généralisée | 53 |
| III.2.3.2.3. | Extension au cas adaptatif | 57 |
| III.2.3.2.4. | Algorithme de commande | 58 |
| III.2.3.2.5. | Propriétés et aspects pratiques | 61 |
| III.3. | Conclusion | 62 |

CHAPITRE IV

SIMULATION

| | | |
|-------------|---|----|
| IV.1. | Généralités | 64 |
| IV.2. | Simulation par le modèle d'identification | 64 |
| IV.2.1. | Remarque | 65 |
| IV.2.2. | Commande en boucle fermée | 66 |
| IV.2.2.1. | Commande sous contraintes sur les entrées | 66 |
| IV.2.2.2. | Interprétation des résultats | 69 |
| IV.2.2.3. | Commande sans contraintes | 69 |
| IV.2.2.3.1. | Interprétation des résultats | 71 |
| IV.2.3. | Conclusion | 71 |
| IV.3. | Simulation par le modèle de connaissance | 71 |
| IV.3.1. | Discrétisation du modèle continu | 72 |
| IV.3.2. | Identification du modèle de connaissance | 73 |
| IV.3.2.1. | Cas d'un modèle avec retard $d=1$ | 74 |
| IV.3.2.2. | Cas d'un modèle avec un retard $d=11$ | 76 |
| IV.3.2.3. | Interprétation des résultats | 77 |
| IV.3.3. | Simulation en boucle fermée | 78 |
| IV.3.3.1. | Etude du cas déterministe | 78 |
| IV.3.3.2. | Etude du cas avec un bruit blanc centré sur les sorties | 81 |
| IV.3.3.3. | Etude du cas avec bruit corrélié sur la sortie | 83 |
| IV.3.3.3.1. | Interprétation des résultats | 86 |
| IV.3.3.4. | Influence de la dérive paramétrique | 86 |
| IV.3.3.5. | Mise en oeuvre temps-réel | 92 |
| IV.4. | Conclusion | 94 |

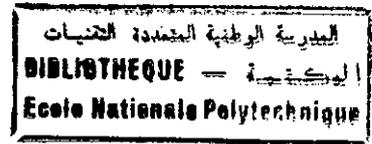
Conclusion générale

Bibliographie

Annexes

AGRANDISSEMENT DE COURBES

AVANT-PROPOS



Le travail présenté dans cette thèse est effectué au laboratoire d'Automatique du département de Génie Electrique de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger en collaboration avec la Direction Recherche Appliquée du Complexe Siderurgique d'El Hadjar.

Mes vifs remerciements à Messieurs M.S. BOUCHERIT et R. ILLOUL, Chargés de cours à l'ENPA, d'avoir accepté de diriger ce travail. Je tiens à leur exprimer ma profonde gratitude pour les encouragements, les conseils, leurs réflexions scientifiques, ainsi que pour la confiance qu'ils m'ont témoignée et l'aide qu'ils n'ont cessé de me prodiguer tout au long de l'élaboration de cette thèse.

Je remercie Monsieur N. LOUAM, Maître de conférence à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENPA) pour ses enseignements et d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse.

Je remercie également Monsieur M.C. SOUAMI de l'ENPA, pour avoir accepté d'examiner ce travail et faire partie du jury.

Je suis tout particulièrement reconnaissant à Monsieur H. CHEKIREB, chargé de cours à l'ENPA, pour les nombreuses discussions intéressantes, pour ses conseils et pour avoir accepté de participer à ce jury.

Je tiens à exprimer ma plus haute estime et ma profonde reconnaissance à Monsieur D. BOUKHETALA, qui a bien voulu juger ce travail, m'a fait part de ses judicieuses remarques et d'avoir accepté de participer à ce jury.

A Monsieur M. SABBA, Chef de Service Moyens de Recherche de la Direction Recherche Appliquée de l'EN. SIDER (DRA/SIDER), pour son appui moral, ses conseils en informatique industrielle et d'avoir accepté de participer dans ce jury.

A Monsieur M. LAHRECHE, Chef de département Acier DRA/SIDER, pour ses encouragements, j'adresse mes vifs remerciements.

Que Messieurs T. SAIEB, S. ZOUAIDIA, S. ZIANI, Z. MENTOURI et C. MALKI, Ingénieurs à DRA/SIDER, soient assurés de ma gratitude pour l'aide précieuse qu'ils m'ont apportée dans la réalisation de cette thèse.

Que Mesdames MASMUDI et HARIKI, Monsieur M. CHABBI, trouvent ici l'expression de ma reconnaissance pour m'avoir aidé dans la recherche documentaire.

Je remercie aussi Monsieur A. MOUSSAOUI de l'ENPA pour sa précieuse collaboration.

Mes remerciements vont également au collectif de la DRA/SIDER et au collectif du service coulée continue radiale du Complexe Siderurgique d'EL HADJAR.

LISTE DES PRINCIPAUX SYMBOLES UTILISES

| | |
|---------------|--|
| $q_i(t)$ | : Débit d'eau de refroidissement associé à la zone (i). |
| $T_i(t)$ | : Température associée à la zone (i). |
| $V(t)$ | : Vitesse de coulée. |
| A, A_d | : Matrices d'évolution pour le modèle continu et discret. |
| B, B_d | : Matrices d'application de la commande pour le modèle continu et discret. |
| C, C_d | : Matrices de sortie pour le modèle continu et discret. |
| E, E_d | : Matrices d'application de la perturbation mesurable (vitesse) pour les cas continu et discret. |
| $T_m(t)$ | : Températures mesurées. |
| V | : Volume des zones de refroidissement. |
| C_p | : Chaleur spécifique de l'acier. |
| ρ | : Masse volumique de l'acier. |
| C_{pe} | : Chaleur spécifique de l'eau de refroidissement. |
| T_e | : Température de l'eau. |
| q_m | : Débit massique de l'acier coulé en continu. |
| S_i | : Section du profil à refroidir. |
| S_{ij} | : Surface de rayonnement latérale. |
| λ | : Conductibilité thermique de l'acier. |
| h_a | : Coefficient de transfert de chaleur. |
| ΔX | : Distance inter-zone de refroidissement. |
| σ | : Constante de Stefan-Boltzman. |
| ζ | : Emissivité de l'acier. |
| F_{ai} | : Facteur de correction du rayonnement mesuré. |
| T_a | : Température ambiante. |
| $b_r(t)$ | : Sortie du modèle de bruit. |
| ϵ | : Erreur de prédiction. |
| q^{-1} | : Opérateur retard d'une période d'échantillonnage. |
| $A_b(q^{-1})$ | : Matrice polynomiale d'application de la sortie du modèle du bruit. |
| $B_b(q^{-1})$ | : Matrice polynomiale d'application de l'entrée du modèle du bruit. |
| y | : Sortie du processus. |
| y_r | : Référence (consigne). |
| $W(q^{-1})$ | : Matrice de transfert en boucle ouverte. |

- $V_p(t)$: Ensemble des perturbations déterministes et aléatoires.
- $u(t)$: Le vecteur de commande.
- θ : Paramètres du modèle.
- X_{t-1} : Vecteur des observations.
- $e(t)$: Vecteur Bruit blanc centré et Gaussien.
- $X(kT)$: Registre à déclage.
- E_t, E_k : Espérance mathématique.
- $A(q^{-1})$: Matrice polynomiales d'applications des sorties.
- $B(q^{-1})$: Matrice polynomiales d'application des commandes.
- $C(q^{-1})$: Matrice polynomiale d'application des bruits.
- CC : Composante continue.
- $K(t)$: Gain global d'estimation récursive.
- λ_b : Facteur d'oubli.
- G_t : Gain d'estimation récursive pour le cas multivariable.
- d : Retard en nombre de pas d'échantillonnage.
- $L(q^{-1})$: Matrice polynomiale d'application de la vitesse de coulée.
- $E_r(t)$: Erreur relative.
- y_f : Sortie filtrée.
- f : Fonction de la variable réelle.
- X_v : Forme vectorielle des variables de la fonction f .
- L : Lagrangien du critère d'optimisation.
- $g_{c,j}$: Ensemble des contraintes égalités.
- h_k : Ensemble des contraintes inégalités.
- l_j : Paramètre de Kuhn-Tucker.
- $V(k), V(t)$: Vitesse de coulée.
- Q_{μ} : Pondération sur la commande.
- G_i : Forme matricielle des contraintes.
- Ψ : Sortie auxiliaire.
- Φ : Sortie généralisée.
- $Am(q^{-1})$: Polynome d'application de l'erreur de poursuite ou de régulation
- $E(q^{-1}), F(q^{-1})$: Matrices des identités de Diophantine.
- $Q_k(q^{-1})$: Polynome de pondération de la commande.
- I : Matrice identité.
- B_0 : Matrice d'application de la commande du modèle de refroidissement secondaire.
- $g_s(j)$: Séquence de fonction scalaire initialisant les paramètres de Kuhn-Tucker.

| | |
|------------|---|
| M_f | :Mémoire du filtre. |
| σ_r | :Variance du bruit aléatoire. |
| ERLS | :Extended Recursive Least Square. |
| S_b | :Erreur modèle-procédé avant validation |
| T_e | :Période d'échantillonnage. |
| T_c | :Temps de calcul. |
| E/S | :Entrées-Sorties. |
| CAN | :Convertisseur Analogique-Numérique. |
| CNA | :Convertisseur Numérique-Analogique. |
| TT | :Transmetteur de Température |
| TG | :Tachygénérateur |
| ARMAX | :Auto-Régressive Moving Average with exogenous input. |
| exp | :Symbole exponentiel. |
| \int | :Symbole intégral. |

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

Dans l'industrie sidérurgique, la machine de coulée continue nous permet d'obtenir des lingots de métal solide à partir du métal en fusion appelés brames, ces dernières sont obtenues par le passage du métal liquide à travers plusieurs zones. Dans une première phase on verse du métal liquide dans une lingotière refroidie à l'eau. Ensuite au fur et à mesure que le métal se refroidit il pénètre dans des zones de refroidissement secondaire à une vitesse de coulée constante $V(t)$ où il reçoit des jets d'eau de débits appropriés.

A la sortie des zones contrôlées par l'eau le métal est refroidit à l'air libre. La brame est ensuite redressée de la position verticale à la position horizontale pour des raisons de fabrication, elle subit des déformations mécaniques, la zone la plus sensible à ces déformations s'appelle zone de décintrage. Il est donc nécessaire de bien conduire le refroidissement secondaire, et ceci en faisant varier les débits d'eau de refroidissement en fonction des différents évènements de coulée.

Les travaux de recherche, sur l'adaptation des débits d'eau, se basent pour la plupart sur une approche de combinaison empirique entre les différents paramètres caractérisant le refroidissement. Cette approche consiste essentiellement en l'estimation du coefficient global de transfert de chaleur de l'eau en métal [1,12].

La correction des débits d'eau se fait dans certain cas uniquement en fonction de la variation de la vitesse de coulée. Les relations débits d'eau en fonction de la vitesse sont des fonctions non linéaires, elles sont prises en charge dans un calculateur qui adapte d'une manière statique les débits en fonction de l'évolution du processus [1,2,5].

Ces techniques de réglage sont inopérantes en régime transitoire, du fait que les estimations par corrélation citées précédemment consistent à estimer seulement le gain statique entre les commandes (les débits d'eau) et les sorties du processus (températures) dans les différentes zones de refroidissement, de plus il s'agit de relation du type "boucle ouverte" [6,9,11,13,14].

les défauts de surface (tels que les fissures et les gonflements) sont surtout dûs au non respect des températures préconisées lors de l'arrivée de la brame au point de décintrage, d'où la nécessité de recourir à une commande de températures en ces points. Nous nous proposons dans cette thèse d'étudier un système de réglage des débits d'eau secondaires qui veille à adapter les débits en fonction des variations paramétriques afin d'imposer le profil thermique désiré pour chaque nuance d'acier fabriquée.

Dans le premier chapitre, après une présentation de la machine, il est développé un modèle mathématique non linéaire basé sur l'analyse des différents processus de transfert de chaleur en régime dynamique. La linéarisation de ce modèle autour d'un point de fonctionnement donne un modèle linéaire sous forme de variables d'état pour la commande. La validation de ce modèle est réalisée à l'aide des données expérimentales et d'un modèle de bruit estimé aux moindres carrés récurrents [15-21].

Le deuxième chapitre est consacré à l'identification. Nous présentons dans un premier temps, la méthode d'identification adoptée, laquelle est basée sur l'algorithme des moindres carrés récurrents. Par la suite, à partir des essais pratiques menés sur site nous obtiendrons des données expérimentales. A partir des résultats obtenus, est menée une étude comparative pour les différentes structures possibles des modèles.

Dans le chapitre III, sont présentés l'algorithme de commande adaptative multivariable à variance minimale généralisée sous contraintes. La résolution du problème de commande sous contraintes repose sur la théorie de l'optimisation convexe qui sera également introduite [22-27].

Au chapitre IV nous simulons le fonctionnement en temps réel du processus avec les différents commandes synthétisées.

Le processus est représenté par deux modèles, le premier est un modèle d'identification et le deuxième est un modèle de connaissance. Enfin nous donnons les recommandations pour une éventuelle implémentation, en temps-réel sur ordinateur, de la commande simulée.

CHAPITRE I
MODELISATION

I. MODELISATION

I.1. Généralités

La modélisation mathématique d'un système consiste à développer un ensemble d'équations représentant au mieux le comportement du système considéré. L'ensemble de ces équations sont obtenues par une analyse détaillée du fonctionnement.

Généralement quand on a un système, on peut avoir plusieurs modèles de connaissance en fonction des simplifications introduites et des objectifs désirés.

Pour un fonctionnement dynamique les modèles seront régis par des équations différentielles ordinaires ou partielles. Alors que les modèles de connaissance statiques sont décrits par des équations algébriques.

Dans ce chapitre nous nous proposons d'étudier la modélisation du profil thermique de la machine de coulée continue dans une optique dynamique.

I.1.1. Description générale de la machine

Dans la machine de coulée continue décrite par la figure I.1 l'acier liquide contenu dans le répartiteur est versée dans la lingotière il en sort solide vers le refroidissement secondaire où on envoie sur le métal des jets d'eaux aux débits appropriés. L'extraction de la brame se fait à l'aide des rouleaux extracteurs à une vitesse $V(t)$, cette dernière est déterminée en fonction de la nuance (composition chimique) de l'acier fabriqué. Lorsque le lingot (brame) formé atteint une certaine longueur il est coupé à une longueur déterminée par le programme de fabrication. Généralement la gestion des différentes tâches est réalisée par un système de commande (calculateur, automate programmable...).

1.1.2. Description des zones de refroidissement

1.1.2.1. Refroidissement primaire

Le refroidissement primaire illustré par la figure 1.2 permet la formation de la première croûte solide par absorption d'une importante quantité de chaleur. Le refroidissement est obtenu au moyen d'un échangeur à écoulement forcé situé à l'intérieur de la lingotière. Cette dernière est en métal ayant une bonne conductibilité thermique (cuivre) pour évacuer la chaleur. Cette partie de la machine est dépourvue de tout système de régulation, on impose seulement de manière manuelle que la différence de température de l'eau de refroidissement entre l'entrée et la sortie du processus de refroidissement primaire reste constante. Cette différence de température est définie par :

$$\Delta T = T_s - T_e$$

où T_e : Température d'entrée de l'eau
 T_s : Température de sortie de l'eau
 Q_e, Q_s : Débits d'eau d'entrée et de sortie
TT1 : Transmetteur de température de l'eau à l'entrée
TT2 : Transmetteur de température à la sortie

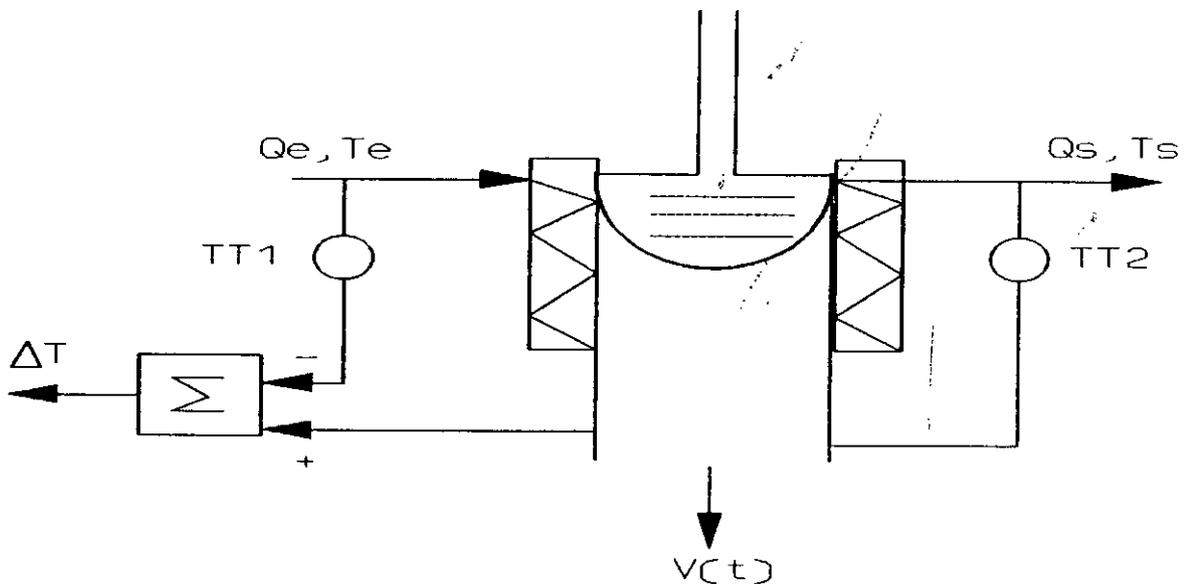


Fig I.2:Refroidissement primaire

I.1.2.2. Refroidissement secondaire

I.1.2.2.1. Notion de profil thermique

La machine de coulée est divisée en plusieurs zones (fig I.3), chacune des zones est soumise à une température donnée. L'ensemble de ces températures forment le profil thermique $T(t,x)$, où t désigne le temps et x les coordonnées spatiales. Le constructeur donne en général le profil thermique $T(x)$ pour chaque nuance d'acier fabriquée.

I.1.2.2.2. Description des zones de refroidissement secondaire

Le refroidissement secondaire (Figure I.3) comprend plusieurs zones.

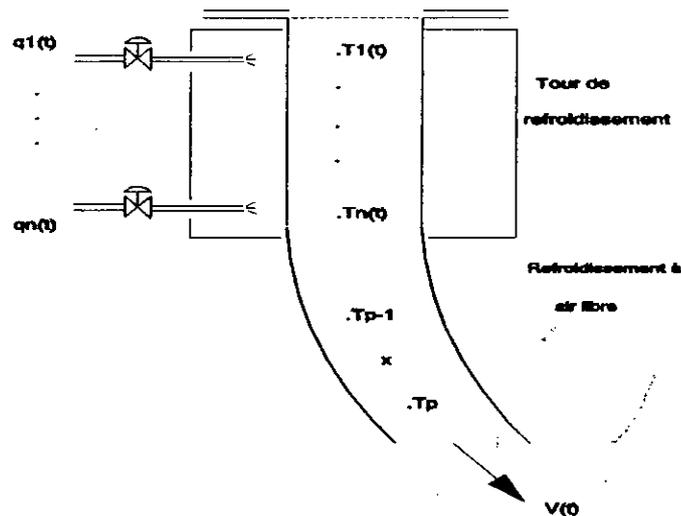


Fig I.3: Refroidissement secondaire

Chaque zone (i) est soumise à un débit d'eau $q_i(t)$, lequel agit sur la température $T_i(t)$; la vitesse de coulée $V(t)$ est généralement constante et peut être considérée comme une grandeur mesurable. Dans les zones extérieures à la tour de refroidissement ($i > n$), le refroidissement est à l'air libre.

Les températures $T_i(t)$ dépendent des températures qu'a eu la brame

dans les zones précédentes $T_{(i-1)}$, $T_{(i-2)}$,... et des débits d'eau $q_i(t)$, $q_{(i-1)}(t)$... d'où l'existence d'interactions entre les températures, le système est donc multivariable.

Les températures autour du point de décintrage jouent un rôle important puisqu'elles caractérisent les points de déformation à chaud de la brame.

Chaque débit $q_i(t)$ est maintenu constant par une boucle de régulation (FigI.4), la valeur de débit d'eau assignée à chaque zone est calculée par le calculateur d'optimisation en fonction du profil thermique désiré.

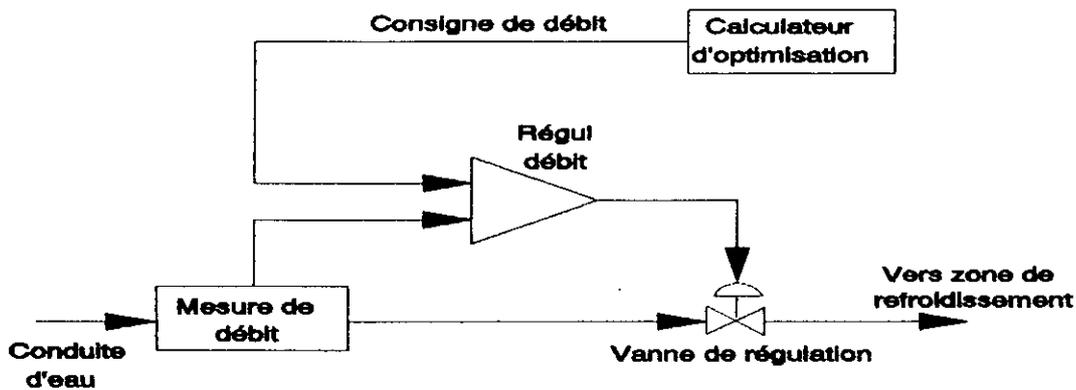


Fig I.4: Structure de la boucle de régulation du débit

I.2. MODELISATION MATHEMATIQUE

I.2.1. Introduction

La modélisation mathématique nous permet d'obtenir un ensemble d'équations mettant en oeuvre le fonctionnement du processus.

La physique du refroidissement de la machine de coulée continue consiste principalement en un processus de transfert de chaleur, lequel s'opère par conduction, convection et rayonnement. Etant donné la nature physique du transfert de chaleur, ce système est à paramètres distribués avec des coefficients pouvant être non stationnaires.

Dans ce qui suit, nous développons un modèle mathématique déduit des bilans thermiques en régime dynamique que nous mettons sous la forme de variables d'état suivante:

$$\begin{aligned} \frac{\partial T(t)}{\partial t} &= A. T(t) + B. q(t) + E. V(t) \\ T_m(t) &= C. T(t) \end{aligned} \quad (1.1)$$

Où A, B, C et E sont des matrices de dimensions appropriées, les grandeurs $T(t)$, $q(t)$, $V(t)$ et $T_m(t)$ sont définies par:

$T(t)$: l'ensemble des températures des zones,

$T_m(t)$: l'ensemble des températures mesurées,

$q(t)$: le vecteur commande défini par les débits d'eau de refroidissement,

$V(t)$: la perturbation mesurable désignant la vitesse linéaire de déplacement du produit fabriqué (brame).

La validation de cette représentation se fait à l'aide des données expérimentales relevées sur le processus et d'un modèle de bruit.

I.2.2. Bilan thermique et modèle d'état

I.2.2.1. Description du profil

Le profil thermique que nous considérons et, pour une nuance d'acier donnée relatif à la machine de coulée continue N°1 d'El-hadjar, il est représenté schématiquement par la figure I.5.

Il y a sept zones de refroidissement contrôlé et trois zones à refroidissement libre ($n=7$ et $p=10$).

Pour le refroidissement du produit coulé se déplaçant à la vitesse $V(t)$, les différentes zones (1,n) sont soumises à des jets d'eau de débit $q_i(t)$.

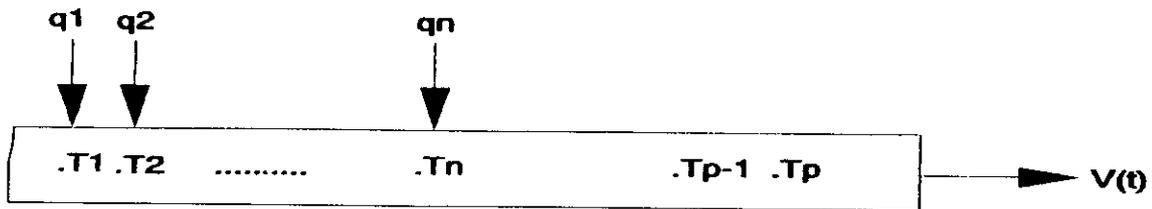


Fig I.5:Schéma simplifié du processus

I.2.2.2. Bilan thermique

En supposant que la brame est totalement solidifiée et que la couche de calamine est uniforme, le bilan thermique différentiel pour chaque zône (i) s'écrit [4,5,28-34]:

$$\begin{aligned}
 (\rho C_p V)_i \frac{\partial T_i(t)}{\partial t} &= q_m C_{p_i} (T_{i-1}(t) - T_i(t)) - q_i(t) \cdot C_{p_i} (T_i(t) - T_a) \\
 &+ \frac{\lambda_{i-1} \cdot S_i}{\Delta X} (T_{i-2}(t) - T_{i-1}(t)) + \frac{\lambda_i S_i}{\Delta X} (T_i(t) - T_{i-1}(t)) \\
 &- S_{ij} \cdot ha (T_i(t) - T_a) - \sigma \zeta_i F_{a,i} S_{ij} (T_i^4 - T_a^4) \quad (1.2)
 \end{aligned}$$

$$q_m = V(t) \cdot \rho \cdot S_i$$

$$\frac{\partial T_i(t)}{\partial t} = f(T_i(t), T_{i-1}(t), T_{i-2}(t)) + g_f(T_i(t), T_{i-1}(t), T_{i-2}(t)) \cdot q_i(t) \quad (1.3)$$

En supposant ($T_a = Cte$), une linéarisation autour d'un point de fonctionnement nous donne un modèle linéaire qui s'écrit:

$$\frac{\partial \Delta T_i(t)}{\partial t} = a_{i,i-2} \cdot \Delta T_{i-2}(t) + a_{i,i-1} \cdot \Delta T_{i-1}(t) + a_{i,i} \Delta T_i(t) + b_{m,i} \cdot \Delta V(t) + b_{i,i} \Delta q_i(t) + b_{p,1i} \Delta T_e(t) \quad (1.4)$$

En supposant que les températures à l'extérieur du profil sont constantes et que la température de l'eau est constante ($\Delta T_e=0$). Enfin représentons le système sous le formalisme d'état suivant:

$$\begin{aligned} \frac{\partial T(t)}{\partial t} &= A \cdot T(t) + B \cdot q(t) + E \cdot V(t) \\ T_m(t) &= C \cdot T(t) \end{aligned} \quad (1.5)$$

Dans les zones non contrôlées du profil (en dehors des zones de refroidissement par eau), le refroidissement par eau n'existe pas, on pose $q_i(t)=0$ pour avoir le modèle des zones non contrôlées. Les matrices A, B, E et C sont définies par:

$$A = \begin{bmatrix} a_{1,1} & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ a_{2,1} & a_{2,2} & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots \\ 0 & 0 & a_{n,n-2} & a_{n,n-1} & a_{n,n} & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \dots & a_{n+1,n-1} & a_{n+1,n} & a_{n+1,n+1} & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & a_{p,p-2} & a_{p,p-1} & a_{p,p} & \dots \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} b_{1,1} & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \dots & b_{2,2} & 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ \dots & \dots \\ 0 & \dots & \dots & 0 & \dots & \dots & b_{n,n} & \dots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \end{bmatrix}$$

$$E^T = [b_{1,11}, b_{2,12}, b_{3,13}, \dots, b_{n,1n}, \dots, b_{p,1p}]$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Avec:

$$a_{i,i} = \frac{1}{(\rho VC_p)_i} \left[\frac{\lambda_i S_i}{\Delta X} - S_i h a - \sigma \zeta F_{a_i} S_{i,j} A (T^3)_i - (q_m C_p)_i \right] \quad (1.6)$$

$$a_{i,i-1} = \frac{1}{(\rho VC_p)_i} \left[-\frac{\lambda_i - S_i}{\Delta X} - \frac{\lambda_i S_i}{\Delta X} + (q_m C_{pi}) \right] \quad (1.7)$$

$$a_{i,i-2} = \frac{\lambda_{i-1} S_i}{\Delta X (\rho VC_p)_i} \quad (1.8)$$

et:

$$b_{1,i} = [C_{pe} T_e - C_{pe} T_i]_i \frac{1}{(\rho VC_p)_i} \quad (1.9)$$

$$b_{i,1i} = [C_{pi} T_{i-1} - C_{pi} T_i]_i \cdot \frac{1}{(\rho VC_p)_i} \quad (1.10)$$

Les grandeurs $T_n(t)$ sont des températures mesurées en des points bien spécifiés (points P et P-1 de la Figure I.5).

Chaque température $T_i(t)$ est un état commandé par le débit $q_i(t)$.

Les données du procédé sont ceux de la machine de coulée continue N°1 du complexe siderurgique d'El hadjar (voir en Annexe A).

D'où les matrices A, B et E.

$$A = \begin{pmatrix} 0.1556 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -0.1556 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1249 & -0.1556 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1249 & -0.1369 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1249 & -0.1419 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1249 & -0.1390 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1249 & -0.1435 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1249 & -0.1252 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1249 & -0.1252 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1249 & -0.1251 \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} -3.7347 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -3.7347 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -3.7347 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -3.7347 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -3.7347 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -3.7347 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -3.7347 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$E^T = (0.1039 \ 0.1039 \ 0.0390 \ 0.0519 \ 0.0649 \ 0.1299 \ 0.1299 \ 0.1299 \ 0.1299 \ 0.1299)$$

I.2.3. Simulation et validation par des résultats expérimentaux

A partir du modèle d'état établi, nous simulons le comportement dynamique du processus.

Nous discrétisons ainsi le modèle continu, au pas d'échantillonnage de 1,2 minutes.

Les résultats de simulation montrent la présence d'une erreur non nulle entre les sorties (températures) du modèle et ceux des essais pratiques.

Ainsi, nous introduisons un modèle d'erreur dont les paramètres sont déterminés par la méthode d'identification des moindres carrés. Ce modèle est représenté à la figure I.6, où $e(t)$ et $q(t)$ sont respectivement un bruit blanc centré et les débits d'eau.

La vitesse de coulée est incluse dans $q(t)$.

Les résultats des essais sur la machine de coulée continue sont donnés par les courbes de la figure I.7.

L'erreur non nulle entre les résultats pratiques et du modèle développé est blanchie (Fig I.8).

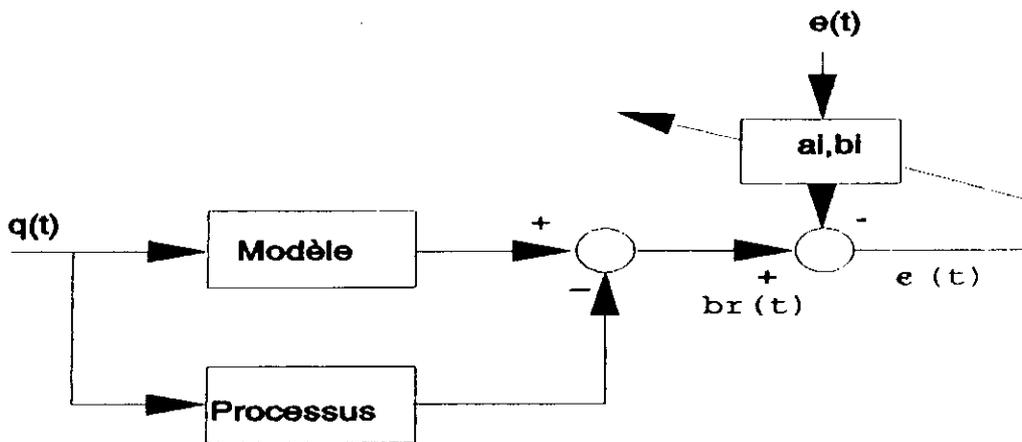


Fig I.6: Structure de simulation avec modèle de perturbations.

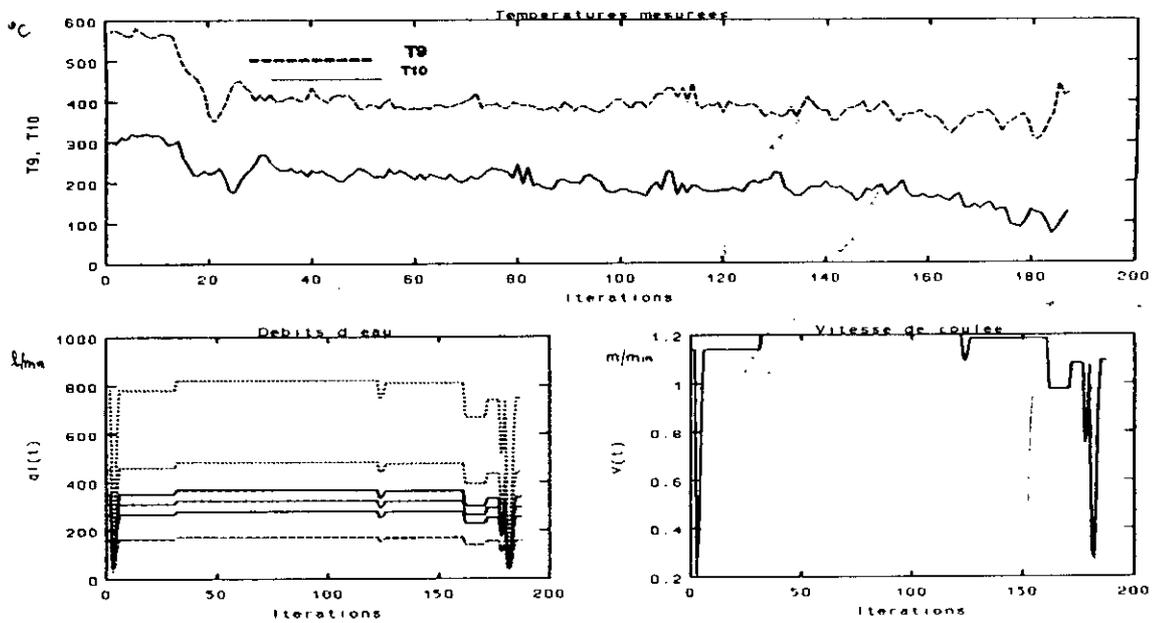


Fig I.7: Résultats des essais sur le site.

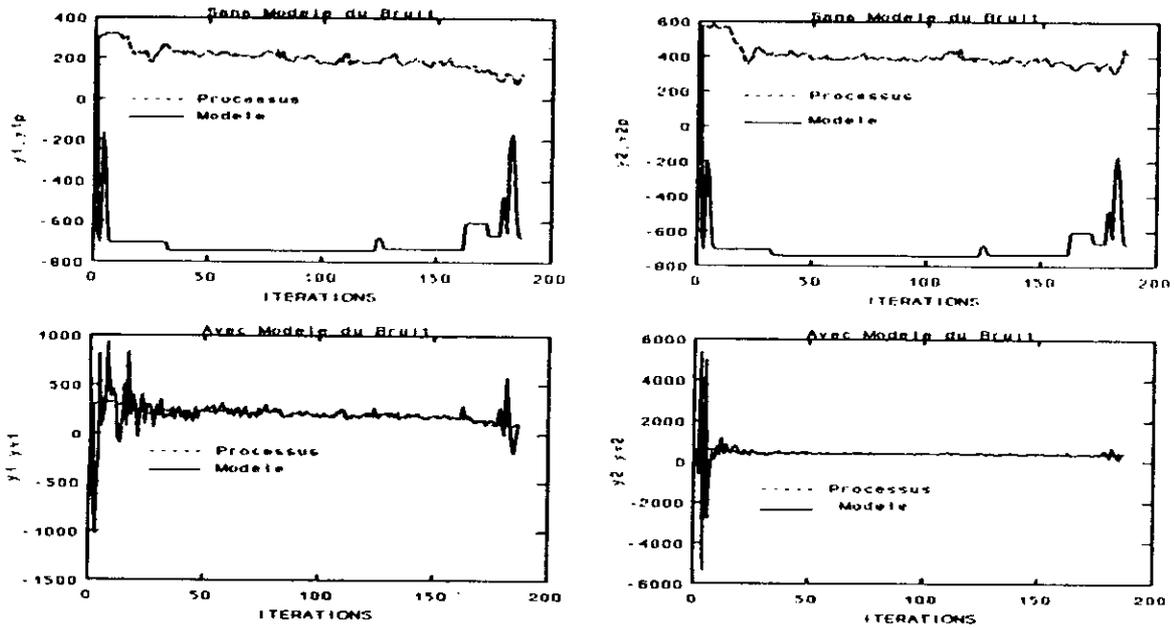


Fig I.8: Les sorties processus-modèle avec et sans modèle du bruit

I.2.3.1. modélisation du bruit

Lors de l'élaboration d'un modèle mathématique, sont introduites certaines hypothèses simplificatrices, qui souvent se traduisent par des erreurs entre les réponses du modèle et celles du processus réel. Pour l'élimination de ces erreurs, nous introduisons un modèle de bruit sous une forme ARMAX [17,18,20,21,35,36,37]. Le bruit est supposé généré par un bruit blanc Gaussien centré via un modèle (Fig I.9).

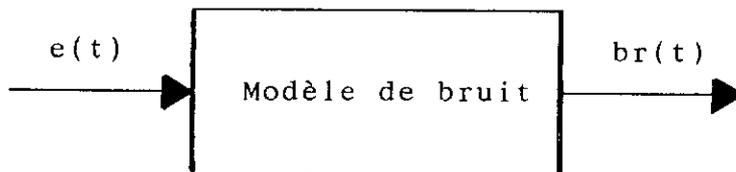


Fig I.9: modèle du bruit

Le bruit est de la forme suivante:

$$A_b(q^{-1}) b_r(t) = B_b(q^{-1}) e(t) \quad (1.11)$$

avec:

$$A_b(q^{-1}) = I + A_{1b} q^{-1} + A_{2b} q^{-2} \dots A_{nb} q^{-n} \quad (1.12)$$

$$B_b(q^{-1}) = B_{bo} + B_{b1} q^{-1} + \dots B_{bm} \cdot q^{-m} \quad (1.13)$$

qui peut encore se mettre sous la forme condensée:

$$b_r(t) = \theta_b(t) \cdot X_b(t) \quad (1.14)$$

avec:

$$\theta_b(t) = [A_{1b}, A_{2b}, \dots, A_{nb}, B_{bo}, \dots, B_{bm}]$$

$$X_b(t) = [b_r(t-1), b_r(t-2), \dots, b_r(t-n), e(t), \dots, e(t-m)]$$

L'application de l'algorithme d'identification des moindres carrés récursifs permet d'estimer $\theta_b(t)$.

I.2.3.2. Application à la validation du modèle

Après avoir essayé plusieurs modèles, nous nous sommes fixé le modèle suivant celui-ci donne de bon résultats malgré sa simplicité (système découplé du premier ordre):

$$b_r(t) = A_1 b_r(t-1) + B_1 e(t-1) + e(t) \quad (1.15)$$

avec:

$$A_1 = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & a_{22} \end{pmatrix}, \quad B_1 = \begin{pmatrix} b_{11} & 0 \\ 0 & b_{22} \end{pmatrix}$$

où

$$e(t) = (e_1(t) , e_2(t))^T$$

$e_1(t)$ et $e_2(t)$ sont les bruits blancs centrés et indépendants.

I.2.3.3 Discussion des résultats

Les écarts $b_f(t)$ affichent clairement un comportement intégrateur $A_1=0.99$ (Fig I.10), ceci était prévisible puisque l'écart modèle-procédé est pseudo-constant ce qui signifie qu'il y a une influence d'une grandeur non modélisable et dérivant lentement dans le temps, qui peut être considérée comme une perturbation. L'erreur $e(t)$ entre le bruit observé et le modèle de l'erreur présente une fonction d'autocorrélation se rapprochant de celle du bruit blanc (Fig I.10), donc notre modèle d'erreur est acceptable.

I.3. CONCLUSION

Le modèle de connaissance développé à partir du bilan thermique reflète la logique de transfert de chaleur, néanmoins les sorties mesurées et calculées sont différentes et même une grande erreur est observée. Cette dernière est due à la difficulté de modéliser certains aspects, tel que les pertes de chaleur qui correspondent à des perturbations lentement variables dans le temps qui nécessitent des études thermiques et métallurgiques poussées.

La technique de validation appliquée nous a permis d'avoir une idée sur la composante thermique négligée, cette dernière est considérée comme une perturbation influant sur le procédé.

L'aspect de la modélisation mathématique reste encore à développer en tenant compte de l'existence de la phase liquide-solide, de la dérive de la température en poche et des phénomènes de formation de la calamine (oxydation du métal solidifié).

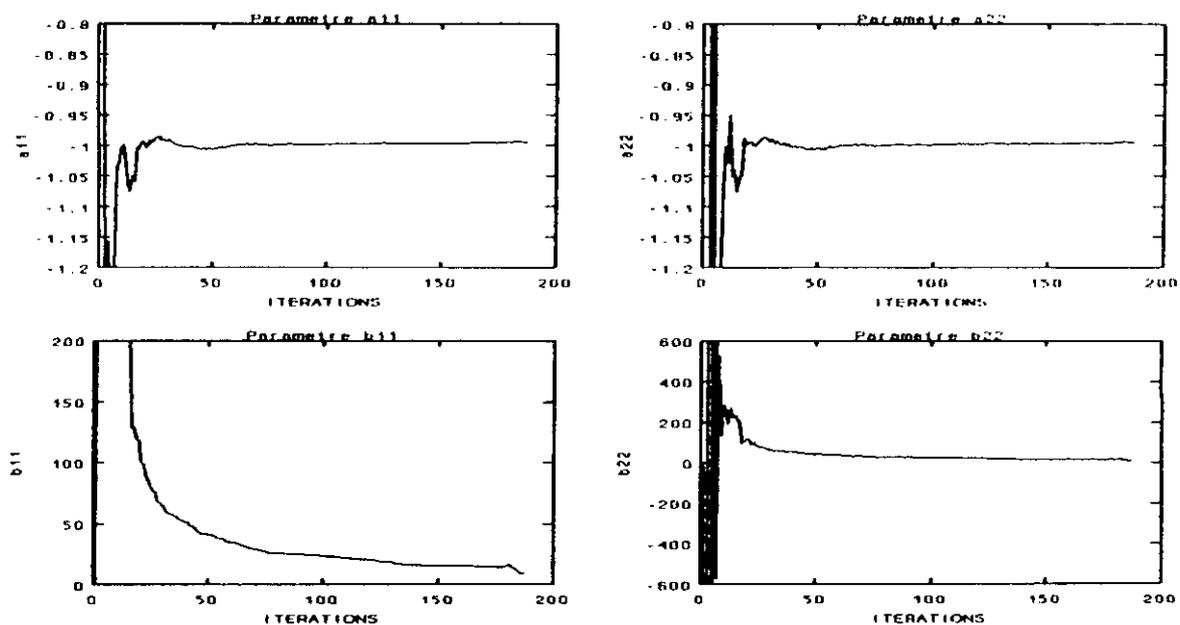
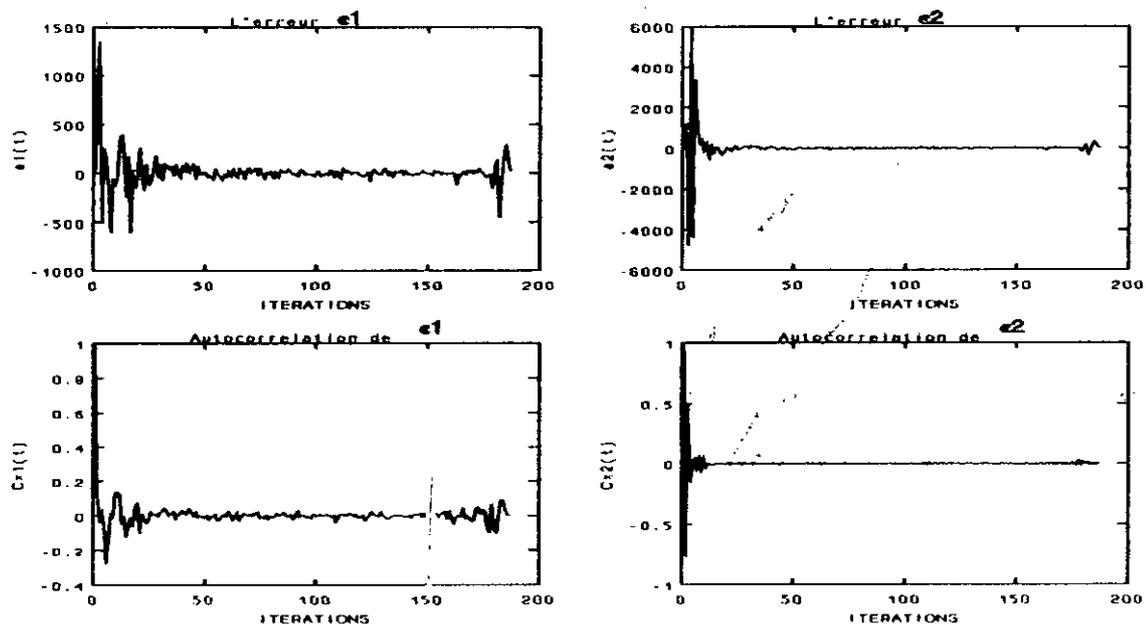


Fig I.10a: Résultats d'estimation des paramètres



Fi I.10b: Les erreurs et leurs fonctions d'autocorrélations

CHAPITRE II
IDENTIFICATION

II.1. INTRODUCTION

Historiquement le développement des techniques d'identification a commencé à partir des années soixante[17,35].

Ces techniques permettent d'élaborer un modèle mathématique dynamique représentant le plus fidèlement possible le comportement dynamique d'un processus.

L'application des techniques modernes de l'automatique nécessite le recours à des modèles mathématiques élaborés.

Une étude d'identification se caractérise essentiellement par une étape quantitative suivie d'une étape qualitative. La première étape consiste à choisir la structure du modèle parmi une certaine classe, la deuxième consiste à estimer les paramètres de la structure choisie.

Les valeurs numériques des paramètres du modèle sont évaluées en minimisant l'écart entre la réponse du modèle et celle du processus réel. La structure doit rester simple pour que son implémentation sur ordinateur soit possible et assurer ainsi le calcul de la commande en temps-réel.

La description mathématique du processus n'est pas nécessairement liée à la réalité physique, et souvent les paramètres du modèle n'ont pas de signification physique (modèle de représentation) ce qui est le cas dans notre étude.

Une fois le modèle identifié, il est soumis à des tests de validation. En général, on se fixe un seuil de tolérance si celui-ci n'est pas respecté, une nouvelle structure est choisie. Cette dernière est soumise à nouveau à la même procédure que la structure précédente. Ainsi l'identification apparaît comme un processus itératif.

En pratique, on choisit une structure simple pour pouvoir faciliter les tâches de la commande; les entrées doivent être les plus persistantes possibles afin d'exciter tous les modes du système[17,38].

Dans ce chapitre, nous considérons un modèle sous une forme ARMA, sa paramétrisation est obtenue par l'application de l'algorithme des moindres carré récursifs, car celui ci est le mieux adapté à des évaluations en temps-réel [20,24,39].

Les informations entrées-sorties sont des données pratiques relevées réellement sur le processus de coulée continue du complexe sidérurgique d'El-Hadjar (Fig I.1).

II.2. LES TECHNIQUES D'IDENTIFICATION

II.2.1. Généralités

Les techniques d'identification reposent en général sur la minimisation d'un critère quadratique, car sa résolution du point de vue mathématique est aisée [15,17,19,24,39,40,41,42,43,44]. Le principe de l'identification est schématisé par la figure II.1.

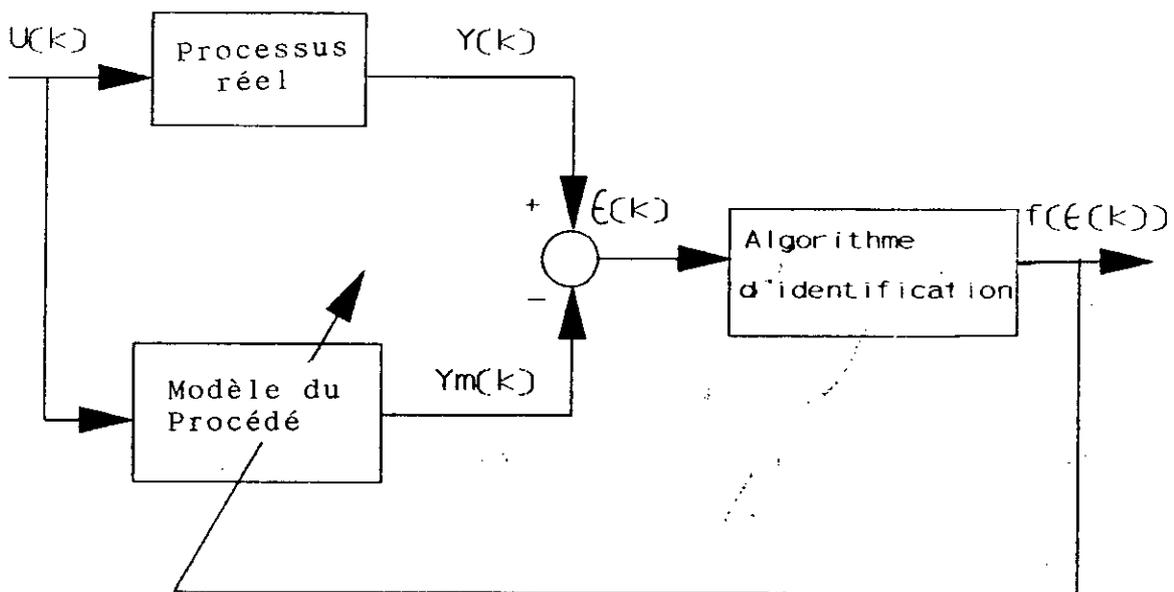


Fig II.1:Schéma de principe d'identification

- $U(k)$: entrée réelle
- $Y(k)$: Sortie réelle du processus
- $Y_m(k)$: Sortie du modèle
- $\epsilon(k)$: erreur modèle-processus

Soit un système linéaire multivariable et discret représenté par sa matrice de transfert $W(q^{-1})$ la sortie $y(t)$ s'écrit:

$$y(t) = W(q^{-1}) u(t) + V_p(t) \quad (2.1)$$

où q^{-1} est l'opérateur retard d'une période d'échantillonnage

$y(t) \in R^n$, est le vecteur des sorties

$U(t) \in R^m$, est le vecteur des entrées (commandes)

$V_p(t) \in R^n$, est le vecteur des perturbations

$V_p(t)$ représente l'ensemble des perturbations qui englobent le bruit de mesure et la composante continue.

$y(t)$ peut être encore écrit sous la forme:

$$y(t) = \theta \cdot X_{t-1} + e(t) \quad (2.2)$$

La grandeur θ est constituée par l'ensemble des paramètres à identifier et, le vecteur X_{t-1} représente les observations constituées par les entrées, les sorties et les perturbations.

La grandeur $e(t)$ est une perturbation aléatoire de valeur moyenne nulle et de variance finie définie par:

$$E\{e(t)\} = 0, \quad E\{e(t) \cdot e(t)^T\} = Q \cdot \sigma_t$$

où E est l'opérateur d'espérance mathématique, Q représente une matrice définie positive et σ_t le signal de Kronecher.

L'erreur d'estimation $\epsilon(t)$ est définie par:

$$\epsilon(t) = y(t) - \hat{y}(t) = y(t) - \hat{\theta}(t-1) \cdot X(t-1) \quad (2.3)$$

où $\hat{\theta}(t-1)$ est l'estimation des paramètres à l'instant $t-1$.

Pour que la matrice $\theta(t)$ converge vers les paramètres réels θ_0 du procédé, il faut que les signaux d'entrée soient suffisamment excitants, mais pas trop intense pour qu'ils n'éloignent pas le système de son point de fonctionnement et détériorent ses performances.

II.2.2. Génération d'un signal d'excitation

Une séquence binaire pseudo-aléatoire peut être facilement générée en bouclant les bits spécifiés d'un registre à décalage, à travers une fonction d'addition modulo deux (ou exclusif).

Le schéma de la figure II.2 illustre la configuration du générateur.

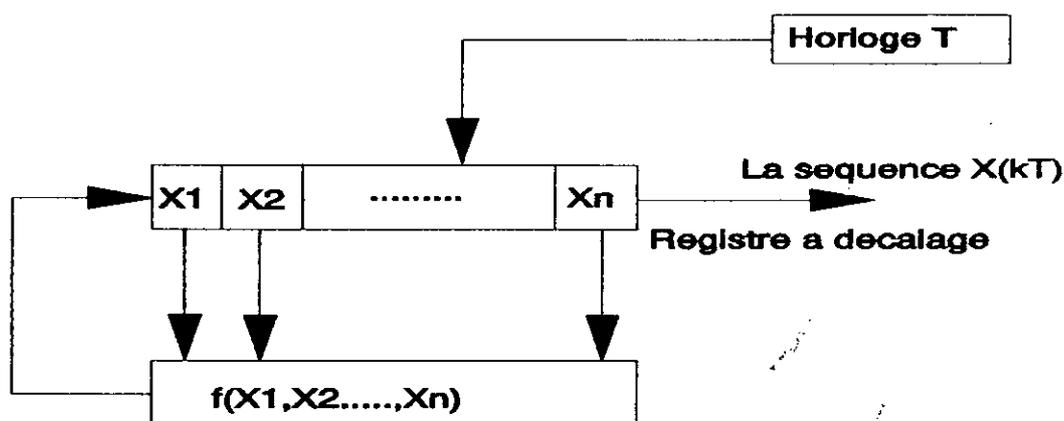


Fig II.2: Génération d'un SBPA

La longueur de la séquence $X(k)$ étant $L = 2^n - 1$ bits, celle-ci s'étale donc sur une durée de LT secondes, où T est la période d'horloge. Toutes les initialisations du registre X sont possibles sauf $X(i)=0$ laquelle donne une sortie constamment nulle.

Pour avoir une séquence dont les caractéristiques se rapprochent le plus de celles du bruit blanc, les bits de bouclage sont choisis selon un polynôme caractéristique (Annexe B).

La séquence $X(kT)$ peut être fournie soit par un circuit numérique

soit par un programme sur ordinateur. Le circuit électronique numérique nécessite un registre à décalage, une fonction "ou" exclusif, une horloge...

Dans la méthode par programmation, le registre à décalage est modélisé par un vecteur de dimension appropriée lequel est activé à chaque période T d'échantillonnage générée par un programme.

II.2.3. Algorithme des moindres carrés récursifs

L'obtention d'une forme récursive de l'algorithme des moindres carrés se base sur le lemme d'inversion matricielle, cet algorithme minimise le critère quadratique suivant [24,45,17]:

$$\min J_t(\theta) = \min E_t \left\{ \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t |e_i|^2 \right\} \quad (2.4)$$

Le développement mathématique montre que cette expression est minimale si θ vérifie:

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \frac{X_{t-1}^T F_{t-1}}{1 + X_{t-1}^T F_{t-1} X_{t-1}} e_t \quad (2.5)$$

Où e_t est l'erreur de prédiction définie par:

$$e_t = y_t - \theta_{(t-1)} X_{(t-1)} \quad (2.6)$$

La matrice F_t est actualisée par:

$$F_t = F_{t-1} - \frac{F_{t-1} X_{t-1} X_{t-1}^T F_{t-1}}{1 + X_{t-1}^T F_{t-1} X_{t-1}} \quad (2.7)$$

$F_0 = 1/\alpha$ est définie positive et $\alpha \ll 1$.

Dans le cas d'un bruit corrélé, l'estimation par moindres carrés récursif est biaisée suite aux corrélations entre le vecteur mesure X_{t-1} et l'erreur de prédiction ϵ_t . Dans ce cas, sont appliqués d'autres techniques, telles que les moindres carrés généralisés ou étendus. Ces derniers tiennent compte du modèle du bruit [24,17,45,21]. On introduit dans l'algorithme, au lieu de l'erreur $e(t)$ (inconnue), son estimée $\hat{e}(t)$.

Considérons un système sous la forme ARMAX suivante où on utilise les moindres carrés étendus:

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d} B(q^{-1}) u(t) + C(q^{-1}) e(t) + CC \quad (2.8)$$

Où A, B et C sont respectivement des matrices polynomiales ($A(0)=I$), d et CC sont respectivement le retard et la composante continue.

La sortie du modèle s'écrit:

$$y(t) = \theta X_{t-1} + e(t) \quad (2.9)$$

Avec:

$$\theta = [A_1, A_2, \dots, A_n, B_0, B_1, \dots, B_m, CC, C_1, C_2, \dots, C_n]$$

$$X_{t-1}^T = [-y_{(t-1)}^T, -y_{(t-2)}^T, \dots, -y_{(t-n)}^T, u_{(t-d)}^T, u_{(t-d-1)}^T, \dots, u_{(t-d-m)}^T, 1, e_{(t-1)}^T, e_{(t-2)}^T, \dots, e_{(t-n)}^T]$$

La convergence paramétrique dépend essentiellement de la

caractéristique du bruit c'est à dire de la forme de $C(q^{-1})$ [24,19].

L'algorithme des moindres carrés donne de bons résultats lorsque les paramètres du processus sont constants. Mais dès que ces paramètres varient dans le temps les résultats se dégradent et l'algorithme produit une mauvaise poursuite de la dérive paramétrique, d'où l'introduction de quelques améliorations [21,46,47,48,49].

En effet cet algorithme donne $\theta(t)$ sous la forme:

$$\theta(t) = \theta(t-1) + K(t) \cdot e(t) \quad (2.10)$$

$K(t)$ est appelé gain d'adaptation et il est décroissant si on donne le même poids à toutes les mesures.

Généralement, on introduit un facteur d'oubli λ_d dans le critère afin de donner plus de poids aux nouvelles valeurs:

$$\min J_t(\theta) = \min \left\{ E_t \left(\sum_{i=1}^t \lambda_d^{t-i} |e_i|^2 \right) \right\} \quad (2.11)$$

avec $0 < \lambda_d < 1$.

En fonction du choix des facteurs λ_d , les algorithmes sont dits à facteur d'oubli constant, variable ou à trace constante [47,21,24].

En multivariable on a "i" algorithmes. L'estimation des paramètres θ_t^i chacun de ces algorithmes est associé à la $i^{\text{ème}}$ ligne de la matrice θ_t par la relation suivante:

$$\theta_t^{(i)} = \theta_{(t-1)}^{(i)} + G_t^{(i)} e_{(t)}^{(i)} \quad (2.12)$$

Pour l'algorithme à facteur d'oubli constant on a:

$$G_t^{(i)} = X_t^T F_t^{(i)} [\lambda_{d1} + X_t^T F_t^{(i)} X_t]^{-1} \quad (2.13)$$

$$F_t^{(i)} = \frac{1}{\lambda_{d1}} \left[F_{(t-1)}^{(i)} - \frac{F_{(t-1)}^{(i)} X_{t-1} X_{t-1}^T F_{(t-1)}^{(i)}}{\frac{\lambda_{d1}}{\lambda_{d2}} + X_{t-1}^T F_{(t-1)}^{(i)} X_{t-1}} \right]$$

et

$$e_{(t)}^{(i)} = y_{(t)}^{(i)} - \hat{y}_{(t)}^{(i)}, \quad 0 < \lambda_{d1} \leq 1, \quad 0 < \lambda_{d2} \leq 2$$

L'algorithme est à trace constante, égale à F_0 pour:

$$\lambda_{d1}(t) = \frac{1}{F_0} \left[\text{Trace } F_{(t)}^{(i)} - \frac{\text{Trace } (F_{(t)}^{(i)} X_t X_t^T F_{(t)}^{(i)})}{C + X_t^T F_{(t)}^{(i)} X_t} \right] \quad (2.14)$$

avec:

$$c = \frac{\lambda_{d1}(t)}{\lambda_{d2}(t)} \quad \text{et} \quad c > 0 \quad (2.15)$$

Un signal d'entrée qui assure une excitation persistante garantit une bonne convergence des paramètres car il évite l'orthogonalité entre l'erreur paramétrique définie par:

$$\theta = \theta - \theta_0$$

et le vecteur des mesures $X_{(t-1)}$ [18,20].

Dans la majorité des cas pratiques, le signal U_{ex} d'excitation (SBPA) est superposé au signal réel de commande U_0 (Fig II.3).

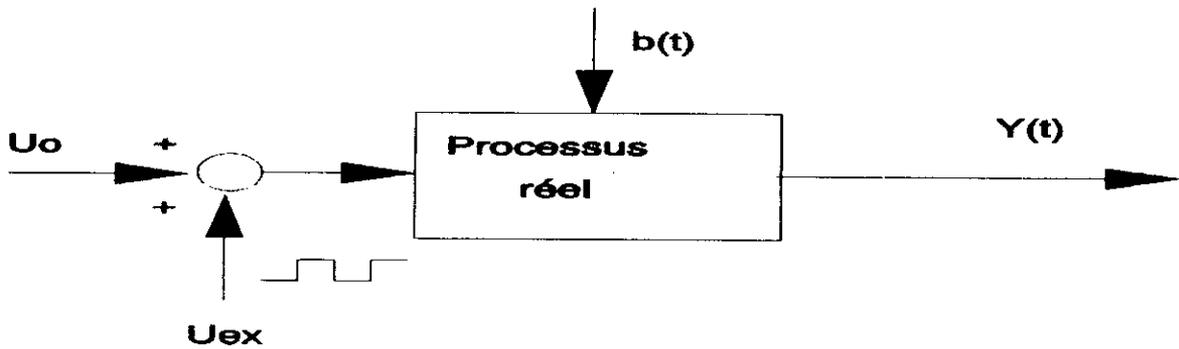


Fig II.3: Superposition du signal de commande et d'excitation

La composante continue CC définie précédemment peut être estimée comme un état ou comme un paramètre [39]. Généralement la composante continue caractérise l'effet d'une perturbation de charge. Elle est considérée comme un paramètre lorsqu'elle varie lentement par rapport à la dynamique des signaux d'entrées-sorties. Elle est considérée comme un état lorsqu'elle varie d'une manière plus rapide.

Avec les techniques récentes d'adaptation du facteur d'oubli λ_d , il est possible d'assurer la poursuite des paramètres variant à chaque pas d'échantillonnage [46].

II.3. APPLICATION A L'IDENTIFICATION DE LA MACHINE DE COULEE CONTINUE D'ACIER

Dans ce chapitre nous identifions la machine de coulée continue par un modèle multivariable décrivant le refroidissement secondaire. Les entrées et les sorties du modèle sont respectivement les consignes de débit d'eau secondaire et les températures autour du point de décintrage.

Les perturbations mesurables et aléatoires sont représentées respectivement par la vitesse de coulée et le bruit de mesure avec la dynamique non modélisable due à la présence de la calamine.

Les sept débits secondaires (entrées) sont des fonctions linéaires du débit global.

Vu les contraintes de production, il est très difficile et même parfois impossible d'appliquer des signaux persistants (SBPA) sur le système de refroidissement.

Dans notre cas, on a relevé les variations de la température et de débit d'eau secondaire lors du fonctionnement normal du processus (fig 1.7).

Les mesures des températures sont fournies par des thermocouples placés en des points bien précis (points p et (p-1) de la Figure 1.1).

La commande par ordinateur exige une représentation discrète du processus. Une analyse des signaux entrées-sorties montre qu'un choix d'une durée de 1.2 minutes, pour la période d'échantillonnage, est suffisant dans le cas du refroidissement de la machine de coulée continue.

II.3.1. Représentation sous une forme ARMAX du modèle d'identification

Dans ce qui suit, nous étudions deux types de modèle, le premier est du premier ordre tandis que le deuxième est du second ordre. Une étude comparative est développée pour les différentes structures du modèle du bruit.

II.3.1.1. Structure fonctionnelle de la machine

Nous décrivons le modèle ARMAX de refroidissement par :

$$A(q^{-1})y(t) = q^{-d} B(q^{-1})u(t) + q^{-d} L(q^{-1})V(t) + C(q^{-1})e(t) \quad (2.16)$$

où A, B, L et C sont des matrices polynomiales de dimensions appropriées.

La structure du modèle est donnée par la figure II.4 avec :

$u(t)=[u_1, u_2, \dots, u_7]^T$: Les débits d'eau de refroidissement.

$e(t)=[e_1, e_2]^T$: Le bruit blanc modélisant les perturbations fugitives et la dynamique non modélisée.

$y(t)=[y_1(t), y_2(t)]^T$: Les températures mesurées.

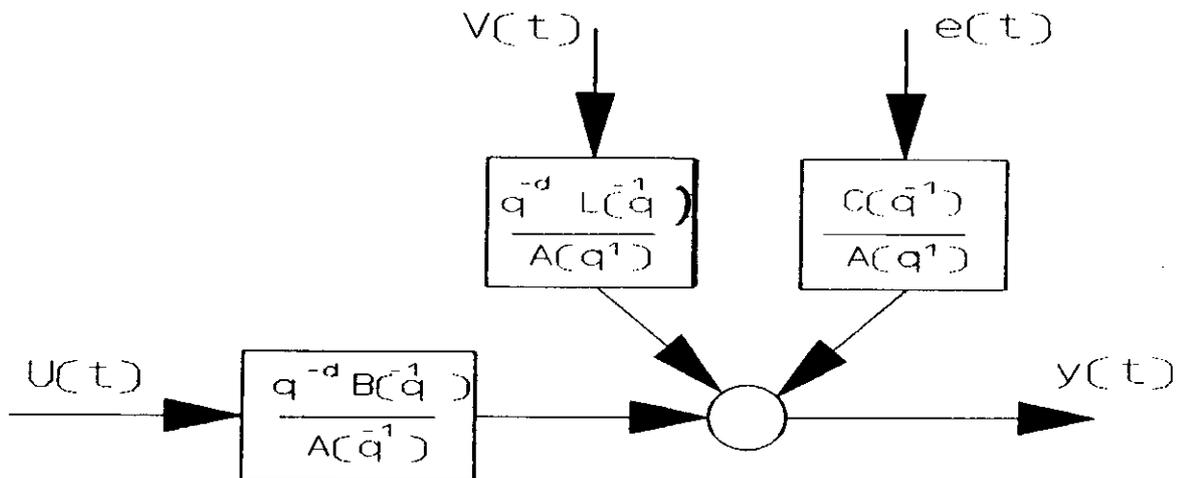


Fig II.4: Structure du modèle

II.3.1.2. Représentation sous forme d'un modèle d'ordre deux

Nous supposons que le modèle ARMAX est d'ordre deux donc:

$$B(q^{-1}) = \begin{pmatrix} B_{11}(q^{-1}) & \dots & B_{17}(q^{-1}) \\ B_{21}(q^{-2}) & \dots & B_{27}(q^{-1}) \end{pmatrix} \quad (2.17)$$

$$L(q^{-1}) = \begin{pmatrix} L_1(q^{-1}) \\ L_2(q^{-1}) \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

$$C(q^{-1}) = \begin{pmatrix} C_{11}(q^{-1}) & 0 \\ 0 & C_{22}(q^{-1}) \end{pmatrix} \quad (2.19)$$

$$A_{11}(q^{-1}) = 1 + a_{11} \cdot q^{-1} + a_{12} \cdot q^{-2} \quad (2.20)$$

$$B_{ij}(q^{-1}) = b_{0ij} q^{-1} + b_{1ij} q^{-2} \quad (2.21)$$

$$L_i(q^{-1}) = L_{0i} \cdot q^{-1} + L_{1i} \cdot q^{-2}, \quad C_{ii}(q^{-1}) = 1 + C_{1i} q^{-1} \\ i = 1, 2 \quad ; \quad j = 1, 7 \quad (2.22)$$

La sortie $y(t)$ peut s'écrire sous la forme condensée suivante:

$$y_i(t) = \theta_i X_i(t-1) + e_i(t), \quad i = 1, 2 \quad (2.23)$$

avec:

$$\theta_1 = \{a_{11}, a_{12}, b_{011}, \dots, b_{017}, b_{111}, \dots, b_{117}, L_{01}, L_{11}, C_{11}\}$$

$$\theta_2 = \{a_{21}, a_{22}, b_{021}, \dots, b_{027}, b_{121}, \dots, b_{127}, L_{02}, L_{12}, C_{22}\}$$

$$X_i(t-1) = \left\{ \begin{array}{l} -y_i(t-1), -y_i(t-2), u_1(t-d), u_2(t-d), \dots, u_7(t-d), \\ v(t-d), u_1(t-1-d), \dots, u_7(t-1-d), v(t-1-d), e_i(t-1) \end{array} \right\}^T$$

Le retard d est de onze périodes d'échantillonnages (Fig I.7).

L'application de l'algorithme des moindres carré récursif à facteur d'oubli permet d'évaluer les paramètres θ_i .

Les résultats obtenus par simulation (fig II.5) montrent d'une part qu'il existe une dépendance linéaire entre les paramètres a_i du modèle et d'autre part une mauvaise convergence des autres paramètres. Ces dernières ne varient pas indépendamment les un des autres. Nous préconisons une identification par un modèle ayant moins de paramètres.

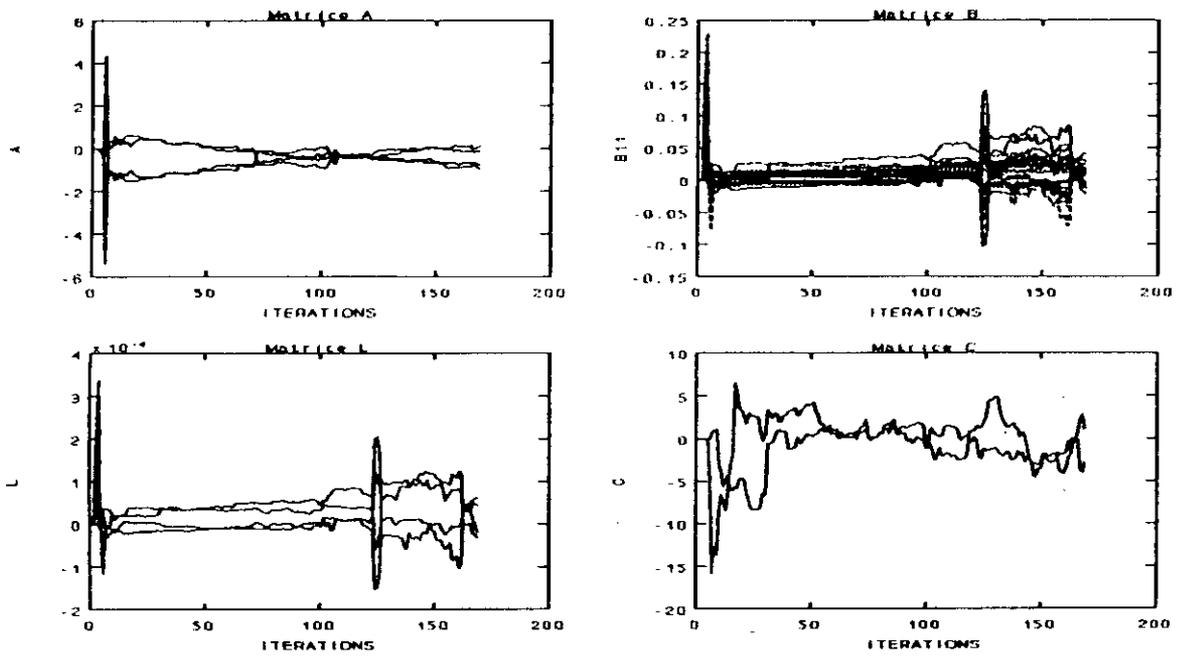


Fig II.5a: Evolution des paramètres

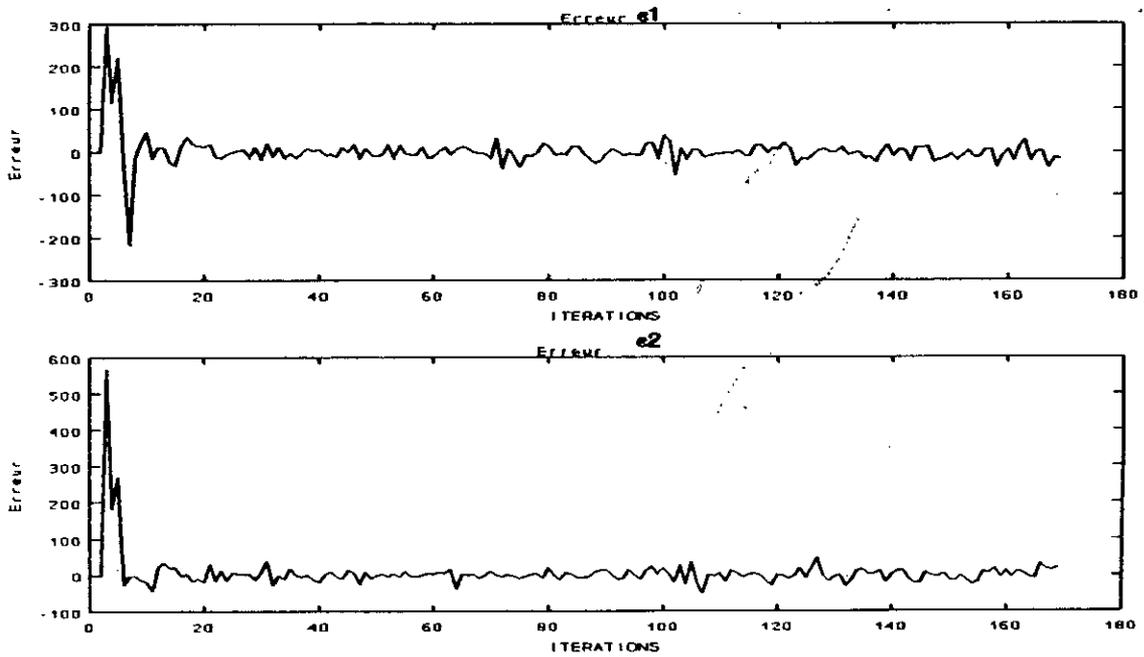


Fig II.5b: Les erreurs modèle-procédé

II.3.1.3. Représentation par un modèle d'ordre un

Nous considérons un modèle d'ordre un où les matrices polynomiales $A(q^{-1})$ et $C(q^{-1})$ sont diagonales:

$$A_{if}(q^{-1}) = 1 + a_{if} \cdot q^{-1} \quad , \quad B_{if}(q^{-1}) = b_{ofj} \cdot q^{-1} \quad (2.24)$$

$$L_i(q^{-1}) = L_{oi} \cdot q^{-1} \quad , \quad C_{if}(q^{-1}) = 1 + c_{if} \cdot q^{-1} \\ i = 1, 2 \quad ; \quad j = 1, 7 \quad (2.25)$$

La forme compacte s'écrit alors:

$$y_i(t) = \theta_i X_i(t-1) + e_i(t) \quad (2.26)$$

Avec:

$$\theta_1 = \{a_{11}, b_{011}, b_{012} \dots b_{017}, L_{01}, C_{11}\}$$

$$\theta_2 = \{a_{22}, b_{021}, b_{022} \dots b_{027}, L_{02}, C_{22}\}$$

$$X_i(t-1) = \left\{ \begin{array}{l} -y_i(t-1), u_1(t-d), u_2(t-d), u_3(t-d) \\ \dots, u_7(t-d), v(t-d), e_i(t-1) \end{array} \right\}^T$$

Les résultats d'estimation par moindres carrés récurrents à facteur d'oubli fixe ($\lambda_{d2} = 1$, $\lambda_{d1} = 0.95$) sont donnés par la figure II.6. De ces résultats, il apparaît que la convergence est meilleure que celle obtenue pour le modèle du deuxième ordre, les erreurs d'estimation sont pratiquement similaires et les fonctions d'autocorrélation des erreurs s'approchent à celle d'un bruit blanc. Par conséquent le modèle du premier ordre convient mieux, car à cause de la pauvreté des signaux d'entrées on ne peut identifier qu'un nombre restreint de paramètres.

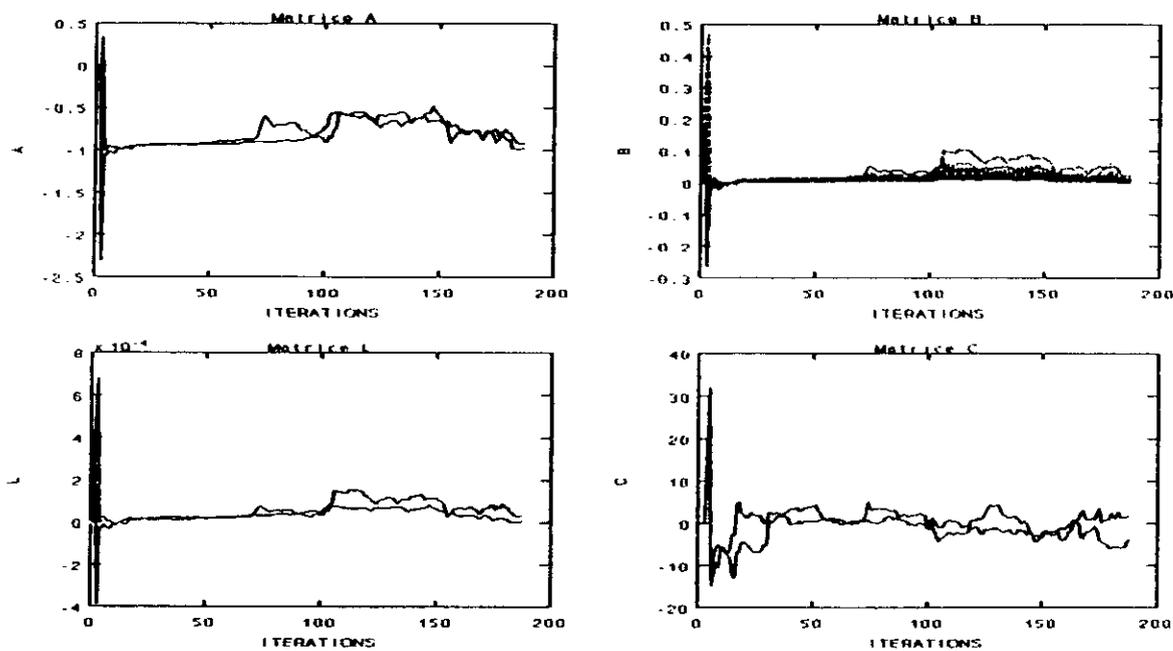


Fig II.6a: Evolution des paramètres

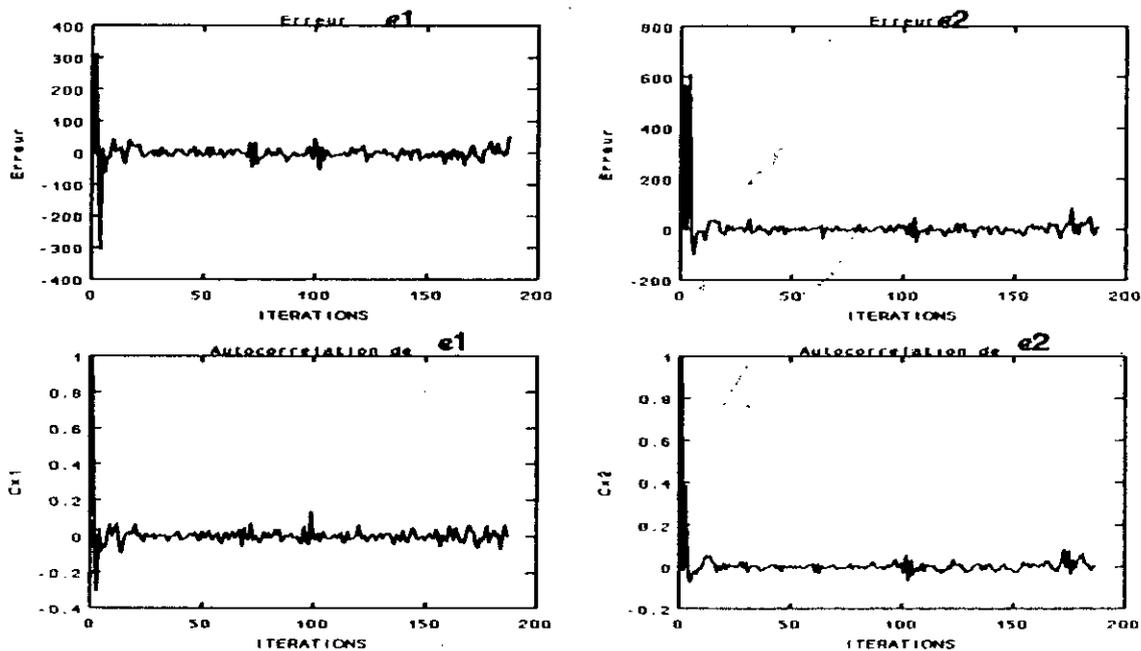


Fig II.6b: Les erreurs et leurs fonctions d'autocorrélation

II.3.1.4. Etude du modèle du bruit

Nous avons considéré jusqu'à présent les bruits blancs centrés $e_1(t)$ et $e_2(t)$ agissant chacun sur la sortie correspondante ce qui signifie que la matrice $C(q^{-1})$ est diagonale. Dans le cas où les bruits agissent mutuellement sur les sorties respectives, le modèle est alors de la forme:

$$A_{11}(q^{-1})y_1(t) = \sum_{j=1}^n q^{-d} B_{1j}(q^{-1})u_j(t) + q^{-d} L_1(q^{-1})v(t) + \sum_{j=1}^2 C_{1j}(q^{-1})e_j(t) \quad (2.27)$$

avec:

$$C(q^{-1}) = \begin{pmatrix} C_{11}(q^{-1}) & C_{12}(q^{-1}) & \dots & C_{1n}(q^{-1}) \\ C_{21}(q^{-1}) & C_{22}(q^{-1}) & \dots & C_{2n}(q^{-1}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{m1}(q^{-1}) & \dots & \dots & C_{mn}(q^{-1}) \end{pmatrix}$$

Pour le modèle du premier ordre les vecteurs paramètres et observation sont:

$$\theta_1 = \{a_{11}, b_{011}, b_{012}, \dots, b_{017}, L_{01}, C_{11}, C_{21}\}$$

$$\theta_2 = \{a_{22}, b_{021}, b_{022}, \dots, b_{027}, L_{02}, C_{22}, C_{12}\}$$

$$X_i(t-1) = \left\{ -y_i(t-1), u_1(t-d), u_2(t-d), \dots, \right. \\ \left. u_7(t-d), v(t-d), e_1(t-1), e_2(t-1) \right\}^T$$

La structure du modèle de la machine est donnée par le schéma de la figure II.7.

Les résultats de l'estimation des paramètres (Fig.II.8 et Fig.II.9) montrent une mauvaise convergence des paramètres de la matrice $A(q^{-1})$ car on observe une divergence.

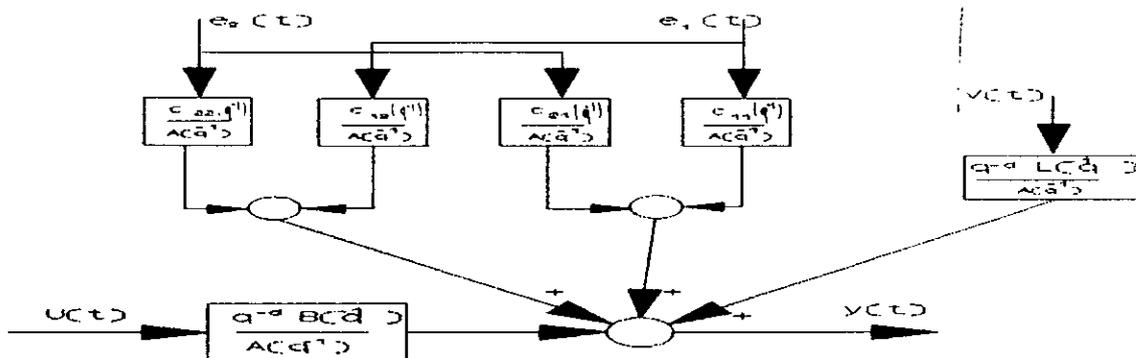


Fig II.7: Structure de commande de la machine avec effets mutuels des bruits sur les sorties

mutuels des sorties, ce qui se résume pour notre cas par le modèle du premier ordre suivant:

$$y(t) = A_1(q^{-1})y(t) + q^{-d}.B(q^{-1})u(t) + q^{-d}.L(q^{-1})V(t) + C(q^{-1})e(t) \quad (2.28)$$

avec :

$$A_0 = I, A_1(q^{-1}) = A_1 q^{-1} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} q^{-1}$$

Les matrices $A(q^{-1})$, $B(q^{-1})$, $L(q^{-1})$ et $C(q^{-1})$ ont les mêmes significations qu'en II.3.2.3, les vecteurs observations et paramètres sont définis par:

$$X_1(t) = \{-y_1(t-1), -y_2(t-1), u_1(t-d), \dots, u_7(t-d), V(t-d), e_1(t-1)\}^T$$

$$\theta_1 = \{a_{11}, a_{12}, b_{011}, \dots, b_{017}, L_{01}, C_{11}\} ; \theta_2 = \{a_{21}, a_{22}, b_{021}, \dots, b_{027}, L_{02}, C_{22}\} \quad (2.29)$$

Les résultats d'estimation des paramètres sont donnés par la figure II.9, on remarque une divergence totale de l'erreur de prédiction à cause de l'effet mutuel des sorties $y_1(t)$ et $y_2(t)$.

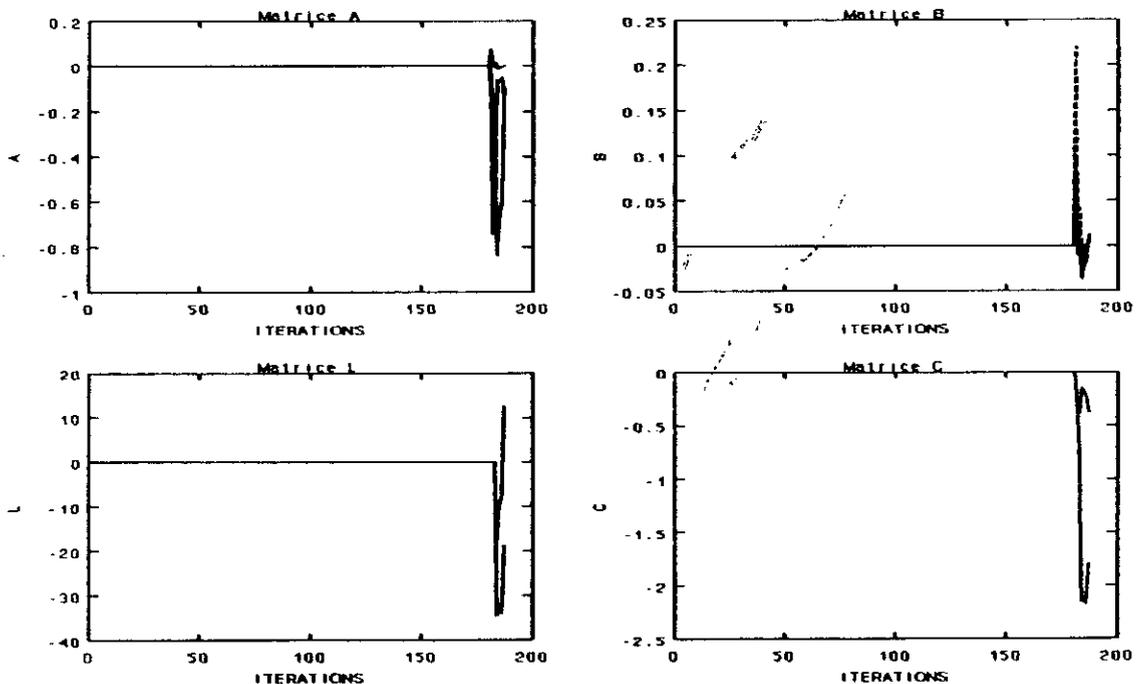


Fig II.9a: Evolution des paramètres

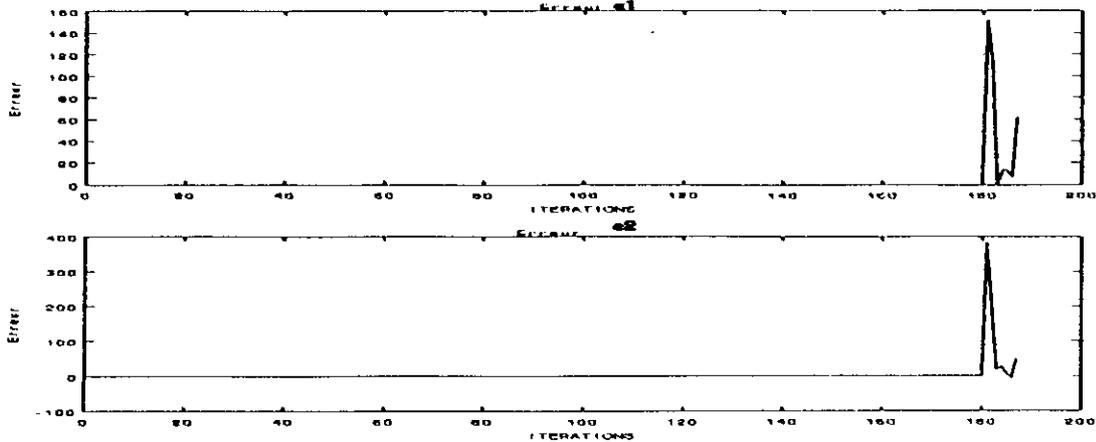


Fig II.9b: Erreurs modèle-procédé

II.3.1.6. Etude comparative

La qualité de l'approximation est évaluée, par l'écart quadratique moyen défini par:

$$E_r(t) = \sqrt{\frac{\sum (S_{md} - S_{pr})^2}{\sum (S_{pr} - \bar{S}_{pr})^2}} \quad (2.30)$$

S_{md} : Sortie du modèle

S_{pr} : Sortie réelle du processus

\bar{S}_{pr} : Sortie réelle moyenne du processus.

Généralement, un écart quadratique moyen de 30% est considéré comme une bonne précision, par contre, des écarts d'un ordre supérieur à 60% sont à prendre avec précautions [50].

Le tableau n°1 donne l'importance de l'écart $\epsilon(t)$ en fonction de l'ordre du modèle identifié, du modèle du bruit et de la structure de la matrice $A(q^{-1})$.

| Ecart E_r en % | Modèle | Bruits |
|--|--|---|
| $E_r = \begin{pmatrix} 62.8\% \\ 35.76\% \end{pmatrix}$ | Premier ordre | $e_1(t)$ et $e_2(t)$ sans actions mutuelles sur les sorties |
| $E_r = \begin{pmatrix} 127,38\% \\ 133,82\% \end{pmatrix}$ | Deuxième ordre | $e_1(t)$ et $e_2(t)$ sans actions mutuelles sur les sorties |
| $E_r = \begin{pmatrix} \infty \\ \infty \end{pmatrix}$ | Premier ordre | $e_1(t)$ et $e_2(t)$ avec actions mutuelles sur les sorties |
| $E_r = \begin{pmatrix} \infty \\ \infty \end{pmatrix}$ | Premier ordre avec $A(q^{-1})$ non diagonale | $e_1(t)$ et $e_2(t)$ avec actions mutuelles sur les sorties |

Tableau n° 1

II.3.1.7. Amélioration des résultats d'identification par un préfiltrage des sorties

Afin d'améliorer la qualité de convergence des paramètres du modèle, on introduit un préfiltrage des sorties (on atténue le bruit de mesure). Le filtrage se réalise à l'aide d'un filtre moyennneur défini par:

$$Y_f(k) = \frac{1}{M_f} \sum_{i=1}^{M_f} y(k-i) \quad (3.31)$$

y est la sortie mesurée, y_f est la sortie filtrée.
 M_f est l'horizon de filtrage.

Après filtrage, les sorties correspondantes sont utilisées pour l'identification du modèle par l'algorithme des moindres carrés. Le schéma de la figure (II.10) ci dessous définit la technique d'identification avec préfiltrage des sorties.

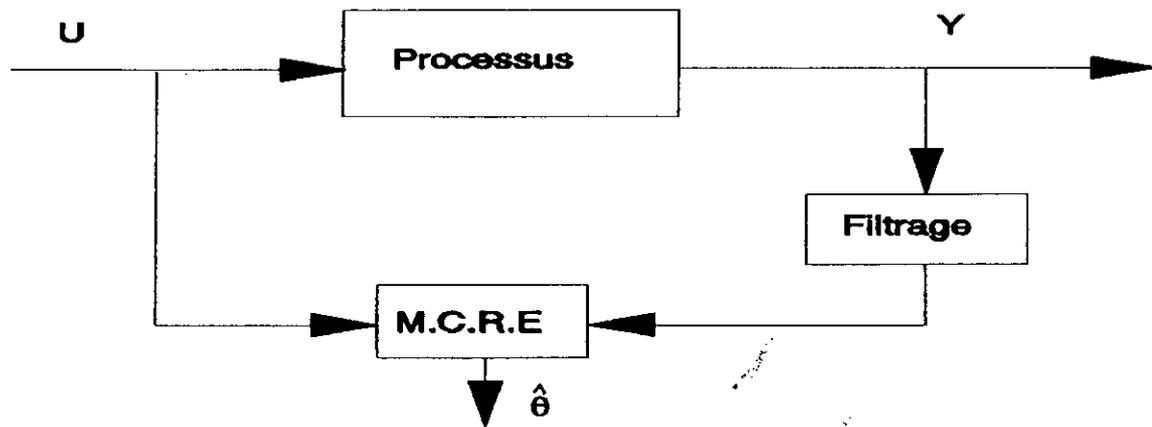


Fig II.10: Identification avec préfiltrage des sorties

L'application de cette technique à l'identification de la machine de coulée continue avec un modèle du premier ordre nous a permis d'obtenir les résultats des figures fig.II.12 et Fig.II.13 respectivement pour $M_f=2$ et $M_f=10$.

Nous constatons qu'au fur et à mesure que l'horizon M_f croit, les résultats d'identification s'améliorent avec une bonne convergence des paramètres et surtout les paramètres C_j du bruit avec une nette diminution de l'erreur ($C(q^{-1})$ ne dépend plus que des perturbations fugitives et de la dynamique non modélisée).

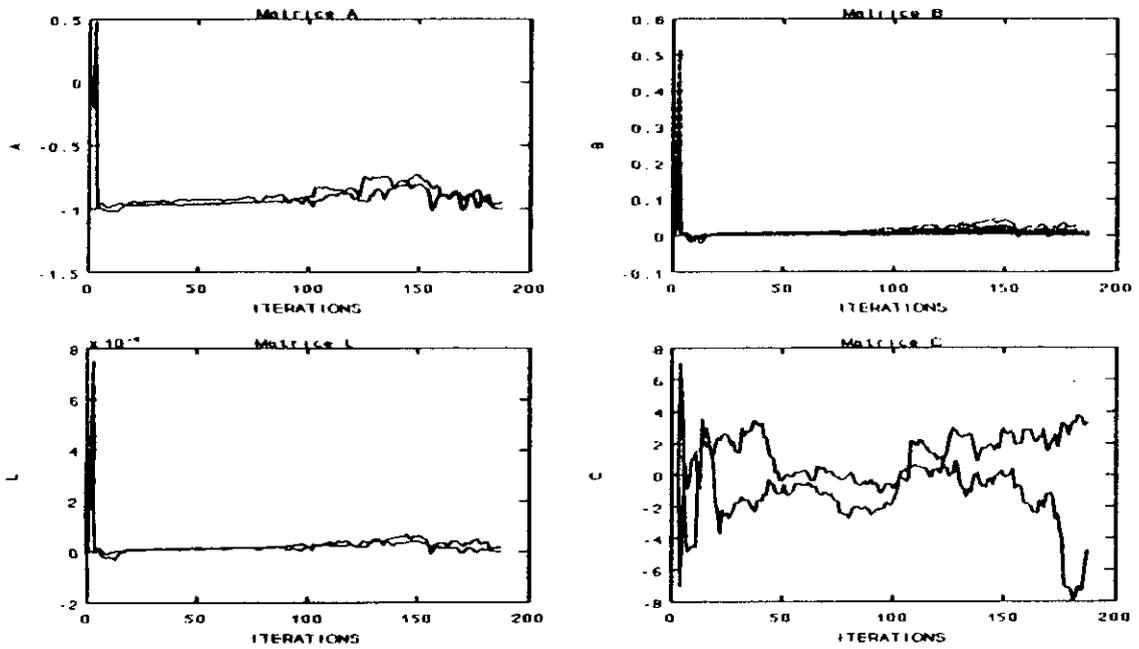


Fig II.11a: Evolution des paramètres pour $M_f=2$

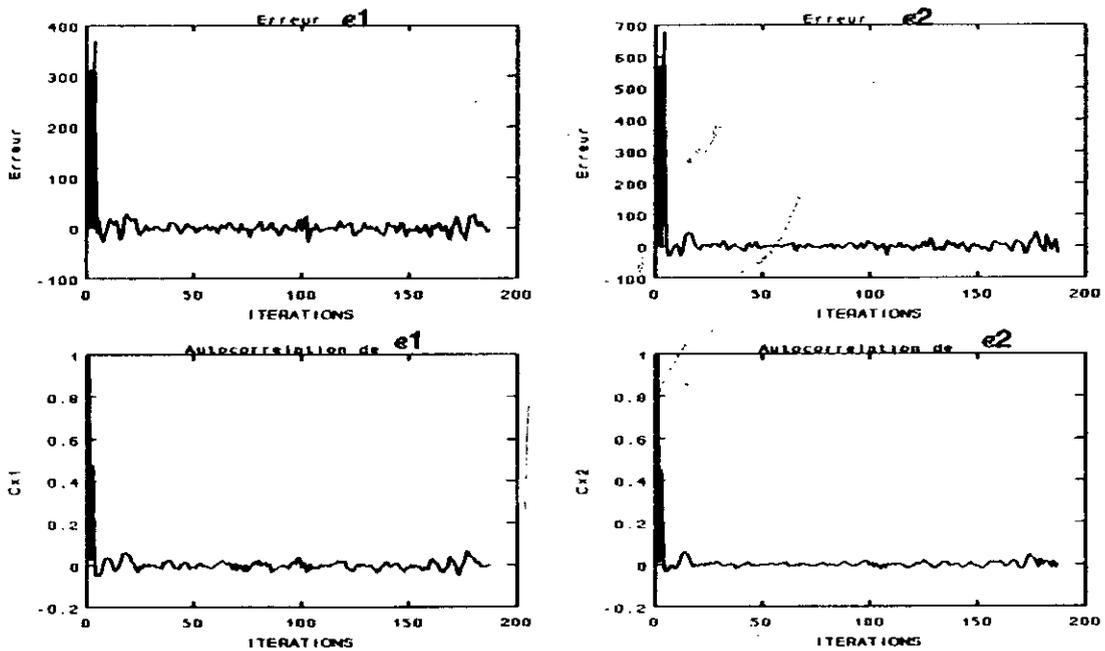


Fig II.11b: Les erreurs et leurs fonctions d'autocorrélation pour $M_f=2$

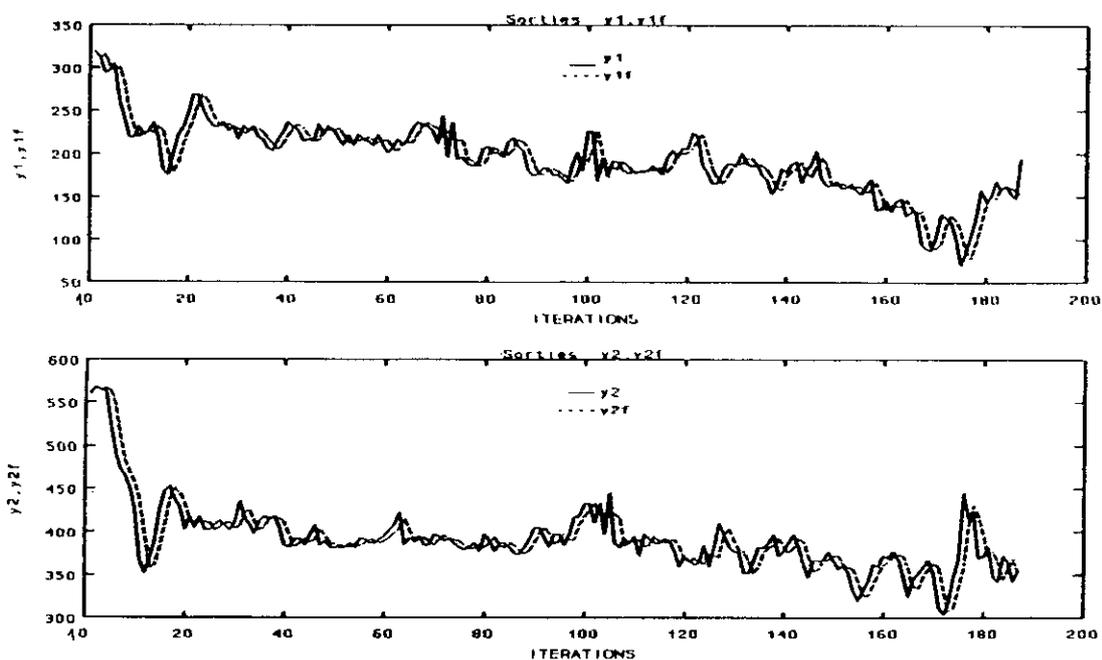


Fig II.11c: Les sorties réelles et filtrées pour $Mf=2$

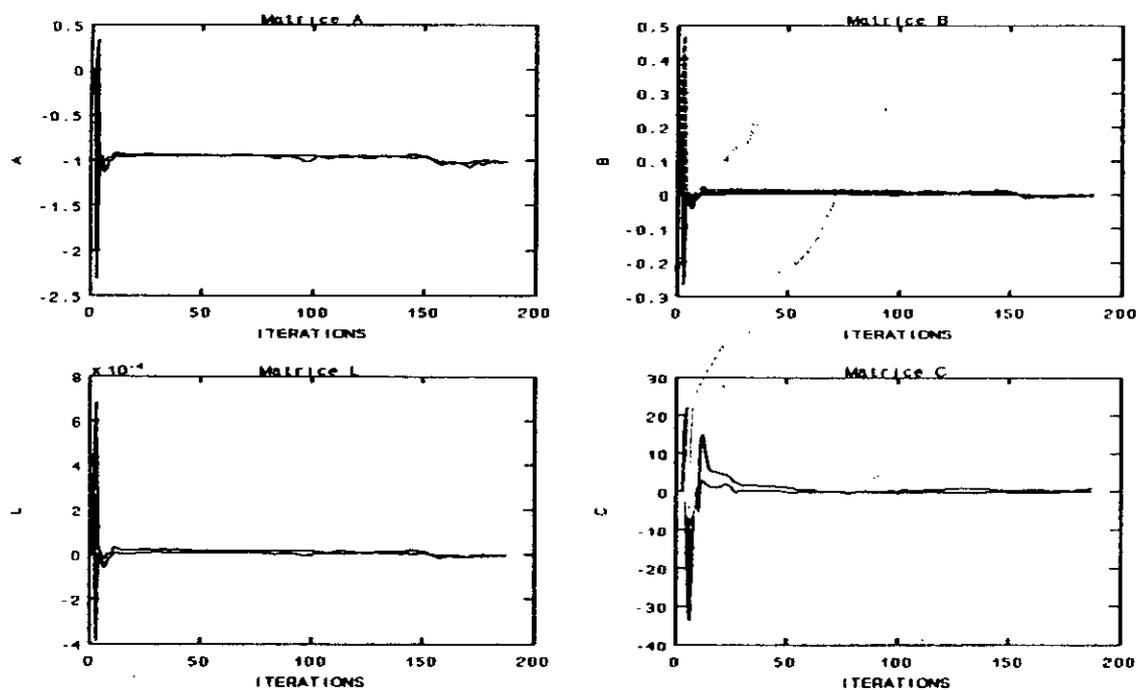


Fig II.12a: Evolution des paramètres pour $Mf=10$

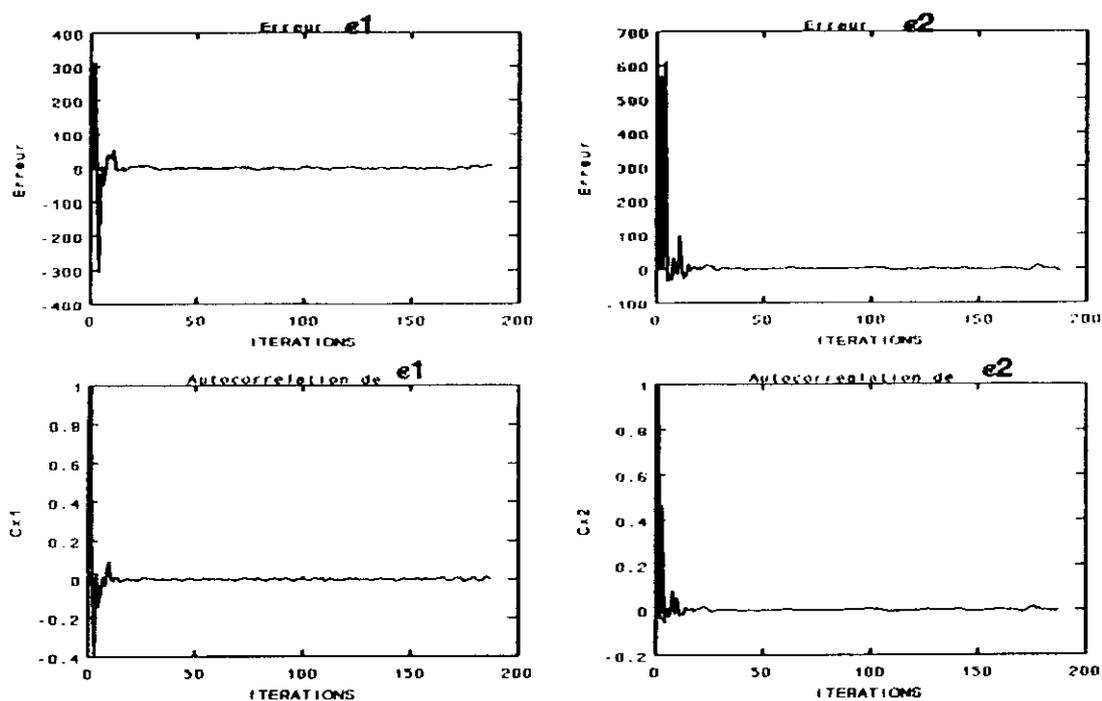


Fig II.12b: Les erreurs et leurs fonctions d'autocorrélation pour $M_f=10$

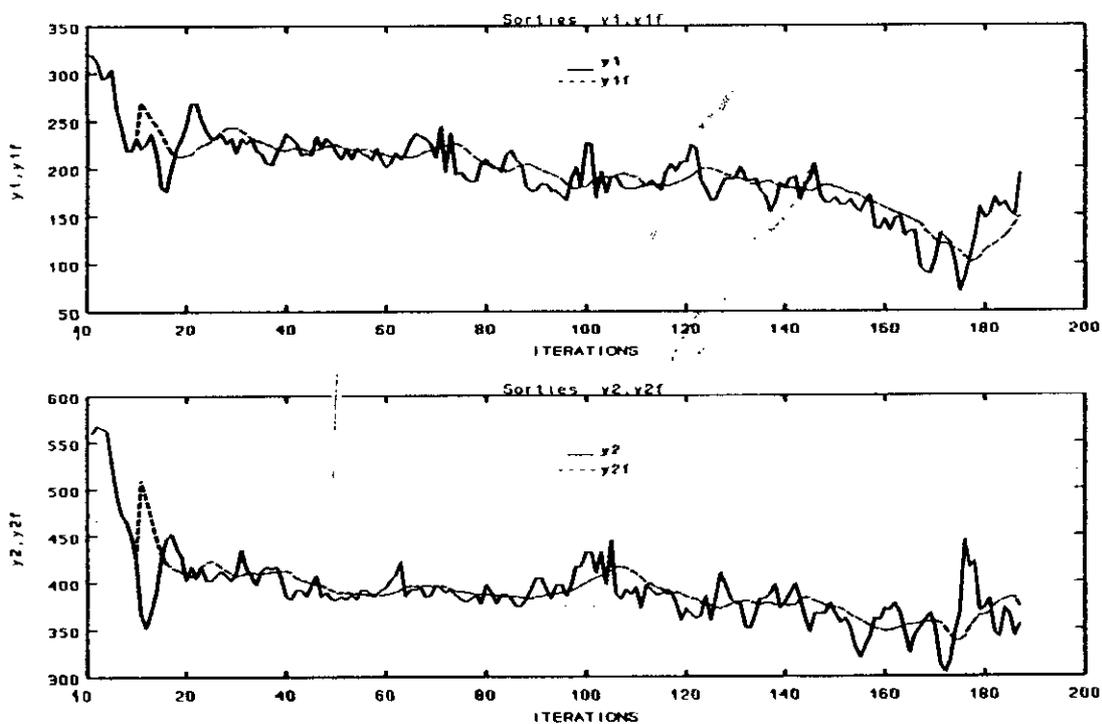


Fig II.12c: Les sorties réelles et filtrées pour $M_f=10$

II.4. CONCLUSION

L'identification d'un processus n'est pas un problème purement mathématique, plutôt un problème physique qui consiste à choisir une représentation adéquate et précise.

L'algorithme des moindres carrés récursifs nous a permis d'identifier le modèle de la machine de coulée continue à base de données relevées sur le site.

Le système d'ordre un, avec $A(q^{-1})$ et $C(q^{-1})$ diagonales donnent les meilleurs résultats car il est le plus simple à identifier. par ailleurs nous avons un signal d'entrée peu excitant et un important bruit. On remarque que l'introduction d'un filtre moyennneur en sortie nous permet d'obtenir d'excellents résultats pour ce qui est de la convergence et une faible erreur car le bruit de mesure ici très important est supprimé, reste seulement le bruit dû aux perturbations fugitives et à la dynamique non modélisable.

Pour notre cas le choix d'une mémoire M_f du filtre égale à dix a donné de bon résultats.

CHAPITRE III

COMMANDE ADAPTATIVE

III.1. GENERALITES

La théorie de la commande adaptative est apparue vers la fin des années cinquante, cependant, il a fallu attendre le développement de l'électronique et de l'informatique pour que son application pratique voit le jour [Landau, Dugard 1986, Najim et Murat 1987]. La commande adaptative est une des solutions envisageables pour les systèmes industriels exigeant des performances élevées. En effet, en général la modélisation mathématique des processus industriels par des modèles linéaires n'est valable que pour un point de fonctionnement; de plus il est difficile et même parfois impossible de connaître les dérives paramétriques. Pour toutes ces raisons, il est préférable de pouvoir varier les paramètres des lois de commande afin de maintenir les performances constantes.

La commande adaptative consiste à ajuster en temps-réel les paramètres de la commande. En effet la commande adaptative peut être considérée comme une commande en boucle fermée classique plus une boucle d'adaptation paramétrique.

On distingue la commande adaptative directe ou schéma implicite qui consiste à évaluer directement les paramètres du régulateur et la commande adaptative indirecte ou schéma explicite qui consiste à identifier les paramètres du régulateur en fonction des résultats de l'identification. Dans la pratique la régulation doit ramener le processus rapidement à un état stationnaire, on constate que les objectifs de la commande et de l'identification sont contradictoires, une bonne commande (régulation) donnera une mauvaise identification du fait que le vecteur des données est peu excitant et une bonne identification donnera une mauvaise commande, un compromis doit être toujours recherché. La majorité des schémas actuels utilisent la commande à variance minimale qui assure la minimisation d'un critère quadratique relatif à la variance de la sortie.

Les méthodes de commande adaptative sont essentiellement:

- La commande adaptative à modèle de référence (fig III.1);
- la commande adaptative avec identification des paramètres (Fig III.2)

La première méthode développée par Landau en 1974 et en 1979 exploite l'erreur entre la sortie réelle et la sortie du modèle de référence pour ajuster les paramètres du régulateur. La deuxième méthode utilise l'estimation des paramètres en temps réel pour adapter les paramètres du régulateur. En effet ces deux méthodes diffèrent dans la forme mais dans la majorité des cas elles donnent des résultats relativement proches[24].

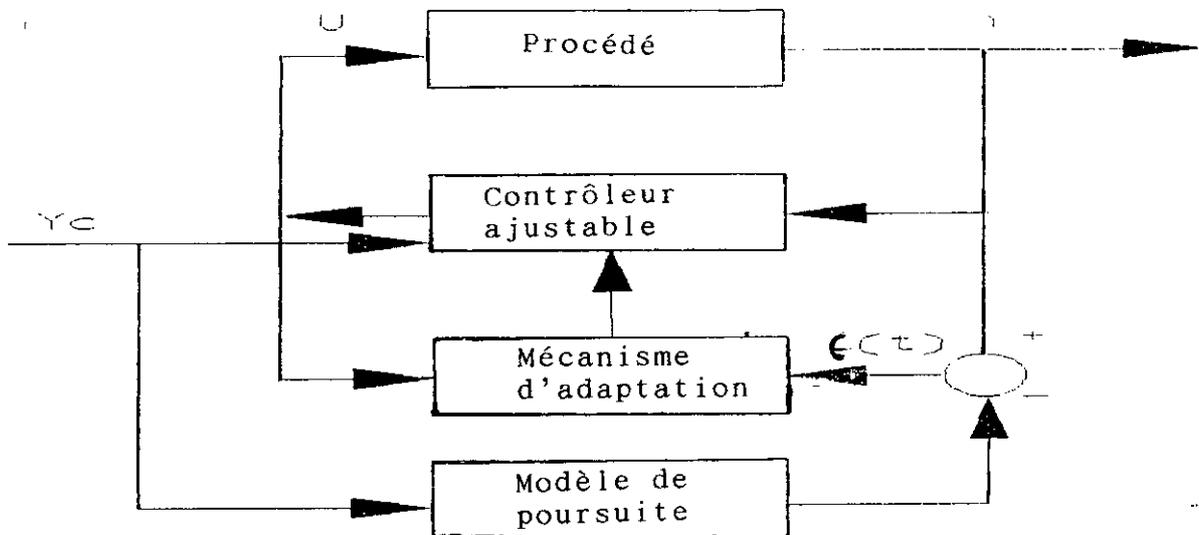


Fig III.1:Commande adaptative avec modèle de référence

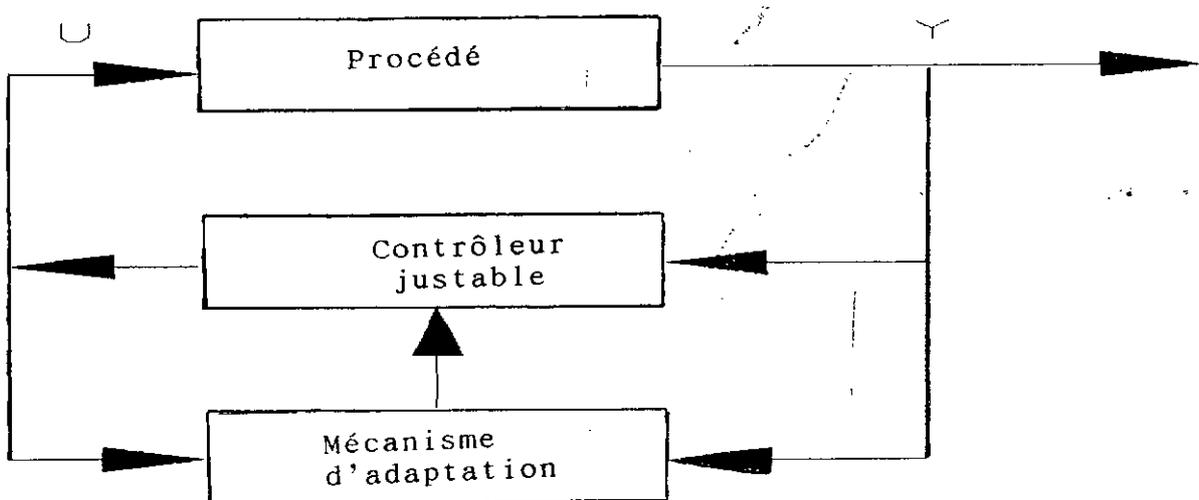


Fig III.2:Commande adaptative avec identification des paramètres

III.2. ETUDE DES DIFFERENTES METHODES DE COMMANDE ADAPTATIVE

III.2.1. Généralités

Les techniques de commande adaptative ont toutes pour objectif d'assurer la stabilité et les performances désirées. Pour les systèmes linéaires multivariables, la méthode la plus connue est la commande à modèle de référence (Landau et Lozano 1981) et la commande stochastique à variance minimale (Astrom et Wittenmark 1973). Ces schémas sont obtenus par la minimisation d'un critère quadratique à un pas. La commande à variance minimale généralisée tient compte de la pondération sur la commande, ce qui lui permet la conduite des procédés avec des pondérations sur la commande [24,51-54].

III.2.2. Notions sur la théorie d'optimisation

La recherche de l'optimum (minimum ou maximum) d'une fonction est très important dans la pratique, car la fonction à optimiser exprime en général un gain en productivité, un rendement, une erreur quadratique...

Les variables de la fonction sont des grandeurs appartenant à un ensemble caractérisant les différents points de fonctionnement possible du processus à optimiser, ainsi l'optimum recherché détermine le point de fonctionnement optimal selon le critère d'optimisation.

Généralement les points de fonctionnement d'un processus réel sont finis et souvent limités dans une région, cette dernière est déterminée par l'ensemble des contraintes imposées sur les variables. En automatique la fonction à optimiser a une forme quadratique incluant en général le carré de l'erreur de poursuite ou de régulation et éventuellement le carré de la commande [26,27].

III.2.2.1. OPTIMISATION EN VARIABLES LIBRES

Soit $f(X_v)$ une fonction quadratique à optimiser où $X_v = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ est un vecteur de paramètres. Lorsque aucune contrainte n'est imposée au vecteur X_v , l'optimum est obtenu par la résolution d'un

système d'équations défini par:

$$\frac{\partial f(x_1, x_2, \dots, x_n)}{\partial x_i} = 0 \quad i = 1, n \quad (3.1)$$

III.2.2.2. OPTIMISATION SOUS CONTRAINTES

En pratique le vecteur X_v ne peut pas prendre librement toutes les valeurs dans l'espace R^n , il est situé à l'intérieur d'un domaine défini généralement par deux types de contraintes:

* Des contraintes d'égalité:

Ces contraintes sont formalisées par:

$$g_{cj}(X_v) = 0 \quad j=1, m$$

Le nombre de contraintes d'égalité indépendantes imposées à un vecteur de dimension n , est inférieur à n .

* Des contraintes inégalités

Ces contraintes sont formalisées par:

$$h_k(X_v) < 0 \quad k=1, p$$

Il est toujours possible de remplacer l'opérateur ">" par l'opérateur "<".

III.2.2.2.1. RECHERCHE DE L'OPTIMUM SOUS CONTRAINTES D'EGALITE

Soit à chercher l'optimum de la fonction $f(X_v)$ sous contraintes $g_{cj}(X_v) = 0$. On forme le Lagrangien du problème défini par:

$$L = f(X_v) + \sum_{j=1}^m l_j g_{cj}(X_v) \quad (3.2)$$

Les grandeurs l_j sont appelées les paramètres de Lagrange, la minimisation de la fonction $f(X_v)$ sous contraintes revient à minimiser le Lagrangien du problème [24, 26, 47]:

$$\frac{\partial f(X_v)}{\partial X_v} + \sum_{j=1}^m l_j \frac{\partial g_{cj}(X_v)}{\partial X_v} = 0 \quad (3.3)$$

III.2.2.2.2. RECHERCHE DE L'OPTIMUM SOUS CONTRAINTES D'INEGALITE

Soit à chercher l'optimum de la la fonction $f(X_v)$ sous contraintes $h_k(X_v) \leq 0$, l'optimum est obtenu par la minimisation du Lagrangien

du problème défini par:

$$L = f(X_v) + \sum_{i=1}^p l_i h_i \quad (3.4)$$

Il faut remarquer que la solution d'un tel problème demeure limitée à la frontière du domaine admissible, lequel étant défini par $h_i(X_v) \leq 0$. Il n'y a pas de méthode analytique pour trouver une telle solution générale, on doit utiliser une méthode itérative qui nous permet de chercher l'optimum sous contraintes, les paramètres de Kuhn-Tucker l_i garantissent le respect des contraintes par l'inégalité suivante [24]:

$$|l_i \cdot h_i(X_v)| \leq dx, \quad dx < 1 \quad dx > 0 \quad (3.5)$$

Au début on pose $0 < l_i^0 < 1$ au fur et à mesure que l_i augmente, la contrainte inégalité tend vers la contrainte égalité ($dx/l_i \approx 0$). Les paramètres (l_i) de Kuhn-Tucker sont calculés d'une manière itérative tel qu'ils garantissent une solution respectant les contraintes [24].

III.2.3. Commande par minimisation d'un critère quadratique

III.2.3.1. Généralités

En automatique, la minimisation d'un critère quadratique est un outil de recherche d'une structure de commande optimale au sens du critère choisi. Les procédés industriels nécessitent des commandes garantissant des objectifs de productivité désirés. Un critère quadratique possède des termes de pondération sur l'erreur de poursuite ou de régulation et des termes de pondération sur la commande, cette dernière exprime en général une économie d'énergie. Dans la pratique, un compromis doit être recherché entre les grandeurs de commande et les objectifs de poursuite et de régulation. La minimisation d'un critère quadratique évite des développements mathématiques fastidieux et offre généralement des algorithmes de commande relativement simples à implémenter en temps-réel. Dans le cas d'une commande sous contraintes l'utilisation des outils de l'optimisation convexe (minimisation du Lagrangien) permet l'obtention de la loi de commande optimale [17, 19, 20, 24, 52, 55].

Les résultats obtenus pour le cas non adaptatif peuvent être étendus au cas adaptatif en ajoutant une boucle d'estimation des paramètres qui veille à la poursuite des dérivées paramétriques.

III.2.3.2. Commande à variance minimale généralisée sous contraintes

III.2.3.2.1. Position du problème

Soit un système linéaire décrit par le modèle ARMAX [24,56-61]:

$$A(q^{-1})y(k) = q^{-d}.B(q^{-1}).u(k) + C(q^{-1})e(k) + q^{-d}.L(q^{-1})V(k) \quad (3.6)$$

Avec:

$y(k) \in \mathbb{R}^n$: vecteur de sortie.

$u(k) \in \mathbb{R}^m$: vecteur de commande.

$V(k) \in \mathbb{R}^n$: vecteur de perturbation mesurable.

$e(k) \in \mathbb{R}^n$ est un vecteur des perturbations aléatoires ayant une espérance nulle et une matrice de covariance R_k diagonale et finie.

$$E\{e(k)\} = 0 \quad ; \quad E_R\{e(k)e^T(k)\} = R_k$$

et $A(q^{-1})$, $B(q^{-1})$, $C(q^{-1})$, $L(q^{-1})$ sont des matrices polynomiales:

$$A(q^{-1}) = I + A_1 \cdot q^{-1} + \dots + A_{na} \cdot q^{-na}$$

$$B(q^{-1}) = B_0 + B_1 \cdot q^{-1} + \dots + B_{nb} \cdot q^{-nb}$$

$$C(q^{-1}) = I + C_1 \cdot q^{-1} + \dots + C_{nc} \cdot q^{-nc}$$

$$L(q^{-1}) = L_0 + L_1 \cdot q^{-1} + \dots + L_{nl} \cdot q^{-nl}$$

$$A_i \in \mathbb{R}^{n \times n}, \quad B_i \in \mathbb{R}^{n \times m}, \quad C_i \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad \text{et} \quad L_i \in \mathbb{R}^{n \times p}$$

Les objectifs de la commande consistent à minimiser le critère $J(k)$:

$$J(k) = E_k\{ \|A_n(q^{-1})[y(k+d) - y_r(k+d)]\|^2 + \|u(k) - u(k-1)\|_{Q_u}^2 \} \quad (3.7)$$

où $y_r(k+d)$ est la sortie d'un modèle de référence connu à tout instant.

$A_m(0) = 1$ et $A_m(q^{-1})$ est un polynôme stable déterminant la dynamique de l'erreur entre la sortie réelle du processus et la sortie de référence [24].

La matrice de pondération Q_u de dimension $R^{m \times n}$ s'écrit sous la forme:

$$Q_u = \alpha \cdot I \quad , \quad \alpha \in R^+$$

Afin d'éliminer l'erreur statique, la pondération Q_u est appliquée sur:

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$$

Nous considérons les contraintes sur les entrées définies par:

$$\begin{aligned} \| G_i \cdot u(k) \|^2 &\leq M_i^2 \quad ; \quad i = 1, 2, \dots, p \\ M_i &\in R^+ \end{aligned} \quad (3.8)$$

III.2.3.2.2. Application à la commande à variance minimale généralisée

Considérons le cas non adaptatif où les matrices A_i , B_i , C_i et L_i sont connues.

La valeur de la sortie auxiliaire est:

$$\Psi(k+d) = A_m(q^{-1})y(k+d) \quad (3.9)$$

Soit $\hat{\Psi}_{(k+d)/k}$ la meilleure prédiction au sens du moindre carré de la sortie auxiliaire.

L'erreur de prédiction est alors:

$$e(k+d) = \Psi(k+d) - \hat{\Psi}_{(k+d)/k} \quad (3.10)$$

La prédiction de la sortie auxiliaire $\hat{\Psi}_{(k+d)/k}$ est déterminée à partir des équations Diophantines:

$$C(q^{-1})A_m(q^{-1}) = A(q^{-1})E(q^{-1}) + q^{-d}F(q^{-1}) \quad (3.11)$$

avec:

$$E(q^{-1}) = I + E_1 q^{-1} + \dots + E_{d-1} \cdot q^{-(d-1)}$$

$$F(q^{-1}) = F_0 + F_1 \cdot q^{-1} + \dots + F_{na-1} \cdot q^{-(na-1)}$$

Les matrices polynomiales $E(q^{-1})$ et $F(q^{-1})$ sont uniques si $E(0)=I$ et $\deg [E(q^{-1})]=d-1$.

Introduisons le couple de matrices polynomiales $\left\{ \tilde{E}, (q^{-1}) ; \tilde{F}, (q^{-1}) \right\}$ qui vérifie l'égalité suivante:

$$\tilde{E}(q^{-1}) \cdot F(q^{-1}) = \tilde{F}(q^{-1}) E(q^{-1}) \dots \quad (3.12)$$

avec:

$$\det[\tilde{E}(q^{-1})] = \det E(q^{-1}) \quad \text{et} \quad \tilde{E}(0) = I$$

Ces matrices polynomiales existent [24] mais ne sont pas toujours uniques elle vérifient les relations suivantes:

$$\tilde{C}(q^{-1}) A_m(q^{-1}) = \tilde{E}(q^{-1}) A(q^{-1}) + q^{-d} \tilde{F}(q^{-1}) \quad (3.13)$$

où

$$\tilde{C}(q^{-1}) E(q^{-1}) = \tilde{E}(q^{-1}) C(q^{-1}) \quad (3.14)$$

et $\det (C(q^{-1})) = \det (\tilde{C}(q^{-1}))$, $C(0)=I$

La multiplication de l'équation matricielle (3.6) par $E(q^{-1})$ donne:

$$\begin{aligned} \tilde{E}(q^{-1}) A(q^{-1}) y(k+d) &= \tilde{E}(q^{-1}) B(q^{-1}) u(k) + \tilde{E}(q^{-1}) C(q^{-1}) e(k+d) \\ &+ \tilde{E}(q^{-1}) L(q^{-1}) V(k) \end{aligned}$$

En utilisant les égalités (3.13) et (3.14) il vient:

$$\begin{aligned} \tilde{C}(q^{-1}) A_m(q^{-1}) y(k+d) &= \tilde{F}(q^{-1}) y(k) + \tilde{E}(q^{-1}) B(q^{-1}) u(k) \\ &+ \tilde{C}(q^{-1}) E(q^{-1}) e(k+d) + \tilde{\gamma} \end{aligned} \quad (3.15)$$

$$\tilde{\gamma} = \tilde{E}(q^{-1}) L(q^{-1}) V(k)$$

$\tilde{\gamma}$ représente une perturbation de charge.

En ajoutant $\hat{\Psi}_{(k+d)/k}$ aux deux membres de l'équation (3.15) et en annulant l'erreur de prédiction, la prédiction auxiliaire s'écrit:

$$\begin{aligned} \Psi(k+d)/k &= \tilde{F}(q^{-1})Y(k) + \tilde{E}(q^{-1})B(q^{-1})u(k) \\ &+ [I - \tilde{C}(q^{-1})]\Psi_{(k+d)/k} + \tilde{Y} \end{aligned} \quad (3.16)$$

L'erreur $\epsilon(k+d)$ ne dépend que du vecteur des perturbations futurs, alors que la prédiction $\hat{\Psi}_{(k+d)/k}$ dépend des valeurs présentes et passées des vecteurs de sorties et de commande.

L'hypothèse d'une perturbation $e(k)$ non auto-correlée permet d'affirmer que la prédiction $\hat{\Psi}_{(k+d)/k}$ et l'erreur de prédiction $\epsilon(k+d)$ ne sont pas corrélées.

L'erreur de prédiction s'écrit:

$$e(k+d) = E(q^{-1})e(k+d) \quad (3.17)$$

$E(q^{-1})$ est une matrice polynomiale d'ordre $(d-1)$ d'où:

$$e(k+d) = e(k+d) + E_1.e(k+d-1) + \dots + E_{k-1}e(k+1)$$

Le critère d'optimisation peut alors être réécrit sous la forme:

$$\begin{aligned} J(k) &= \|\Psi(k+d)/k - A_m(q^{-1})y_r(k+d)\|^2 + \|u(k) - u(k-1)\|_{Ou}^2 \\ &+ \text{trace } E_k \{e(k+d)e^T(k+d)\} \end{aligned}$$

La question revient alors à la résolution d'un problème d'optimisation déterministe sous contraintes d'inégalités. Les conditions d'optimalité peuvent être obtenues à l'aide de Lagrangien du problème.

$$\begin{aligned} J_L &= \|\Psi(k+d)/k - A_m(q^{-1})y_r(k+d)\|^2 + \|u(k) - u(k-1)\|_{Ou}^2 \\ &+ \text{trace } E_k \{e(k+d)e^T(k+d)\} + \sum_{i=1}^p l_i(k) (\|G_i U(k)\|^2 - M_i^2) \end{aligned} \quad (3.18)$$

avec:

$$I_i(k) (\|G_i U(k)\|^2 - M_i^2) = 0 \quad i = 1, p$$

La loi de commande minimisant le critère J_L est déterminée en annulant le gradient du Lagrangien

$$\frac{\partial J_L}{\partial u(k)} = 0$$

$$\frac{\partial \Psi(k+d)/k}{\partial u(k)} [\Psi(k+d)/k - A_m(q^{-1})y_I(k+d)] + Q_k(q^{-1})u(k) = 0 \quad (3.19)$$

avec:

$$Q_k(q^{-1}) = Q_u + \sum_{i=1}^p I_i(k) [G_i^T G_i] - Q_u q^{-1} \quad (3.20)$$

En tenant compte des contraintes, la matrice $Q_k(q^{-1})$ peut être interprétée comme une matrice de pondération sur la commande. L'évaluation des paramètres de Kuhn-Tucker permet l'ajustement de cette pondération. On évalue la dérivée de la prédiction auxiliaire par rapport à la commande par:

$$\left[\frac{\partial \Psi(k+d)/k}{\partial u(k)} \right]^T = [\tilde{E}(q^{-1}) B(q^{-1})]_0^T$$

$$\tilde{E}(0) = I \rightarrow \frac{\partial \Psi(k+d)/k}{\partial u(k)} = B_0^T \quad (3.21)$$

En utilisant la relation (3.21), l'équation (3.19) prend la forme:

$$B_0^T [\Psi(k+d)/k - A_m(q^{-1})y_I(k+d)] + Q_k(q^{-1})u(k) = 0 \quad (3.22)$$

Dans le cas où la matrice B_0^T est carrée et non singulière on peut définir le vecteur sortie généralisée suivant:

$$\phi(k+d) = [\Psi(k+d) - A_m(q^{-1})Y(k+d)] + [B_0^T]^{-1} Q_k(q^{-1})u(k)$$

La prédiction à un instant k s'écrit:

$$\hat{\Phi}(k+d)/k = [\hat{\Psi}(k+d)/k - A_m(q^{-1})y(k+d)] + [B_0^T]^{-1} \cdot Q_k(q^{-1})u(k)$$

L'annulation de la prédiction $\hat{\Phi}_{(k+d)/k}$ entraîne le calcul de la commande [47,24] .

III.2.3.2.3. Extension au cas adaptatif

Les résultats obtenus précédemment pour le cas non adaptatif peuvent être étendus au cas adaptatif, en introduisant en plus une boucle d'estimation paramétrique [24,62].

En remplaçant la prédiction de la sortie auxiliaire $\hat{\Psi}_{(k+d)/k}$ par son expression (3.16) dans la relation (3.22), celle-ci devient: •

$$B_0^T \tilde{F}(q^{-1})y(k) + \tilde{E}(q^{-1})B(q^{-1})u(k) + [I - \tilde{C}(q^{-1})] \hat{\Psi}(k+d)/k + \tilde{\gamma} - A_m(q^{-1})y_r(k+d) + Q_k(q^{-1})u(k) = 0 \quad (3.23)$$

L'expression (3.16) peut se mettre sous la forme suivante:

$$\hat{\Psi}(k+d)/k = \theta \cdot X(k) \quad (3.24)$$

avec:

$$\theta = [B_0, (\tilde{E}B)_1, \dots, (\tilde{E}B)_{d-1-nb}; \tilde{F}_0, \tilde{F}_1, \dots, \tilde{F}_{na-1}, \tilde{\gamma}, \tilde{C}_1, \dots], \quad (3.25)$$

$$X(k)^T = \left\{ u^T(k), u^T(k-1), \dots, u^T(k-(d-1-nb)), y^T(k-1), y^T(k-2), \dots, y^T(k-(na-1)), 1, -\hat{\Psi}^T(k+d-1)/k-1, \dots \right\} \quad (3.26)$$

$$\theta = [\hat{B}_0, \theta^*] \quad ; \quad X^T(k) = [u^T(k), X^{*T}(k)]$$

La prédiction de la sortie est alors:

$$\Psi(k+d)/_k = \hat{B}_0 u(k) + \theta^* \cdot X^*(k),$$

et la loi de commande (3.22) devient dans ce cas:

$$[\hat{B}_0^T \hat{B}_0 + Q_k(0)]u(k) + \hat{B}_0^T [\theta^* X^*(k) - A_m(q^{-1}y(k+d))] - Q_u u(k-1) = 0 \quad (3.27)$$

avec:

$$Q_k(0) = Q_u + \sum_{i=1}^p l_i(k) G_i^T G_i \quad (3.28)$$

Les facteurs $l_i(k)$ doivent vérifier les conditions nécessaires de Kuhn-Tucker:

$$l_i(k) [u^T(k) G_i^T G_i u(k) - M_i^2] = 0 ; \quad i=1 \dots p \quad (3.29)$$

L'initialisation des paramètres de Kuhn-Tucker est faite de la manière suivante[24]:

$$* l_i(k) = l_i^0 \quad \text{avec} \quad l_i^0 > 0 \quad (l_i^0 = 0)$$

$$* l_i^{j+1}(k) = l_i^j(k) + \frac{g_s(j)}{M_i^2} \cdot l_i^j(k) [u^T(k) G_i^T G_i u(k) - M_i^2], \quad i=1, p \quad (3.30)$$

où $g_s(j)$ est une séquence de gain scalaire positif et inférieur à l'unité telle que l'incrémentatation des paramètres l_i est faite à petit pas.

III.2.3.2.4. Algorithme de commande

L'algorithme de commande, minimisant la variance généralisée sous des contraintes quadratiques, est résumé en les étapes suivantes:

- 1^{ère} étape: Acquisition des données $y(k)$ et $y_f(k+d)$,
- 2^{ème} étape: Calcul de la sortie auxilliare,

$$\Psi(k) = A_m(q^{-1})Y(k), \quad (3.31)$$

- 3^{ème} étape: Estimation des paramètres θ avec l'algorithme des moindres carrés,
- 4^{ème} étape: Initialisation des paramètres de Kuhn-Tucker,

$$l_i(k) = l_i^0 \quad \text{pour } i = 1, \dots, p. \quad (l_i^0 = 0)$$

- 5^{ème} étape: calcul de la commande.

$$u(k) = [\hat{\beta}_0^T \hat{\beta}_0 + Q_k(0)]^{-1} [\hat{\beta}_0^T (A_m(q^{-1})y_r(k+d) - \theta^* X^*(k)) + Q_u u(k-1)], \quad (3.32)$$

- 6^{ème} étape: vérification de la violation des contraintes par les conditions de Kuhn-Tucker.

$$|l_i(k)[u^T(k) \cdot G_i^T G_i u(k) - M_i^2]| \leq dx, \quad dx < 1 \text{ et } dx > 0, \quad i=1 \dots p$$

- 7^{ème} étape: Si la commande $u(k)$ ne viole pas les contraintes, elle est appliquée sinon on passe à l'étape neuf (8^{ème} étape).
- 8^{ème} étape: Pour chaque contrainte (i) violée par $u(k)$, les $l_i(k)$ sont itérés par la relation (3.30).

Le calcul de la commande est représenté par l'organigramme (Fig.III.3); la partie en pointillés concerne la commande sans contraintes.

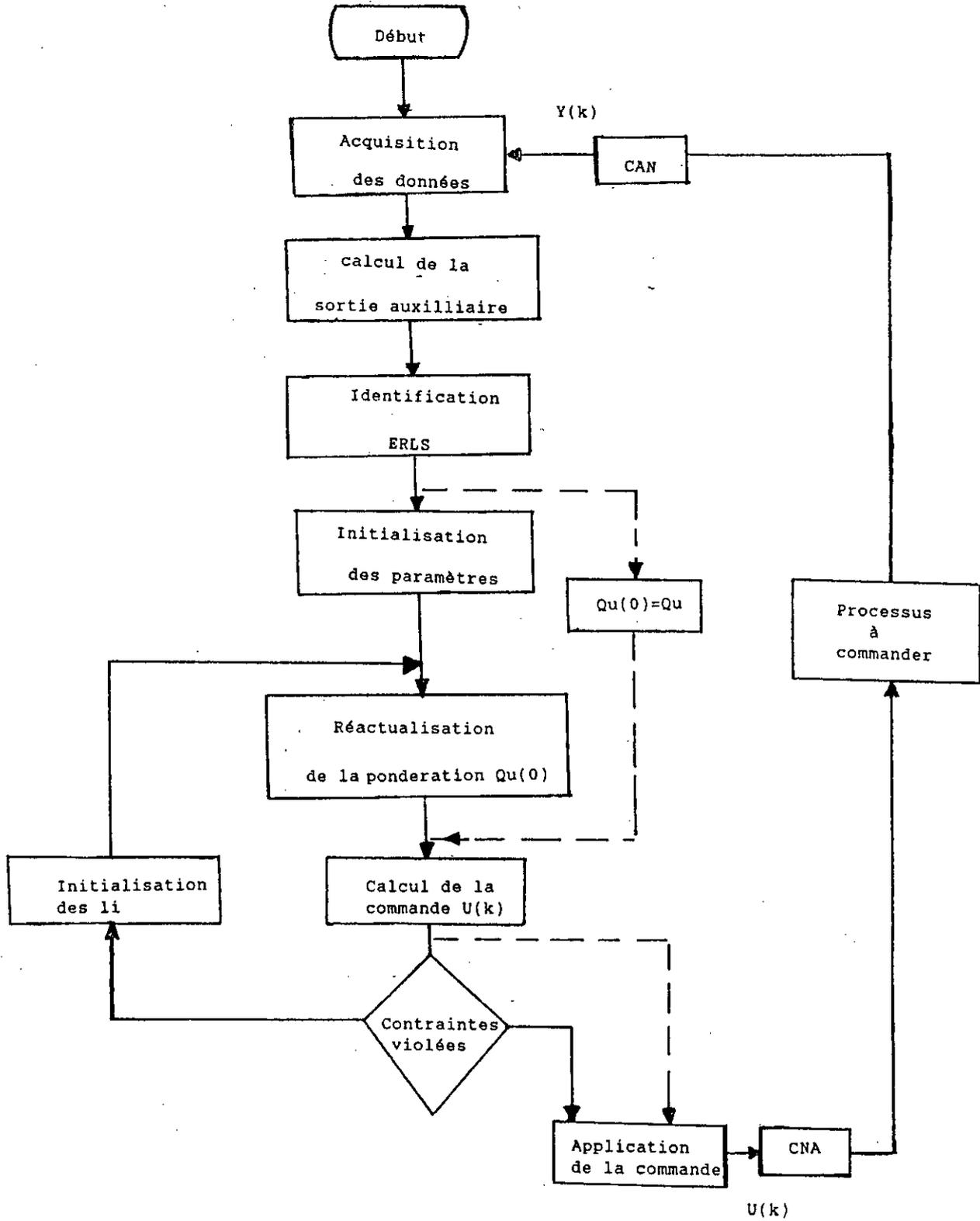


Fig III.3: Organigramme de commande

III.2.3.2.5. Propriétés et aspects pratiques

Les systèmes régulés par une commande adaptative sont intrinséquement non-linéaires ce qui rend leur analyse particulièrement difficile surtout en présence de perturbations aléatoires. Pour tout système de commande, la stabilité doit être impérativement assurée. Dans le cas des systèmes autoadaptatifs la théorie de Lyapounov et de l'hyperstabilité permettent d'analyser la stabilité. Il est montré[19,39] que les signaux $u(k)$ et $y(k)$ restent bornés, et que la sortie $y(k)$ tend asymptotiquement vers la consigne $y_r(k)$. Par ailleurs, la limitation des signaux $u(k)$ et $y(k)$ est un prérequis si on veut étendre l'analyse de convergence à la l'estimateur paramétrique. Comme souligné dans le chapitre II, la convergence de l'algorithme d'estimation paramétrique repose aussi sur la nature excitante de l'entrée $u(k)$. Or pour un système autoadaptatif en boucle fermée, il n'y a aucune garantie d'excitation correcte du système.

En effet, l'objectif de l'identification et de la commande sont contradictoires. Une bonne commande stabilise le système et entraîne une mauvaise réalisation de l'identification, car le système devient moins excité. Dans la pratique, pour assurer cette condition d'excitation persistante, on injecte une excitation externe (Chapitre II) quand l'entrée n'est pas suffisamment excitante, ou on gele la tâche d'identification quand on estime que la tâche de régulation est satisfaisante pour éviter des divergences. Le rôle assigné à la commande autoadaptative est de suivre les variations des paramètres du processus. L'identification doit veiller à maintenir la poursuite des dérives paramétriques afin que la commande reste satisfaisante. Nous avons vu que cela conduit à utiliser un facteur d'oubli, qui doit être ajusté afin d'éviter les risques de déviations paramétriques quand le signal de commande devient peu excitant, ces risques ont été présentés au paragraphe II.2.3.

Dans le cadre de notre étude, parmi les causes de divergence, le choix de la pondération Q_0 sur la commande; en effet on constate expérimentalement qu'il existe des valeurs de Q_0 qui assurent la divergence. En pratique il est nécessaire d'élaborer une procédure de supervision pour assurer l'intégrité du système de commande,

cette procédure permet la gestion de la logique de gel de l'estimation, de changer en ligne les paramètres de synthèse de la loi de commande et de vérifier que les hypothèses fondamentales n'ont pas été violées.

III.3. CONCLUSION

Le domaine de l'application de la commande adaptative étant vaste, nous nous sommes restreint dans ce chapitre à l'étude d'une certaine classe de modèle de commande adaptative de type auto-ajustable.

Outre la présentation de la théorie de la commande adaptative, nous nous sommes penchés sur l'algorithme de commande à variance minimale généralisée sous contraintes.

La méthode de commande sous contraintes nous permet de commander un processus en lui imposant des variations de commande dans un domaine déterminé par l'ensemble des contraintes. Le domaine admissible laissé aux choix de l'utilisateur en fonction des exigences de l'application. L'approche développée dans ce chapitre permet de traiter des problèmes de contraintes autre que les simples saturations.

Le cas sans contraintes est déduit automatiquement du même algorithme en masquant les contraintes. En pratique, il est parfois difficile d'appliquer une commande sous contraintes, en raison du temps de calcul élevé nécessaire à l'exécution de l'algorithme en tenant compte de ces contraintes. Ceci peut provoquer tout simplement une divergence pour des contraintes très sévères.

CHAPITRE IV

SIMULATION

IV.1. GENERALITES

La simulation donne une image du fonctionnement statique ou dynamique d'un processus sur la base d'un modèle. Ainsi un modèle de simulation peut virtuellement prévoir l'évolution de la qualité et de la productivité d'une installation industrielle sans pour autant influencer le processus de production réelle. Cela fait gagner du temps et évite des essais coûteux voir même impossible. Le modèle de simulation peut fonctionner en ligne ou hors ligne, dans le cas de la machine de coulée continue le modèle mathématique de refroidissement sert à l'ajustement des débits d'eau. La prédiction des températures est fournie par le modèle simulant en temps-réel le comportement du profil thermique en fonction des événements de coulée[2].

Dans ce chapitre, nous étudions la dynamique de la régulation du refroidissement secondaire en se basant en premier lieu sur le modèle d'identification (retenu au chapitre II) et, en second lieu sur le modèle de connaissance (développé au chapitre I). Dans ce qui suit les dix premiers pas d'échantillonnage sont utilisés pour l'initialisation des différents vecteurs.

IV.2. SIMULATION PAR LE MODELE D'IDENTIFICATION

Le modèle d'identification du chapitre II est mis sous la forme ARMAX:

$$A(q^{-1}) y(t) = q^{-d} B(q^{-1}) U(t) + q^{-d} L(q^{-1}) V(t) + C(q^{-1}) e(t) \quad (4.1)$$

avec:

$$A(q^{-1}) = I + A_1 q^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_{11}(t) & 0 \\ 0 & a_{22}(t) \end{pmatrix} q^{-1} \quad (4.2)$$

$$B(q^{-1}) = B_1 q^{-1} = \begin{bmatrix} b_{11} & \dots & b_{17} \\ b_{21} & \dots & b_{27} \end{bmatrix} q^{-1}, \quad L(q^{-1}) = L_1 \cdot q^{-1} \quad (4.3)$$

$$C(q^{-1}) = I + C_1 q^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} C_{11} & 0 \\ 0 & C_{22} \end{pmatrix} q^{-1} \quad (4.4)$$

Les valeurs numériques des matrices A_1 , B_1 , L_1 et C_1 sont celles obtenues pour le 60^{ième} pas d'échantillonnage ($K=60$), assurant une bonne convergence (figII.6) et le retard $d=11$.

Ainsi:

$$A_1 = \begin{bmatrix} -0.895 & 0 \\ 0 & -0.928 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 44 & 27 & 1.3 & 51 & 58 & 58 & 76 \\ 57 & 35 & 1.67 & 66 & 75 & 75 & 98 \end{bmatrix} \cdot 10^{-2},$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} 0.276 & 0 \\ 0 & 0.9938 \end{bmatrix}, L_1 = [1.89 \ 2.44]^T \cdot 10^{-5} \quad (4.5)$$

IV.2.1. Remarque

Afin de rendre le nombre des commandes égale au nombre de sorties mesurées, le vecteur de commande $U(t)$ est subdivisé en deux commandes fictives $U_1(t)$ et $U_2(t)$. Chacune de ces deux commandes constitue un ensemble de débits d'eau de refroidissement. Les débits réels d'eau $q_i(t)$ deviennent alors une combinaison linéaire des débits fictives $U_1(t)$ et $U_2(t)$, laquelle est assurée par la fonction de distribution du débit global par zone. Autrement dit les commandes réelles u_1, u_2, \dots, u_7 s'expriment en pourcentage des commandes fictives U_1 et U_2 .

Nous exprimons les débits secondaires respectifs par:

$$q_1 = \alpha_1 U_1 \quad ; \quad q_2 = \alpha_2 U_1 \quad ; \quad q_3 = \alpha_3 U_1,$$

$$q_4 = \beta_1 U_2 \quad ; \quad q_5 = \beta_2 U_2 \quad ; \quad q_6 = \beta_3 U_2 \quad ; \quad q_7 = \beta_4 U_2$$

$$U_1 + U_2 = q_{total}$$

Les coefficients α_i et β_i sont des constantes de la machine. Le schéma structurel de refroidissement est donné par la figIV.1

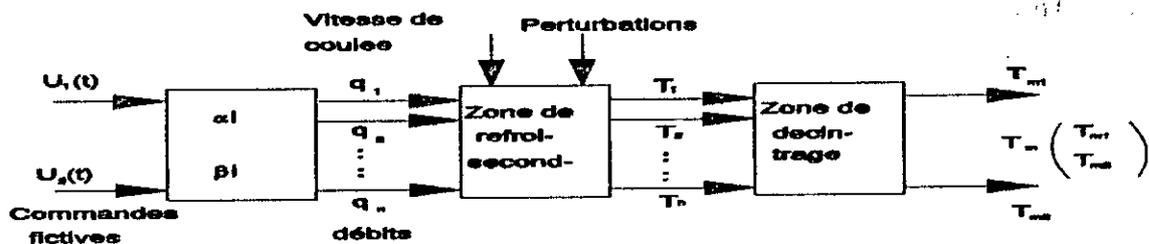


Fig IV.1: Schéma structurel de commande du refroidissement secondaire

IV.2.2. Commande en boucle fermée

Les performances de la régulation du refroidissement de la machine sont :

- la stabilité,
- la dynamique lors d'un changement de la valeur de consigne,
- la robustesse vis à vis des dérives paramétriques,
- l'influence de la vitesse de coulée,
- l'estimation du temps de calcul.

La figure IV.2 illustre le schéma de régulation du refroidissement secondaire :

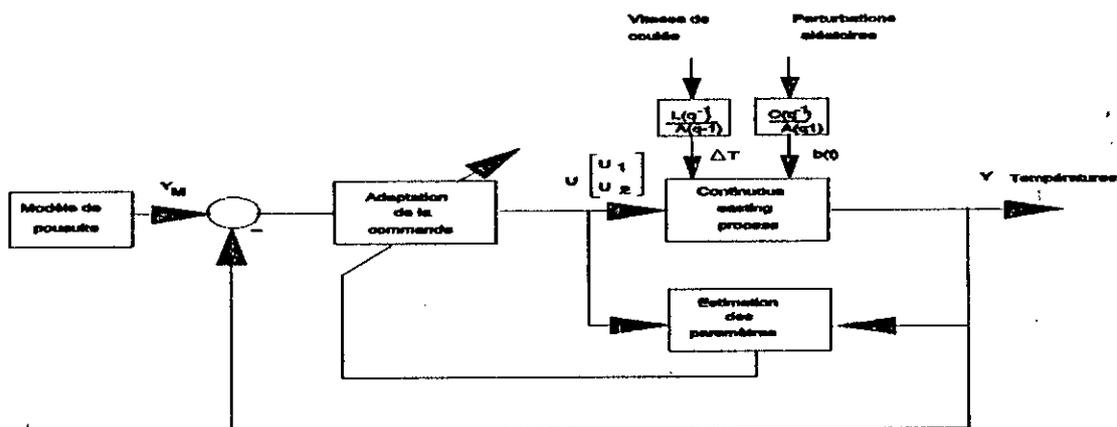


Fig IV.2: Schéma de commande adaptative du refroidissement secondaire

IV.2.2.1. Commande sous contraintes sur les entrées

L'algorithme de commande développé au chapitre trois (III.2.3.2.4) est exploité pour la simulation du compartiment du refroidissement en boucle fermée.

En présence de contraintes, le problème de commande se pose de la manière suivante :

$$y(t) = \begin{bmatrix} -0.895 & 0 \\ 0 & -0.928 \end{bmatrix} y(t-1) - \begin{bmatrix} 0.0176 & 0.0214 \\ 0.0231 & 0.0288 \end{bmatrix} u(t-1) + 10^{-5} \begin{bmatrix} 1.89 \\ 2.44 \end{bmatrix} v(t-1) + \begin{bmatrix} 0.276 & 0 \\ 0 & 0.9938 \end{bmatrix} e(t-1) + e(t) \quad (4.6)$$

avec les conditions suivantes sur les commandes :

- $-6 \leq U_1 \leq +6$
- $-10 \leq U_2 \leq +10$
- $-22 \leq 2U_1 + U_2 \leq 22$

De l'algorithme [24], il est déduit:

$$G_1 = [1 \ 0] ; G_2 = [0 \ 1] \text{ et } G_3 = [2 \ 1]$$

$M_1 = 6 ; M_2 = 10$ et $M_3 = 22$.

Les paramètres de Kuhn-Tucker sont initialisés comme suit:

$$l_i^0 = 0.01 ; g_s = 0.02 ; i=1,3$$

Le modèle de référence est représenté par:

$$A_m(q^{-1}) = 1 + A_m \cdot q^{-1} = 1 + 0.6 \cdot q^{-1} \quad (4.7)$$

L'algorithme d'identification est initialisé par:

$$\theta_0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 10 & 1 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \text{ et } F(0) = 1000 \cdot I$$

En appliquant l'algorithme de commande développé au chapitre trois (III.2.3.2.4) avec les contraintes et les initialisations citées plus haut, nous obtenons les résultats de simulation donnés par les figures IV.3, IV.4 et IV.5 respectivement pour Q_u égale à 30, 50 et 60.

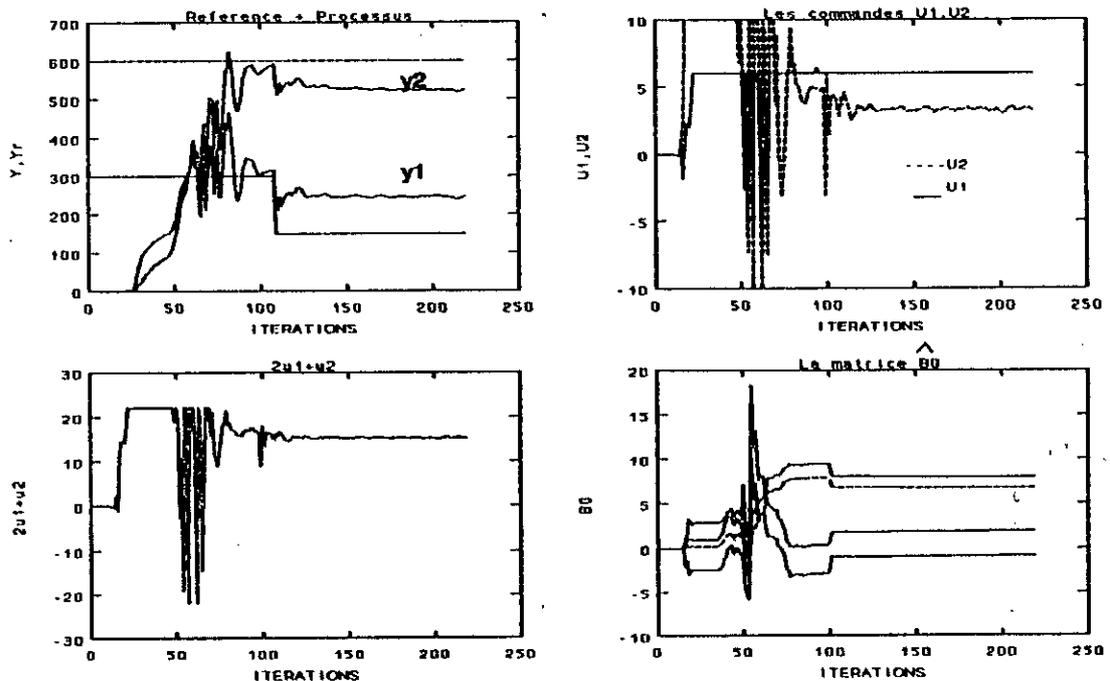


Fig IV.3: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Q_u=30$

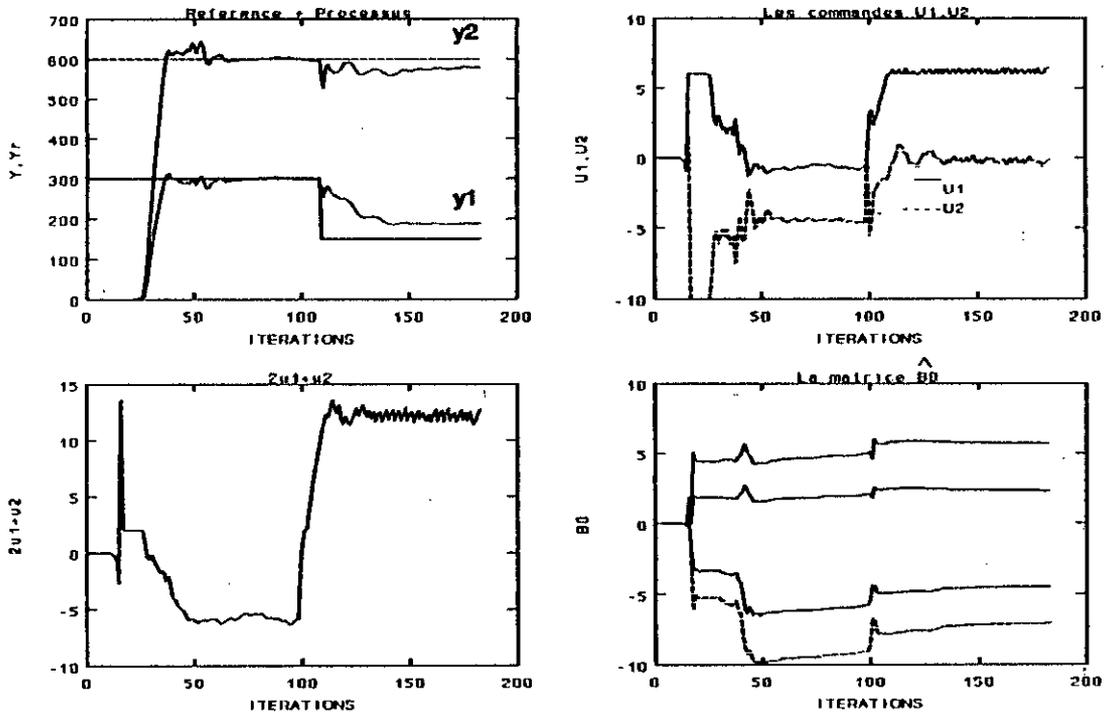


Fig IV.4: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Q_u=50$

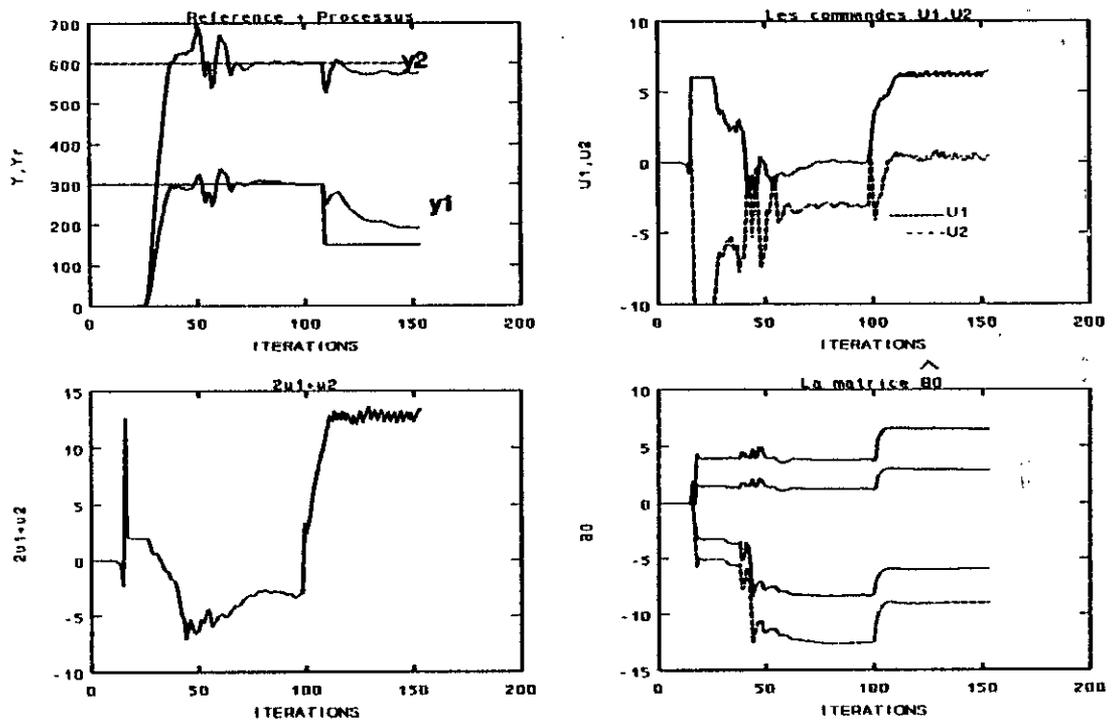


Fig IV.5: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Q_u=60$

IV.2.2.2. Interprétation des résultats

Les résultats de simulation en boucle fermée (fig. IV.3, IV.4, IV.5) montrent que pour les faibles valeurs de la pondération Q_u sur la commande, l'erreur statique est plus importante et la dynamique en boucle fermée est mauvaise (mauvaises transitoires). En effet plus Q_u est faible plus l'effort de minimisation est accentuée sur l'erreur de poursuite et comme on travaille sous contraintes on atteint vite des saturations. Dans notre cas les commandes nécessaires pour le régime statique sont hors de la zone de fonctionnement d'où la présence d'erreurs statiques.

IV.2.2.3. Commande sans contraintes

Nous supposons qu'aucune contrainte n'est imposée sur les entrées. Nous gardons les mêmes paramètres d'initialisation de l'algorithme que dans le cas avec contraintes.

Les résultats de simulation sont donnés par les figures IV.6, IV.7, IV.8 respectivement pour Q_u égale à 30, 50 et 100.

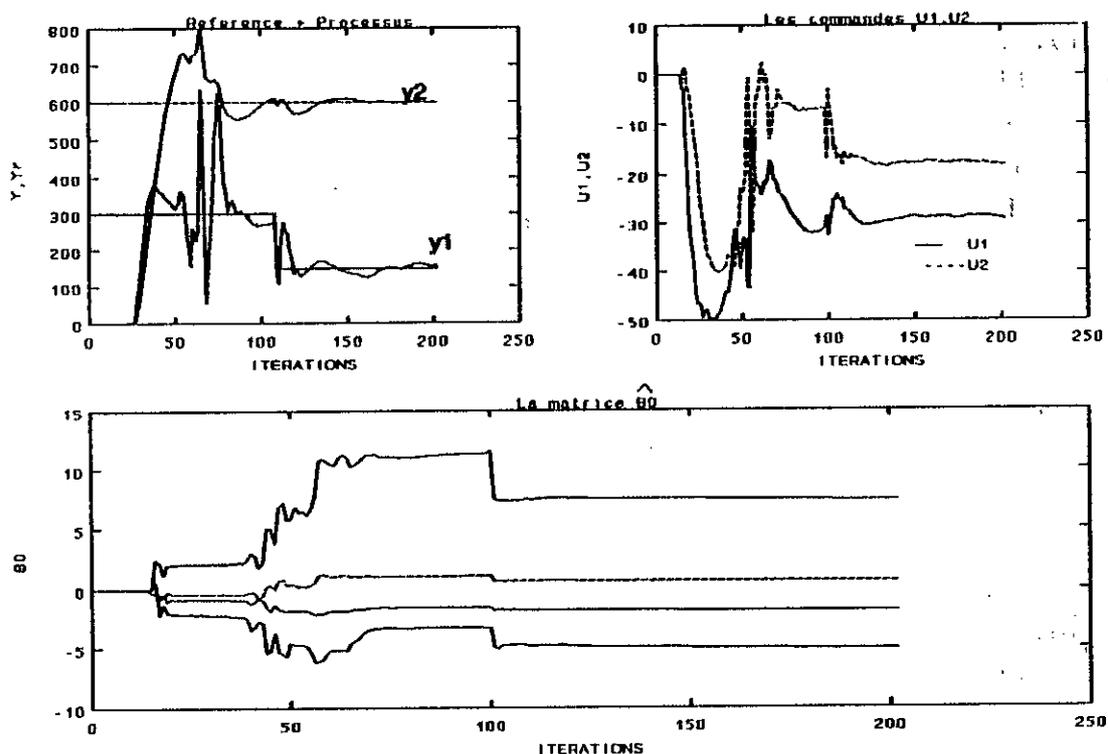


Fig IV.6: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Q_u=30$

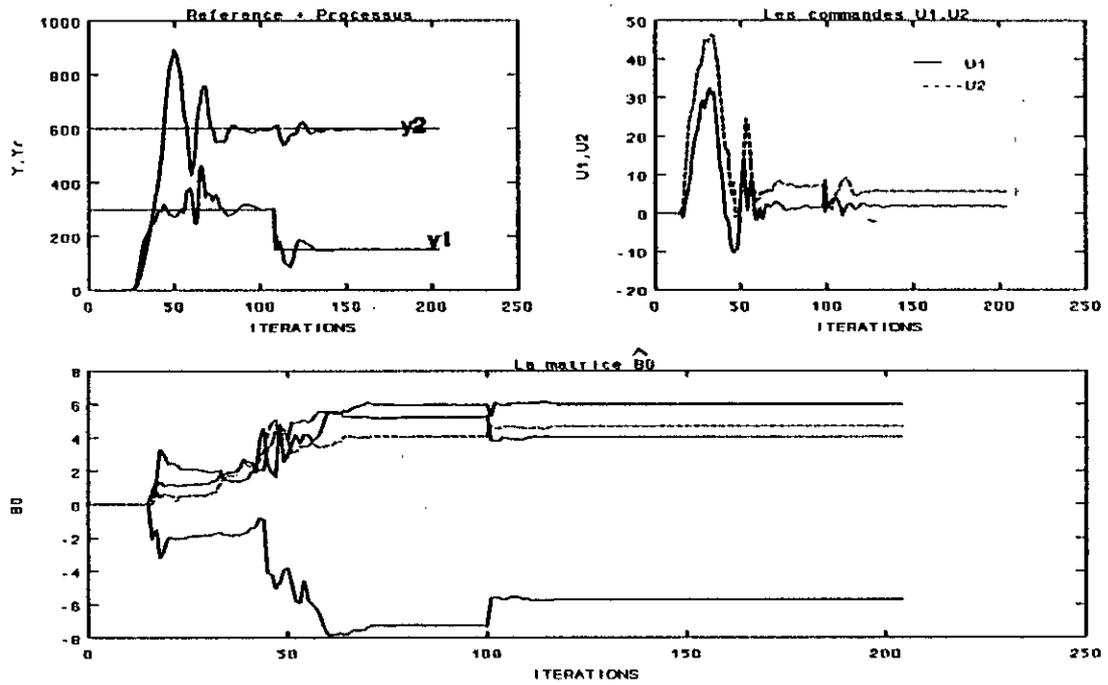


Fig IV.7: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Qu=50$

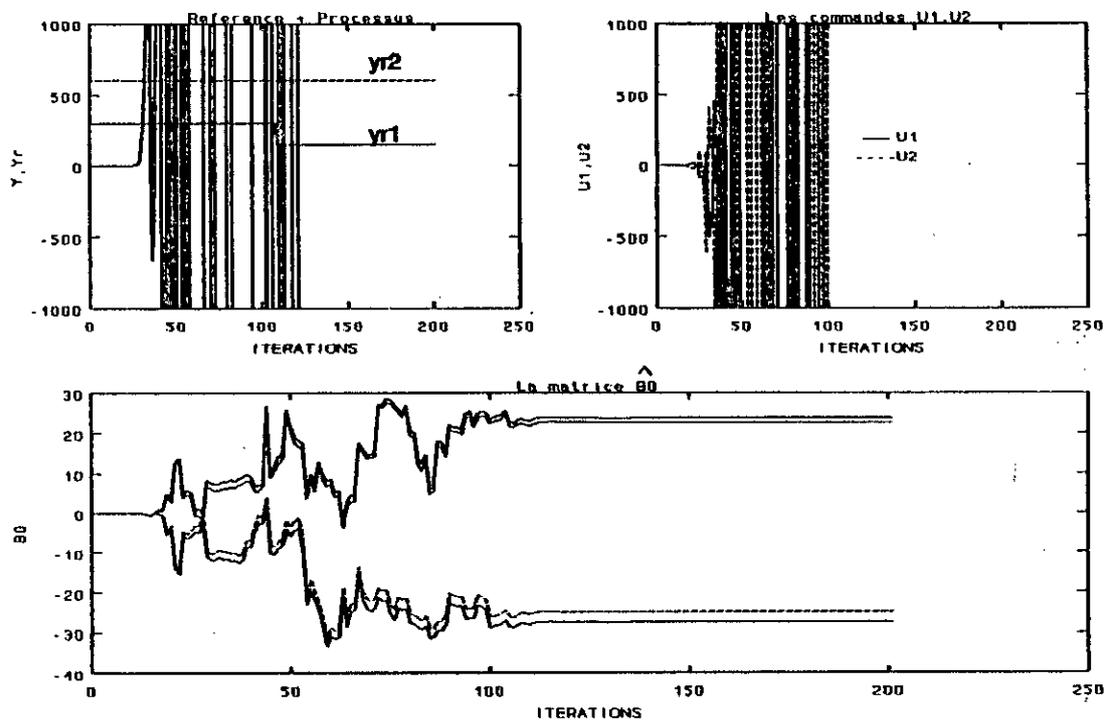


Fig IV.8: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Qu=100$

IV.2.2.3.1. Interprétation des résultats

L'analyse des résultats de simulation en boucle fermée montre que le découplage est réalisé et l'erreur statique est éliminée cela grâce à l'élimination des contraintes sur les entrées.

Les risques d'instabilité sont également apparent pour des valeurs importantes de la pondération Q_u sur la commande ($Q_u=100$). Dans le cas de la commande avec contraintes si Q_u est faible on a une mauvaise dynamique, par contre dans le cas d'une commande sans contraintes la mauvaise dynamique aura lieu pour les grandes valeurs de la pondération Q_u .

Les effets de Q_u sont contradictoires pour les cas de commande avec et sans contraintes, ces dernières introduisent des saturations.

IV.2.3. Conclusion

La structure de l'algorithme de commande, développé sur la base du modèle d'identification, est appliqué à ce dernier, celui-ci assure les performances désirées (poursuite et régulation) en boucle fermée. Les saturations de la commande entraînent automatiquement des saturations des sorties d'où la présence des erreurs statiques. L'élimination des contraintes donnent de bon résultats et la dynamique du système se fixe par un bon choix de la pondération Q_u .

En pratique la commande sous contraintes n'est pas toujours applicable d'une part à cause du temps de calcul qui risque de dépasser dans certain cas la période d'échantillonnage et d'autre part à cause des erreurs statiques introduit.

IV.3. SIMULATION DES LOI DE COMMANDE PAR LE MODELE DE CONNAISSANCE

Le modèle de connaissance développé au chapitre I possède dix états, deux sorties mesurables et sept entrées de commande. Afin de rendre le nombre de commandes égale aux nombres de sorties, sont introduites deux commandes fictives U_1 et U_2 (définies en IV.2.1). En réalité, chacune de ces deux commande représente une partie du débit d'eau global nécessaire au refroidissement.

IV.3.1. Discrétisation du modèle continu

Soit un processus décrit par le modèle d'état continu suivant:

$$\begin{aligned} \frac{\partial T(t)}{\partial t} &= A \cdot T(t) + B \cdot U(t) \\ y(t) &= C \cdot T(t) \end{aligned} \quad (4.8)$$

La commande U englobe les perturbations mesurables.
La forme discrète de ce modèle est obtenu par:

$$\begin{aligned} T(k) &= A_d T(k-1) + B_d U(k-1) \\ y(k) &= C_d T(k-1) \end{aligned} \quad (4.9)$$

En supposant que la commande passe par un bloqueur d'ordre zéro (BOZ) c'est à dire que $U(t) = U(kT_e) = Cte$ pour $kT_e < t < (k+1)T_e$, l'état à un instant quelconque est donné par:

$$T(t) = \exp(A(t-\tau)) T(kT_e) + \int_{kT_e}^t \exp(A(t-\tau)) B U(kT_e) d\tau \quad (4.10)$$

L'état à l'instant $(k+1)T_e$ est:

$$T[(k+1)T_e] = \exp(AT_e) T(kT_e) + \left[\int_{kT_e}^{(k+1)T_e} \exp(A[(k+1)T_e - \tau]) B U(kT_e) d\tau \right] \quad (4.11)$$

d'où:

$$A_d = \exp(AT_e) \quad , \quad B_d = \int_0^{T_e} \exp[A(T_e - \tau)] B d\tau$$

Dans notre cas le modèle de connaissance pour le refroidissement secondaire est donné par:

$$\begin{aligned} T(k) &= A_d T(k-1) + B_d u(k-1) + E_d V(k-1) \\ y(k) &= C_d T(k-1) \end{aligned} \quad (4.12)$$

Les matrices $(A_d, B_d, C_d$ et $E_d)$ sont obtenues après discrétisation

$$C_d = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$A_d = \begin{pmatrix} 0.9962 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.0025 & 0.9967 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0124 & 0.9845 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0123 & 0.9863 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0001 & 0.0123 & 0.9858 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0001 & 0.0123 & 0.9861 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0001 & 0.0123 & 0.09857 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0001 & 0.0123 & 0.9875 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0001 & 0.0123 & 0.9875 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.0001 & 0.0123 & 0.9875 \end{pmatrix}$$

$$B_d = \begin{pmatrix} -0.1136 & 0 \\ -0.0741 & 0 \\ -0.2880 & 0 \\ -0.0018 & -0.0716 \\ 0 & -0.0867 \\ 0 & -0.0657 \\ 0 & -0.0920 \\ 0 & -0.0006 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$E_d = \begin{pmatrix} 0.0065 \\ 0.0104 \\ 0.0039 \\ 0.0052 \\ 0.0065 \\ 0.0129 \\ 0.0130 \\ 0.0130 \\ 0.0130 \\ 0.0130 \end{pmatrix}$$

Les matrices A_d , B_d , E_d sont calculées à partir de grandeurs physiques du processus, la période d'échantillonnage étant égale à celle utilisée au chapitre I.

IV.3.2. Identification du modèle de connaissance

Au stade actuel de notre étude on ne peut pas utiliser le processus réel pour une éventuelle commande en ligne aussi, nous utilisons le modèle de connaissance pour la simulation du comportement en boucle fermée.

Pour établir l'identification, le modèle de connaissance est excité par une séquence binaire pseudo-aléatoire.

Les signaux d'entrée U_1 et U_2 sont décalés dans le temps, l'un par rapport à l'autre, d'une période d'échantillonnage afin d'assurer leurs indépendances,

La structure de l'identification du modèle est donnée par la figure IV.9

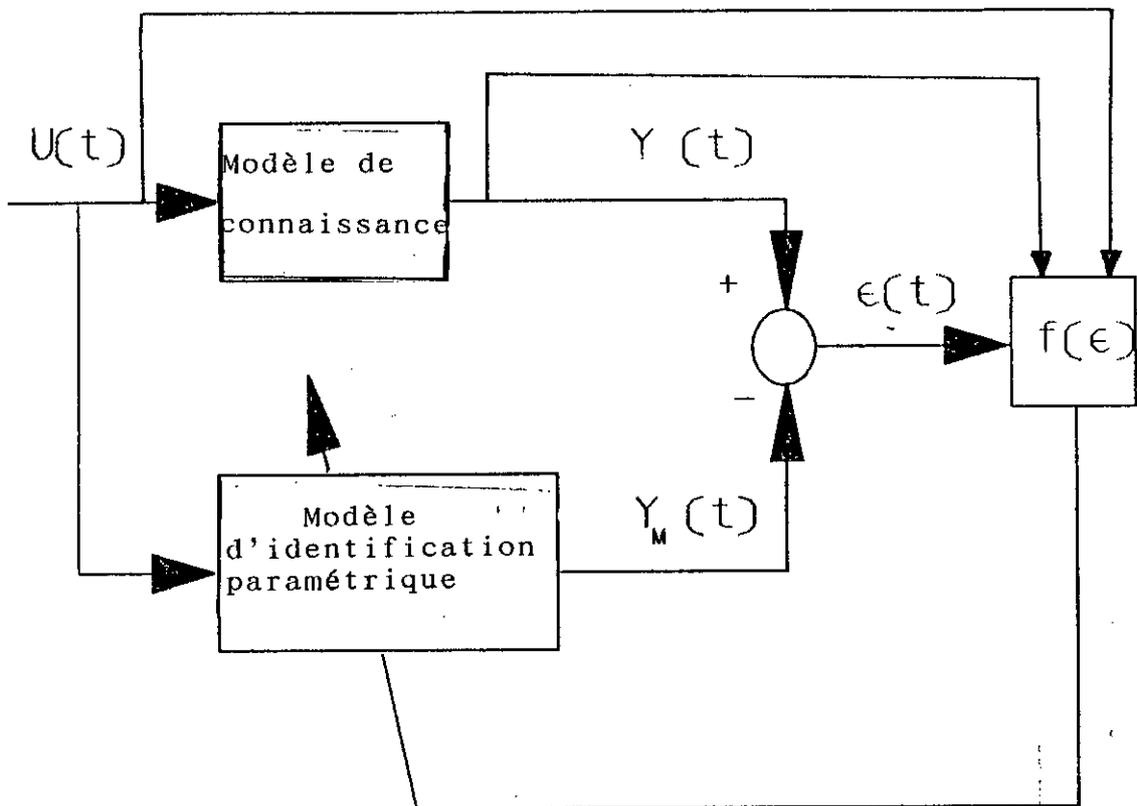


Fig IV.9: Principe d'identification du modèle de connaissance

IV.3.2.1. Cas d'un modèle avec un retard $d = 1$

Nous considérons le modèle paramétrique suivant:

$$y(t) = -A_1 y(t-1) - A_2 y(t-2) + B_1 U(t-1) + L_1 V(t-1) \quad (4.13)$$

A l'aide des signaux entrées-sorties, nous estimons par l'algorithme des moindres carrés récursifs les paramètres A_1 , A_2 , B_1 et L_1 . La vitesse $V(t)$ est prise comme une troisième entrée.

$$A_1 = \begin{pmatrix} a_{11} & 0 \\ 0 & a_{21} \end{pmatrix}; A_2 = \begin{pmatrix} a_{12} & 0 \\ 0 & a_{22} \end{pmatrix}; B_1 = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{pmatrix}$$

$$y(t) = \begin{pmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \end{pmatrix}; L_1 = \begin{pmatrix} L_{11} \\ L_{21} \end{pmatrix} \text{ et } U(t) = \begin{pmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \end{pmatrix}$$

La sortie du modèle s'écrit alors sous la forme compacte:

$$y_i(t) = X_i(t) \cdot \theta_i^T(t) \quad i = 1, 2 \quad (4.14)$$

avec:

$$X_1 = \{-y_1(t-1), -y_1(t-2), u_1(t-1), u_2(t-1), V(t-1)\}$$

$$X_2 = \{-y_2(t-1), -y_2(t-2), u_1(t-1), u_2(t-1), V(t-1)\}$$

$$\theta_1 = \{a_{11}, a_{12}, b_{11}, b_{12}, l_{11}\}, \theta_2 = \{a_{21}, a_{22}, b_{21}, b_{22}, l_{21}\}$$

Les résultats d'identification sont donnés par la figure IV.10.

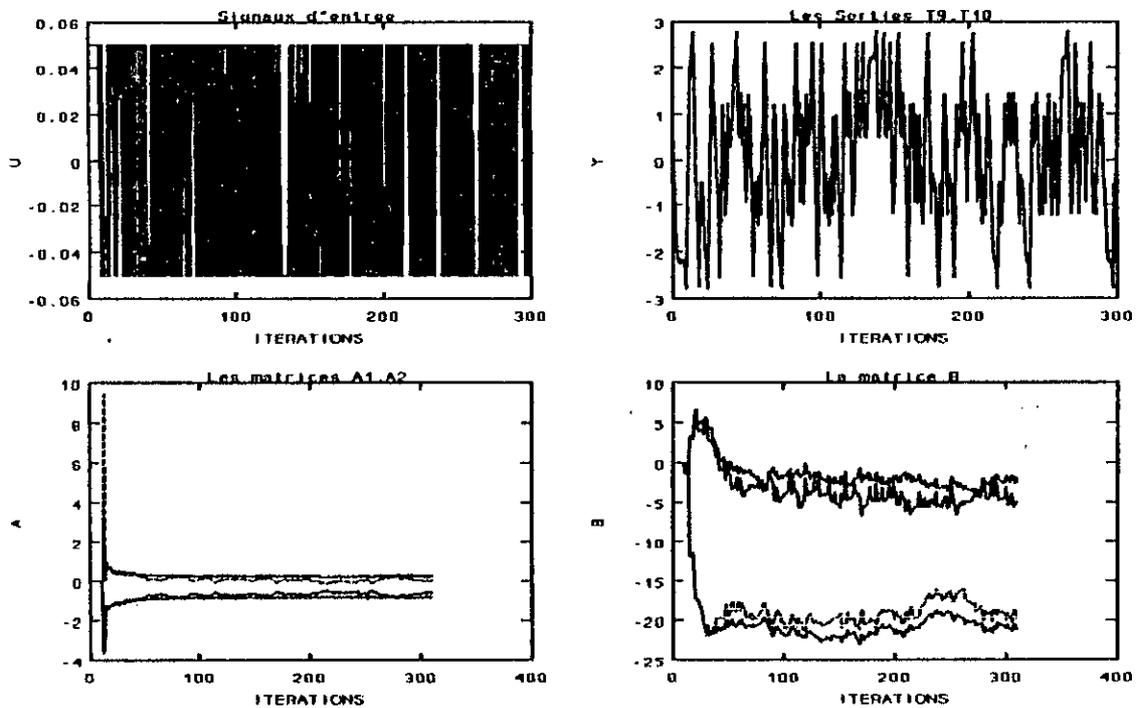


Fig IV.10a: Evolutions des paramètres (Matrices A et B) et des signaux entrées-sorties

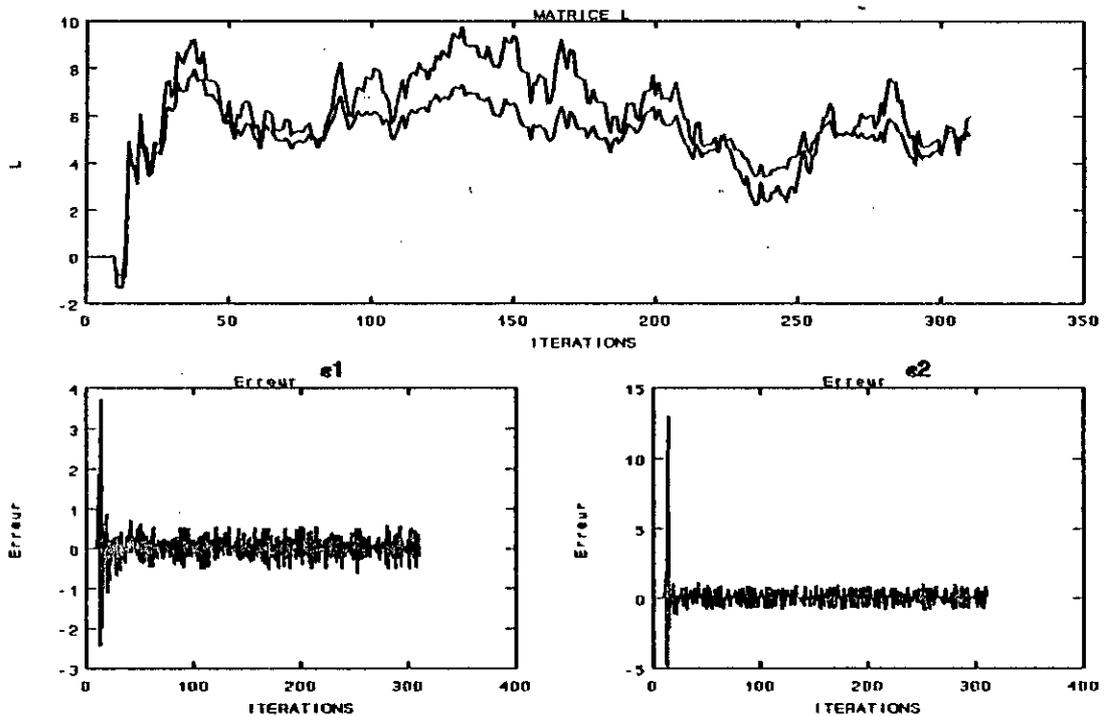


Fig IV.10b: Evolution des paramètres (Matrice L) et des erreurs modèle-procédé

IV.3.2.2. Cas d'un modèle avec un retard $d=11$

Le modèle paramétrique à la même structure que celui décrit précédemment (IV.3.2.1) sauf que le retard est fixé à onze périodes d'échantillonnage, il est le même que celui du modèle d'identification décrit au chapitre II

Les résultats d'estimation des paramètres du modèle sont donnés à la figure IV.11

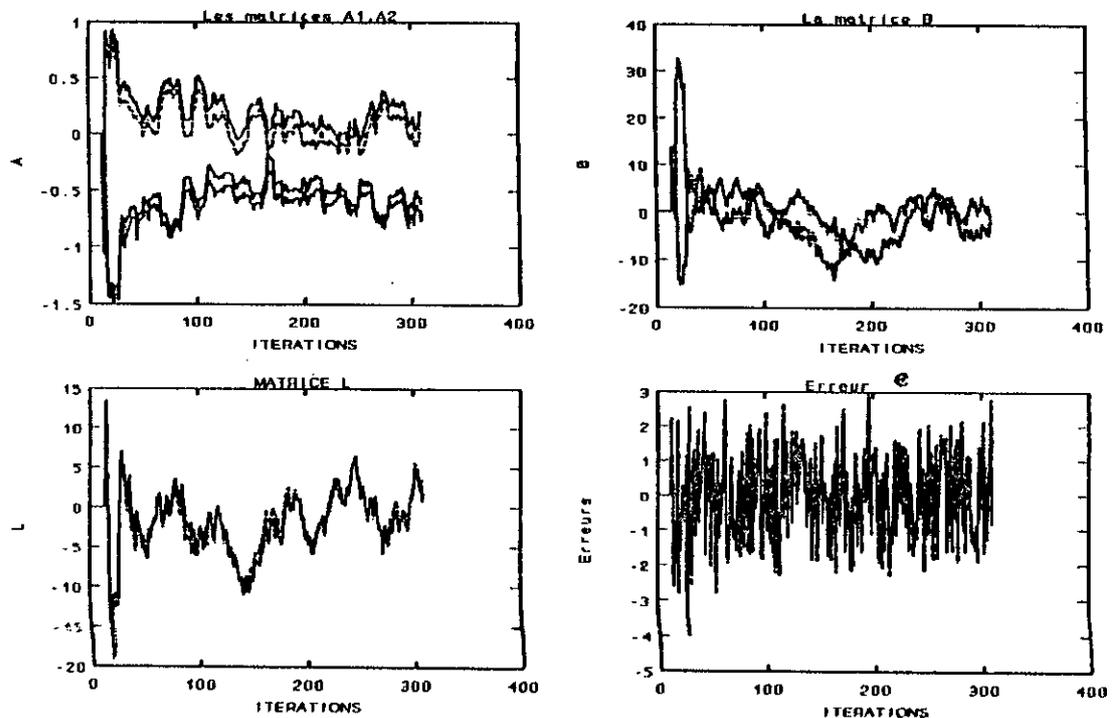


Fig IV.11: Résultats d'identification du processus avec un retard $d=11$

IV.3.2.3. Interprétation des résultats

Le modèle de connaissance du processus réel est réduit par identification, à un modèle du 2^{ème} ordre. Pour ce faire, nous avons appliqué, sur chacune des entrées, des séquences binaires pseudo-aléatoires décalées d'une période d'échantillonnage l'une par rapport à l'autre.

L'identification du modèle de connaissance est réalisée en premier lieu à l'aide d'un modèle ayant un retard ($d=1$) et, en second lieu avec un modèle ayant un retard ($d=11$). Des résultats de la simulation (figIV.9 et figIV.10) il apparaît que le modèle avec un retard d'une période d'échantillonnage présente une meilleure convergence paramétrique et des erreurs acceptables (oscillations autour de zéro).

Le modèle retenu est celui ayant un retard d'une période d'échantillonnage ($d=1$), il est exploité par la suite pour l'étude de la dynamique en boucle fermée.

IV.3.3. Simulation du système en boucle fermée

En pratique, la loi de commande, développée sur la base du modèle d'identification, est appliquée au système réel. Dans ce qui suit, cette loi de commande sera appliquée sur le modèle de connaissance déjà développé.

Le processus en boucle fermée est présenté par le schéma de la figure IV.12.

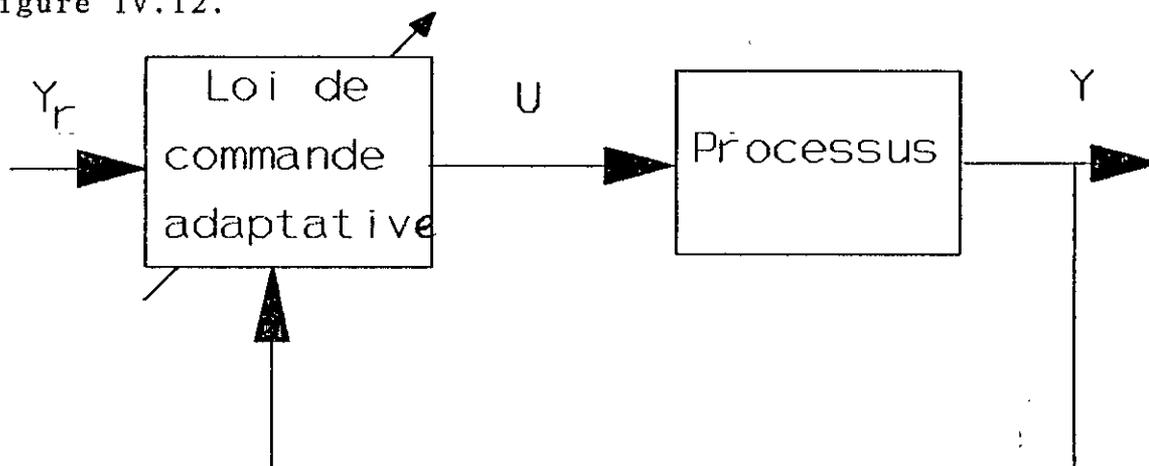


Fig IV.12: Structure de commande en boucle fermée

IV.3.3.1. Etude du cas déterministe

Nous supposons que la sortie $y(t)$ n'est pas perturbée, alors elle est déterminée à chaque instant par le modèle décrit par l'équation (4.13) obtenu par l'identification du modèle de connaissance sur cinquante pas d'échantillonnage ($k=50$):

$$\begin{aligned} A_1 &= \begin{pmatrix} -0.9585 & 0 \\ 0 & -0.8685 \end{pmatrix}; & A_2 &= \begin{pmatrix} 0.3578 & 0 \\ 0 & 0.02475 \end{pmatrix}; \\ B_1 &= \begin{pmatrix} -0.0447 & -20.4945 \\ -0.4391 & -19.3079 \end{pmatrix}; & L_1 &= \begin{pmatrix} 5.1353 \\ 6.6163 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (4.15)$$

Il est ainsi obtenu la structure équivalente en boucle fermée (fig IV.13). Dans ce qui suit la vitesse de coulée subit une variation en palier de dix fois sa valeur nominale.

Les résultats de simulation de la commande, pour différentes valeurs de la pondération Q_v sont donnés par les figures IV.14, IV.15 et IV.16 respectivement pour Q_v égale à 100, 50 et 10.

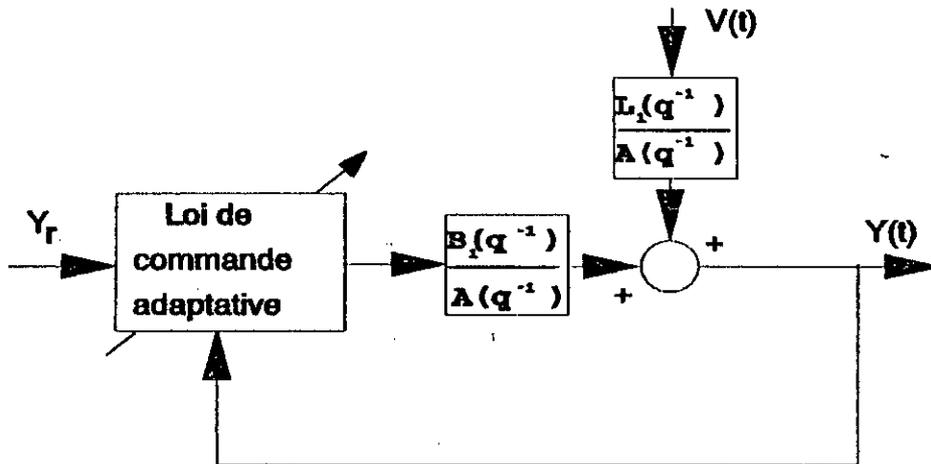


Fig IV.13: Structure de commande en boucle fermée dans le cas déterministe

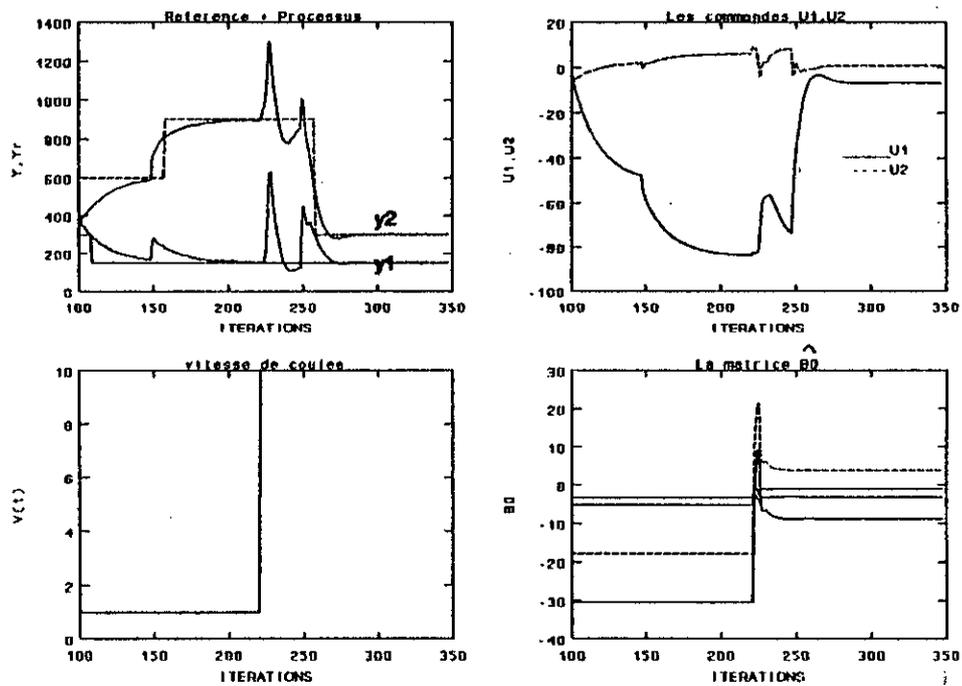


Fig IV.14: Résultats de simulation en boucle fermée dans le cas déterministe pour $Q_u=100$

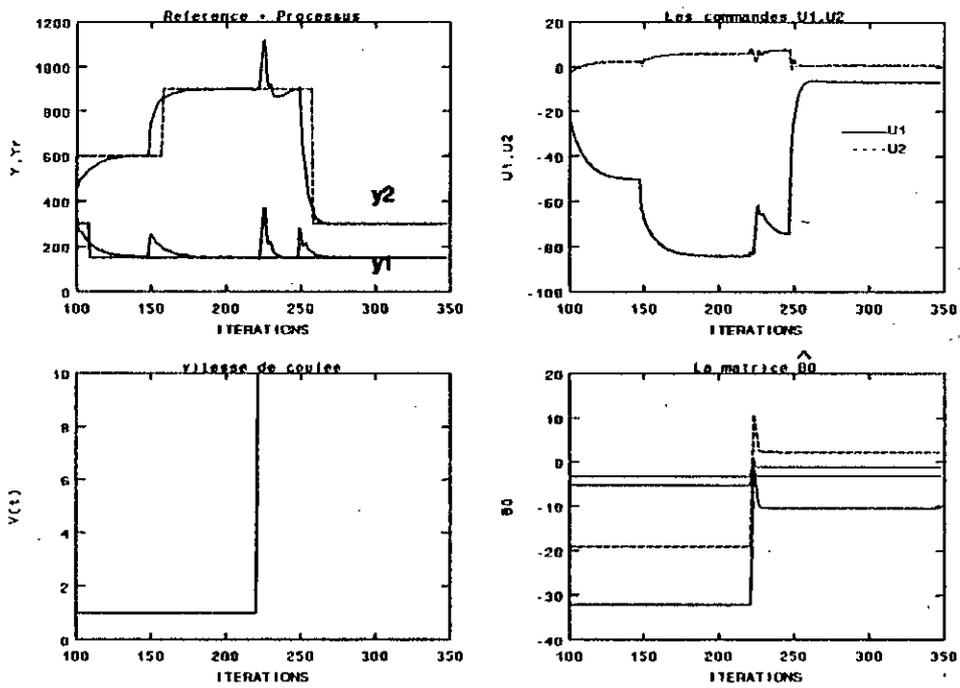


Fig IV.15: Résultats de simulation dans le déterministe pour $Q_u=50$

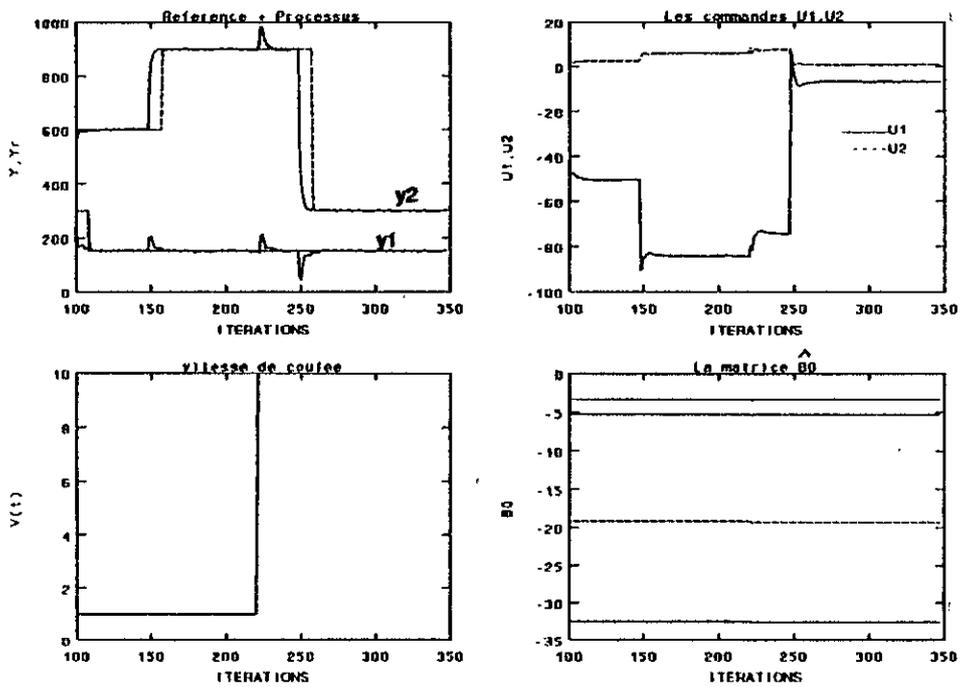


Fig IV.16: Résultats de simulation dans le cas déterministe pour $Q_u=10$

IV.3.3.2. Etude du cas avec bruit blanc centré sur la sortie

Nous supposons que la sortie $y(t)$ est perturbée par un bruit blanc centré et Gaussien $e(t)$ de variance σ_r représentant les perturbations fugitives, la dynamique non modélisée et le bruit de mesure. Autrement dit la matrice $C(q^{-1})=I$

La sortie $y(t)$ est décrite par:

$$y(t) = -A_1 y(t-1) - A_2 y(t-2) + B_1 u(t-1) + L_1 V(t-1) + \sigma_r e(t) \quad (4.16)$$

La structure en boucle fermée est représentée par la figure IV.17 ci dessous. L'algorithme de commande est le même que celui du cas déterministe (variance minimale)

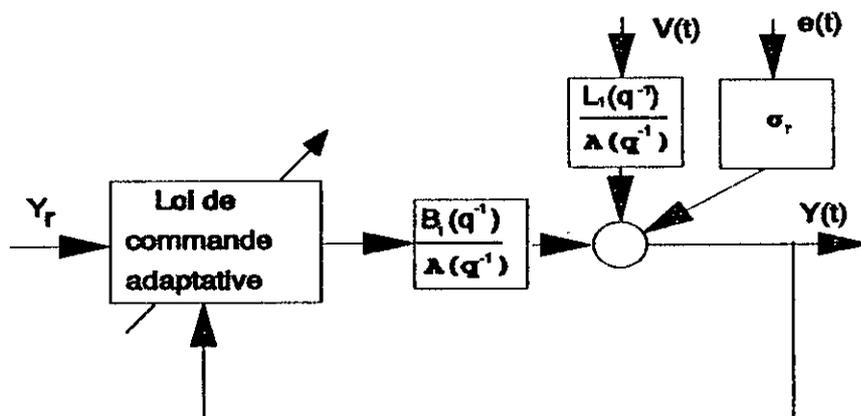


Fig IV.17: Structure de commande avec un bruit gaussien et centré

Les résultats de simulation pour la pondération $Q_v=100$ et respectivement pour des variances du bruit σ_r égales à 1, 10 et 50, apparaissent sur les figures IV.18, IV.19 et IV.20.

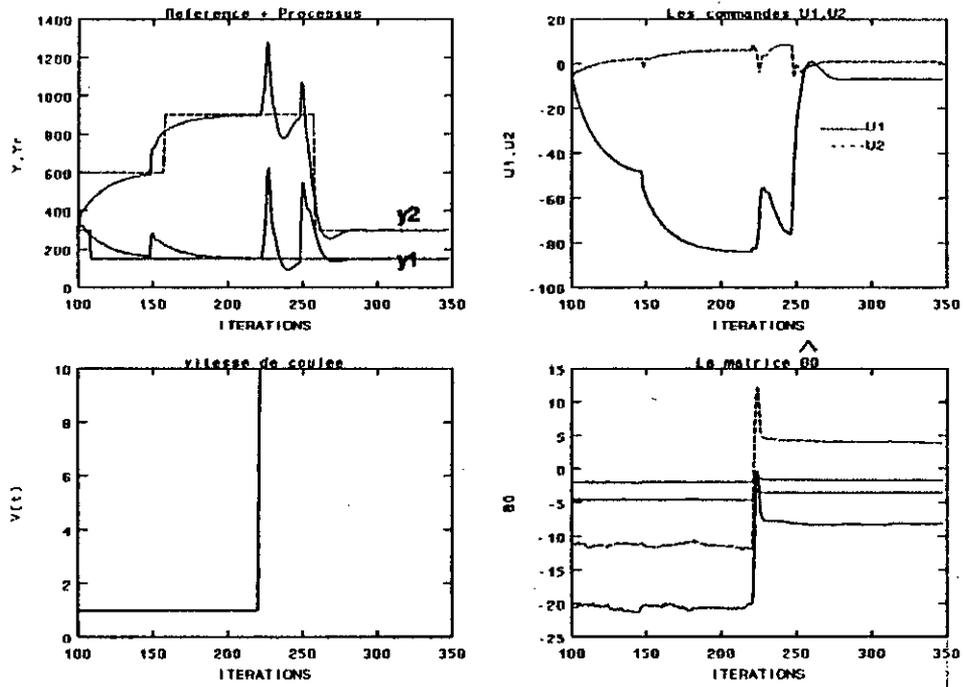


Fig IV.18: Résultats de simulation avec un bruit de variance $\sigma_f = 1$

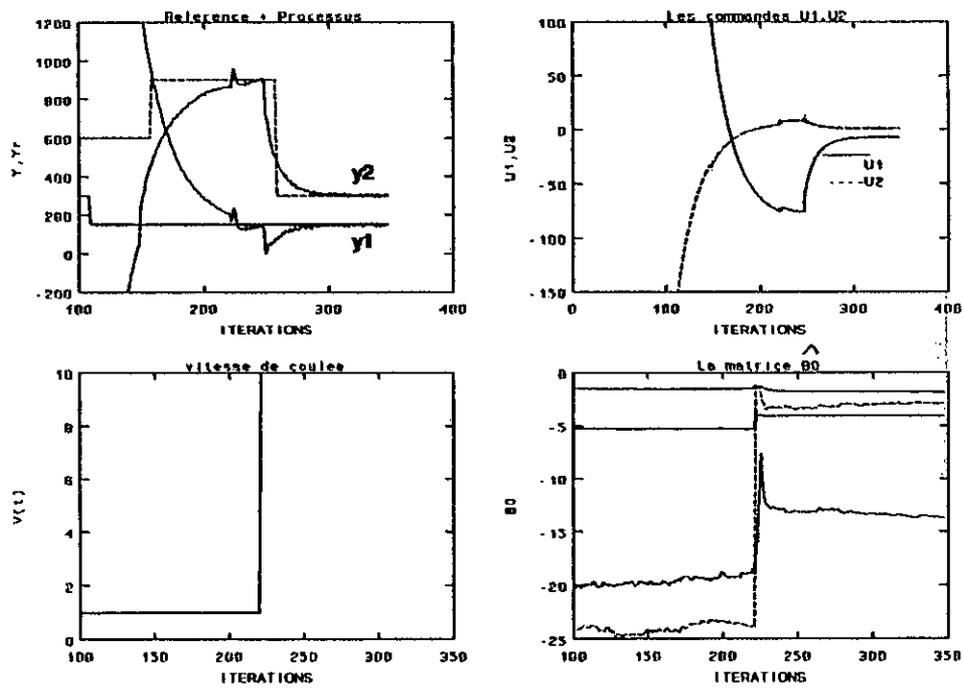


Fig IV.19: Résultats de simulation avec un bruit de variance $\sigma_f = 10$

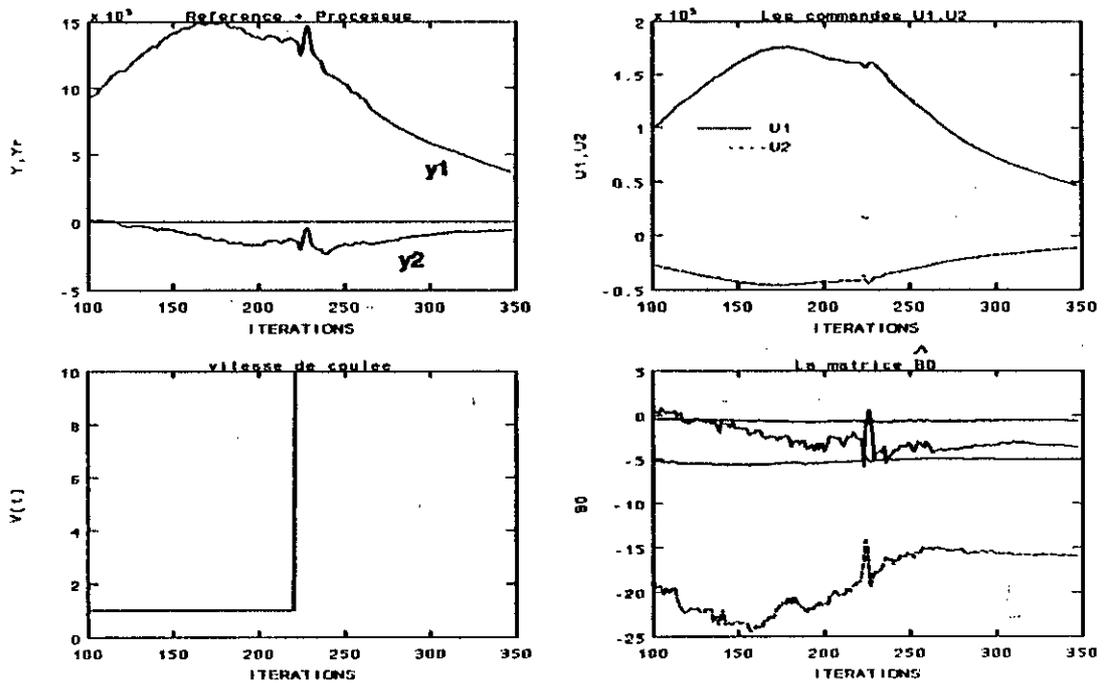


Fig IV.20: Résultats de simulation avec un bruit de variance $\sigma_f = 50$

IV.3.3.3 Etude du cas avec un bruit corrélé sur la sortie

Nous supposons que la sortie du processus est perturbée par le modèle du bruit obtenu par identification au paragraphe I.2.3.1. Les résultats de simulation sont données par les Figures IV.21, IV.22 et IV.23 respectivement pour Q_u égale à 100, 30 et 0.01.

La sortie du système est alors donnée par:

$$y(t) = -A_1 y(t-1) - A_2 y(t-2) + B_1 u(t-1) + L_1 v(t-1) + S_b \quad (4.17)$$

S_b représente la différence entre la sortie réelle et la sortie du modèle de connaissance développé au paragraphe I.2.3.1:

La structure en boucle fermée est donnée par la figure IV.24. L'algorithme de commande avec les initialisations nécessaires sont donnés respectivement aux paragraphes (IV.2.3.2.4) et (IV.2.2.1).

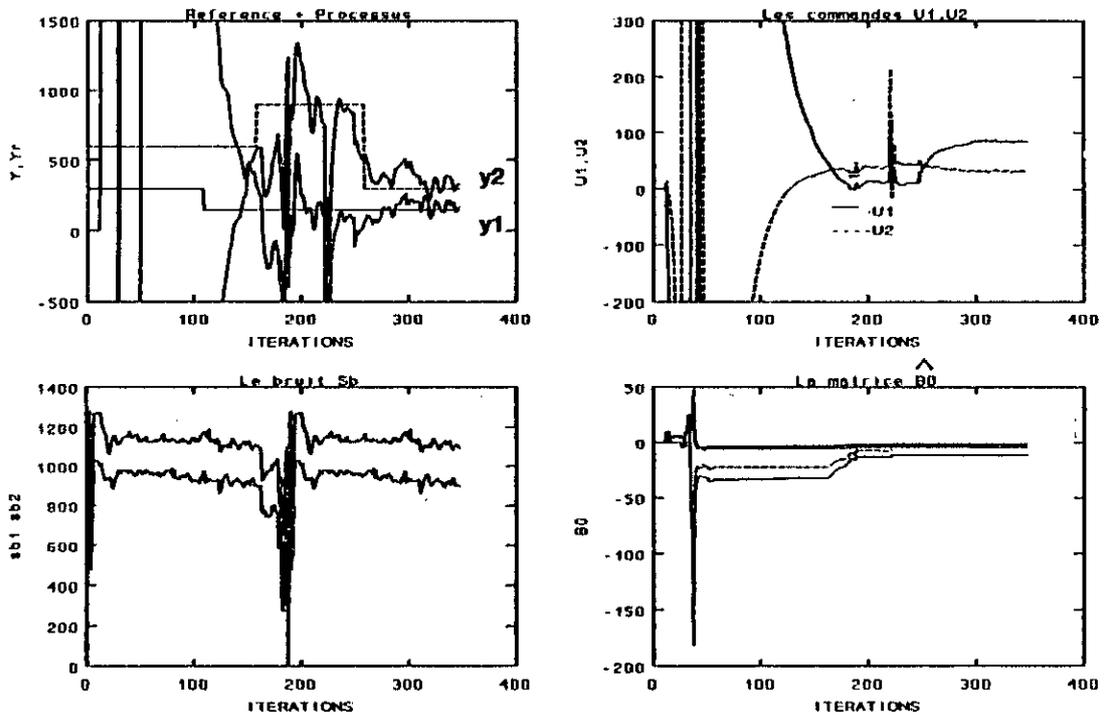


Fig IV.21: Résultats de simulation avec bruits corrélés pour $Q_u=100$

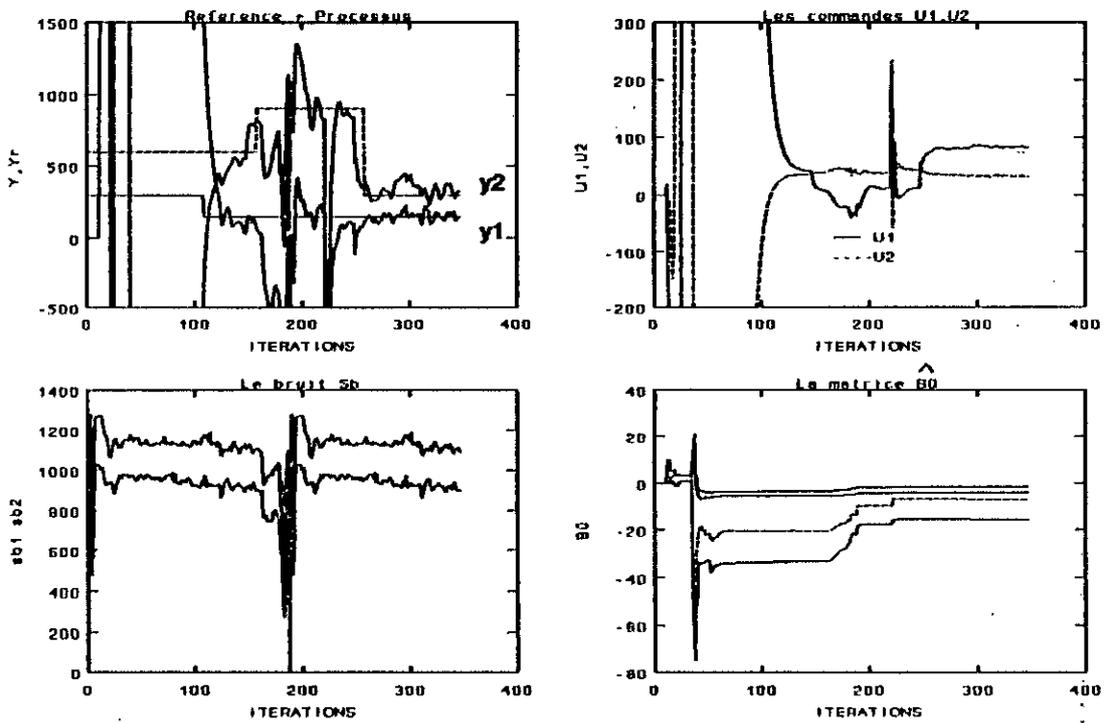


Fig IV.22: Résultats de simulation avec bruits corrélés pour $Q_u=30$

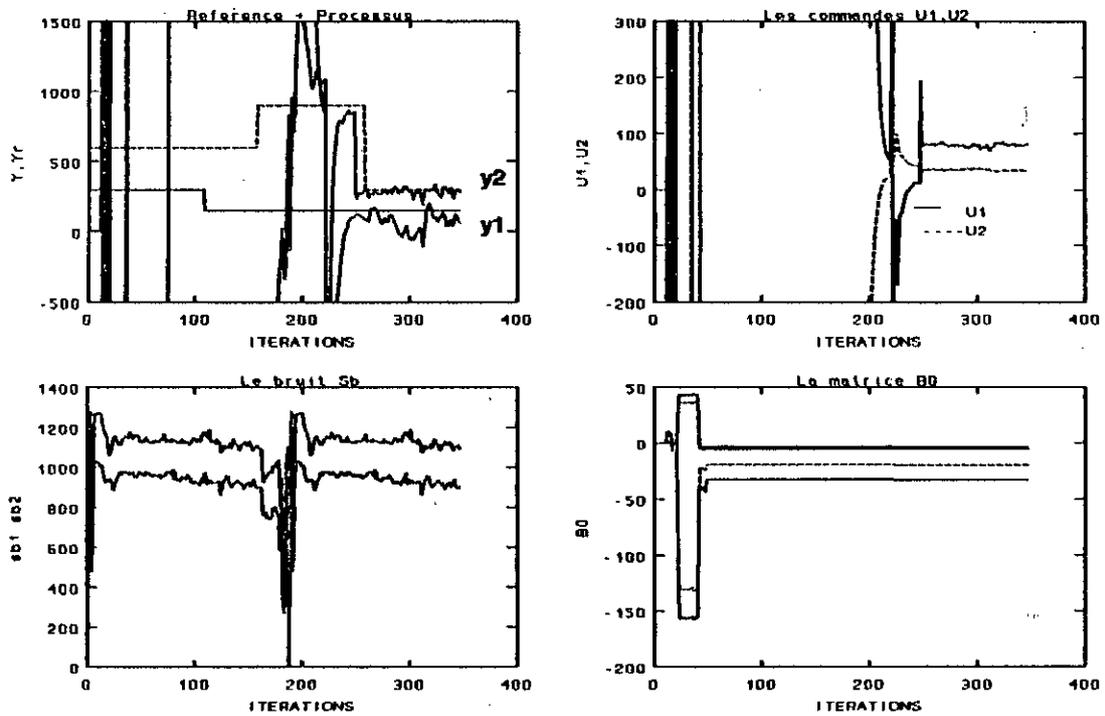


Fig IV.23: Résultats de simulation avec bruits corrélés pour $Q_u=0.01$

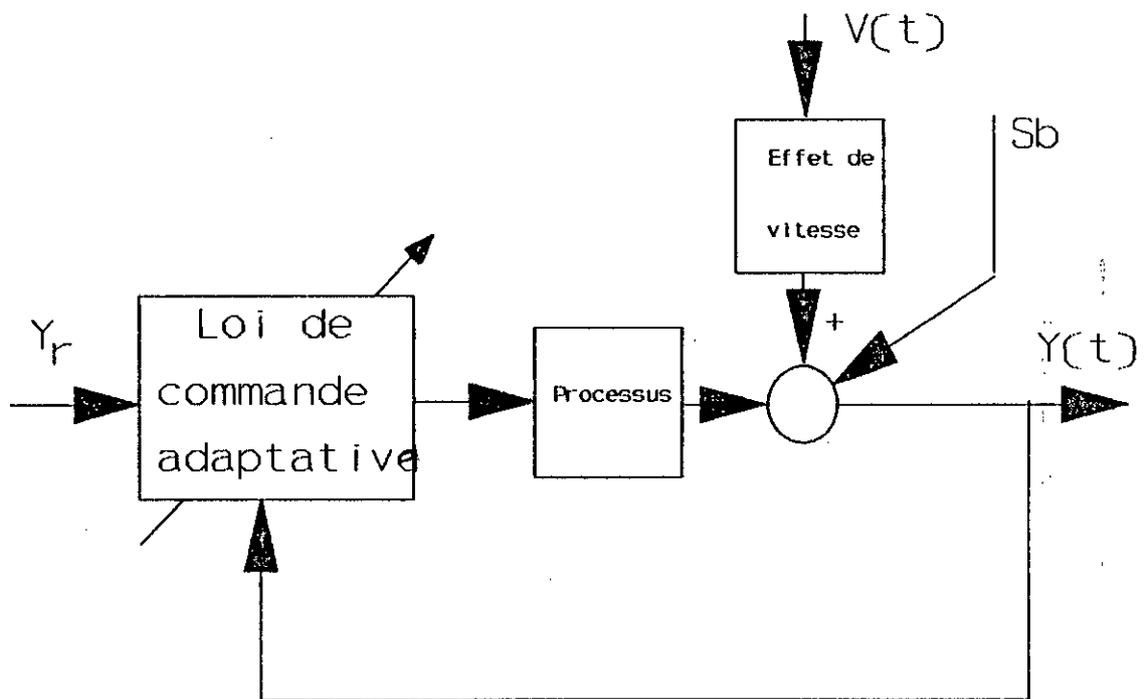


Fig IV.24: Structure de commande en boucle fermée avec bruits corrélés

IV.3.3.3.1. Interprétation des résultats

Les performances en boucle fermée sont maintenues malgré les conditions sévères appliquées au processus. On remarque que pour les valeurs faibles de la pondération Q_0 la dynamique en boucle fermée est plus rapide et les dépassements sont plus importants pour les mêmes conditions initiales ($F(0), \theta_0 \dots$). Dans tous les cas les effets de la variation de la vitesse $V(t)$ de coulée est systématiquement compensés, cette dernière était simulée pour des variations de dix fois la vitesse nominale.

En effet, l'application de la loi de commande, conçue à partir du modèle d'identification, à un modèle de connaissance montre la capacité d'adaptation du système de commande adaptatif développé au chapitre trois (III.2.3.2.4)

Le bruit corrélié $S_b = [S_{b1}, S_{b2}]^T$, (figure IV.21, IV.22, IV.23) malgré son importance n'affecte pas beaucoup le système en boucle fermée, la stabilité reste assurée malgré quelques fluctuations. Néanmoins une variance du bruit blanc Gaussien et centré supérieure à 50 ($\sigma_f > 50$) provoque une divergence (figures IV.19, IV.20, IV.21). En effet à partir de certain amplitude du bruit la sortie réelle est complètement noyée dans le bruit, la loi de commande adaptative n'arrive plus à assurer la poursuite de la consigne. Le bruit introduit des erreurs aléatoires non compensables par le contrôleur auto-ajustable.

IV.3.3.4. Influence de la dérive paramétrique

Le modèle utilisé est le modèle déterministe décrit par l'équation (4.17). Afin d'étudier l'impact des variations des paramètres sur la stabilité et la dynamique du système en boucle fermée, nous simulons des variations brusques des paramètres du modèle du procédé aux instants d'échantillonnage $k=120$ et $k=200$ respectivement pour les paramètres A_1 et B_1 . Les figures IV.25, IV.26 et IV.27 montrent que pour des variations de tous les coefficients des matrices B_1 et A_2 de 10%, 20% et 40%, la stabilité est maintenue sans oscillations et l'algorithme d'adaptation paramétrique arrive quand même à compenser les dérives paramétriques simulées. La figure IV.28 montre qu'une variation de 60% des paramètres A_1, A_2 et B_1 du processus provoque des oscillations et le système en boucle fermée se trouve à la frontière de la stabilité. Sur la figure IV.29, on constate une divergence totale pour une variation de tous les paramètres du modèle de 100% et l'algorithme de commande mis en oeuvre n'assure

pas la convergence, on peut dire que pour des variations raisonnables ($< 60\%$) des paramètres l'algorithme de commande corrige la commande afin de maintenir les performances désirées autrement dit pour toutes variations bornées des paramètres du processus, la commande adaptative assure la convergence des sorties vers leurs valeurs respectives ($Q_1=100$ dans notre cas).

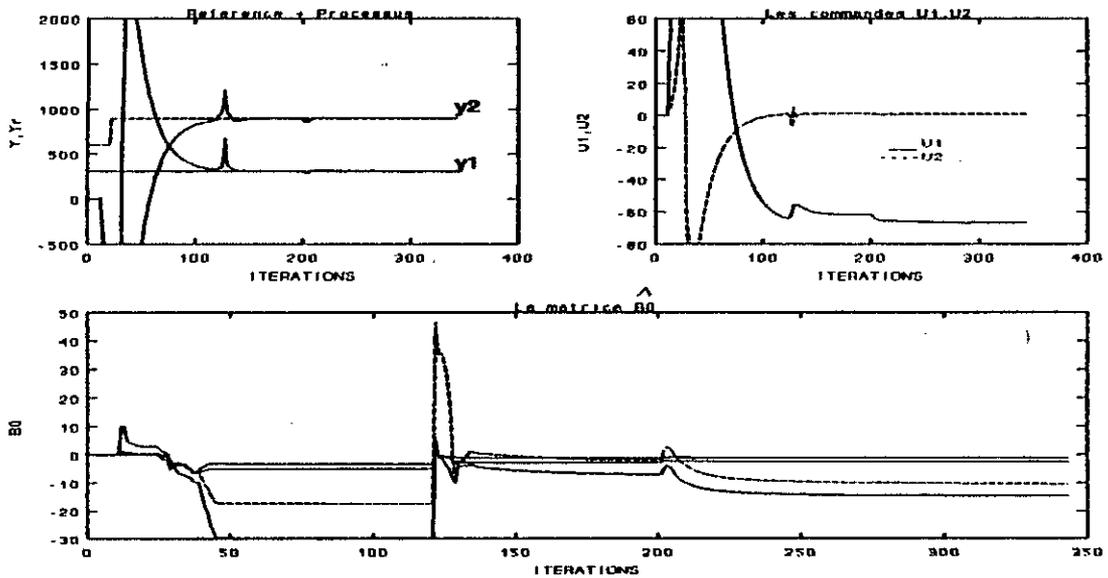


Fig IV.25a: Résultats de simulations pour une variation des coefficients des matrices A_1 et B_1 de 10%

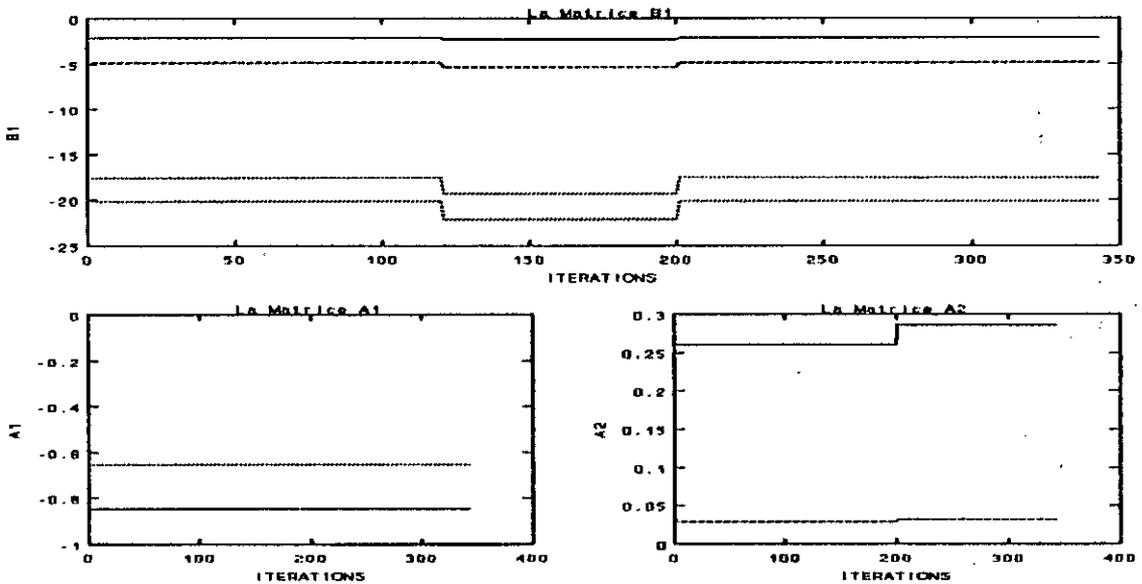


Fig IV.25b: Variations des paramètres

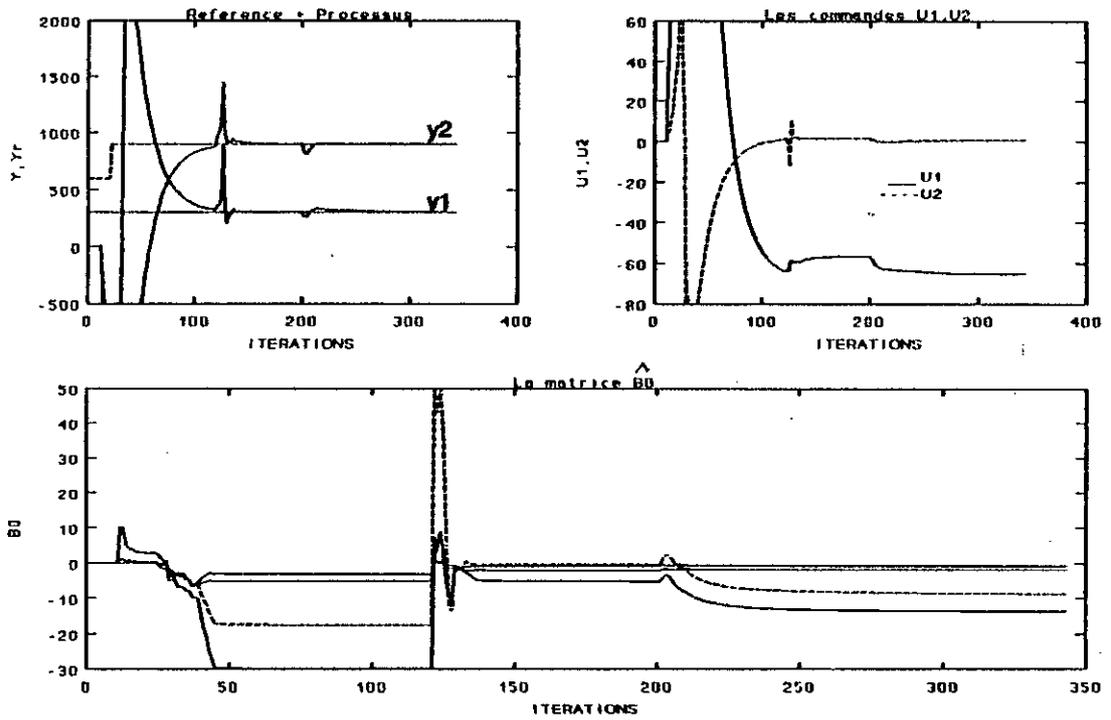


Fig IV.26a: Résultats de simulation pour une variation des coefficients des Matrices B_1 et A_2 de 20%

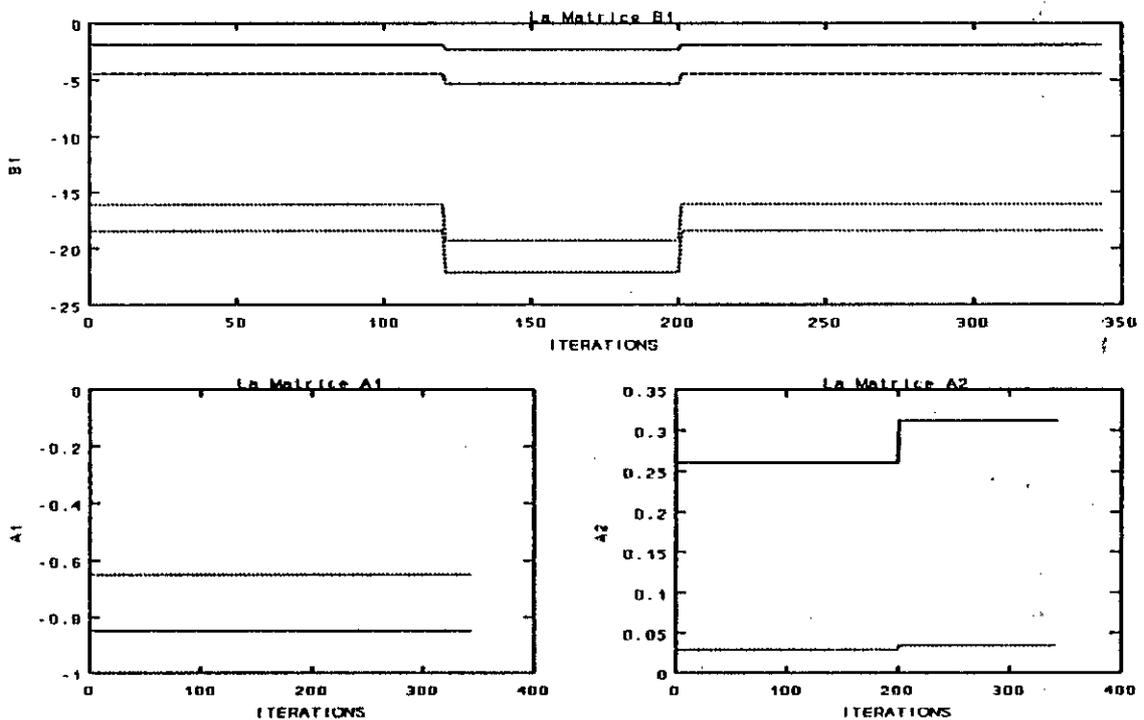


Fig IV.26b: Variation des paramètres

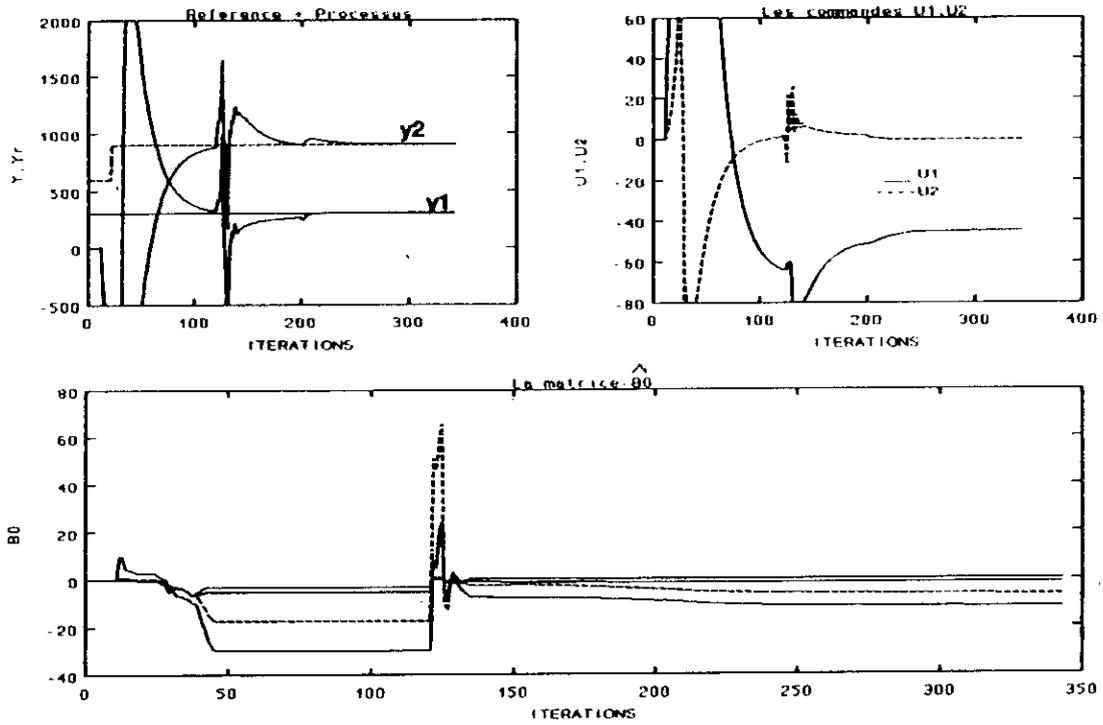


Fig IV.27a: Résultats de simulation pour une variation des coefficients des matrices A_2 et B_1 de 40%

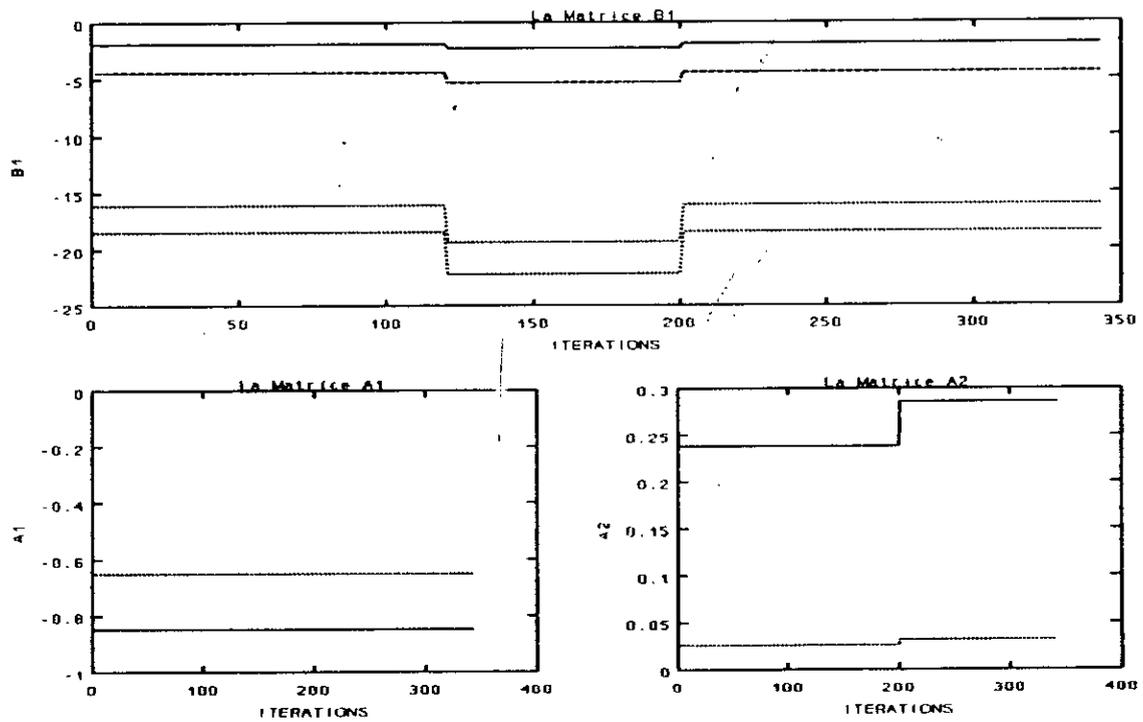


Fig IV.27b: Variations des paramètres

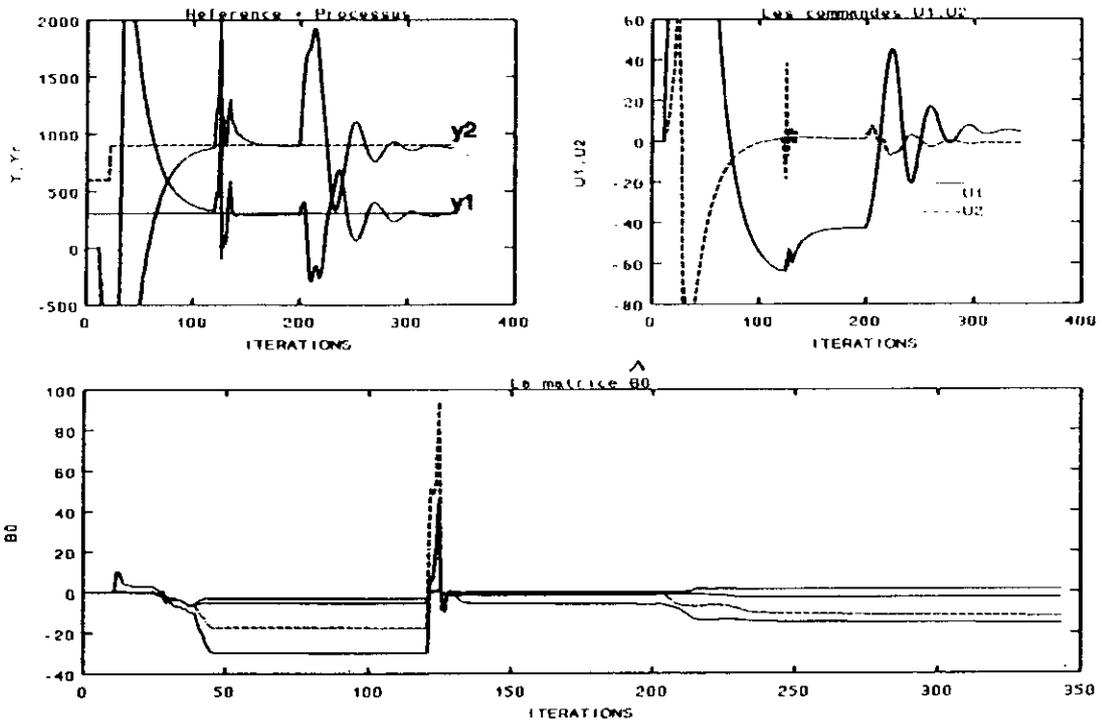


Fig IV.28a: Résultats de simulation pour une variation des coefficients des matrices A_1, A_2 et B_1 de 60%

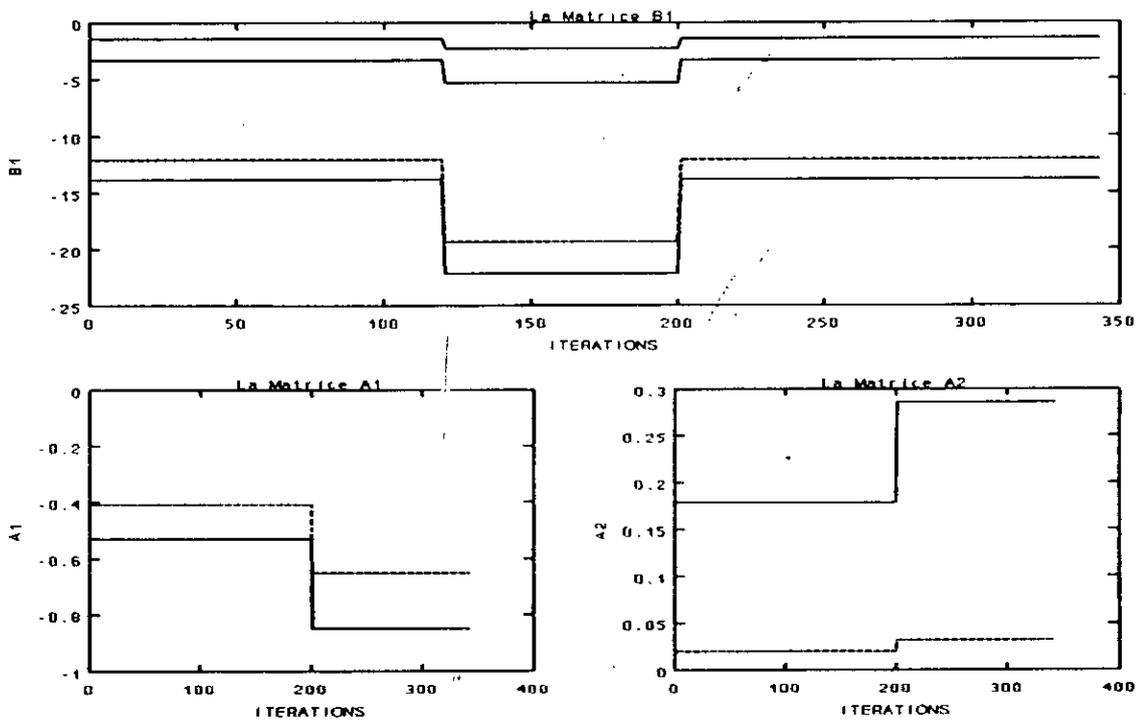


Fig IV.28b: Variations des paramètres

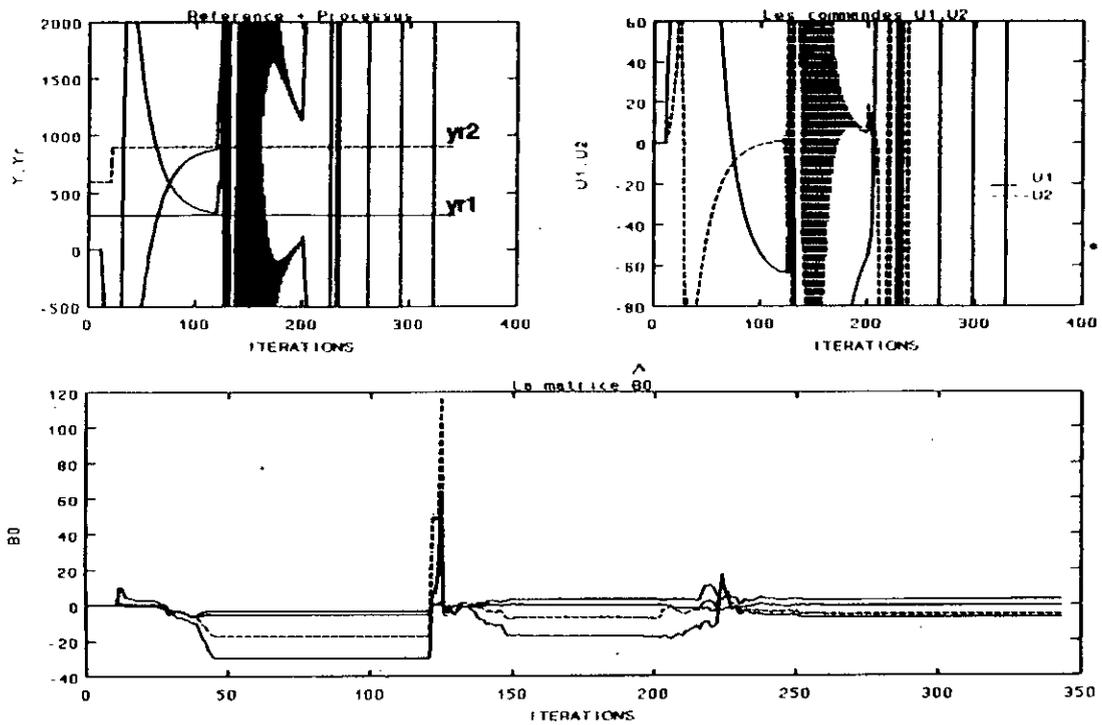


Fig IV.29a: Résultats de simulation pour une variation des coefficients des matrices A_1, A_2 et B_1 de 100%

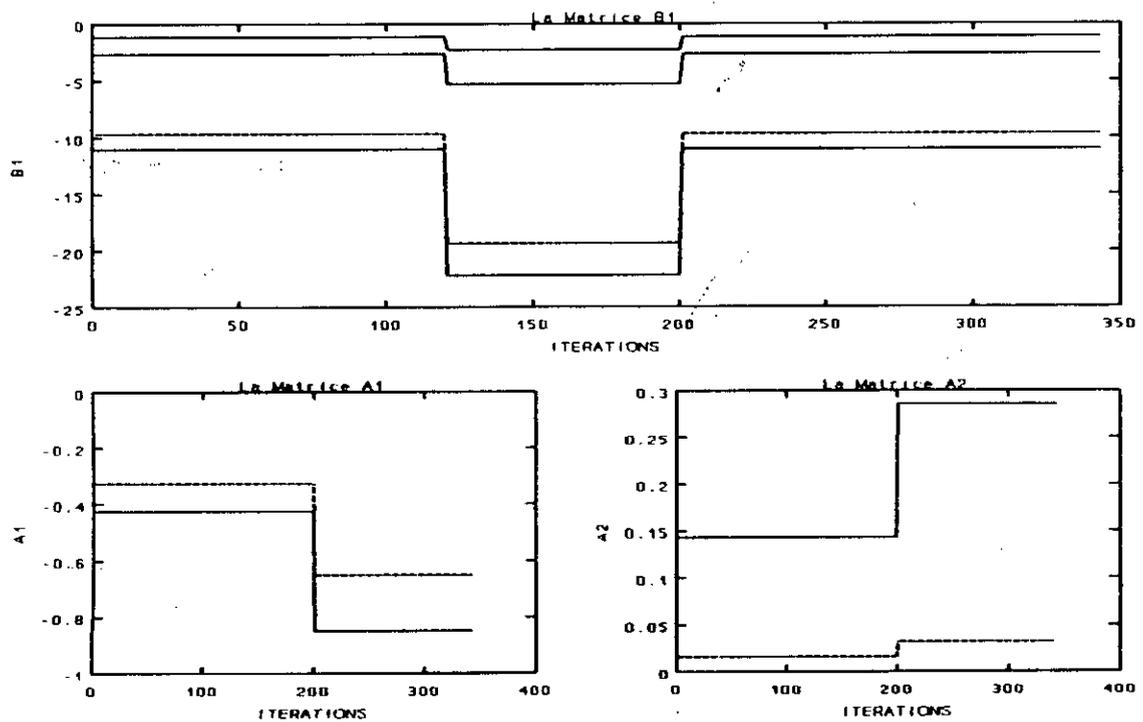


Fig IV.29b: Variations des paramètres

IV.3.3.5. Mise en oeuvre de la commande en temps-réel

La configuration du système de commande de la machine de coulée continue se compose de deux niveaux. Le premier est réservé à l'acquisition des signaux entrées-sorties et réalise également des traitements simples (filtrage, boucle de régulation simple, régulation de débit des vannes....).

Au second niveau est exécuté en temps-réel l'algorithme de commande selon l'organigramme de la figure IV.30 dans un environnement multitâche [62,63].

Après acquisition des mesures des grandeurs adéquates (débits d'eau, températures, vitesse de coulée...), les températures superficielles visées sont comparées à celles de consigne, si l'écart est nul la stabilité est atteinte et en conséquence la commande est continuellement appliquée sans aucune modification de sa valeur. Si l'écart est important l'algorithme de commande réalise une estimation des paramètres et un calcul de la commande afin de réduire cet écart. Les instants d'échantillonnage sont synchronisés par l'horloge temps-réel de l'ordinateur.

Si le temps de calcul alloué à l'estimation des paramètres dépasse la période d'échantillonnage une alarme (chien de garde) est actionnée, généralement pour un nombre d'opérations donné le temps de calcul est estimé à l'avance et validé par des simulations hors ligne.

Généralement le temps de calcul est inférieur à la période d'échantillonnage et les ressources de l'ordinateur sont consacrées à d'autres tâches, la gestion des ressources est réalisée par le système d'exploitation de l'ordinateur de commande.

Le fonctionnement manuel est possible à tout instant pour corriger les divergences éventuelles causées par l'algorithme d'estimation et éviter ainsi des conséquences graves ainsi que des tâches de maintenance.

Le schéma de la figure IV.31 illustre un modèle type d'implémentation d'une telle commande sur une architecture à deux niveaux, le niveau trois établit une coordination avec les différentes actions de production (gestion de la production, de la qualité...)

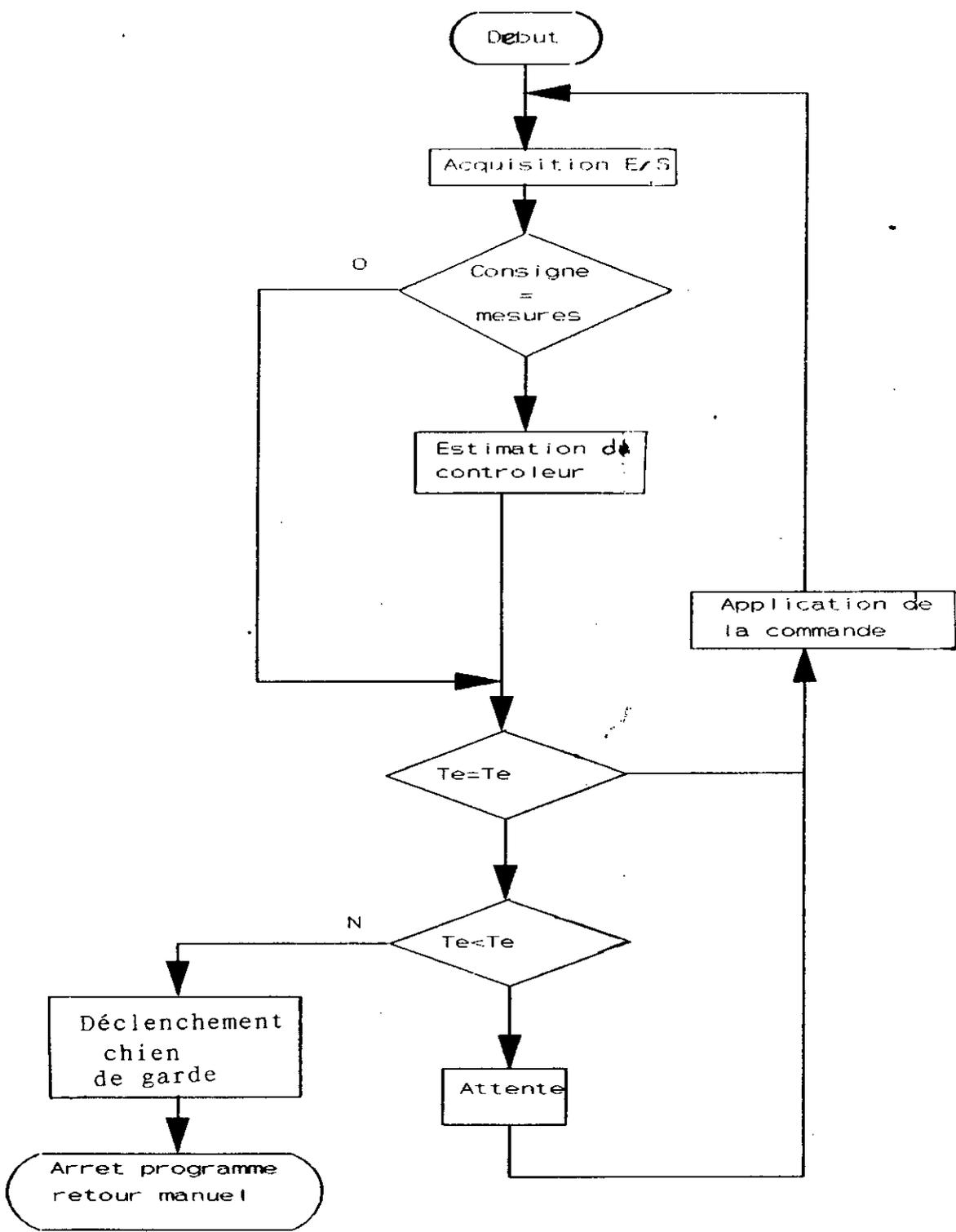


Fig IV.30: Organigramme d'exécution de l'algorithme de commande en temps-réel

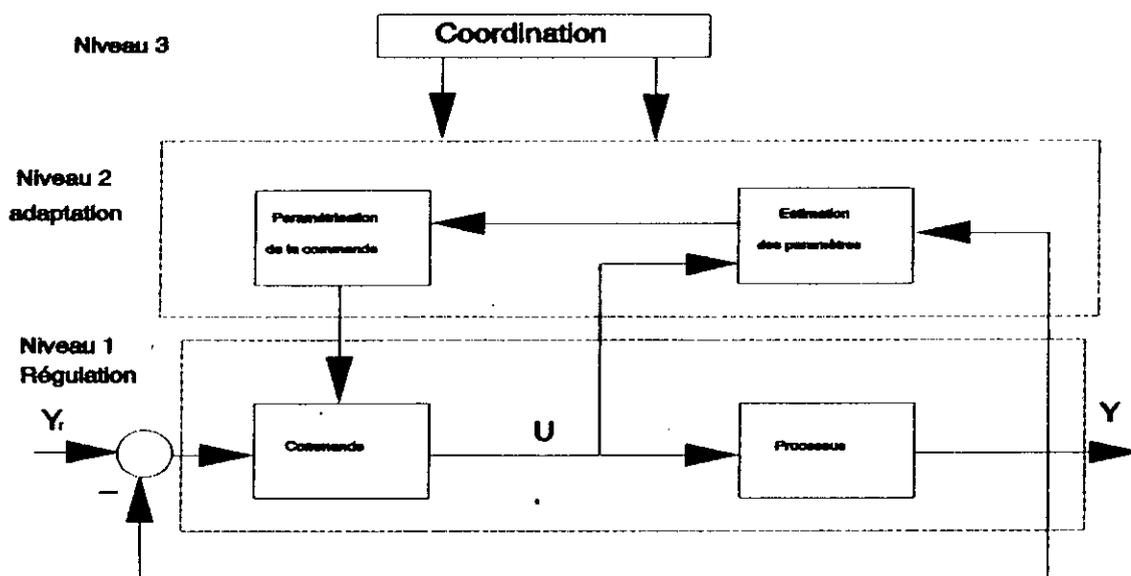


Fig IV.31: Architecture de commande à trois niveaux du refroidissement secondaire

IV.4. CONCLUSION

L'étude en simulation, nous a permis d'analyser le comportement du système en boucle fermée sur la base des modèles de connaissance et d'identification.

La simulation de la commande synthétisée à partir d'un modèle d'identification est appliquée à un modèle de connaissance, ce que l'on effectue très souvent en pratique. Les cas d'instabilité et de divergence obtenus dans des situations extrêmes (bruits importants, brusques dérives paramétriques, choix de la pondération Q_0, \dots) peuvent être surmontés dans la pratique par un filtrage adéquat des signaux avant le traitement et un choix approprié des différents algorithmes et pondérations.

L'application pratique de la commande sous contraintes pose des problèmes de capacité de calcul et de plus la limitation des commandes entraînera des découplages imparfaits et des écarts permanents.

Les différentes dérives paramétriques simulées ont été automatiquement compensées par la loi de commande mis en oeuvre, le cas de variation des paramètres de 100% est une exception car en pratique les paramètres varient lentement dans le temps.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

La solidification de l'acier est un processus complexe et la maîtrise de sa coulée continue est encore plus difficile et nécessite un contrôle rigoureux en temps réel des différents paramètres. L'adaptation des commandes aux différents événements de coulée améliore davantage la productivité.

La modélisation mathématique du processus de refroidissement développé au chapitre I reste à parfaire notamment en ce qui concerne la modélisation analytique de la dynamique négligée qui nécessite des modélisations thermiques et métallurgiques approfondies. Néanmoins l'application des outils de l'identification stochastique nous a permis d'avoir une idée sur le comportement du système.

Malgré la pauvreté des signaux d'entrée et l'importance du bruit en sortie, l'identification de la machine par un modèle du premier ordre avec $A(q^{-1})$ et $C(q^{-1})$ diagonales est satisfaisante. Le filtrage des signaux des sorties améliore beaucoup la qualité de la convergence des paramètres par élimination du bruit de mesure.

L'étude en simulation de la régulation du refroidissement de la machine de coulée continue montre qu'une commande adaptative et multivariable à variance minimale généralisée avec un bon choix des pondérations sur la commande assure la convergence et ajuste la dynamique de la boucle fermée. Le cas de commande avec contraintes sur les entrées a été développé, néanmoins une erreur statique est présente et son élimination dépend essentiellement du modèle dynamique du processus et des contraintes. Nous pensons que ce type de commande est difficilement réalisable en pratique. Cette étude montre également que l'implémentation d'une commande multivariable adaptative pour la conduite du refroidissement secondaire en coulée continue est faisable.

Les simulations des différentes dérives paramétriques montrent que l'algorithme de commande adaptative mis oeuvre possède une robustesse acceptable vis à vis des variations des paramètres.

L'industrialisation de la commande développée, nécessite encore d'autres types de travaux tel que l'acquisition des données, la vérification et l'étalonnage des interfaces, l'instrumentation...

Afin d'éviter des dépassements importants lors des transitoires. Il est souhaitable de faire varier la consigne par petits paliers, de bien initialiser les paramètres θ_0 ...

D'autres approches de commande sont souhaitables entre autre, la commande par reconstruction d'état adaptative pour la prédiction des températures à l'intérieur des zones contrôlées par l'eau, une approche de commande non linéaire. Il est désirable de perfectionner le modèle de connaissance et d'étudier d'une manière plus approfondie la robustesse vis à vis de la variation réelle des paramètres du modèle.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] S.Kawasaki and al "On the secondary cooling control technology for the continuous casting, direct rolling process" Nippon Steel Technical report N° 23, June 1984.
- [2] M^{re}-Etienne "Reflexion sur le contrôle du refroidissement secondaire des installations de coulée continue" rapport de la commission coulée continue, centre de recherche métallurgique de Liège, 1977.
- [3] C.Barlocco "Projet d'un système d'automatisation du refroidissement secondaire en coulée continue" Revue de Métallurgie CIT, DEC 1983.
- [4] K.H. Spitzer and al "mathematical model for thermal tracking and on-line control in continuous casting" ISIJ intern, vol 32, n° 7, 1992.
- [5] S. Barozzi and al "Computer control and optimisation of secondary cooling during continuous casting". Iron and Steel Engineer, Nov 1986.
- [6] "Contrôle métallurgique d'une machine de coulée continue a brames" Rapport final convention CCE/centre de recherche métallurgique de Liège, Belgique N° 7210, CA/204,1977.
- [7] J. Faussal "modèle pratique de gestion de la commande du refroidissement secondaire en calculateur à la coulée continue de SOLMER" Revue de Métallurgie, Juin 1978.
- [8] M. Bamberger and al " mathematical model for the solidification of high carbon steel in continuous casting", Iron and Steel Int, February 1977.
- [9] C.R. Kurzinski " Spray cooled methods for continuous casting machines" Iron and Steel Engineer, June 1986.
- [10] J.P. Birat and al "Réglage du refroidissement secondaire en coulée continue d'aciers pour tôles fortes" Révue de Métallurgie, Janvier 1982.
- [11] M. Larrecp, C. Saguez et M. Wanin "modèle mathématique de la solidification en coulée continue tenant compte de la convection à l'interface solide - liquide" Révue de Métallurgie, Juin 1978.
- [12] W. oberaigner "Process computer system for billet casting" Metallurgical Plant and Technology International, April 1991.
- [13] A. chicleurs " Automatisation du refroidissement d'une machine de coulée continue" Revenue de Métallurgie, Aout-Sept 1981.
- [14] Y. Shiyuki and al "Instrumentation and control technology for supporting high speed casting", 9th PTD Conference Proceedings 101, 1990.

- [15] S. Bouhouche, M.S. Boucherit et R. Illoul "Identification en vue de la commande d'une machine de coulée continue d'acier "Proceedings of the Maghrebien Conference on Automatics and Industrial Electronics COMAEI'93, Djelfa - Algerie, Mai 1993.
- [16] H. Matsunaga and al "Latest development in direct-linked continuous caster-hot rolling mill processes at nippon steel corporation" Nippon Steel Technical Report n° 23, June 1984.
- [17] C. Fouland, S. Gentil and J.P. Sandraz "commande et régulation par ordinateur numérique" Cinquième Edition Eyrolles, 1987.
- [18] G.C. Goodwin, P.J. Ramadge and P.E. Caines "Discrete time multivariable adaptive control" IEEE AC 25 N° 3, June 1980.
- [19] G.C. Goodwin, P.J. Ramadge and PE caines "Discrete time stochastic adaptive control" SIAM. J. Control and Optimization vol 19, N° 6, 1981.
- [20] J.M. Dion et luc. Dugard "Commande adaptative multivariable quelques résultats théoriques et pratiques" RAIRO, 1986.
- [21] M. Najim "Identification et modélisation en traitement de signal" Edition Masson, 1988.
- [22] M. Hlicka "Regular synthesis for the linear time-optimal control problem with convex control constraints" SIAM. J. Control and Optimization Vol 27, N° 2, March 1989.
- [23] A.B. Poore and Q. Al Hassan "The expanded Lagrangian system for constrained optimization" SIAM. J. Control and Optimization Vol 26, N° 2, March 1988.
- [24] J.P. Beziat "Sur la commande adaptative multivariable sous contraintes" Thèse de Doctorat en Automatique, Université Paul Sabatier de Toulouse soutenue le 14 avril 1989.
- [25] J.P. Aubin, P. Nepomiaschty and A.M. Charles "Méthodes explicites de l'optimisation" Collection Méthodes Mathématiques de l'Informatique, Dunod 1982.
- [26] J.Legaras "Algorithmes et programmes d'optimisation non linéaire avec contraintes" application au contrôle optimal, Edition Masson, 1982.
- [27] J.P.Pelletier "Techniques numériques appliquées au calcul scientifique" Edition Masson, 1982.
- [28] I. Ohnaka and K. Kobayashi " Flow analysis during solidification by the direct finite difference methods" Trans ISIJ, vol 26, 1986.
- [29] K.K. Tahma and S.B. Railkar "Transfinite element methodology for non-linear/linear transient thermal modelling/analysis: Progress and recent advances" Int. J. for Numerical Methods in Engineering, vol 25, 1988.

- [30] N. Sulcudean and Z. Abdullah "On the numerical modelling of heat transfer during solidification processes" Int. J. for Numerical Methods in Engingeering, vol 25, 1988.
- [31] J.E.R. Lima, J. K. Bimacombe and I.V. Samarassekera "Mould heat tranfer and solidification during horizontal continuous casting" Ironmaking and Steelmaking, Vol 18, N^o 2, 1991.
- [32] L. Khezzar "Procedés de transfert de chaleur et de masse" OPU, 1990
- [33] S. Louhenkilpi and al "Real time simulation of heat transfer in continuous casting", Metallurgical Transactions B, Vol 24B, Aug 1993.
- [34] S.Bouhouche, M.S.Boucherit et R.Illoul "Modélisation mathématique et simulation d'un profil thermique" COMAGEP'94,MAROC, 1994.
- [35] M. Cabarrere, J.P. Krief et B. Gimonet "Le filtrage et ses applications" Cepaques Editions, 1982.
- [36] J.S. Bendat and A.G. Piersol "Engineering applications of correlation and spectral analysis" A Wiley Interscience Publication-Los Angles, Jan 1980.
- [37] B. Friedland "Control system design" Mc-Graw-Hill Book Company, 1987.
- [38] K. Najim "Commande adaptative des procédés industriels" Edi Masson, 1982.
- [39] I.D.Landau et al "Commande adaptative aspects théoriques et pratiques" Edition Masson, 1986.
- [40] J. Jiang and R. Doraiswami " Convergence analysis of least squares identification algorithm for unstable systems" IEE. Proceedings Vol 134, PtD, N^o 5, Sept 1987.
- [41] M. Verhacgen "Subspace model identification part 3 analysis of the ordinary output - error state - space model identification algorithm" Int. J. Control, vol 58, N^o 3, 1993.
- [42] D.P. Turtle and P.H. Philipson "Simultaneous identification and control", Automatica Vol 7, Pergamon Press, 1971.
- [43] L. Praly "Introduction à la théorie de la commande adaptative des systèmes linéaires" Ecole Supérieure des Mines de Paris, Centre Automatique et Systèmes, Fevrier 1992.
- [44] H. Olivi et S. Steer "Approximation rationnelle en normé L^2 des systèmes dynamiques" APII-24-481-510, 1990.
- [45] A. Isermann "Digital control systems", Springer Verlag, 1989.
- [46] J. E. Bobrow and W. Murray "An algorithm for RLS identification of parameters that vary quickly with time " IEEE. AC, Vol 38, N^o 2, Feb 1993.
- [47] K. Najim et G. Murat "Optimisation et commande en génie des procédés" Edition Masson, 1987.

- [48] F.K. Omani and Pr U.K. Sinha "A modified state space approach to multivariable self-tuning control with pole assignment" IEE. Proceedings, Vol 134, PtD, N^o 1, January 1987.
- [49] C.A.Bazzo "Le filtrage optimal et ces applications aux problèmes de poursuite" Tome 2, Edition Lavoisier, 1983
- [50] G. Defaye, L. Caralp, P.H. Touve et R. Baucou, Modélisation d'un dépropaniseur, comparaison des différentes méthodes statistiques d'identification", Nouvel Automatisme, Juin-Juillet 1977.
- [51] I.G. Saucedo and E.blazek "characterization of the effects of mold oscillation on heat transfert rate and mold friction during continuous casting" Proceedings of the six-Int Iron & Steel Congress ISIJ, 1990.
- [52] T.T.C. Tsang and D.W. Clarke "Generalized predictive control with input constraints" Proceedings IEE, vol 135, PtD, N^o 6, NOV 1986.
- [53] B.D.O. Auderson and R.Mc. Johnstone "Global adaptive pole positionning" IEEE AC vol 30, N^o 1 January 1985.
- [54] F. Giri and al "stable pole placement direct control for systems with arbitrary zeros" Int J. Control, Vol 47, N^o 5, 1988.
- [55] M.D. Tade and al " Adaptive decoupling of a class of multivariable dynamic systems using output feedback" IEE Proceedings, Vol 133, N^o 6, Nov 1986.
- [56] J.P. Ghautier et G. Bornard "Commande multivariable en présence de contraintes de type inégalité" RAIRO Automatique/Systèmes Analysis and Control, vol 17, 1983.
- [57] P.M. Makila, T. Westerlund and H.T. Toivonen "constrained linear quadratic gaussian control with process application", Automatica vol 20, N^o 1, 1984.
- [58] J.M. Dion end al "multivariable adaptive control with input-output constraints" Proceedings of the 26th Conference on Decesion and Control, Los-Angles, CA, DEC 1987.
- [59] P.O. Gutman and P.Hagauder "A new design of constrained controllers for linear systems" IEEE - Transaction AC, vol AC 30, N^o 1, January 1985.
- [60] M. Vassilaki, JC. Hennet and G. Bitsoris "Feedback control of linear discete-time systems under state and control constraints" Int. J. Control, vol 47, N^o 6, 1988.
- [61] F. Ohkawa and Y. Yonezawa "A discrete model reference adaptive control system for a plant with input amplitude constraints" Int. J. Control, Vol 36, N^o 5, 1982.
- [62] R. Valette and M. Courvoisier " systèmes de commande en temps-réel" Laboratoire d'Automatique et Analyse des Systèmes du CNRS Université Paul Sabatier Toulouse Edition SCM, 1980.
- [63] R. Deleglise "Les moniteurs temps-réel sur petits calculateurs" Révue d'Automatisme N^o 12, Janvier-Fevrier 1975.

ANNEXES

ANNEXE A: Polynôme caractéristique

**ANNEXE B: Valeurs numériques des constantes physiques
du procédé**

ANNEXE A

LES VALEURS NUMERIQUES DES CONSTANTES PHYSIQUES DU PROCESSUS DE REFROIDISSEMENT SECONDAIRE

$$V = 0.1 \text{ m}^3,$$

$$C_p = 0.712 \text{ kj/}^\circ\text{C kg},$$

$$\rho = 7700 \text{ kg/m}^3,$$

$$C_{p_e} = 1.5 \text{ kj/}^\circ\text{C kg},$$

$$T_e = 25 \text{ }^\circ\text{C},$$

$$T_i(t)_{(i=1,10)} = (1500, 1420, 1390, 1350, 1300, 1200, 1100, 1000, 900, 800) \text{ }^\circ\text{C}$$

$$q_i(t)_{(i=1,10)} = (4.166, 2.5, 11, 4.166, 6, 5, 6.66, 0, 0, 0) \text{ kg/s},$$

$$q_m(t) = 19.25 \text{ débit d'acier en kg/s},$$

$$V(t) = 0.025 \text{ vitesse de coulée en m/s},$$

$$S_i = 0.5 \text{ m}^2,$$

$$S_{ij} = 1.4 \text{ m}^2,$$

$$\lambda_{(i=1,10)} = 0.0298 \text{ kj/}^\circ\text{C.m.s},$$

$$h_a = 0.05 \text{ kw/m}^2\text{ }^\circ\text{C},$$

ΔX = distance inter-zône égale à un mètre,

σ = constante de Stefan - Boltzman ($5.67e-8 \text{ w.m}^{-2} \text{ }^\circ\text{C}^{-4}$),

$$\xi = 1,$$

$$F_{ai(i=1:10)} = 0.87,$$

$$T_a = 25 \text{ }^\circ\text{C},$$

ANNEXE B

POLYNOME CARACTERISTIQUE

Pour avoir un SBPA de longueur maximale il est utilisé un polynôme caractéristique comme contre réaction du générateur. Dans le tableau ci dessous N désigne le nombre de bit (longueur du registre), D^n désigne le digit considéré avec n le numéro du bit et \oplus la fonction modulo deux

| N | Polynôme caractéristique | Longueur L(periode) |
|----|--|---------------------|
| 2 | $D2 \oplus D1 \oplus D0$ | 3 |
| 3 | $D3 \oplus D2 \oplus D0$ | 7 |
| 4 | $D4 \oplus D3 \oplus D0$ | 15 |
| 5 | $D5 \oplus D3 \oplus D0$ | 31 |
| 6 | $D6 \oplus D5 \oplus D0$ | 63 |
| 7 | $D7 \oplus D6 \oplus D0$ ou $D7 \oplus D4 \oplus D0$ | 127 |
| 8 | $D8 \oplus D4 \oplus D3 \oplus D2 \oplus D0$ | 255 |
| 9 | $D9 \oplus D5 \oplus D0$ | 511 |
| 10 | $D10 \oplus D7 \oplus D0$ | 1023 |

Par exp pour N=5, les bits de bouclage son les bits 5 et 3.

AGRANDISSEMENT DE COURBES

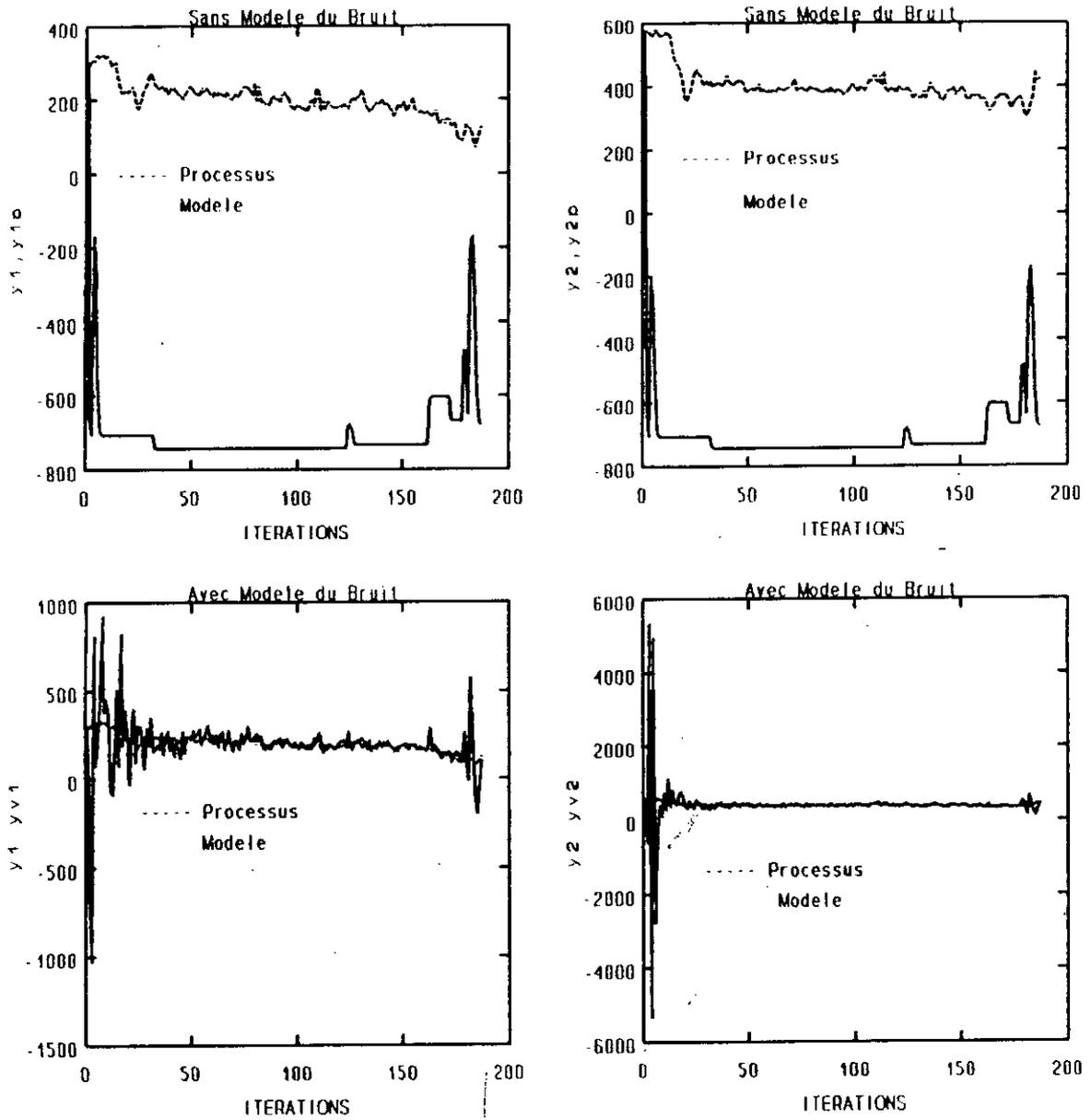


Fig I.8: Les sorties processus-modèle avec et sans modèle du bruit

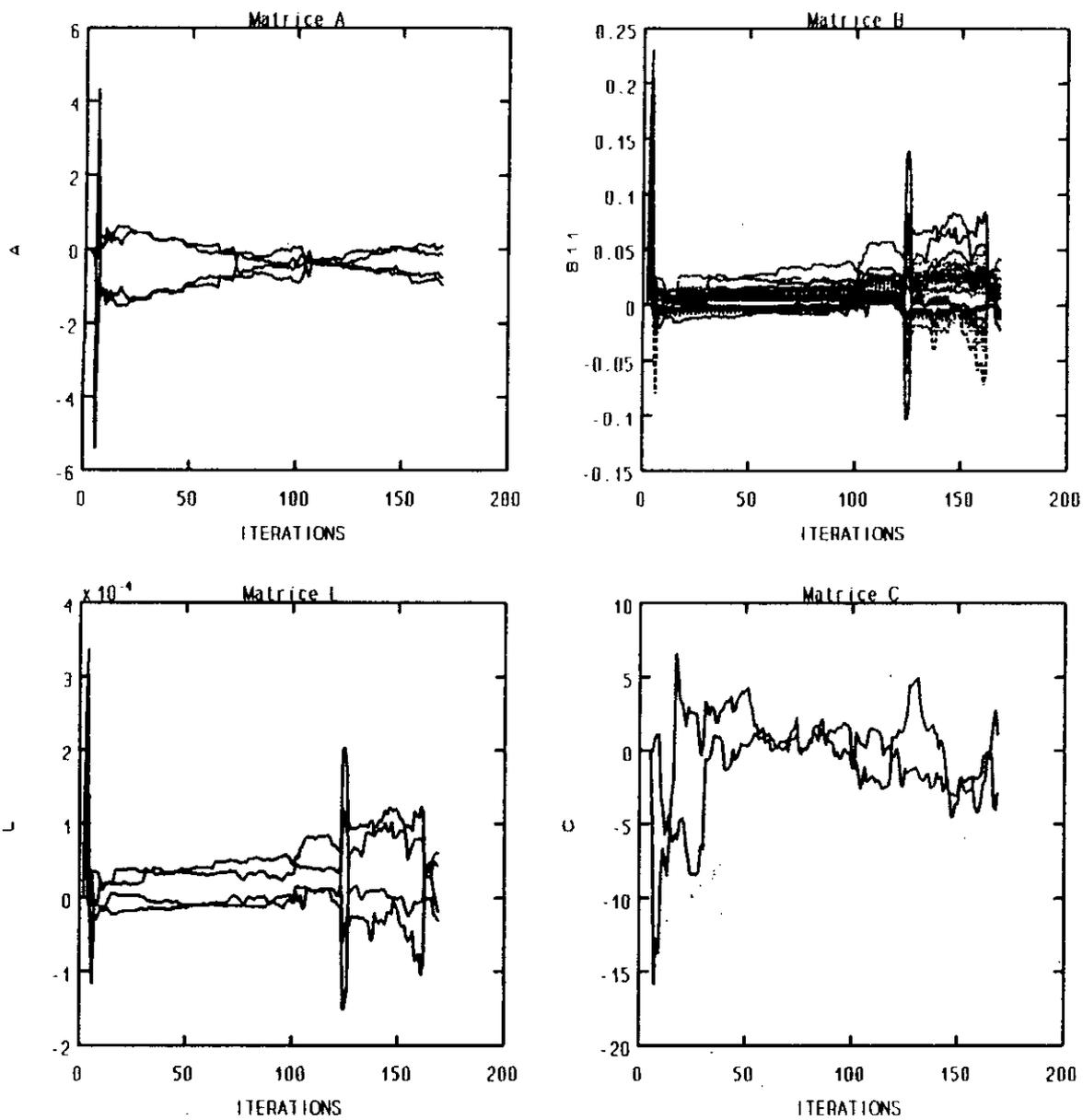


Fig II.5a: Evolution des paramètres

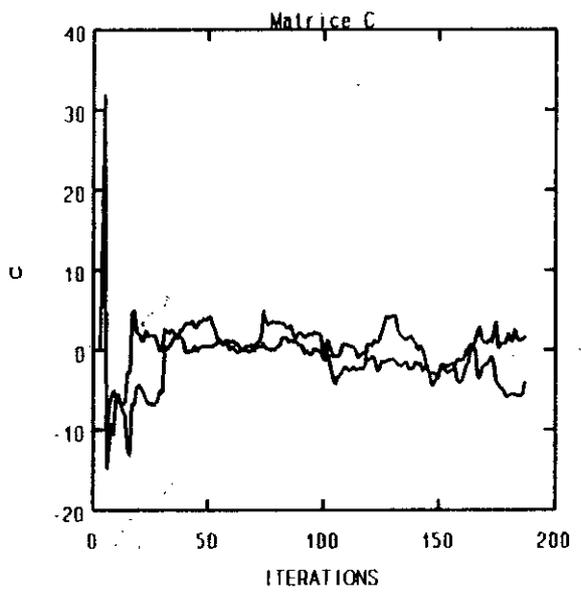
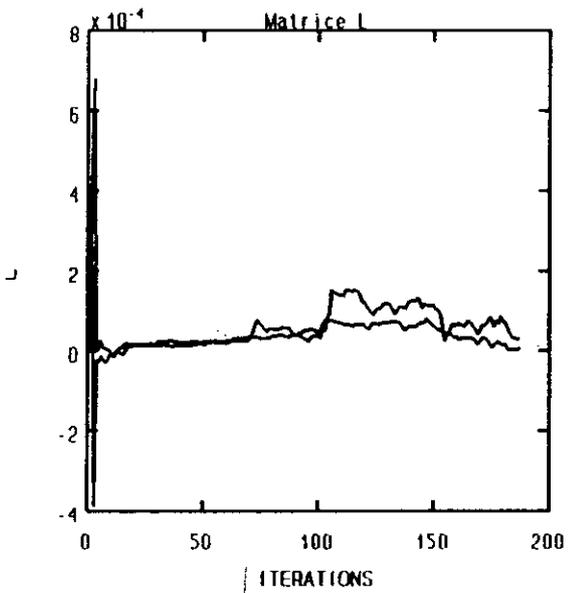
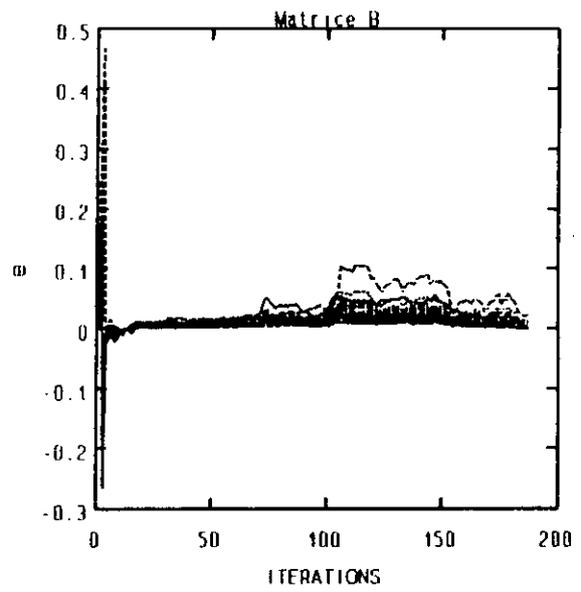
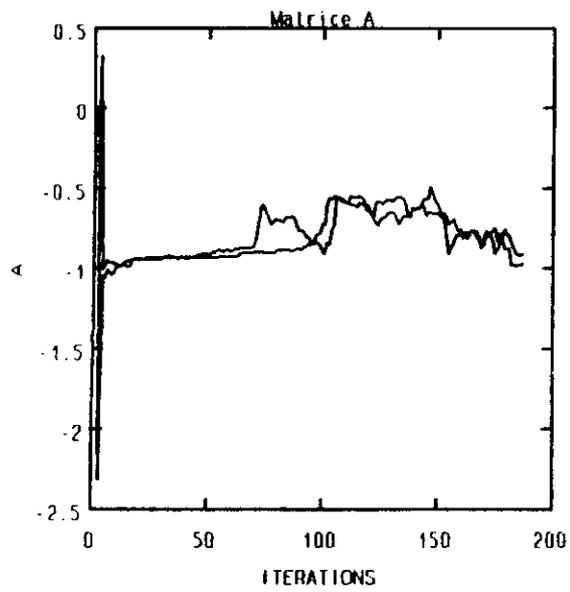


Fig II.5a: Evolution des paramètres

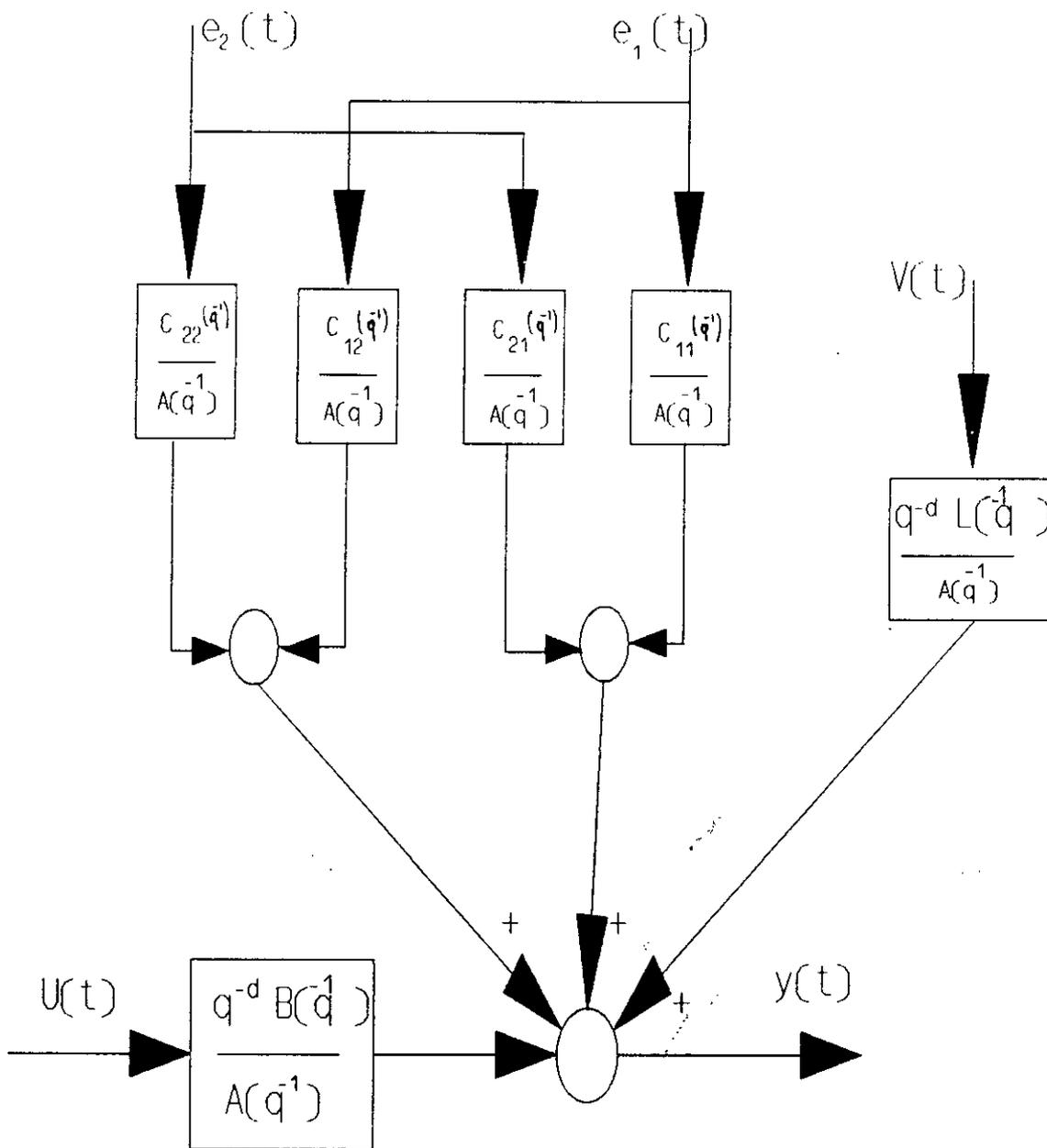


Fig II.7: Structure de commande de la machine avec effets mutuels des bruits sur les sorties

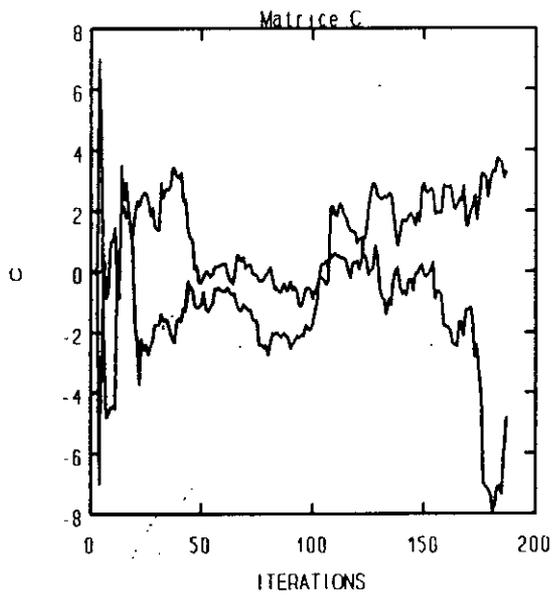
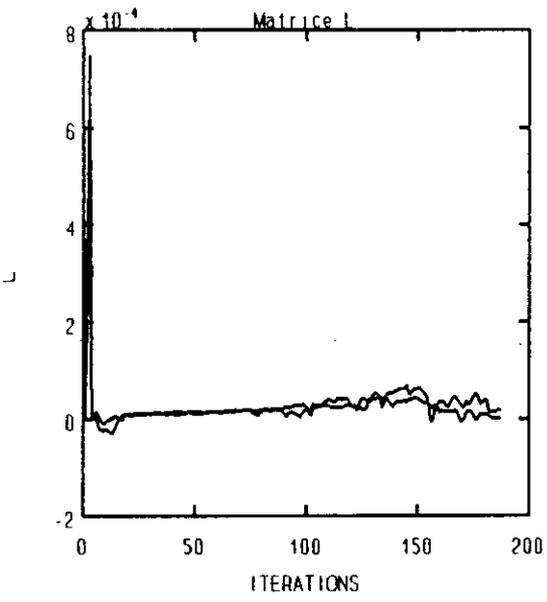
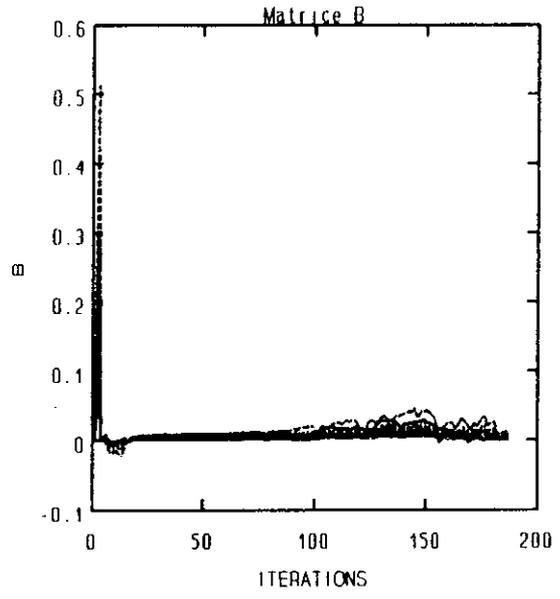
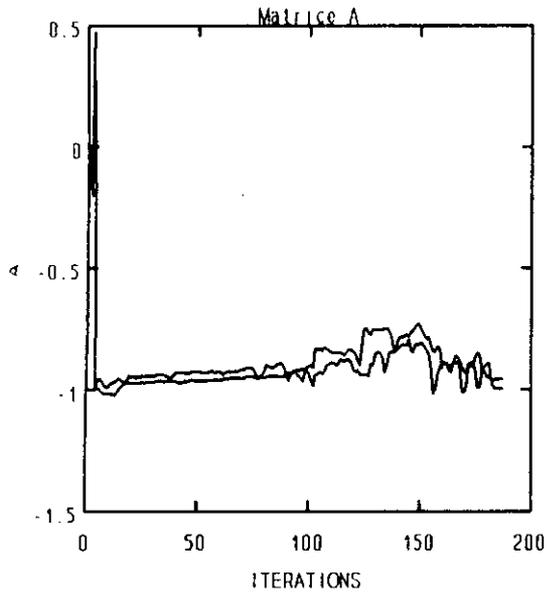


Fig II.11a: Evolution des paramètres pour $M_f=2$

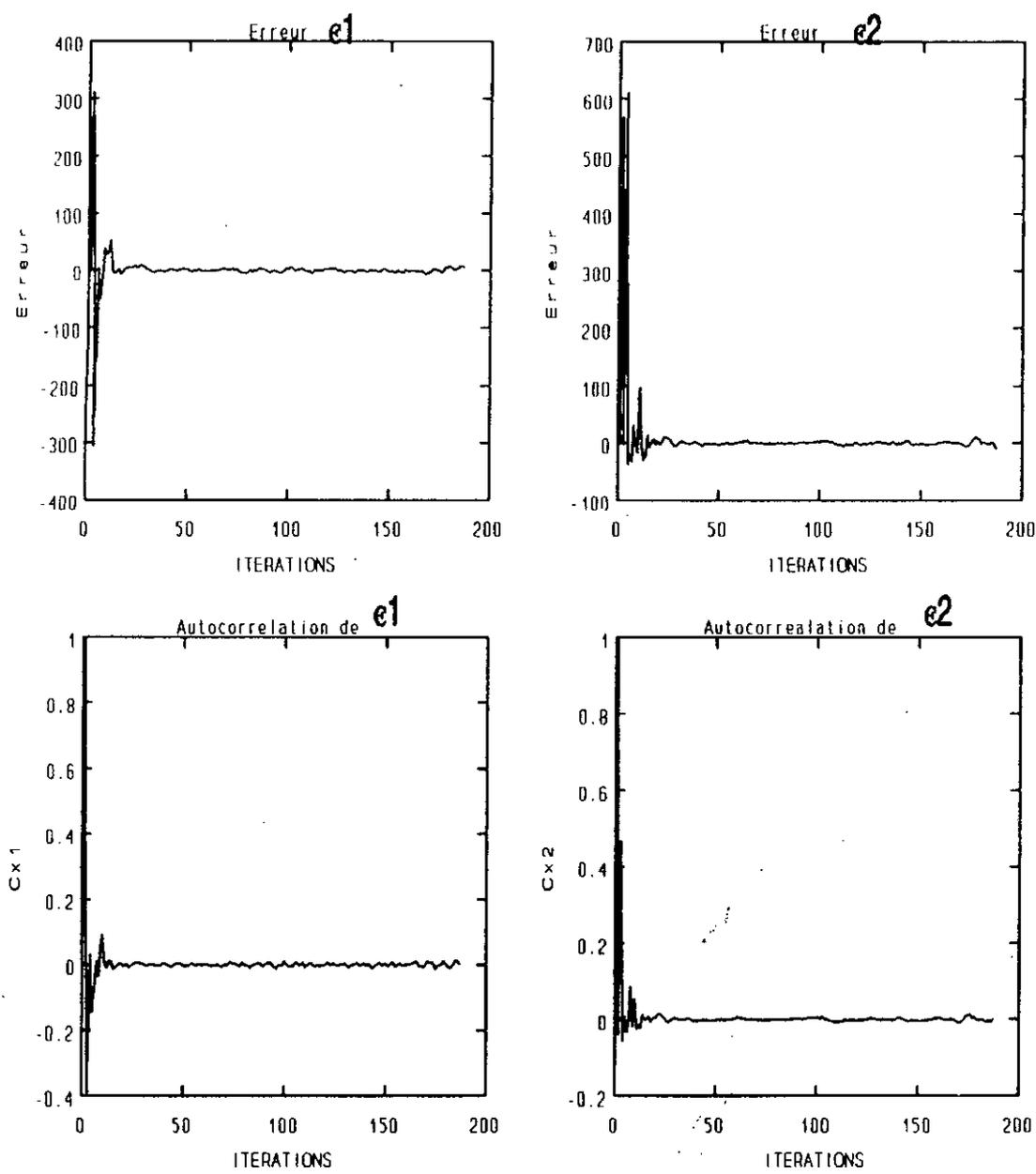


Fig II.12b: Les erreurs et leurs fonctions d'autocorrélation pour $M_f=10$

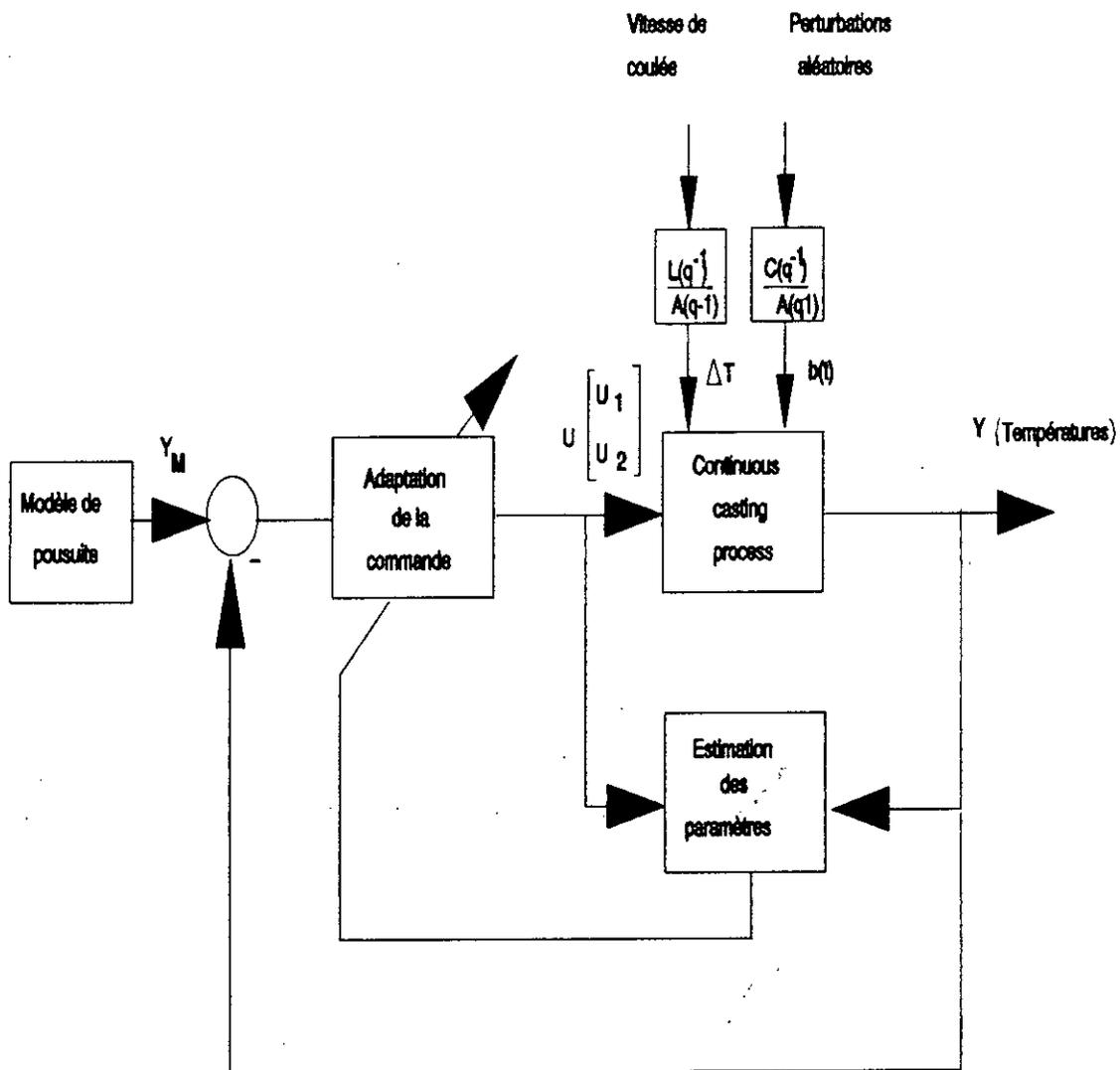


Fig IV.2: Schéma de commande adaptative du refroidissement secondaire

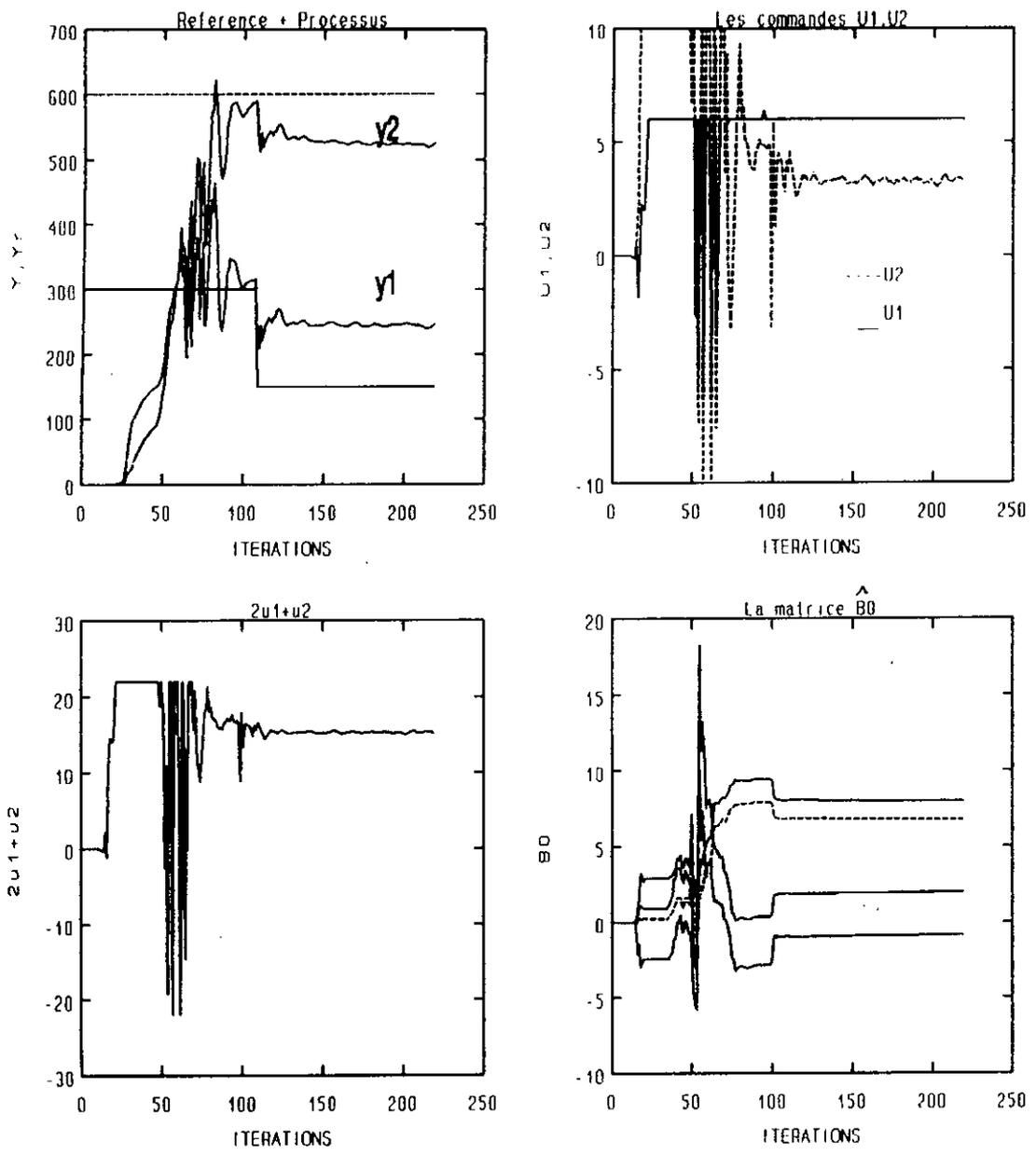


Fig IV.3: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Q_u=30$

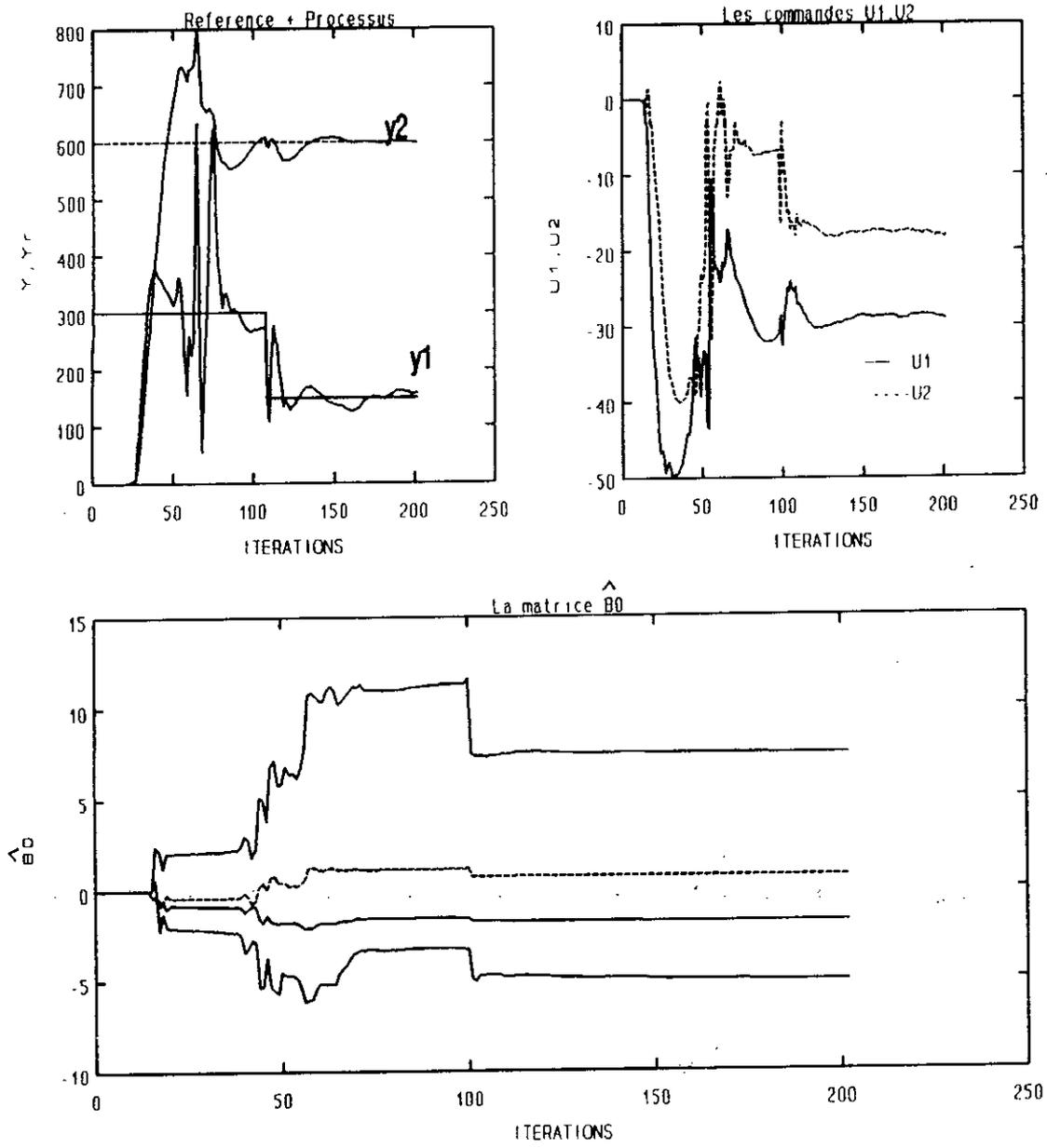


Fig IV.6: Résultats de simulation en boucle fermée pour $Q_u=30$

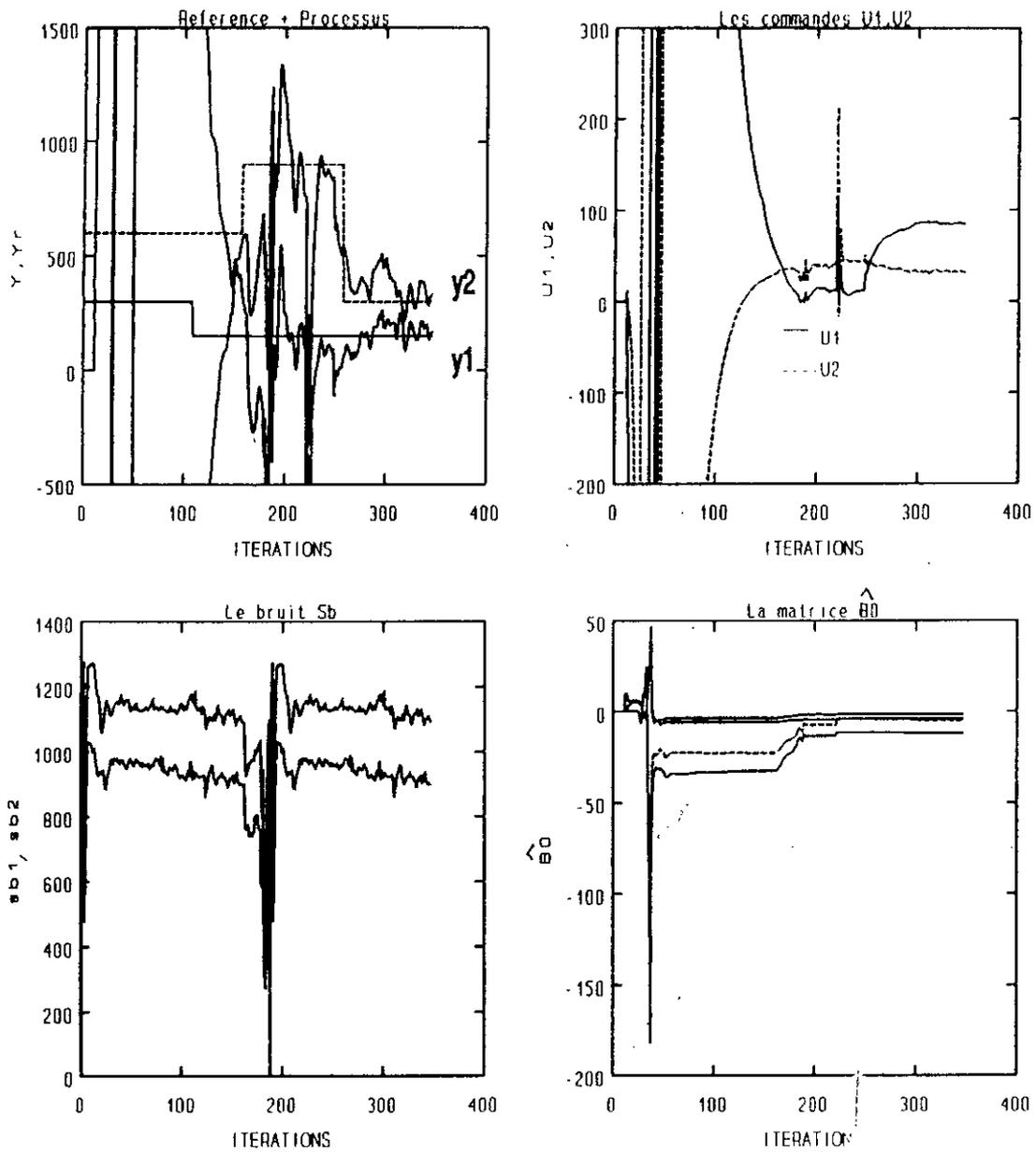


Fig IV.21: Résultats de simulation avec bruits corrélés pour $Q_u=100$

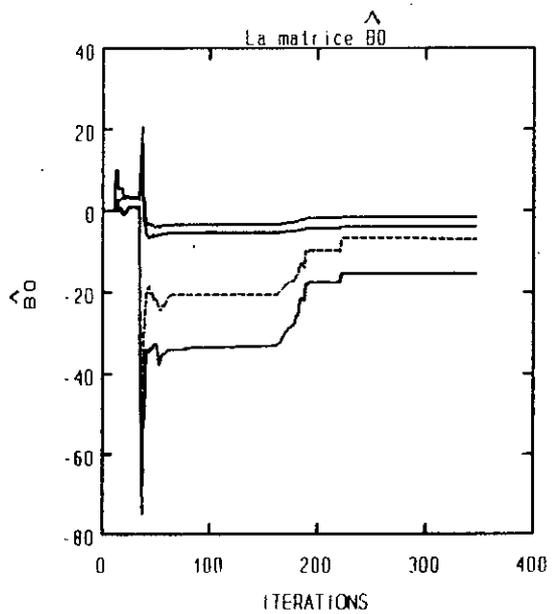
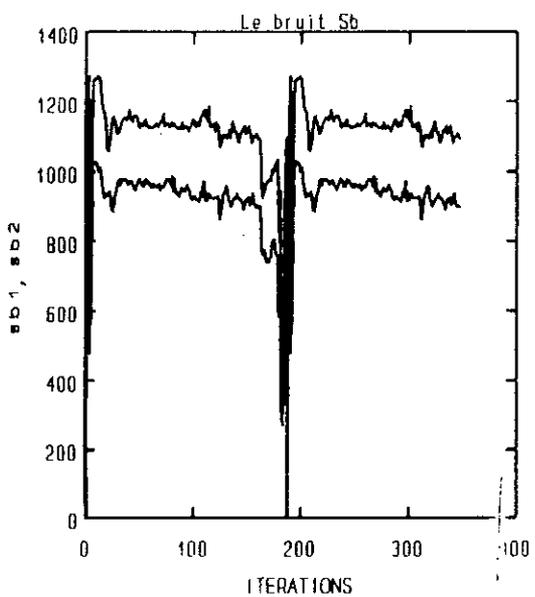
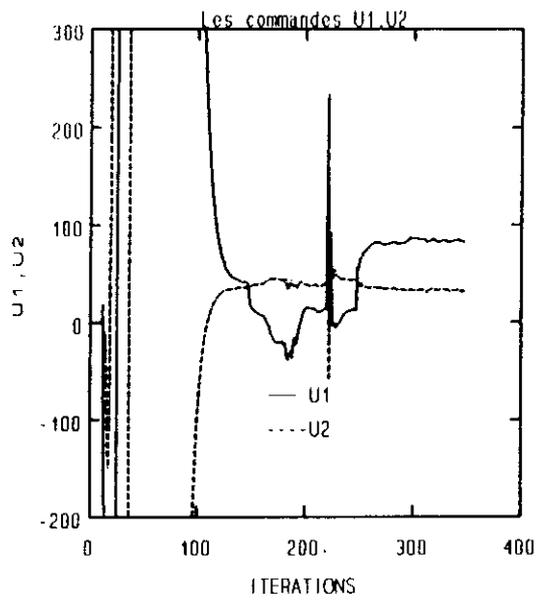
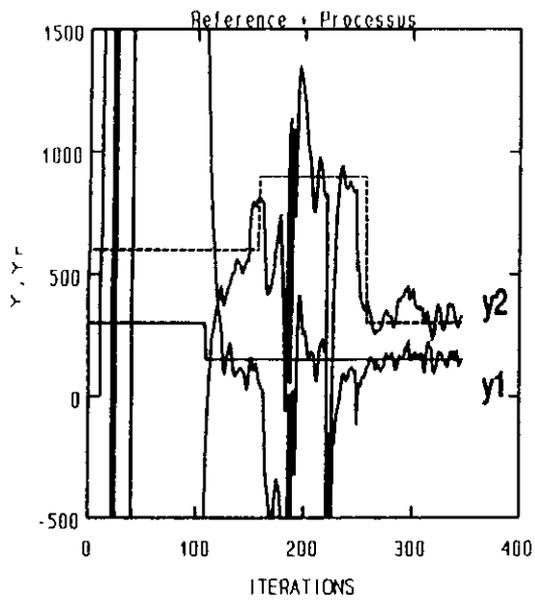


Fig IV.22: Résultats de simulation avec bruits corrélés pour $Q_u=30$

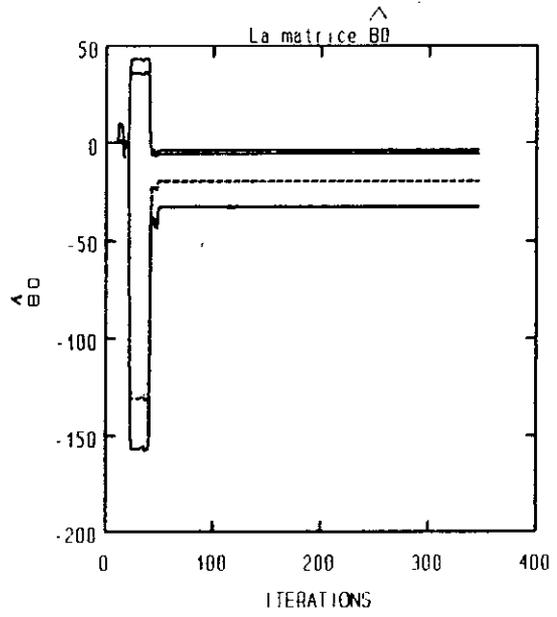
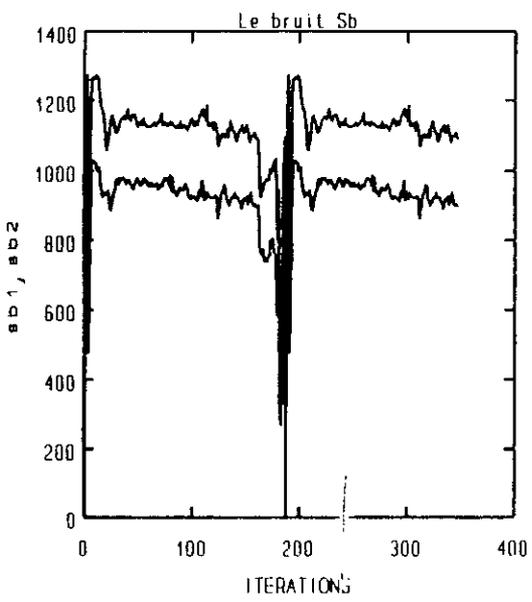
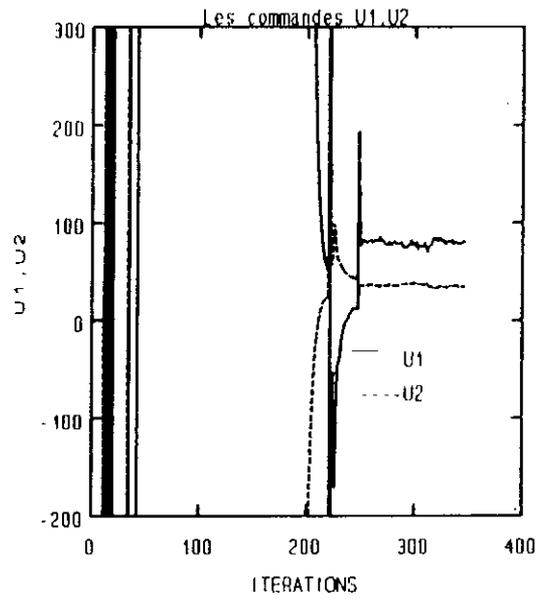
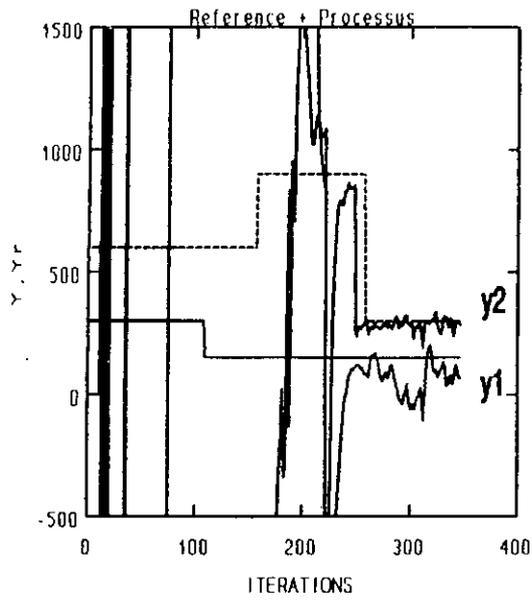


Fig IV.23: Résultats de simulation avec bruits corrélés pour $Q_u=0.01$