

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

3/94

وزارة التربية الوطنية
MINISTERE DE L'EDUCATION NATIONALE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT GENIE CHIMIQUE

الخدمة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDES

SUJET

**APPLICATION D'UN CONTROLEUR
AUTO-AJUSTABLE A UNE COLONNE
DE DISTILLATION BINAIRE**

Proposé par :

Mr A. ZERGUERRAS

Etudié par :

**Melle C. ADICHE
Mr B. AIT AISSA**

Dirigé par :

Mr A. ZERGUERRAS

PROMOTION juillet 1994

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التربية الوطنية

MINISTERE DE L'EDUCATION NATIONALE

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT

GENIE CHIMIQUE

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

PROJET DE FIN D'ETUDES

SUJET

APPLICATION D'UN CONTROLEUR
AUTO-AJUSTABLE A UNE COLONNE
DE DISTILLATION BINAIRE

Proposé par :

Mr A. ZERGUERRAS

Etudié par :

Melle C. ADICHE
Mr B. AIT AISSA

Dirigé par :

Mr A. ZERGUERRAS

PROMOTION juillet 1994

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

DEDICACES

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

A mes parents

A mes frères et sœurs

Chafika

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

A mes parents

A mes frères

Belaid

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

REMERCIEMENTS

Remerciement

Nous tenons à remercier notre promoteur Mr. Zerguerras pour l'aide et la compréhension qu'il nous a témoigné tout le long de ce travail.

Nous remercions également MM A. Bouzida et A. Naft Séghir pour leur apport appréciable dans la partie automatique, et pour les critiques constructives qu'ils ont été volontaires à nous faire.

Enfin, à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour l'élaboration de ce mémoire, nous prions de trouver ici l'expression de notre sincère reconnaissance.

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

SOMMAIRE

INTRODUCTION

1ère Partie : MODELISATION ET SIMULATION DYNAMIQUE D'UNE
 COLONNE DE DISTILLATION BINAIRE.

1-INTRODUCTION A LA DYNAMIQUE DES SYSTEMES	1
1-INTRODUCTION.....	2
2-DEFINITION D'UN SYSTEME.....	3
3-OBJECTIFS DE LA DYNAMIQUE DES SYSTEMES.....	4
4-DEFINITION D'UN MODELE.....	4
5-DIFFERENTS TYPES DE MODELES.....	5
a-MODELE DE CONNAISSANCE.....	5
b-MODELE DE REPRESENTATION.....	5
6-ETABLISSEMENT D'UN MODELE.....	6
2-PRESENTATION DU PROCEDE DE DISTILLATION	9
1-INTRODUCTION.....	10
2-CARACTERISTIQUES DYNAMIQUES.....	10
-LA NON-LINEARITE.....	10
-LES INTERACTIONS.....	10
-PRINCIPAUX TYPES DE RETARD	11
-REPOSE INVERSE	11
3-CONTRAINTES.....	12
-LE WEEPING ET L'INSTABILITE	12
-L'ENTRAINEMENT ET LE MOUSSAGE	13
4 -CONCLUSION	14
3-MODELISATION DYNAMIQUE D'UNE COLONNE DE DISTILLATION, POUR LE CONTROLE	15
1-INTRODUCTION	16
2-REVUE DES DIFFERENTS MODELES	16
3-MODELISATION	19
4-HYPOTHESES ET SIMPLIFICATIONS	19
5-MODELE DE CONNAISSANCE (MC).....	23
6-DEGRES DE LIBERTE DU SYSTEME	26
7-ENTREES PERTURBATRICES	27
8-SIMULATION	27
4-INTRODUCTION A L'IDENTIFICATION ET AUX MODELES DE PRESENTATION DU PROCEDE DE DISTILLATION	38
1-INTRODUCTION ET DEFINITION	39
2-ANALYSE FREQUENCIELLE	41
3-TECHNIQUE DU STEPPING	41
4-RESULTATS ET INTERPRETATIONS	44

2ème Partie : APPLICATION D'UN CONTROLER AUTO-AJUSTABLE
MONO-ENTREE/MONO-SORTIE A UNE COLONNE DE
DISTILLATION BINAIRE

5-INTRODUCTION AU CONTROLE DE LA COLONNE DE DISTILLATION	53
1-INTRODUCTION	54
2-GENERALITES SUR LE CONTROLE DES PROCEDES CHIMIQUES	55
3-PROBLEMATIQUE DU CONTROLE DES PROCEDES CHIMIQUES.....	55
4-L'EVOLUTION DU CONTROLE DE LA COLONNE DE DISTILLATION	56
5-VARIABLES DE CONTROLE DE LA COLONNE DE DISTILLATION.....	58
6-GENERALITES SUR LE CONTROLE ADAPTATIF	60
1-INTRODUCTION	61
2-APPROCHE AU CONCEPT DE LA COMMANDE ADAPTATIVE	61
3-DE LA COMMANDE CONVENTIONNELLE A LA COMMANDE ADAPTATIVE	62
4-TECHNIQUES DE COMMANDE ADAPTATIVE	64
5-COMMANDE ADATATIVE DIRECTE ET INDIRECTE	68
6-STRUCTURE D'UN SYSTEME DE COMMANDE ADAPTATIVE	68
7-ESTIMATION PARAMETRIQUE	69
1-INTRODUCTION	70
2-MODELE DU PROCEDE PERTURBE.....	70
3-INTRODUCTION AU MODELE PREDICTIF	73
4-PRINCIPE DE L'EQUIVALENCE CERTAINE.....	75
5-ALGORITHME D'ADAPTATION PARAMETRIQUE	75
6-ESTIMATION PAR LA METHODE DES MOINDRES CARRES RECURSIFS (M.C.R).....	77
7-ESTIMATION PAR LA METHODE DES M.C.R AVEC FACTEUR D'OUBLI	79
8-DIFFERENTES FORMES DE FACTEURS D'OUBLI	80
8-LE CONTROLE AUTO-AJUSTABLE	81
1-INTRODUCTION.....	82
2-COMMANDE A VARIANCE MINIMALE GENERALISEE.....	83
1-LES SYSTEMES A PHASE MINIMALE	83
2-LOI DE COMMANDE DIRECTE	83
9-SEMULATION	91
CONCLUSION GENERALE	117

ANNEXES

BIBLIOGRAPHIE

INTRODUCTION

Introduction

L'objectif de cette étude est le contrôle de la composition du distillat d'une colonne de distillation binaire, selon la technique adaptative auto-ajustable. Nous adopterons, pour cela, un algorithme de contrôle développé dans [46]. Le procédé de distillation sera représenté par un modèle, dit de "représentation" obtenu par identification expérimentale [16].

Dans une première partie de ce travail, nous introduisons à travers le chapitre 1, l'approche système appliqué au génie des procédés. Le chapitre 2 donne un bref aperçu sur les caractéristiques dynamique de la colonne de distillation. Le chapitre 3 est consacré à la modélisation de cette dernière, à une fin de contrôle. Dans le chapitre 4, nous introduisons la notion d'identification. Une technique d'analyse fréquentielle est proposé afin de donné la structure du modèle de représentation qui serait candidat à une identification expérimentale.

La deuxième partie, sera consacrée à l'application de contrôle adaptatif à la colonne de distillation binaire. Le Chapitre 5 présente un bref aperçu sur l'historique du contrôle de la colonne de distillation. Les chapitre suivant, feront l'objet d'un exposé sommaire de la théorie du contrôle adaptatif en général et du contrôle auto-ajustable en particulier. Dans le chapitre 7, la méthode d'estimation des moindres carrés récursif sera présentée. La stratégie du contrôleur appliqué sera développée dans le chapitre 8. Enfin le dernier chapitre comportera les résultats de simulation de l'application du contrôleur auto-ajustable sur le modèle de représentation d'une colonne de distillation de référence [45].

PREMIERE PARTIE

**MODELISATION ET SIMULATION
DYNAMIQUE D'UNE COLONNE DE
DISTILLATION BINAIRE**

CHAPITRE I

INTRODUCTION A LA DYNAMIQUE DES SYSTEMES

1.1.1 Introduction

La dynamique des systèmes est une discipline qui traite d'une manière générale de l'évolution des systèmes dans le temps en fonction des actions qu'ils subissent :

C'est en quelque sorte la science des régimes transitoires .

Or, un système n'est jamais en régime permanent; il n'approche que transitoirement cet état stationnaire ou limite, qu'on étudie pourtant en détail parce qu'il faut bien aller du simple au complexe.

Mais, le calcul en régime permanent ne doit pas exclure une étude dynamique approfondie sous peine de graves mécomptes.

Ceci est particulièrement vrai pour les appareils du Génie chimique, dont la dynamique des systèmes constitue une science de base.

1.1.2 Définition d'un système

C'est un ensemble d'éléments matériels ou non, reliés entre eux suivant une loi naturelle ou selon un plan établi à l'avance en fonction d'un but à atteindre. Le système possède une structure interne et se trouve relié à l'extérieur par des "entrées" et des "sorties".

Par définition, une ou plusieurs caractéristiques du système sont susceptibles de changer en fonction du temps, selon les actions qui s'exercent sur lui.

Cette notion, recouvre les structures les plus diverses, les plus simples comme les plus complexes; thermocouple, réservoir, réacteur, colonne à distiller, fusée, usine, réseau électrique, collectivité humaine, etc...

En fait, la définition du système et le choix des variables d'entrées/ sorties dépend essentiellement de l'observateur et du problème qu'il se propose d'étudier, la figure suivante représente le schéma simplifié d'un système.

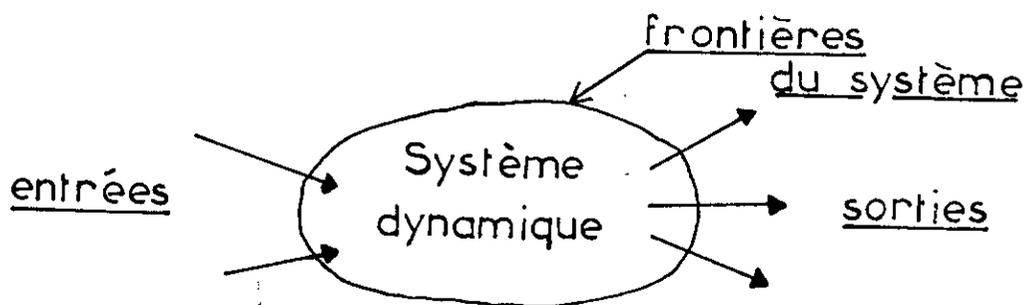


Schéma.I.1.1

1.1.3 objectifs de la dynamique des systèmes

En présence d'un système, on peut se poser trois questions fondamentales:

1-connaissant les actions exercées sur les variables d'entrée, comment prévoir la "réponse" du système, c'est à dire ,la façon dont vont se modifier les variables de sortie?, en particulier le système est-il stable?

2-comment agir sur les paramètres du système pour améliorer les relations causales qui existent entre les entrées et les sorties? Autrement dit, comment agir sur le système pour imposer aux variables de sortie telle évolution prescrite à l'avance?

C'est tout le problème de la commande du système :régulation et asservissement.

3-La troisième question est une conséquence des deux premières: pour répondre à celle ci, il faut disposer d'un modèle mathématique représentatif du comportement du système.

Sur quelle base construire ce modèle?

Comment l'utiliser?

Tels sont les principaux objectifs de la dynamique des systèmes.

1.1.4 Définition d'un modèle

Un modèle est une représentation adéquate d'un système réel par des équations mathématiques permettant de décrire certains aspects de son fonctionnement.

L'efficacité des modèles, repose sur une analogie plus ou moins étroite, entre le comportement des objets physiques et celui des êtres mathématiques.

I.1.5 Différents types de modèles

Nous distinguons deux types de modèles selon la complexité et la finalité du problème posé:

a-modèle de connaissance

Un modèle de connaissance s'efforcera de donner les relations entrée-sortie du système considéré, en tenant compte dans la mesure du possible des phénomènes physiques qui interviennent. Ces phénomènes sont d'ailleurs régis par des lois qui sont elles même des modèles.

Il existent un grand nombre de type de modèle de connaissance, on peut les classer par groupe de paires opposées .

-modèle déterministe

-probabiliste ou stochastique

-linéaire

-non linéaire

-modèle à paramètres concentrés

-modèle à paramètres distribués

-modèle stationnaire

-modèle dynamique

b-modèle de représentation

Les modèles de connaissance définis précédemment sont exploitables, dans le cadre de contrôle, lorsque le système à étudier est relativement simple.

C'est le cas de la colonne à distiller d'un mélange binaire, qui est l'objet même de cette étude; mais si on avait à étudier par

exemple un "topping" de raffinerie, le problème deviendrait très vite inextricable.

Il s'agirait en fait d'écrire des bilans de matière et de chaleur pour la distillation d'un mélange à plusieurs constituants. Si on peut envisager un modèle statique (régime permanent) pour un tel système (calcul du point de fonctionnement, dimensionnement...), l'élaboration d'un modèle dynamique devient très lourde.

On est amené alors, à mettre en oeuvre un modèle de "représentation" qui rendra compte des relations entrée-sortie sans se préoccuper de la réalité physique du processus.

Les équations du modèle sont alors empiriques ou semi-empiriques. Ce type de modèle dit de "boite noire" est très couramment utilisé en automatique; il peut d'ailleurs être obtenu à partir d'un modèle de connaissance, sur lequel on a fait des hypothèses simplificatrices lorsqu'on a déjà une bonne idée des phénomènes régissant le système [section Analyse fréquentielle].

I.1.6 Etablissement d'un modèle

Lors de la modélisation du fonctionnement d'un procédé, on retrouve pratiquement les mêmes opérations:

1-Définition du procédé

Il s'agit de préciser les frontières du système, les contraintes du milieu extérieur (entrée) et les paramètres du système présentant un intérêt (sortie).

2-Hypothèses

Ce sont des hypothèses sur le fonctionnement du système conduisant à une description de son état.

3-Lois physiques

La construction d'un modèle de procédé repose généralement sur les bilans de masse, d'énergie ou de force (quantité de mouvement). L'écriture de ces bilans fait intervenir les lois de la physique et de la chimie, dans le cas de procédés chimiques. Au terme de cette troisième étape, on dispose d'un modèle de connaissance. Souvent, ce modèle contient des paramètres dont la valeur est incertaine ou inconnue.

4-Identification

Cette étape consiste à ajuster les paramètres inconnus du modèle de manière à ce que celui-ci décrive au mieux la(les) dynamique(s) du procédé, nous reviendrons par la suite sur cette étape.

5-Validation

Au terme de l'étape précédente, on dispose d'un modèle dont les paramètres sont fixes. Il faut maintenant déterminer si le modèle obtenu est satisfaisant, c'est à dire s'il permet de décrire le fonctionnement du procédé de manière satisfaisante, pour toutes les variations d'entrées auxquelles ce dernier est soumis .

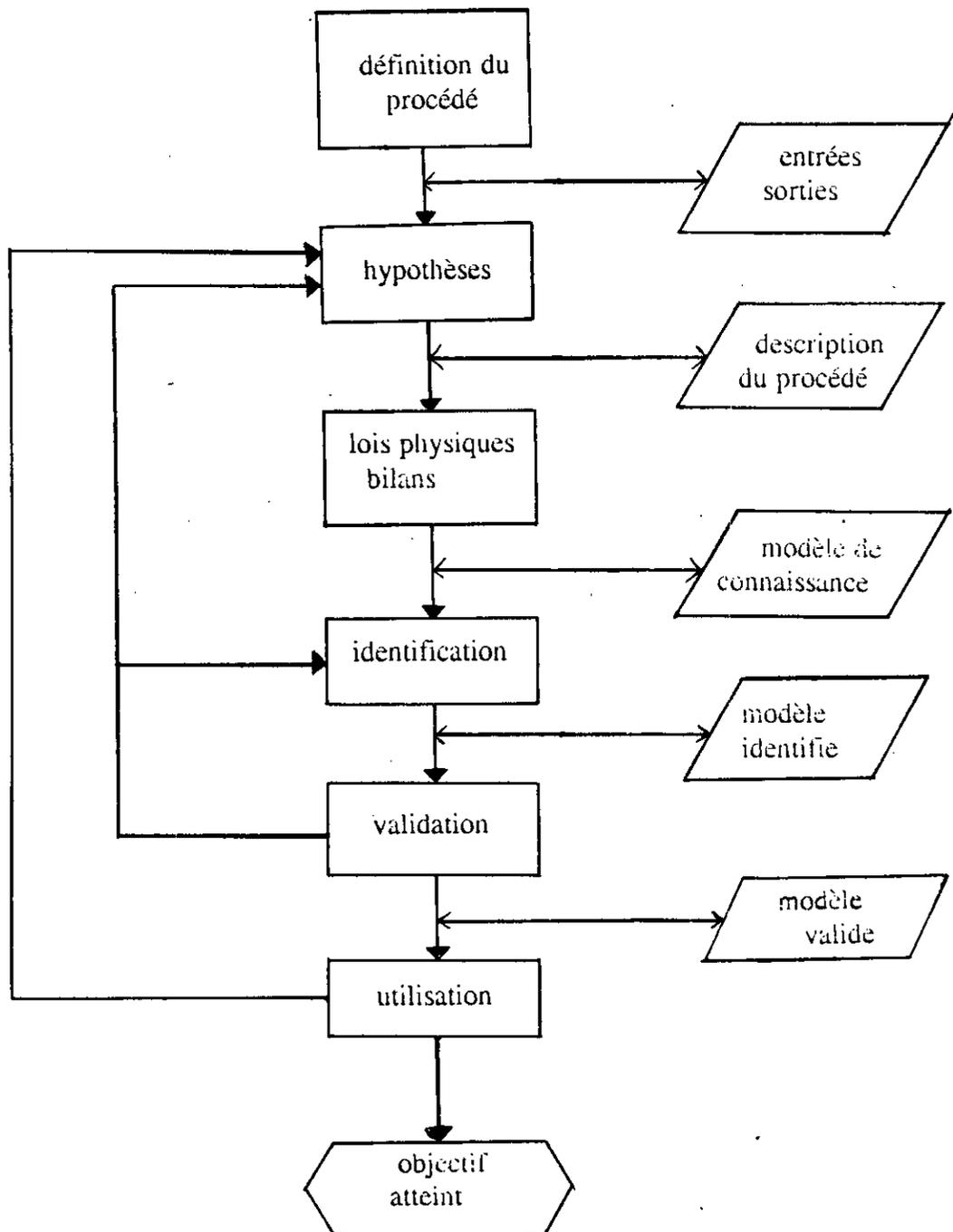
Deux raisons principales peuvent conduire à des conclusions négatives lors de la validation:

- l'identification est imparfaite: il faut retourner à cette étape.
- la structure du modèle de connaissance est trop sommaire, il est alors possible de revenir à l'étape (2), et revoir les hypothèses qui régissent la modélisation.

6-Utilisation

Au terme de cette dernière étape on peut être amené à

revenir sur la modélisation pour améliorer les performances du modèle. L'organigramme ci-après, illustre les différentes étapes précitées.



Diag.I.1.1 différentes étapes d'une modélisation.

CHAPITRE II

***PRESENTATION DU PROCEDE DE
DISTILLATION***

1.2.1 Introduction

La distillation est un procédé physique de séparation très utilisé en industrie chimique et pétrochimique. Il consiste à séparer un flux d'alimentation appelé charge en deux flux sortant distillat et résidu. Le distillat obtenu en haut de colonne est riche en produit léger, le résidu obtenu en bas de colonne est riche en produit lourd. Comme tout procédé réel, la distillation présente certaines caractéristiques dynamiques spécifique et doit opérer sous certaines contraintes. Dans ce chapitre, nous allons présenter brièvement ces deux aspect.

1.2.2 Caractéristiques dynamiques

1-La non linéarité

La distillation est un procédé très complexe du fait des divers phénomènes qu'elle met en jeu à savoir:

- transfert de matière entre phases.
- processus de diffusion.
- changement d'état.
- turbulence.
- équilibre.
- etc...

tout ces phénomènes complexes font que la distillation est un procédé non linéaire.

2-Interactions.

La distillation est un procédé multivariable, puisqu'il met en jeu plusieurs grandeurs d'entrée/sortie. L'expérience montre qu'il est fortement interactif [Annexe B].

3-Principaux types de retard

Chaque plateau de la colonne de distillation présente quatre principaux type de retard [4].

-Le retard le plus important est celui associé à l'accumulation et au transfert de matière dans le hold-up liquide.

-Le second type est le retard de l'écoulement liquide dû à la variation du hold-up liquide.

-Le troisième type est le retard de l'écoulement vapeur dû à la variation du hold-up vapeur avec la pression. Généralement on néglige ce retard devant les deux précédents.

-Le quatrième type de retard, généralement négligé est dû à l'accumulation et au transfert de matière dans le hold-up vapeur. A ces principaux types de retard, il faut citer les temps de retard dit retard pur, dû au transport des fluides entre la colonne à distiller et les équipements périphériques avec lesquels elle opère à savoir le condenseur et le rebouilleur [Fig. Annexe C].

En conclusion on peut dire que le procédé de distillation est lent.

4-Réponse inverse

En génie-chimique la notion de réponse inverse est utilisée pour les procédés présentant une réponse initiale dans une direction opposée à la direction finale [1,48]. Leurs fonctions de transfert en "s" présente des zéros appartenant au demi plan droit.

Les systèmes à réponse inverse sont un exemple des systèmes dit à phase non minimale [section 11.8.2.1]. La colonne à distiller peut présenter dans certains cas des réponses inverses. Par exemple la réponse de la composition du résidu à une augmentation de la vapeur peut présenter une réponse inverse [1].

1.2.3. Contraintes [31]

La performance d'une colonne de distillation se mesure par l'efficacité de ces plateaux. Cette dernière est maximisée pour une certaine plage de débit liquide et vapeur. Comme les débits liquides sont appelés à varier, il faudrait leur imposer des limites pour ne pas altérer l'efficacité globale.

-Le Weeping et l'instabilité

Dans un plateau perforé par exemple, le liquide se trouve supporté par l'écoulement vapeur à travers les orifices.

Si le débit vapeur diminue, la turbulence au niveau de chaque plateau diminue; on remarque alors que le liquide commence à s'égoutter à travers les orifices du plateau. Ce phénomène est dit weeping, il est moins observé sur les plateaux à clapet.

les plateau à calote n'ont pas de tendance au weeping, cependant la combinaison d'un grand débit liquide et d'un faible débit vapeur peut submerger certaines calotes de sorte que celles-ci s'arrêtent de débiter et laissent fuir le liquide alors que la vapeur s'échappe avec violence par d'autres calotes faisant obstacle à l'écoulement du liquide. Une fois que la décharge du liquide diminue, le système revient à son régime normal.

Par conséquent le plateau a un fonctionnement cyclique, donc instable. Pour éviter le weeping et l'instabilité, on doit limiter chacun des écoulements liquide et vapeur.

VanWinkle [31] indique que le débit vapeur minimum varie avec la racine carrée de la densité de la vapeur.

$$V = V_M \cdot \sqrt{\frac{\rho_{vM}}{\rho_v}} \quad \text{Eq. 1.2.1}$$

V et ρ_v sont les débits molaires limite et la densité de vapeur à la pression de fonctionnement.

L'indice M se réfère au conditions de pression de design.

-Entrainement et moussage

L'entraînement et le moussage sont deux phénomènes très sensibles à la différence de densité de la vapeur et du liquide, ainsi que la tension superficielle du liquide. Le phénomène d'entraînement apparaît avec l'augmentation de la vitesse de la vapeur qui tend à entrainer des gouttelettes de liquide au plateau voisin.

De ce fait, l'efficacité des plateaux diminue alors que la charge de liquide augmente vu que tout le liquide entraîné va passer dans le downcomer. En augmentant le débit de la vapeur, on atteint la limite d'engorgement, c'est à dire que le liquide n'arrive plus à passer au plateau inférieur. Dans le cas où la vapeur n'arrive pas à se dégager du liquide on a apparition de mousse dans le plateau et dans le downcomer, ceci a pour effet de diminuer l'efficacité des plateaux, aussi.

Pour évaluer la limite d'engorgement on peut utiliser la corrélation de J. FAIR [31]

$$V = A \left(\frac{\sigma}{20} \right)^{0.2} \sqrt{\rho_v (\rho_L - \rho_v)} f \frac{L}{V} \sqrt{\frac{\rho_v}{\rho_L}} \quad \text{Eq. 1.2.2}$$

L,V:débits massiques du liquide et de la vapeur lb/h.

ρ_l , ρ_v : densité du liquide et de la vapeur lb/ft³.

σ :tension superficielle du liquide dyn/cm.

f :facteur de correction.

1.2.4 Conclusion

A partir de cette brève présentation, on peut conclure que la distillation est un procédé :

- multivariable.
- interactif.
- non lineaire.
- lent.
- certaines colonnes peuvent présenter des réponses inverses.

Aussi, comme tout procédé réel, il doit opérer sous certaines contraintes pour éviter les problèmes:

- de moussage.
- d'entraînement.
- de wepping.
- d'engorgement.

Les aspects du comportement dynamique du procédé de distillation présentés si-dessus, comportent un intérêt tout particulier lors du contrôle de ce dernier [16,18,36,45].

De ce fait, il est intéressant de savoir que la modélisation dynamique du procédé est d'autant meilleure qu'elle permet de mettre en évidence ces différents aspects, en ayant toujours le

soit de réduire au maximum le nombre de variables à mettre en jeu [43]

CHAPITRE III

***MODELISATION DYNAMIQUE D'UNE
COLONNE DE DISTILLATION BINAIRE,
POUR LE CONTROLE***

I.3.1 Introduction

Dès la fin des années cinquantes plusieurs modèles mathématiques de la colonne de distillation en régime dynamique ont été proposés.

On peut distinguer deux groupes [7] de modèles, suivant leur finalité.

-le premier groupe

les modèles de ce groupe présentent très peu de simplifications. Ces modèles donnent une bonne description du fonctionnement de la colonne de distillation (C.D). Ce type de modèle est utilisé pour comprendre la dynamique de la C.D [7].

-deuxième groupe

Les modèles formant ce 2ème groupe, présentent à l'encontre du premier, plusieurs hypothèses simplificatrices, telle que relation linéaire de l'équilibre liquide-vapeur, les variables sont localisées, les plateaux sont théoriques, etc...

Ces modèles sont très utilisés dans le domaine du contrôle, et c'est à ce type de modèle que nous ferons allusion tout au long de ce travail.

I.3.2 Revue des différents modèles de la C.D.B

Les différents travaux conduits dans le domaine de la modélisation dynamique de la C.D.B, ont abouti à trois modèles de base [3].

Le modèle le plus détaillé est celui, basé sur les équations de bilans:

- énergétique (enthalpique) (E)
- matière global (débit) (M)
- matière partiel (composant) (C)

On retrouve ce modèle dans les travaux de Rademaker et Rinjnsdorp (1959) [3], Peiser et Grover (1962) [4].

Nous désignerons ce type de modèle par E.M.C.

Le second modèle un peu plus simplifié, est le modèle dit M.C, ce modèle fait abstraction de l'équation de bilan énergétique (E) au niveau de chaque plateau. Ce modèle a été utilisé par Lamb et all (1961) [3], Amstrong et Wood (1961) [3], Rosenbrock (1962) [3], Harriott (1964) [3].

Enfin, le modèle le plus simple est le modèle C. Dans ce modèle, on ne tient compte que du bilan de matière partiel (composition), on le retrouve dans les travaux de Wilde (1962), Pigford et all (1964) [3], Mah et all (1962) [9]. Il est à noter, que malgré sa simplicité, ce modèle demeure un outil d'investigation dans le domaine du développement de nouvelles stratégies de contrôle [27,47].

Un quatrième modèle peu connu, est le modèle (E.C). Ce dernier a connu peu d'intérêt, néanmoins certains auteurs l'ont utilisé tel que Huckaba (1962) [6].

Aux équations de bilan classiques, viennent s'ajouter les équations du modèle thermodynamique, ainsi que les équations de l'hydraulique des plateaux, etc...

En général, les équations des modèles du 1^{er} groupe sont non linéaires, par contre celles du 2^{ème} groupe sont linéarisées autour d'un point de fonctionnement.

Il serait intéressant d'explicitier les différences entre les modèle du 2^{ème} groupe. Pour cela on propose une classification des différentes variables mises en jeux.

On distingue trois types de variables [3]:

-variables d'état

-variables dérivées

-variables stationnaires

Le tableau ci-joint résume les différents types des variables précitées, correspondant à chaque catégorie de modèle.

Tab.I.3.1

Modèle	Variables d'états	Variables dérivées	Variables stationnaires	Variables d'entrées
E.M.C	T, H, x	L, V, P, y		F, T _f , L _{n+1} , x _f T _s , T _{cw}
M.C	H, x	L, V, y	T, P	F, T _f , L _{n+1} , V _b , x _f
E.C	T, x	L, V, y	H, P	F, T _f , T _s , T _{n+1} L _{n+1} , x _f
C	x	y	L, V, M, T P, x _f	

I.3.3 Modélisation

Les équations mathématiques décrivant le comportement de la colonne de distillation en régime dynamique sont bien connues et largement reprises dans la littérature.

On retrouve ces équations sous différentes formes présentant des modifications d'un auteur à un autre. Ces différences sont dues à la variété des hypothèses simplificatrices retenues par chaque auteur.

Le développement du modèle mathématique doit tenir compte de trois aspects pratiques:

- procédure de calcul
- validation
- finalité pour le contrôle.

D'un point de vue rigoureux, nous devons établir les équations du système de façon détaillée en introduisant tout les facteurs influents, pour approcher le comportement réel du procédé (C.D). Toutefois, cette façon de faire présente l'inconvénient de mettre en jeu des variables difficiles voire même impossibles à mesurer en pratique.

De ce fait, on adoptera des variables qui peuvent être mesurées de façon simple et efficace, en donnant une bonne représentation de la colonne.

Nous présenterons dans le paragraphe suivant, les hypothèses qui nous permettent d'obtenir une telle représentation.

I.3.4 Hypothèses et simplifications

L'établissement du modèle de connaissance de la C.D est basé sur un certain nombre d'hypothèses.

a-on considère le mélange à séparer comme une solution idéale.

b-on considère que les deux constituants (mélange binaire) ont des chaleurs latentes de vaporisation du même ordre, voire très proches. De ces deux premières hypothèses on peut déduire que le coefficient de volatilité relative α est constant [10].

Cette hypothèse est valable en pratique car α varie peu entre le haut et le bas de colonne [10,11,12]. Par ailleurs, certains auteurs prennent la moyenne arithmétique des deux valeurs extrêmes, d'autres prennent la moyenne géométrique [11].

Dans cette étude, nous considérons un mélange binaire idéal. la distillation de ce mélange s'opère dans une plage de température d'ébullition qui n'est pas très large; dans ce cas l'hypothèse d'un coefficient de volatilité constant est une bonne approximation [10,11,12].

c-la colonne est formée de N_1 plateaux théoriques (efficacité proche de 100%).

Des trois hypothèses citées plus haut, on peut déduire une relation d'équilibre simple entre la composition liquide d'un plateau i et sa composition vapeur

$$y_{e_i} = \frac{\alpha x_i}{1 + (\alpha - 1) x_i} \quad \text{Eq. 1.3.1}$$

d-les rétentions liquides au niveau de chaque plateau, du rebouilleur, du condenseur, et du séparateur sont considérées de compositions et de température uniforme.

Nous considérons une alimentation unique de liquide saturé (à son point de bulle), elle est introduite au plateau N_1 .

La vapeur sortant du haut de la colonne est entièrement condensée dans un condenseur total. le condensat s'écoulera dans un ballon séparateur (reflux drum) de volume de rétention (hold up) N_2 et

de composition x_j . Le liquide sortant du ballon séparateur est à son point de bulle.

Le reflux liquide est renvoyé, par une pompe au plus haut plateau de la colonne (top tray: N_t) avec un débit R .

Le distillat est récupéré à un débit D .

En bas de la colonne, le résidu est recueilli à un débit B et de composition x_b .

La vaporisation du mélange, est effectuée dans un rebouilleur de type thermosyphon. La vapeur (boilup) est générée à un débit V de composition y_b .

Nous négligeons tous les temps de retard dûs au transfert dans la conduite

- entre le haut de colonne et le séparateur.

- entre le séparateur et le plateau de tête

- entre le fond de colonne et le rebouilleur

- entre le rebouilleur et le bas de colonne

e-on néglige le hold-up vapeur, bien que la vapeur occupe un grand volume, le nombre de moles est faible du fait que la densité de la vapeur est négligeable devant celle du liquide [1]. Cette dernière hypothèse n'est plus valable dans le cas où on travaille à pression élevée. Nous considérons que les flux liquide et vapeur quittant un même plateau sont équimolaires. Cette hypothèse découle de l'hypothèse (b), en effet chaque fois qu'on vaporise une mole de liquide, on condense une mole de vapeur. Nous négligeons les pertes de chaleur de la colonne ainsi que la capacité calorifique des plateaux et de l'avérole. On peut conclure donc que débits liquides et vapeur dans la section de rectification et de stripping sont constants en régime permanent. Cependant, en dynamique, l'hypothèse (e) implique que

le débit vapeur est uniforme à travers la colonne.

$$V=V_1=\dots=V_i=\dots=V_{N_c} \quad \text{Eq.1.3.2}$$

Les V_i ne sont pas nécessairement constants, en effet la vapeur produite au niveau du rebouilleur (boilup) peut être manipulée dynamiquement. Aussi, l'hypothèse (d) nous permet de faire deux conclusions importantes:

-physiquement: toute perturbation dans la phase vapeur, se propage instantanément.

-mathématiquement, l'introduction de l'équation d'énergie n'est plus nécessaire.

Le débit liquide dépend de l'hydraulique du plateau. Souvent on utilise la relation de Francis pour relier la rétention liquide au débit liquide sortant [4,5].

Des relations plus complexes peuvent être développées, en tenant compte de l'effet de la vapeur, la densité, compositions...[4].

Dans ce cas, nous considérons une relation linéaire simple reliant le débit liquide au holdup liquide

$$L_n = \bar{L}_n + \frac{M_n - \bar{M}_n}{\beta} \quad \text{Eq.1.3.3}$$

Enfin, nous négligeons la dynamique du condenseur et du rebouilleur. On y remédie en plaçant un ballon intermédiaire entre le condenseur et la pompe à reflux, et en considérant que le rebouilleur opère en zone de pinch [1,2].

Le temps de réponse de ce type d'échangeur est négligeable par rapport à celui de la colonne. Cependant, dans certains cas, la dynamique de ces équipements périphériques doit être prise en compte [4], surtout lorsqu'on développe un modèle du 1er groupe.

Toutefois, on considère que le niveau liquide dans le rebouilleur et le condenseur est constant (contrôle de niveau) [1,16].

Nous pouvons, donc résumer les hypothèses faites sur le modèle de connaissance

a-mélange binaire idéal.

b-les chaleurs latentes de vaporisation pour les deux constituants sont très proches.

c-plateaux théoriques.

d-coefficient de volatilité relative constant.

e-holdup vapeur négligeable.

f-temps de retard dans les conduites négligeable.

g-dynamique des échangeurs négligeable.

h-pertes de chaleur négligeable.

i-absence de réactions chimiques .

j-niveau liquide dans le condenseur et le rebouilleur constant.

I.3.5 Modèle de connaissance (M.C)

A la base des hypothèses établies précédemment, le modèle mathématique de la colonne de distillation binaire (C.D.B) est

Rebouilleur

équation de continuité totale (E.C.T):

$$L_1 - V - B = 0 \quad \text{Eq.1.3.4.a}$$

équation de continuité sur le composé le plus volatil (E.C.cpv):

$$\frac{dM_B X_B}{dt} = L_1 X_1 - V y_B - B X_B \quad \text{Eq.1.3.4.b}$$

1er plateau (n=1)

E.C.T:

$$\frac{dM_1}{dt} = L_2 - L_1 \quad \text{Eq. 1.3.5.a}$$

E.C.cpv :

$$\frac{dM_1 x_1}{dt} = L_2 x_2 - L_1 x_1 + Vy_B - Vye_1 \quad \text{Eq. 1.3.5.b}$$

N^{ieme} plateau de la section d'épuisement

E.C.T :

$$\frac{dM_n}{dt} = L_{n+1} - L_n \quad \text{Eq. 1.3.6.a}$$

E.C.cpv :

$$\frac{dM_n x_n}{dt} = L_{n+1} x_{n+1} - L_n x_n + Vye_{n-1} - Vye_n \quad \text{Eq. 1.3.6.b}$$

Plateau d'alimentation (N_s)

E.C.T :

$$\frac{dM_{N_s}}{dt} = L_{N_s+1} - L_{N_s} + F \quad \text{Eq. 1.3.7.a}$$

E.C.cpv :

$$\frac{dM_{N_s} x_{N_s}}{dt} = L_{N_s+1} x_{N_s+1} - L_{N_s} x_{N_s} + Fx_f + Vye_{N_s-1} - Vye_{N_s} \quad \text{Eq. 1.3.7.b}$$

N^{ième} plateau de la section de rectification

E.C.T :

$$\frac{dM_n}{dt} = L_{n+1} - L_n \quad \text{Eq. 1.3.8.a}$$

E.C.cpv :

$$\frac{dM_n x_n}{dt} = L_{n+1} x_{n+1} - L_n x_n + V y_{N-1} - V y_N \quad \text{Eq. 1.3.8.b}$$

Plateau N_t-1

E.C.T :

$$\frac{dM_{N_t-1}}{dt} = L_{N_t} - L_{N_t-1} \quad \text{Eq. 1.3.9.a}$$

E.C.cpv :

$$\frac{dM_{N_t-1} x_{N_t-1}}{dt} = L_{N_t} x_{N_t} - L_{N_t-1} x_{N_t-1} + V y_{N_t-2} - V y_{N_t-1} \quad \text{Eq. 1.3.9.b}$$

Plateau N_t

E.C.T :

$$\frac{dM_{N_t}}{dt} = R - L_{N_t} \quad \text{Eq. 1.3.10.a}$$

E.C.cpv :

$$\frac{dM_{N_t} x_{N_t}}{dt} = R x_D - L_{N_t} x_{N_t} + V y_{N_t-1} - V y_{N_t} \quad \text{Eq. 1.3.10.b}$$

Condenseur

E.C.T :

$$V-R-D=0$$

Eq.1.3.11.a

E.C.cpv :

$$\frac{dM_D X_D}{dt} = V y e_{N_c} - (R+D) X_D$$

Eq.1.3.11.b

A chaque plateau, on ajoute une équation d'équilibre $y_i = f(x_i)$ et une équation hydraulique $L_i = g(M_i)$. On ajoute également, deux équations dues au contrôle de niveau dans le séparateur et dans le rebouilleur.

I.3.6 Degrés de liberté du système

Une fois qu'on a mis au point le système d'équations régissant la C.D.B, on procède à la comptabilisation du nombre de variables et d'équations

Nombre de variables		nombre d'équations
-composition dans les plateaux	: $2N_t$	N_t
-débits liquides des plateaux	: N_t	N_t
-holdup liquide dans les plateaux	: N_t	$N_t + 1$
-composition du reflux	: 1	N_t
-débits du séparateur (R,D)	: 2	2
-hold-up du séparateur	: 1	1
-composition du rebouilleur	: 2	1
-débits du rebouilleur	: 1	1
-hold-up du rebouilleur	: 1	1
Total	: $4N_t + 9$	$4N_t + 7$

On remarque que le nombre de variable est supérieur au nombre d'équations. Du point de vue de contrôle, cela signifie qu'on peut fixer deux variables (R, V) [1, 6].

En boucle ouverte, on alloue des valeurs fixes à ces deux variables [1]; en boucle fermée, on les considère comme variables de commande .

I.3.7 Entrées perturbatrices

Pour le procédé de distillation, on peut énumérer quatre entrées perturbatrices principales [13]:

- 1-la composition de l'alimentation.
- 2-le débit d'alimentation.
- 3-le débit vapeur généré au niveau du rebouilleur.
- 4-le débit de reflux.

La température de l'alimentation, constitue aussi une entrée perturbatrice; en effet le changement de la température d'alimentation altère le débit de reflux et de la vapeur au niveau du plateau d'alimentation, c'est donc un cas particulier de 3, et 4 .

En général, l'expérience montre que les principales sources de perturbations du procédé de distillation sont la composition, et le débit de l'alimentation [23, 24, 40].

I.3.8 Simulation

a-Algorithmme

Pour simuler le comportement dynamique de la C.D.B selon le modèle de connaissance choisi, nous avons adopté l'algorithme suivant:

1-calculer la composition vapeur dans chaque plateau et au niveau du rebouilleur.

2-calculer les débits de chaque plateau.

3-évaluer les termes dérivés.

4-intégration selon la méthode Euler [1], puis reprendre l'étape 1.

A partir de cet algorithme, nous avons développé un programme (en Turbo C++ Borland) sur lequel, nous avons effectué différents types de perturbations .

b-Résultat de simulation

Des perturbations de type échelon ont été effectuées sur les différentes entrées du système. La procédure consiste à appliquer un échelon à une entrée choisie à l'instant $t=0$, en maintenant toute les autres à leur valeur nominales. Cette séries de test nous a permis d'obtenir des résultats intéressants, que nous avons visualisé sous forme de courbes (Fig.1.3.1,...,Fig.1.3.16) de réponse des deux sorties du système, à savoir composition du distillat et composition du résidu. Il aurait été très intéressant de comparer ces réponses à celle d'un système réel afin de valider le modèle, cependant nous ne disposons ni du procédé réel, ni de données expérimentales, néanmoins nous allons donner une interprétation globale des résultats pour mettre en relief ces aspects spécifiques de la colonne de distillation.

Les données du régime permanent sont relatif à la colonne de distillation de l'université de DELAWARE (USA) voir annexe C .

Toutes les réponses se stabilisent après une évolution transitoire, ceci montre que le système est stable.

Les courbes obtenus montrent le caractère non linéaire du système; en effet on voit que les valeurs des gains sont différentes selon le point de fonctionnement. Le système présente des réponses inverses, il est donc à phase non-minimale. Ces résultats concordent avec la pratique (chapitre II).

Fig.1.3.1 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une augmentation échelon du débit d'alimentation de la valeur nominale de 1,5 (mol/min) à 2,0 (mol/min).

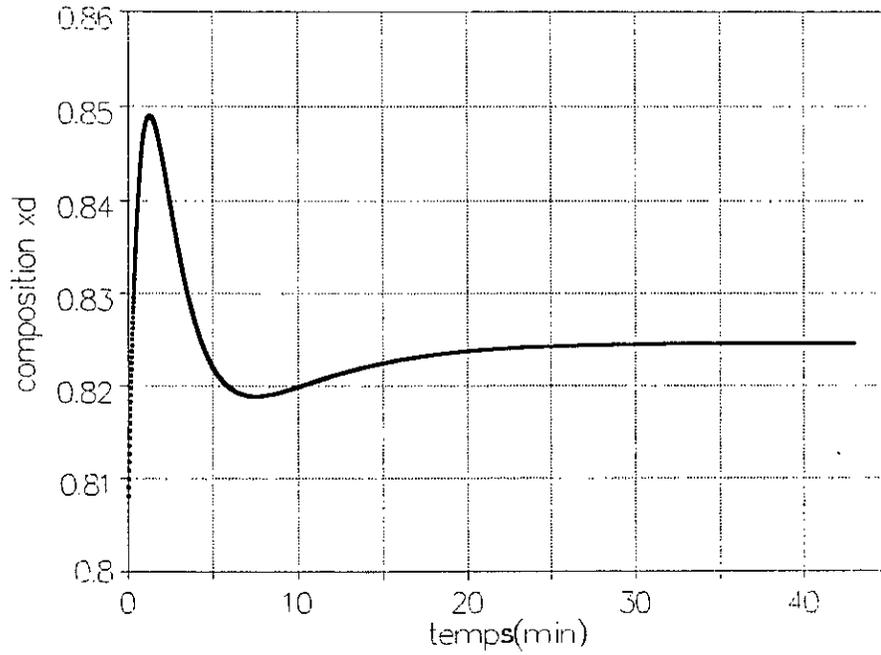


Fig.1.3.2 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une augmentation échelon du débit d'alimentation de la valeur nominale 1,5 (mol/min) à 2,0 (mol/min).

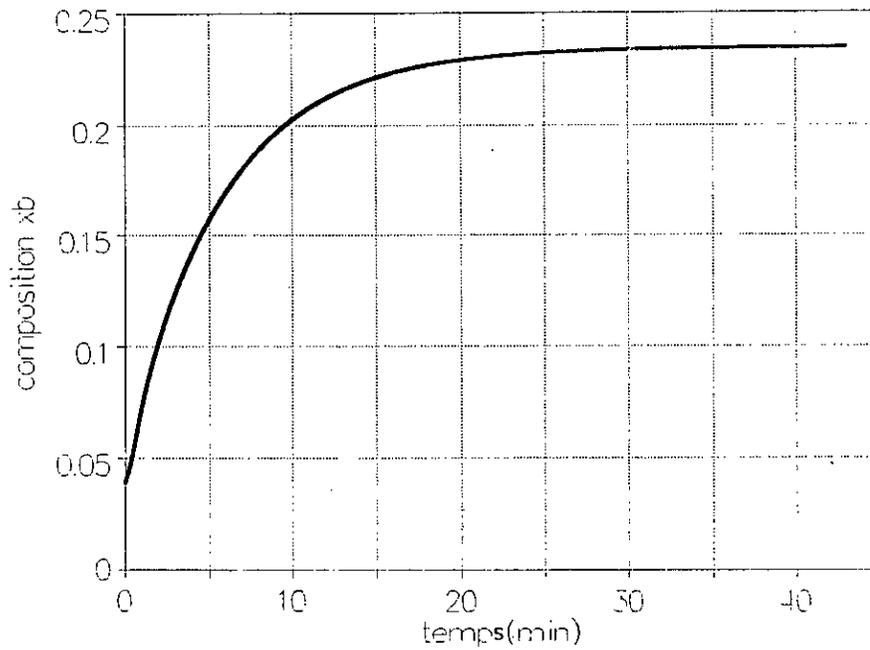


Fig.1.3.3 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une diminution échelon du débit d'alimentation de la valeur nominale de 1,5 (mol/min) à 1,0 (mol/min).

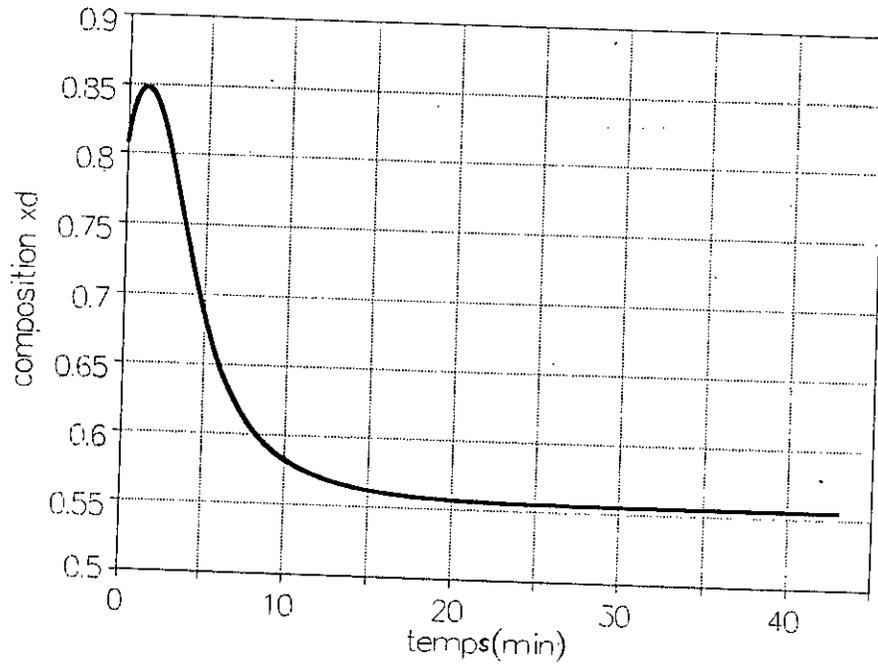


Fig.1.3.4 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une diminution échelon du débit d'alimentation de la valeur nominale de 1,5 (mol/min) à 1,0 (mol/min).

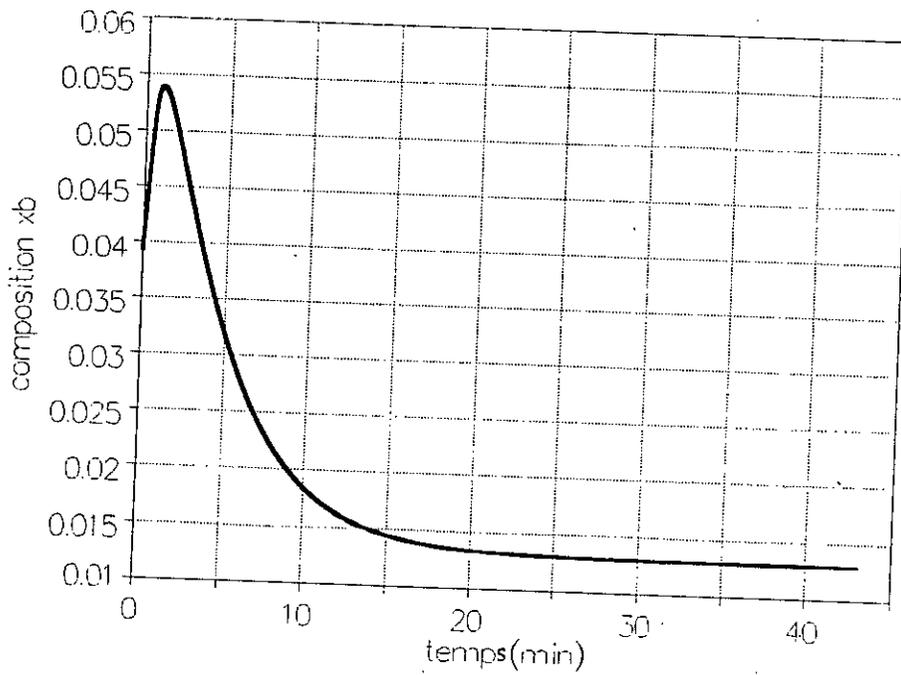


Fig.1.3.5 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une augmentation échelon de la composition de l'alimentation de la valeur nominale 0,5 à 0,6.

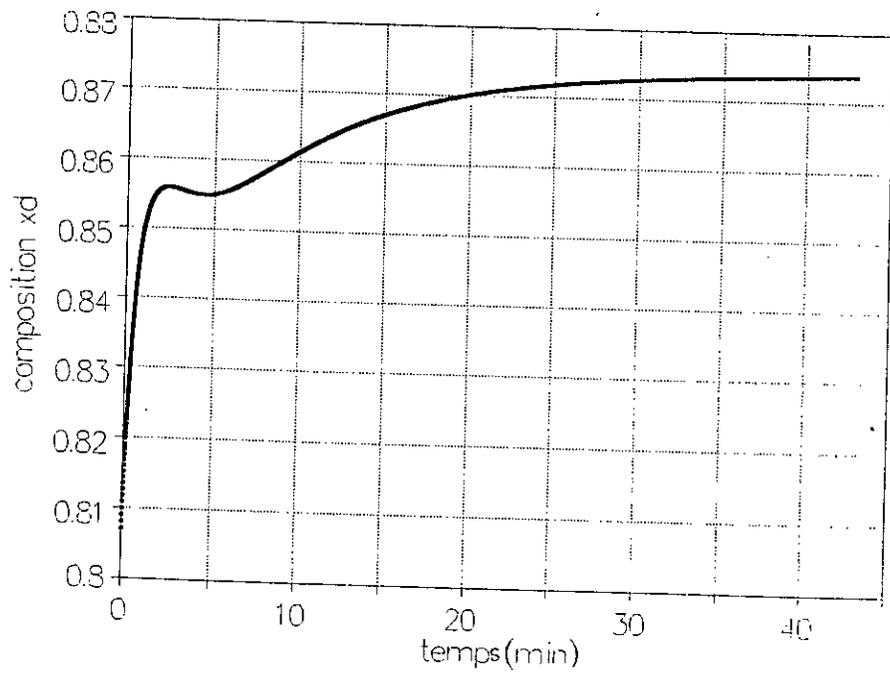


Fig.1.3.6 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une augmentation échelon de la composition de l'alimentation de la valeur de 0,5 à 0,6.

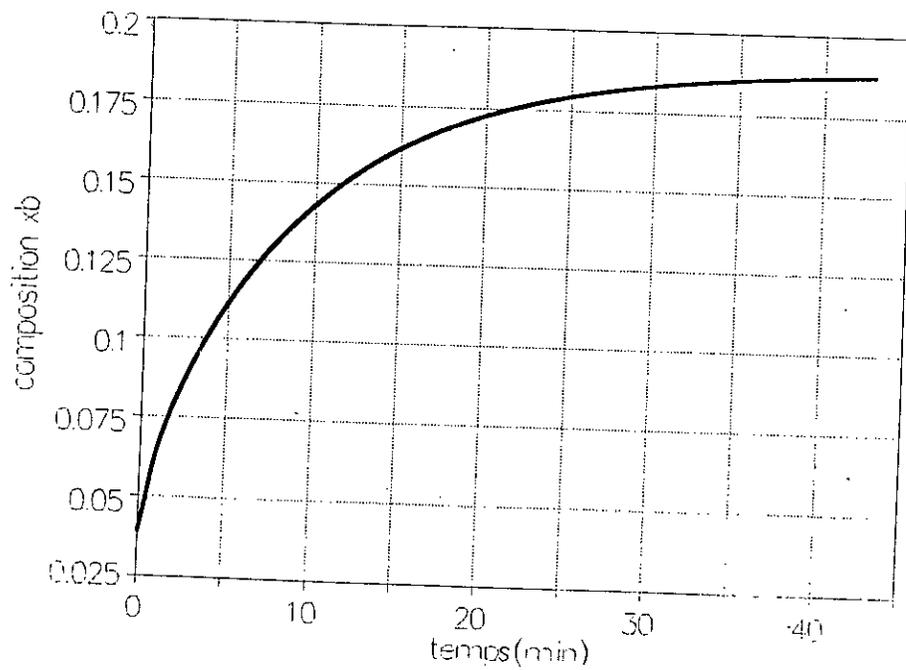


Fig.1.3.7 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une diminution échelon de la composition de l'alimentation de la valeur de 0,5 à 0,4.

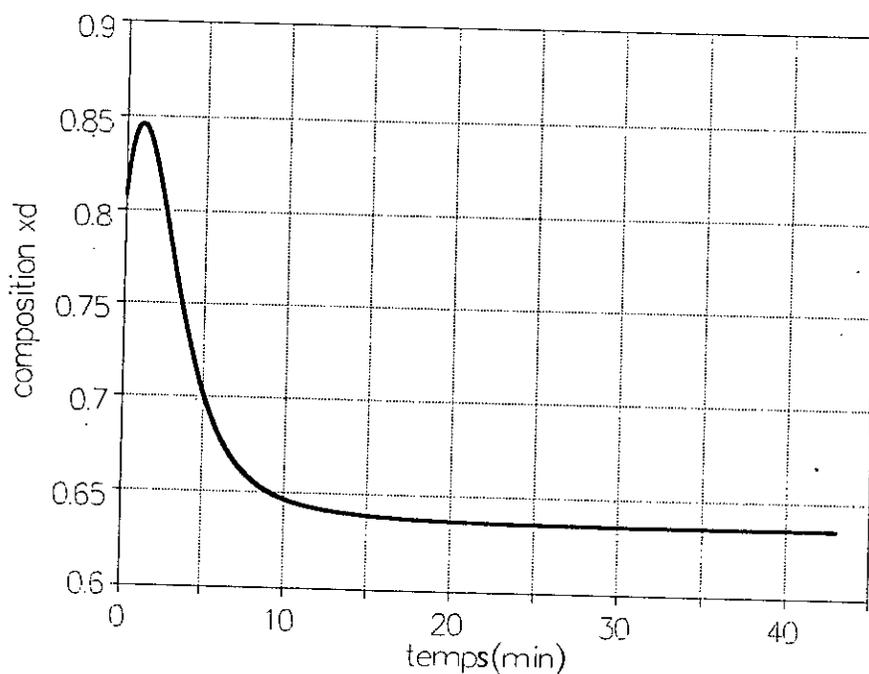


Fig.1.3.8 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une diminution échelon de la composition de l'alimentation de la valeur de 0,5 à 0,4.

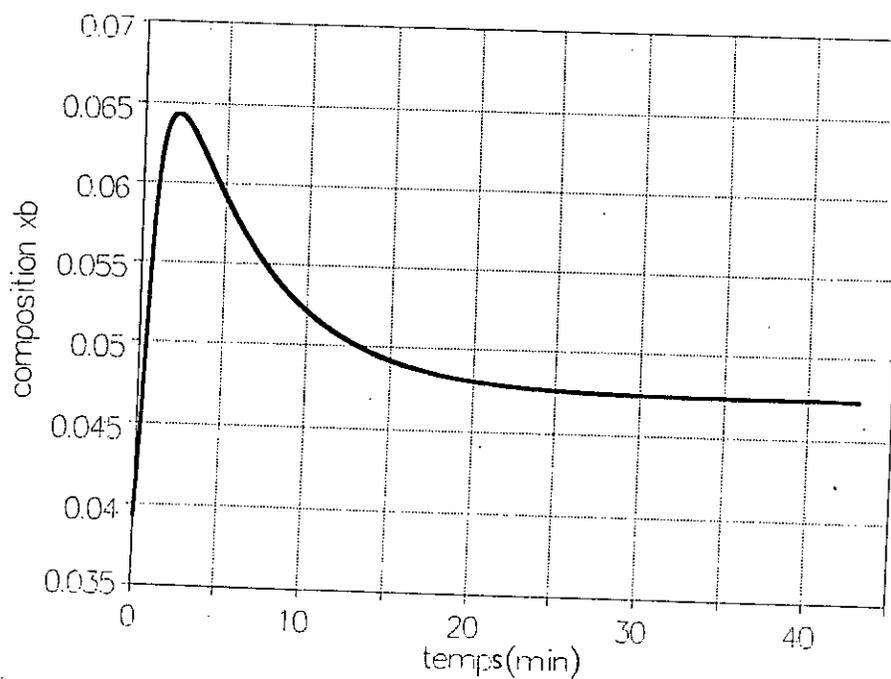


Fig.1.3.9 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une augmentation échelon du débit vapeur de la valeur nominale de 1,86 (mol/min) à 2,3 (mol/min).

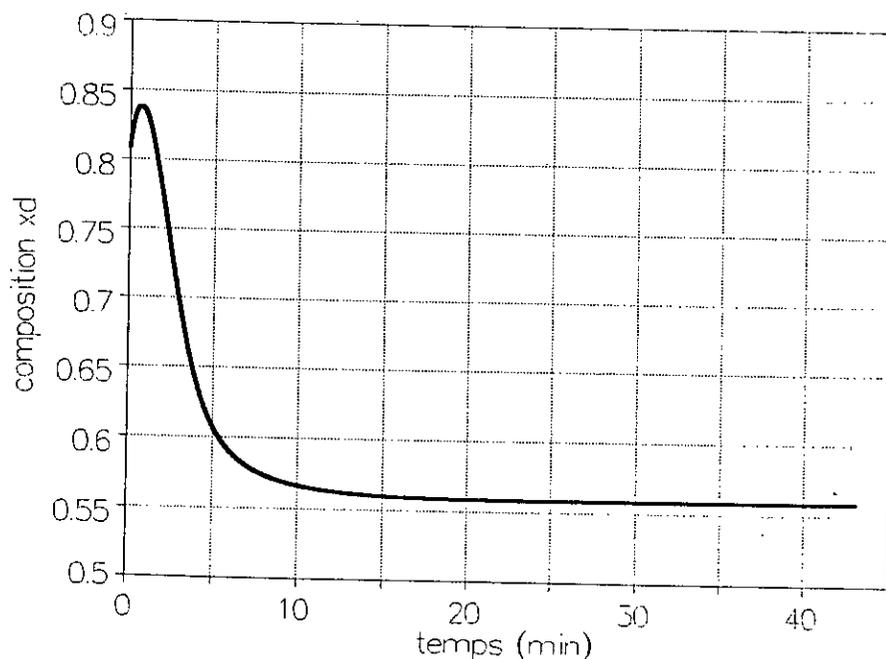


Fig.1.3.10 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une augmentation échelon du débit vapeur de la valeur nominale de 1,86 (mol/min) à 2,3 (mol/min).

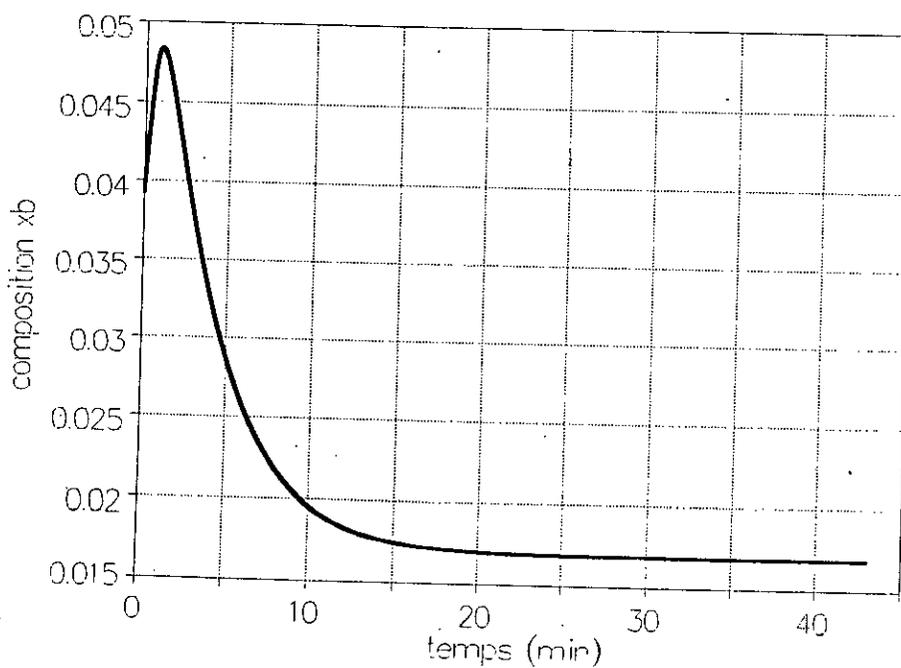


Fig.1.3.11 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une diminution échelon du débit de la vapeur de la valeur nominale de 1,86 (mol/min) à 1,42 (mol/min).

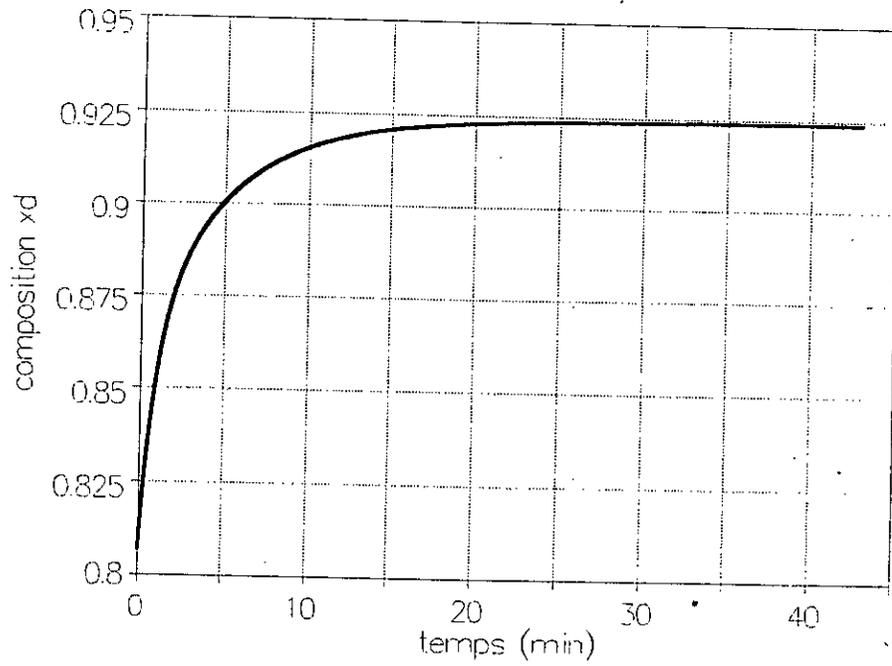


Fig.1.3.12 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une diminution échelon du débit de la vapeur de la valeur nominale de 1,86 (mol/min) à 1,42 (mol/min).

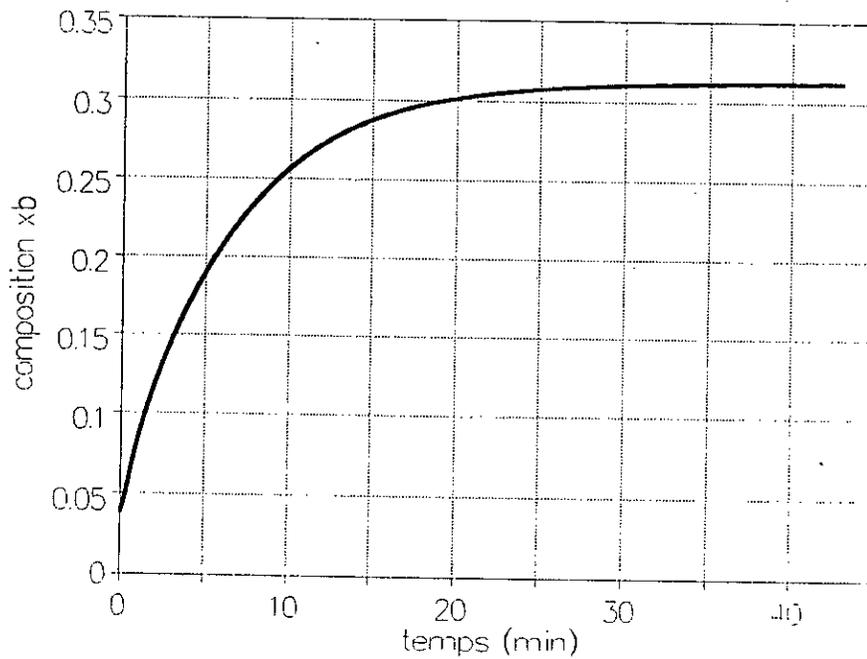


Fig.1.3.14 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une augmentation échelon du débit de reflux de la valeur nominale de 0,96 (mol/min) à 1,2 (mol/min)

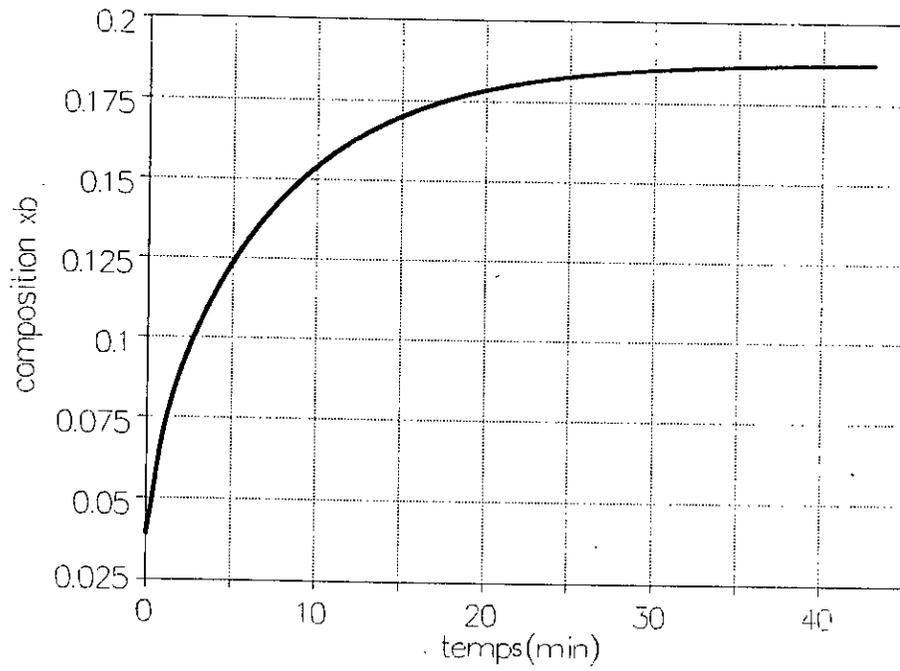


Fig.1.3.13 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une augmentation échelon du débit de reflux de la valeur nominale de 0,96 (mol/min) à 1,2 (mol/min).

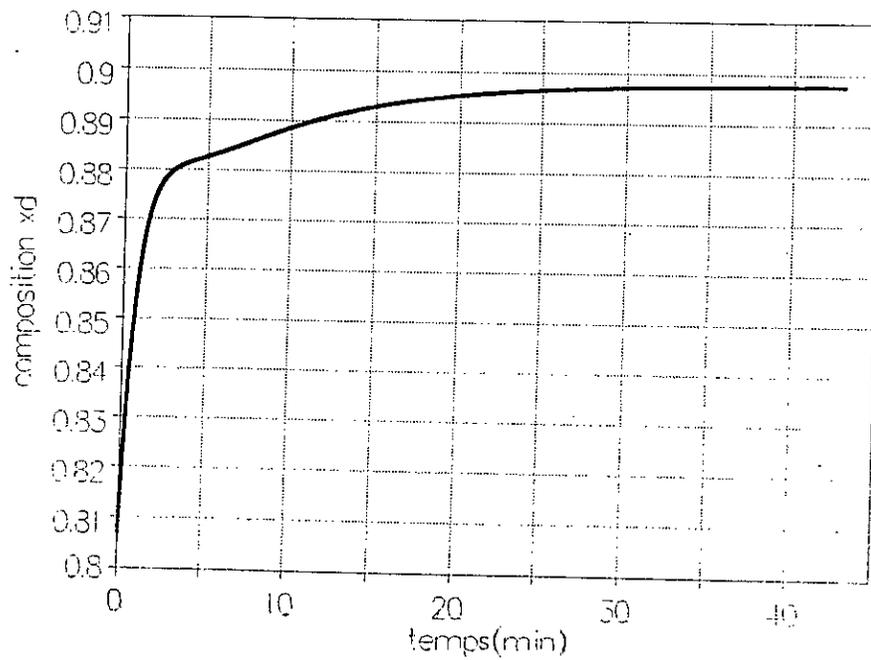


Fig.I.3.15 réponse en boucle ouverte de la composition du distillat à une diminution échelon du débit de reflux de la valeur nominale de 0,96 (mol/min) à 0,72 (mol/min).

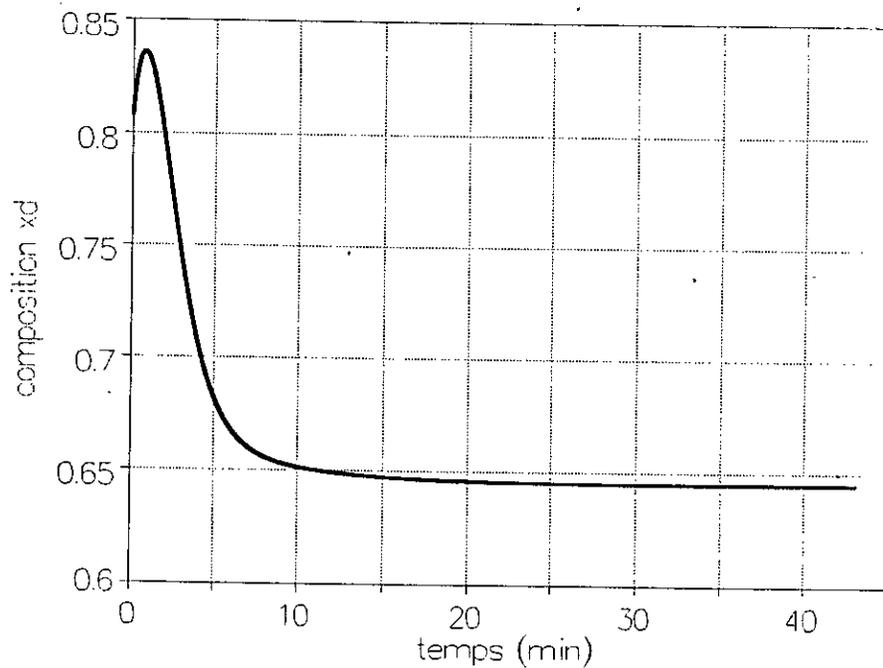
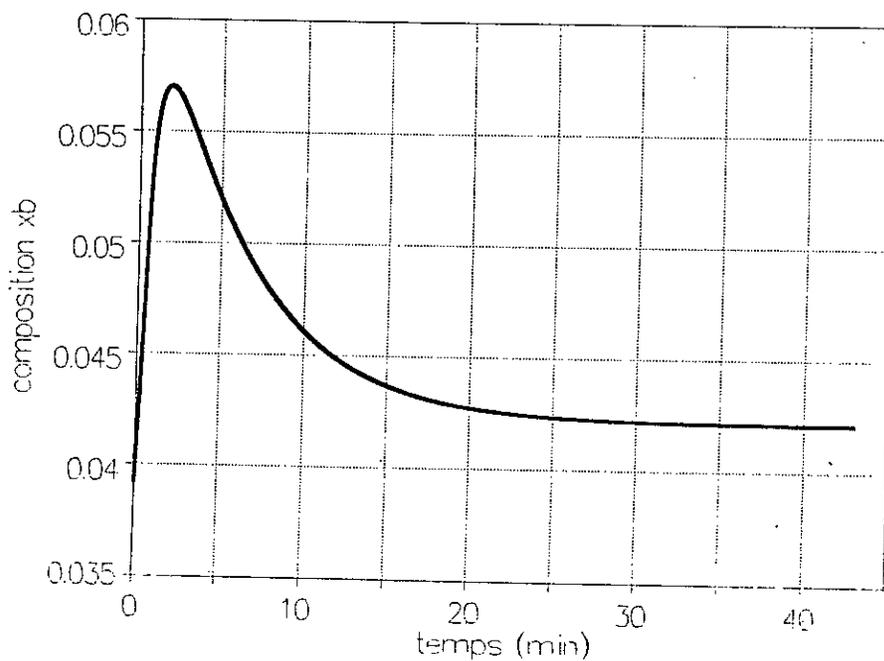


Fig.I.3.16 réponse en boucle ouverte de la composition du résidu à une diminution échelon du débit de reflux de la valeur nominale de 0,96 (mol/min) à 0,72 (mol/min).



CHAPITRE IV

***INTRODUCTION A L'IDENTIFICATION ET
AUX MODELES DE REPRESENTATION
DU PROCEDE DE DISTILLATION***

I.4.1 Introduction et définition

Les différents types de modèles d'un système qu'ils soient de connaissance ou de représentation, sont souvent caractérisés par l'ignorance de certains paramètres caractéristiques (les temps de retard, etc...).

L'identification a pour objectif de déduire la valeur numérique de ces paramètres à partir d'un ensemble de mesures entrée/sortie du processus.

Les problèmes d'identification sont généralement résolus à l'aide de trois ensembles.

-Les données issues de l'expérience: le problème consiste à choisir une expérience donnant le maximum d'information [1].

-Les modèles: le choix du modèle candidat peut se faire ~~et~~ à partir des lois physiques régissant le système dont les paramètres sont peu connus ou mal connus (boite grise), ou bien à partir des résultats de l'expérience sans connaissance a priori (boite noire) [30].

-Les algorithmes d'identification: ils permettent à partir des données de préciser les paramètres du modèle candidat.

Le choix d'un élément de chacun de ces trois ensembles conduit à une identification d'un système qui se fait en trois étapes:

-estimation structurelle: cette étape consiste à déterminer la structure du modèle (l'ordre) [30].

-estimation paramétrique: détermination des valeurs numériques des coefficients de la structure choisie: cette estimation se fait selon un critère que l'algorithme d'identification doit minimiser (méthode des moindres carrés, par exemple).

-validation du modèle : le modèle obtenu n'est valable en toute rigueur que pour l'expérience utilisée, il faut donc vérifier s'il est compatible avec l'utilisation qu'on en fera. L'organigramme, ci-après résume les différentes étapes de l'identification d'un système.

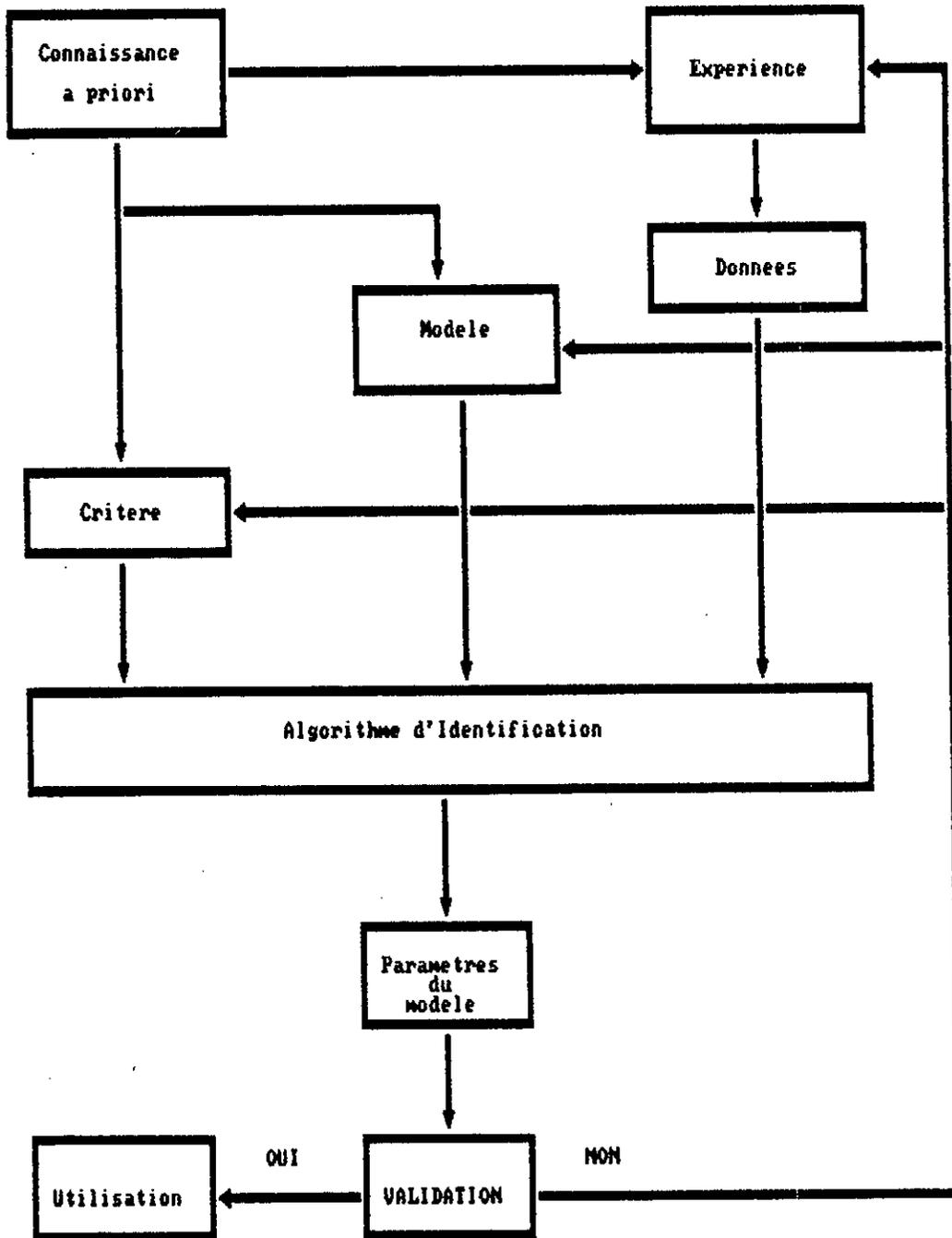


Figure I.4.0 Identification d'un systeme

1.4.2 Analyse fréquentielle

La dynamique de la colonne de distillation est très souvent étudiée dans le domaine fréquentiel [1,21, 41, 44], ceci est dû au nombre élevée des équations du modèle dynamique.

Plusieurs techniques d'analyse fréquentielle ont été développées. Les premiers travaux sont de Lamb & Rippin(1960) [1,44], qui ont développé une technique connue sous le nom de "stepping".

Une autre technique dite "general complex matrix inversion" a été développée par Wood (1967), Bolinger (1968) [44]. Une étude comparative des deux méthodes a été publiée par Shunta & Luyben (1969) [44] montre que la première méthode est plus rapide que la seconde, la différence s'accroît à chaque fois qu'on augmente la dimension de la colonne (l'inversion matriciel nécessite un temp machine élevé et un espace mémoire plus important).

Récemment, est apparue une nouvelle technique d'analyse fréquentielle appliquée à la C.D publiée par Andersen et all (1989) [43]. Cette dernière fait appel à la notion des valeurs singulière.

1.4.3 La technique du "Stepping"

Cette technique a été reprise par plusieurs auteurs: nous baserons notre développement sur les travaux de Luyben [1].

Elle consiste à faire un calcul par saut (stepwise) en partant du plateau le plus bas jusqu'au plateau le plus haut de la colonne. Toutes les équations représentant la C.D sont linéarisées autour de son point de fonctionnement et sont transformées dans le domaine de Laplace. La variable "s" est remplacée par $j\omega$ pour passer dans le domaine fréquentiel.

Le système d'équation obtenu est résolu pour obtenir une relation

entre deux variables en fonction de la fréquence.

Pour une fréquence choisie, une variable du fond de colonne (x_B, B, V) ou de l'alimentation (x_f, F) reçoit la valeur $1+0.j$, les autres variables sont annulées.

Par exemple soit $x_B = 1+0.j$

A partir des équations du rebouilleur, on peut calculer x_1 et L_1 :

$$L_1 = V_B + B$$

$$x_1 = \frac{[(jw + a_{B4})x_B - a_{B1}L_1 + a_{B2}V]}{a_{B3}}$$

comme V et B sont nuls donc $L_1 = 0$

on a alors

$$x_1 = \frac{jw + a_{B4}}{a_{B4}}$$

Les variables L_1 et x_1 sont des complexes.

Par la suite l'équation du premier plateau nous permet de calculer x_2 , et L_2 et ainsi de suite, la procédure est répétée de plateau en plateau, jusqu'à l'équation du plateau le plus haut (N_1) qui nous permet de calculer les variables x_D et R

$$x_D = g_{11}^k + j g_{11}^l = g_{11}$$

$$R = g_{21}^k + j g_{21}^l = g_{21}$$

L'équation du condensateur nous fournit une seconde valeur de x_2

$$x_D = g_{31}^k + j g_{31}^l = g_{31}$$

Les g_{ij} ne sont que des variables intermédiaires qui vont nous permettre de calculer les fonctions de transfert désirées.

La deuxième étape consiste à choisir une autre variable de la

base, soit $V=1+0.j$ et annuler les autres variables, et répéter l'opération précédente jusqu'à ce que tous les éléments de la base se soient épuisés de la même façon ($x_f=1$, puis $B=1$ puis $F=1$).

Après avoir calculé tous les g_{ij} nécessaires nous obtenons le système suivant :

$$\begin{aligned} x_D &= g_{11} x_B + g_{12} V + g_{13} B + g_{14} x_f + g_{15} F \\ R &= g_{21} x_B + g_{22} V + g_{23} B + g_{24} x_f + g_{25} F \\ x_D &= g_{31} x_B + g_{32} V + g_{33} B + g_{34} x_f + g_{35} F \end{aligned}$$

Ce système d'équations peut être réécrit après manipulation algébrique :

$$\begin{aligned} x_D &= p_{11}(j\omega) x_f + p_{12}(j\omega) F + p_{13}(j\omega) R + p_{14}(j\omega) V \\ x_B &= p_{21}(j\omega) x_f + p_{22}(j\omega) F + p_{23}(j\omega) R + p_{24}(j\omega) V \end{aligned}$$

Les p_{ij} sont des points qui peuvent être représentés soit sur le diagramme de Bode, Nyquist, ou Nichols.

Chaque point est déterminé pour une nouvelle valeur de fréquence, on peut ainsi décrire un spectre fréquentiel.

I.4.4 Application de l'analyse fréquentielle à la colonne de

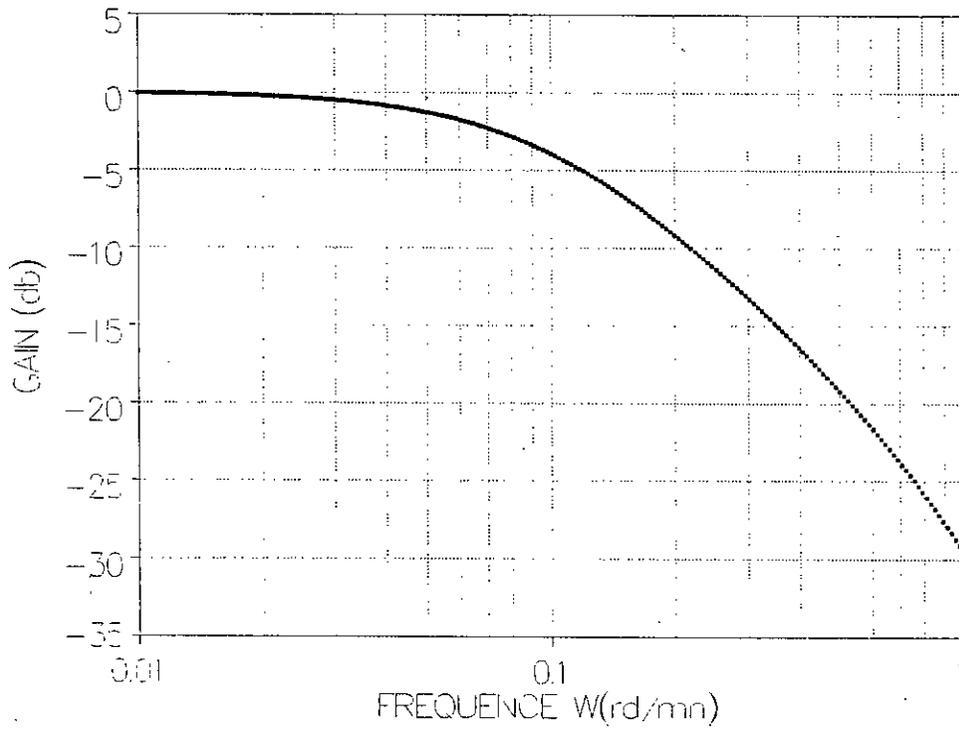
Delaware

Nous avons effectué l'analyse fréquentielle de la colonne de DELAWARE présentée en annexe C.

Les résultats obtenus par la méthode du stepping sont visualiser sous forme de diagramme de Bode. Les courbes de gains obtenus peuvent être approximer par des fonctions de transferts linéaires du premier et du second ordre avec retard. Ce résultat est très important dans le sens ou il fournit une bonne information sur la structure du modèle de représentation qui serait candidat à une identification expérimentale.

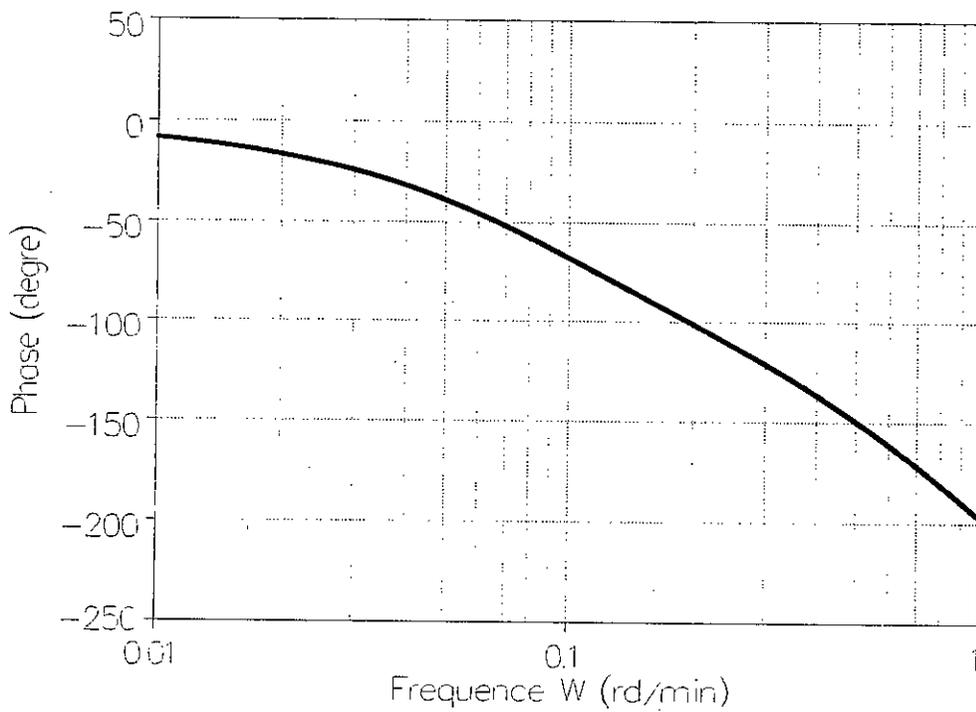
COURBE DE GAIN XD/XF

Fig.I. 4.1.a



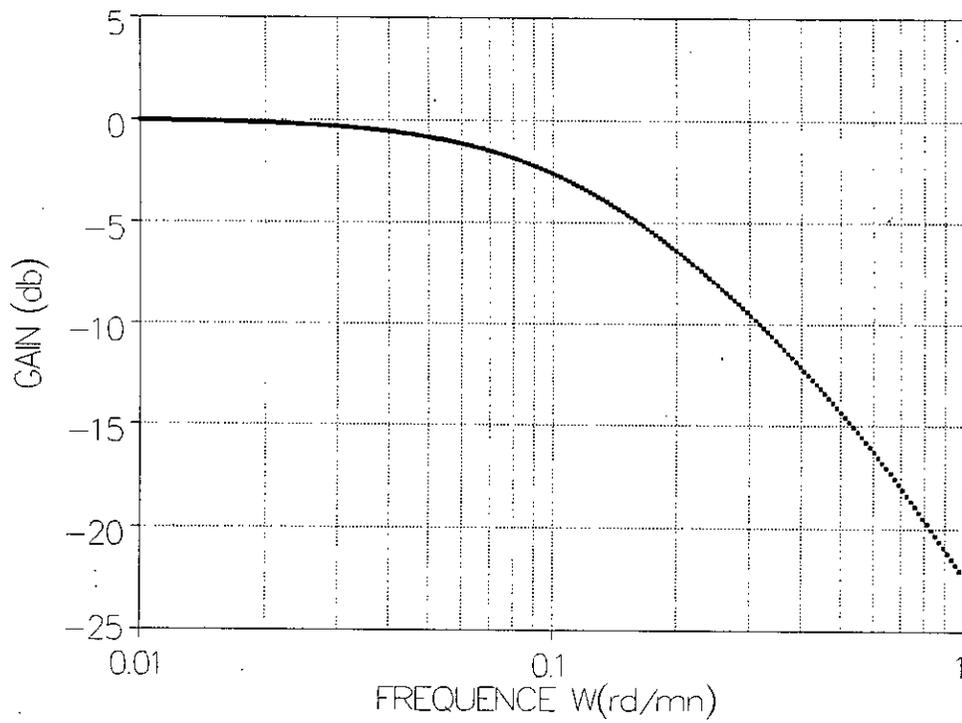
Courbe de phase XD/XF

Fig.I. 4.1.b



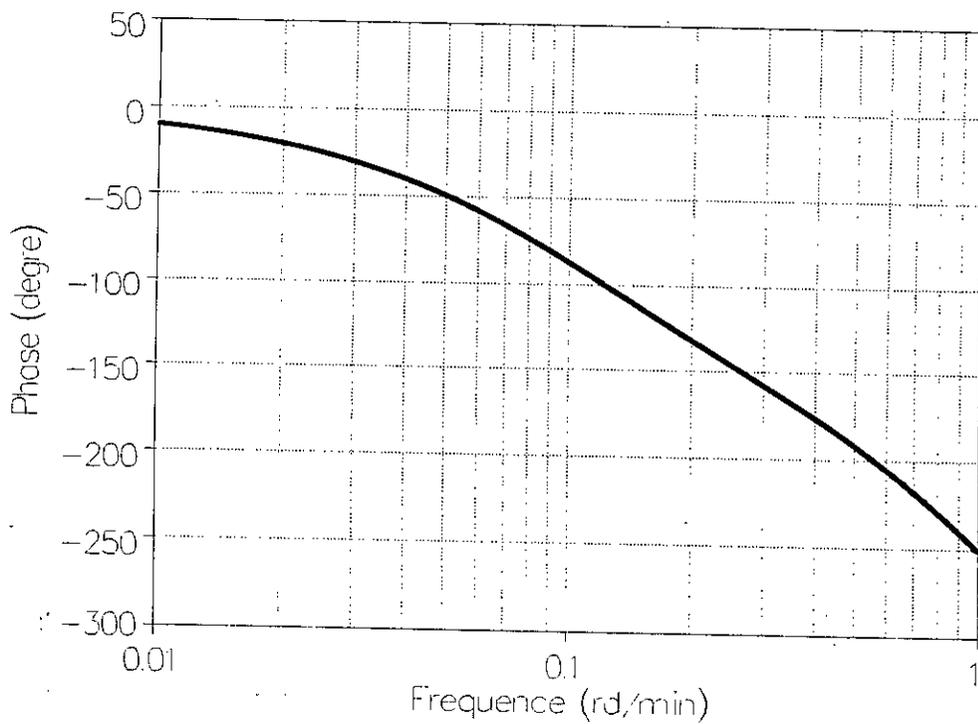
COURBE DE GAIN XB/XF

Fig.1.4.2a



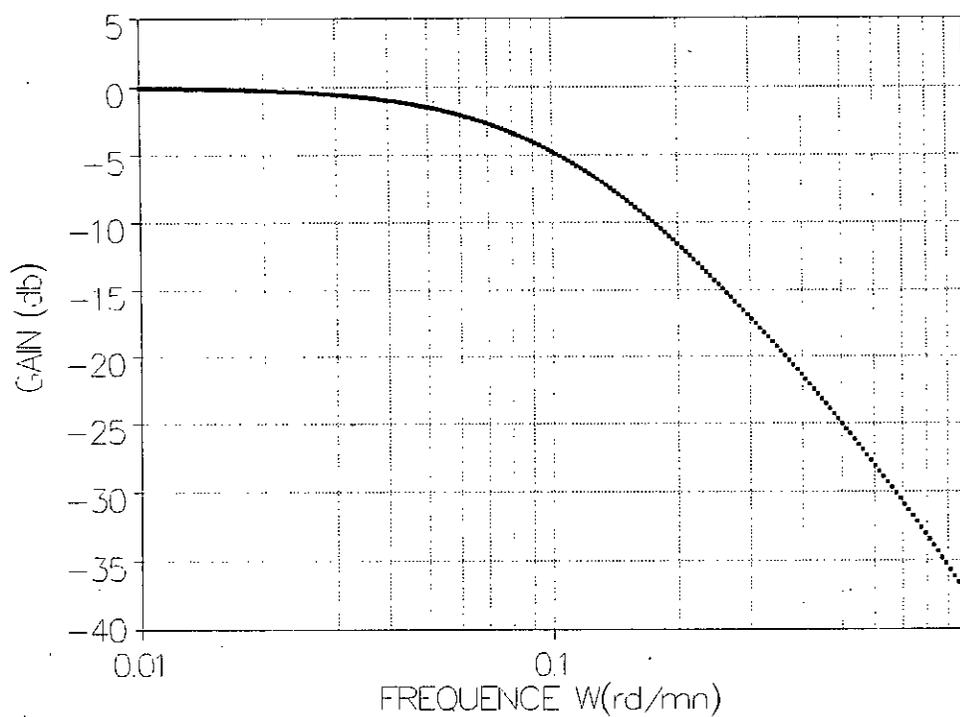
Courbe de phase XB/XF

Fig.1.4.2b



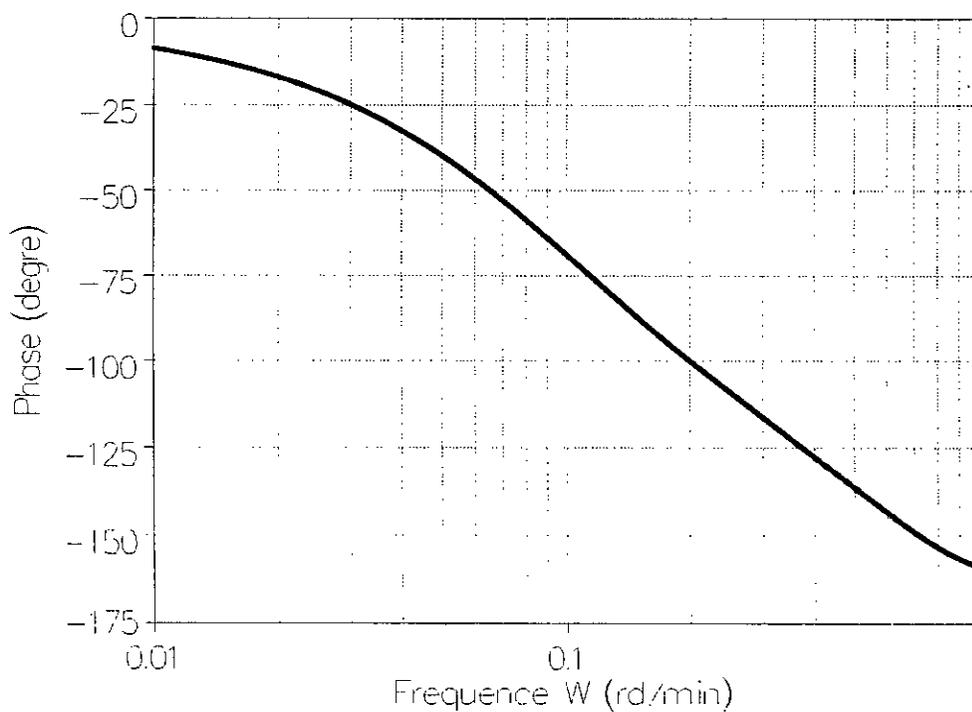
COURBE DE GAIN XD/F

Fig.I.4.3.a



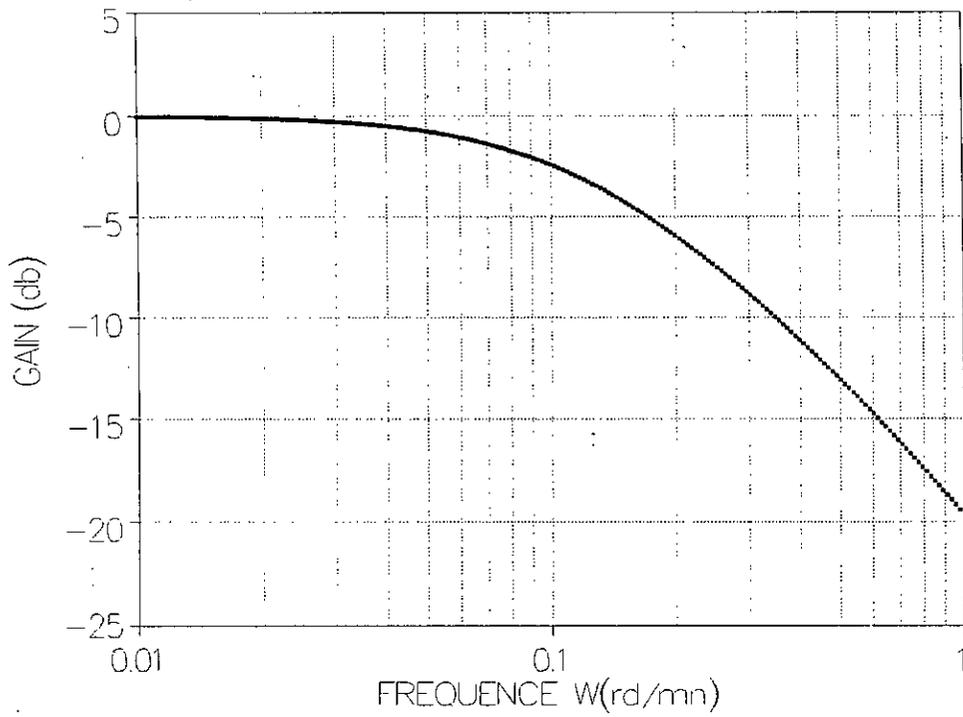
Courbe de phase XD/F

Figl.4.3.b



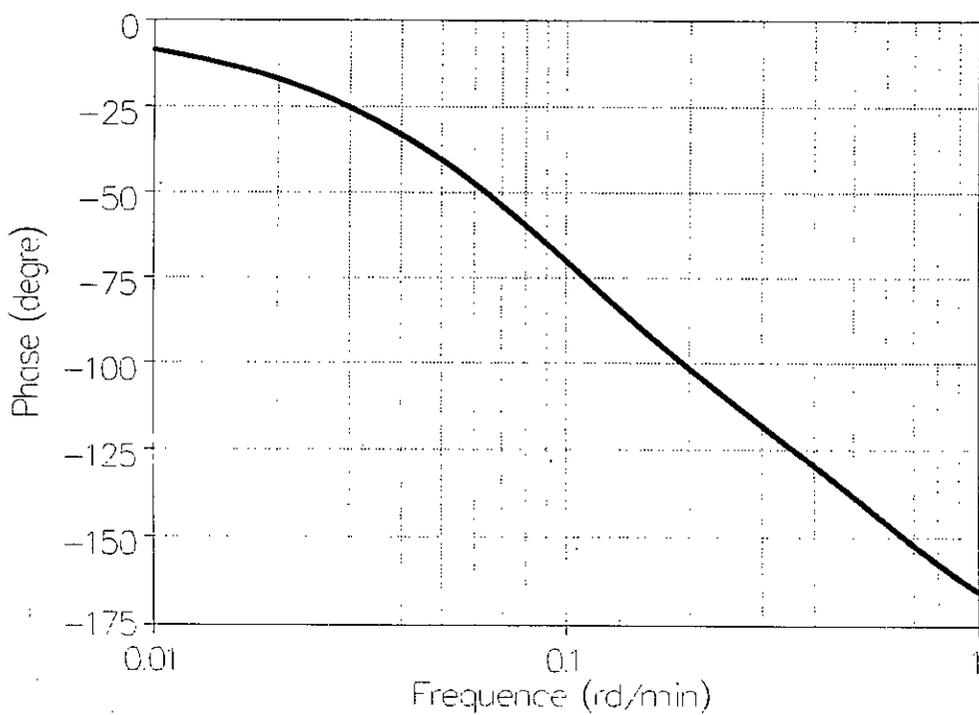
COURBE DE GAIN XB/F

Fig.I.4.4.a



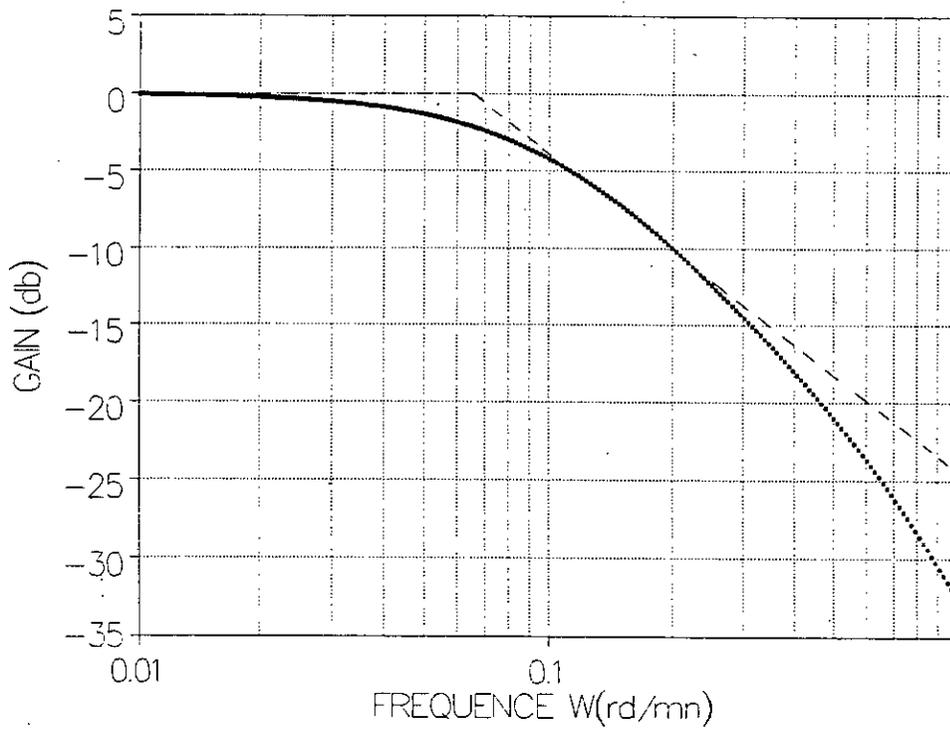
Courbe de phase XB/F

Fig.I.4.4.b



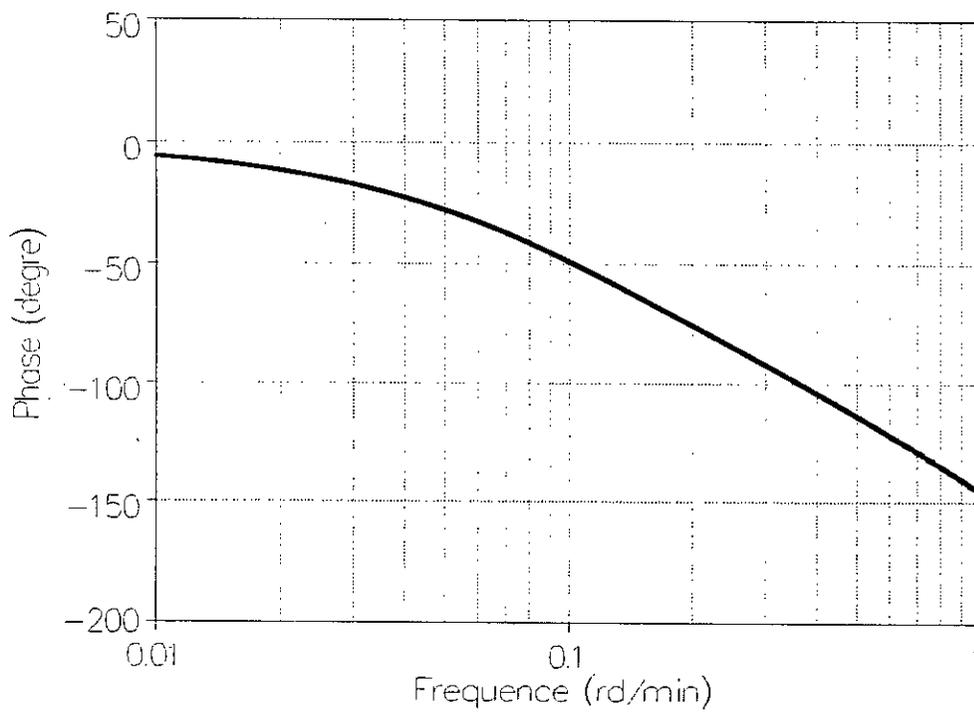
COURBE DE GAIN XD/R

Fig.I.4.5.a



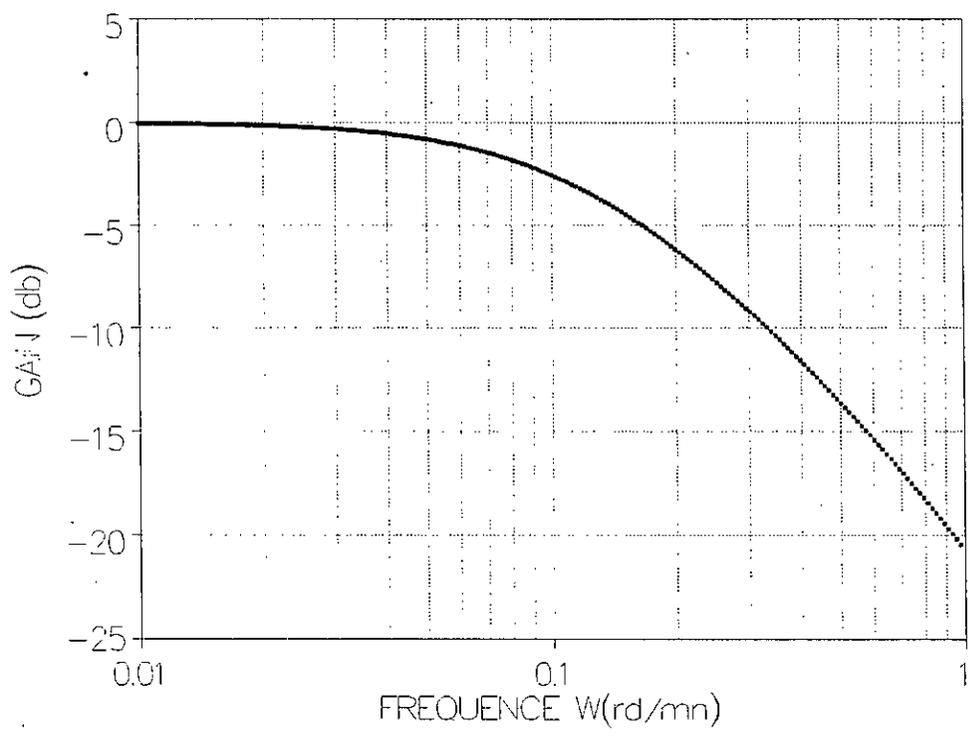
Courbe de Phase XD/R

Fig.I.4.5.b



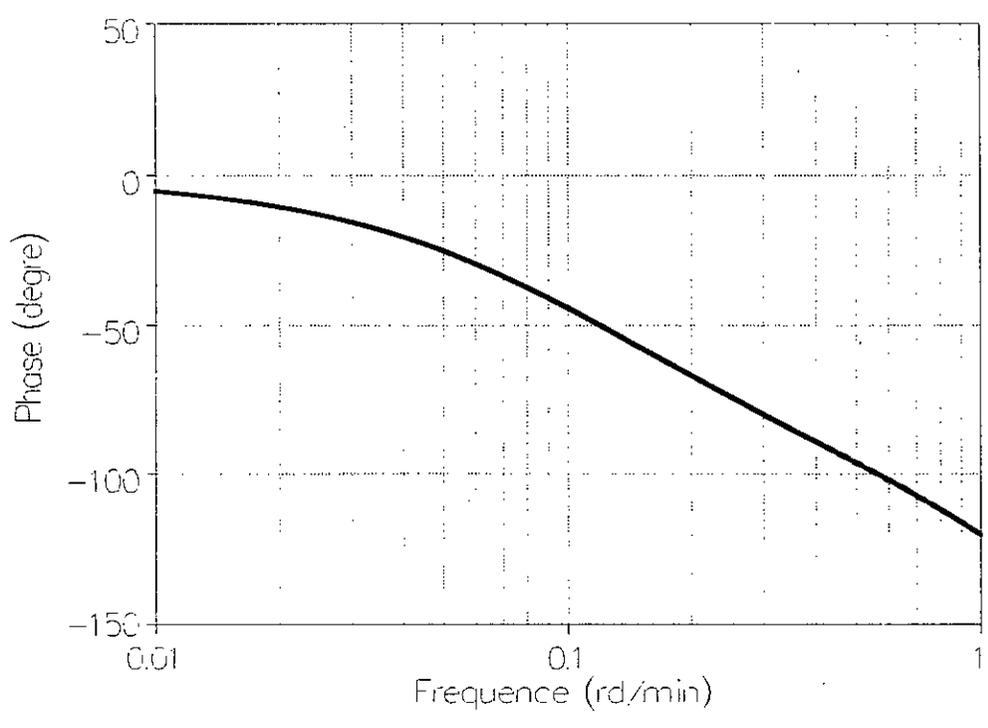
COURBE DE GAIN XB/R

Fig.I. 4.6.a



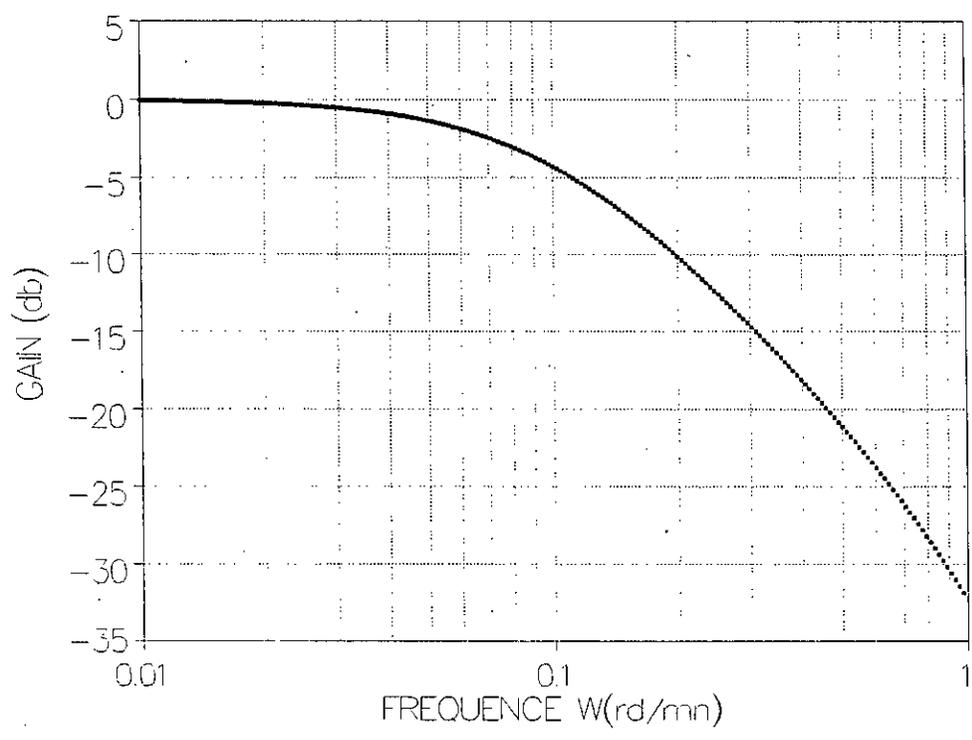
Courbe de phase XB/R

Fig.I. 4.6.b



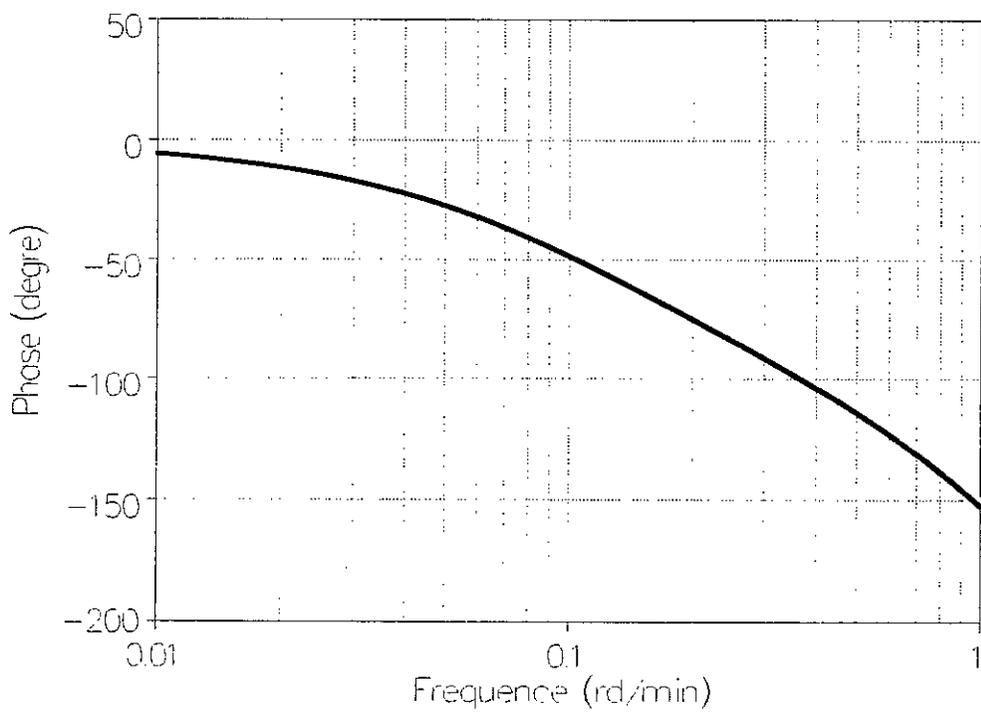
COURBE DE GAIN XD/V

Fig.1.4.7.a



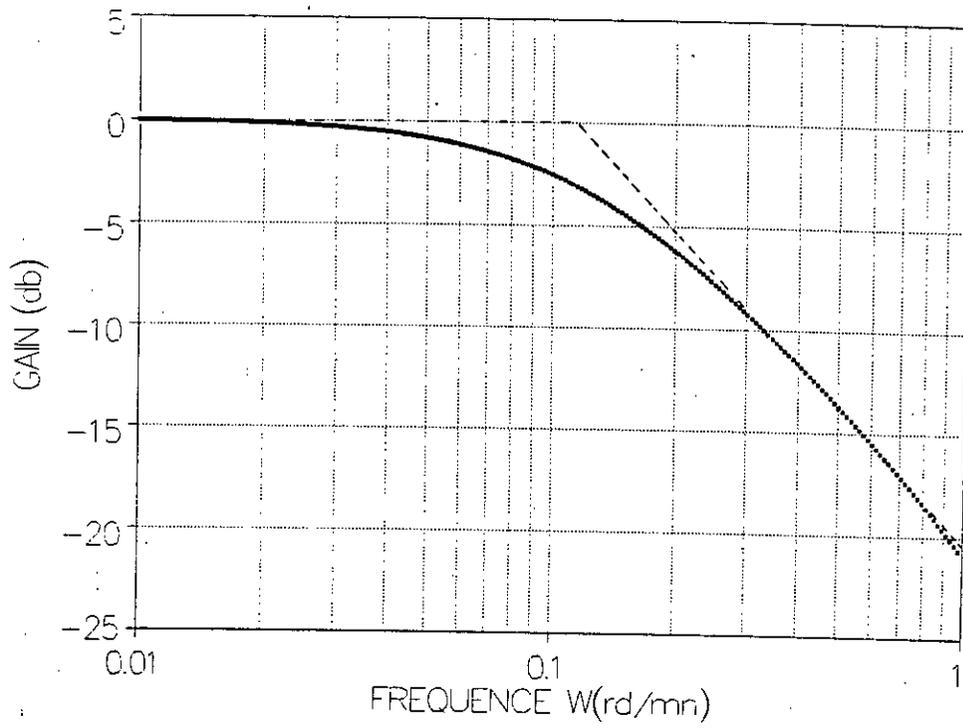
Courbe de phase XD/V

Fig.I.4.7.b



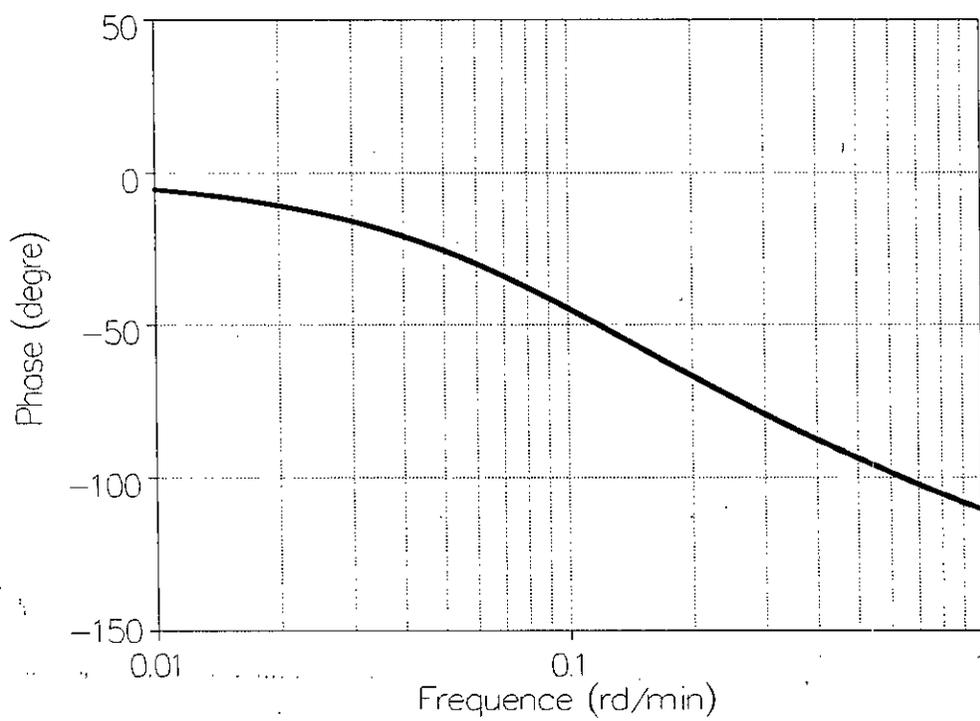
COURBE DE GAIN XB/V

Fig.I.4.8.a



Courbe de phase XB/V

Fig.I.4.8.b



DEUXIEME PARTIE

*APPLICATION D'UN CONTROLEUR
AUTO-AJUSTABLE MONO-ENTREE / MONO-SORTIE
A UNE COLONNE DE DISTILLATION BINAIRE*

CHAPITRE V

INTRODUCTION AU CONTROLE DE LA COLONNE DE DISTILLATION

11.5.1 Introduction

On appelle commande, toute action poursuivant un but précis qui modifie, dans le sens souhaité, le processus commandé (technologique, économique, etc...).

Dans le cas général, la marche et l'état d'un procédé industriel sont caractérisés par un ensemble de critères complexes .

Ainsi, dans les procédés de l'industrie chimique (pétrochimiques), on impose des prescriptions rigoureuses quant à la qualité et la quantité des produits à obtenir.

La puissance de l'énergie électrique, des agents chimiques, de la vapeur d'eau, etc..., ne doit pas pour le moins dépasser certaines valeurs imposées à l'avance[31].

Si le fonctionnement d'une installation est assujettie à celui d'autres installations, la livraison régulière des produits correspondants peut devenir impérative.

La composition de la matière première ou alimentation, aussi bien que les variables (température, pression) qui déterminent le régime des appareils isolés, peuvent donner lieu au cours du fonctionnement à des variations aléatoires .

Dans certains intervalles de temps, les performances requises aux produits finis (consignes), peuvent également subir des variations.

Pour satisfaire à toutes ces contraintes et, qui plus est assurer la bonne marche du procédé, il convient de réaliser une suite d'actions complexes qui peut être modifiées en fonction des conditions extérieures, et de la variation des paramètres du procédé, ou plus exactement de sa(ses) dynamique(s).

II.5.2 Généralités sur le contrôle des procédés chimiques

Les procédés chimiques sont caractérisés en général par

- a-des constantes de temps élevées.
- b-la variation plus ou moins lente de leur(s) dynamique(s) dans le temps
- c-ils peuvent être à phase non-minimale [11.8.2.1].
- d-ils présentent souvent des temps de retard variables [27].
- e-ils peuvent être fortement non linéaires, interactifs, et sujets à des perturbations stochastiques dues à leur environnement.

De ce fait, le contrôle de ces systèmes requiert trois exigences essentielles:

- 1-une durée de régulation raisonnable.
- 2-la consigne doit conserver les propriétés requises.
- 3-la mise en place d'un dispositif de contrôle, qui ne doit pas avoir de mauvaises repercussions sur le procédé, et endommager son fonctionnement [14].

Toutefois, lors de la conception de systèmes de contrôle, des mesures particulières sont prises dans le dimensionnement du procédé à contrôler

De sorte, que pour la colonne de distillation, on peut noter un surdimensionnement et du séparateur au niveau du condenseur, et du rebouilleur, ceci permet d'amortir les perturbations qui s'appliquent directement sur les extrémités de la colonne (distillat, résidu), et de mieux maîtriser les variations de la dynamique du procédé [1].

II.5.3 Problématique du contrôle des procédés chimiques

Le développement des systèmes de commande des procédés

chimiques s'est axé sur trois directions principales:

i-formulation des objectifs de contrôle.

ii-sélection des configurations de contrôle (variables de commande).

iii-détermination de la stratégie de commande appropriée.

Ce troisième objectif a été largement étudié, aussi bien en théorie qu'en pratique, et c'est l'objet même de notre étude sur la colonne de distillation.

En effet une multitude de lois de contrôle optimales ont été élaborées et appliquées sur des opérations unitaires, notamment la colonne de distillation.

Par contre, l'investigation dans les deux premières directions ne commença en toute rigueur, que vers le début des années quatre vingts.

Les travaux de Foss(1973), Lee Weekmans(1976) et de Stephanopoulos (1982) ont permis de mettre à jour le véritable problème posé par le contrôle des procédés chimiques.

Ils ont pu établir dès lors, que l'objectif premier du contrôle de ces systèmes n'est pas de développer des algorithmes de commande très sophistiqués, mais plutôt d'établir une méthode rigoureuse pour la sélection des variables manipulables et de variables contrôlées (mesurées) et de les combiner de façon appropriée [15].

II.5.4 L'évolution du contrôle de la colonne de distillation

Les premiers travaux rigoureux dans le domaine du contrôle de la colonne de distillation binaire (C.D.B) ont été entrepris dès le début des années soixante. On s'intéressa au début au contrôle monovarié de la C.D.B [21]. Plusieurs lois de

commande optimale furent mises au point et appliquées sur des C.D.B à l'échelle industrielle; le contrôle étant effectué sur la qualité du produit jugé d'un impact économique plus important que l'autre (distillat ou résidu).

Les premiers régulateurs utilisés à l'échelle industrielle sur ce procédé furent les régulateurs proportionnels à action retardée (feed-back) et à action intégrale, dits communément les régulateurs P.I [21,24]. Cependant, ces derniers s'avérèrent peu performants dans le contrôle de procédés aussi complexes que la colonne de distillation.

La seconde classe de régulateurs utilisés, était celle des régulateurs à action anticipée (feed-forward). Ce type de contrôleurs s'annonça beaucoup plus performants que le premier, par la propriété qu'il a de compenser les perturbations du système, notamment celles provoquées par les variations de débit et / ou de composition de l'alimentation [22].

Par la suite pour des raisons économiques on s'intéressa au contrôle " dual" des compositions de haut et de bas de la C.D.B [16]. Cette nouvelle approche, donna naissance aux travaux de Rijnsdorp (1962,1965) puis de Davison(1970). Ces derniers, ont mis l'accent sur les fortes interactions qui existent entre les deux boucles de contrôle de compositions des régulateurs P.I.et leur effet sur la détérioration des performances requises [16]. Et c'est alors, que toute une théorie de découplage fut élaborée par Luyben [25] et mise en pratique par Zalkind [16]; les schémas de contrôle qui en découlèrent furent meilleurs que les précédents puisque l'action du contrôleur est beaucoup plus rapide et présente moins d'oscillations [16].

Toutefois, la C.D étant un procédé fondamentalement non

linéaire, le problème de changement de la dynamique se pose, que cela soit dû au changement de ses caractéristiques dynamiques, ou au changement de son point de fonctionnement. Pour cette raison, les schémas de contrôle précités furent remis en cause. En effet, les paramètres des contrôleurs précités sont dimensionnés à partir de l'identification du procédé en temps différé, selon le schéma suivant :

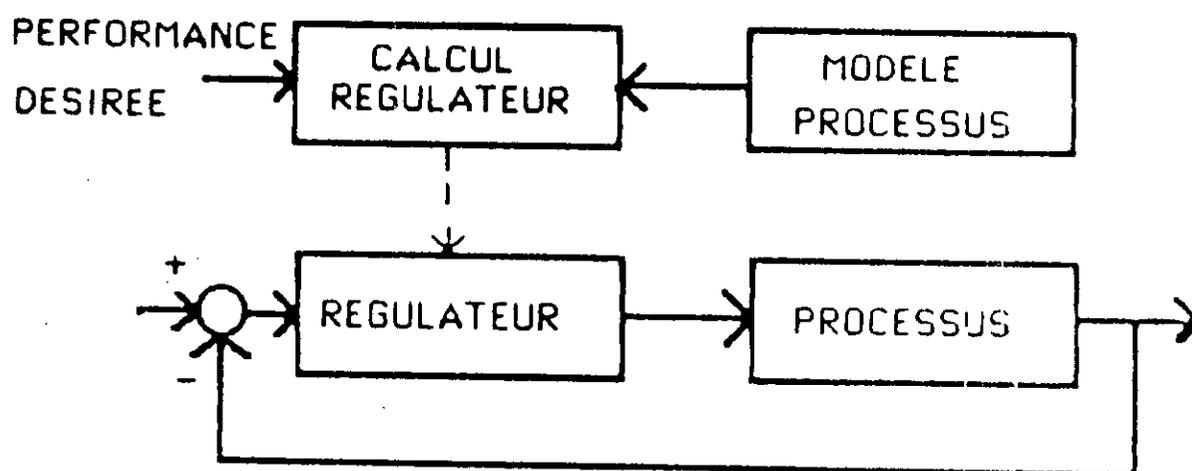


Fig.II.1

Ces paramètres qui sont figés dans le temps agissent par la loi de contrôle sur le procédé dont les caractéristiques dynamiques sont susceptibles de varier, ce qui conduit naturellement à la détérioration des performances désirées.

Il aurait fallu trouver une nouvelle philosophie de contrôle, qui possède la propriété d'adapter le contrôleur aux variations de(s) dynamique(s) du procédé [17].

II.5.5 Variables de contrôle du procédé de distillation

La classification des variables de contrôle de la C.D est

basée sur la capacité de certaines grandeurs physiques d'altérer ou de changer certaines autres. Parmi ces grandeurs, telles que le débit d'alimentation, la composition d'alimentation, ou la température ambiante, qui ne peuvent pas être altérées ou contrôlées dans les limites du procédé, sont dites variables incontrôlables. La température de l'alimentation, celle du reflux, ou celle du rebouilleur, ainsi que le débit de vapeur d'eau sont des exemples de variables contrôlables.

Les systèmes de commande automatique des colonnes de distillation, ont pour rôle de prévenir les perturbations causées par les variables contrôlables, et de compenser les perturbations causées par les variables non contrôlables (feed forward) [22].

Dans ce type de procédé, on peut rencontrer trois catégories principales de boucles de contrôle: de débit, de bilan, et de qualité [31]. Etant donné que dans cette étude nous nous intéressons à la troisième catégorie, où les variables contrôlées sont les compositions des produits (distillat et / ou résidu), les variables de contrôle le plus souvent recommandées sont le reflux R (pour le contrôle de la qualité du distillat) et le débit vapeur V (pour le contrôle de la qualité du résidu) [19].

CHAPITRE VI

GENERALITES SUR LE CONTROLE ADAPTATIF

II.6.1 Introduction au contrôle adaptatif

Les premières investigations concernant le contrôle adaptatif, sont apparues dès le début des années cinquantes . Cette nouvelle approche de contrôle était motivée par le souci de conception de systèmes de pilotage automatiques des avions .

Cependant, il a fallu attendre le début des années soixante pour enregistrer un nombre important de travaux en théorie de contrôle stochastique .

Ainsi, la programmation dynamique introduite par Belleman (1957), et la théorie du contrôle dual introduite par Feldbaun(1960), ainsi que les contributions fondamentales de Tsytkin, ont été à la base de la compréhension des systèmes adaptatifs [33].

Toutefois, ce n'est que vers le début des années quatre vingts, qu'apparurent des démonstrations rigoureuses concernant la stabilité des systèmes adaptatifs . Ces démonstrations, reposaient sur des hypothèses très restrictives .

Dans le but de justifier la nécessité de ces hypothèses, d'intéressants travaux de recherche en robustesse des systèmes adaptatifs sont apparus.

II.6.2 Approche au concept de la commande adaptative

Le sens de l'adaptation, dans le contexte automatique, est en fait difficile à définir.

On peut dire néanmoins, qu'intuitivement , un régulateur adaptatif peut changer son comportement en réponse à la variation de la dynamique du procédé et des perturbations [53], le changement se faisant automatiquement.

Nous retenons également, la définition de la commande adaptative avancée par Landau et all dans leur ouvrage de même titre [17]:

"C'est un ensemble de techniques utilisées pour l'ajustement automatique en ligne et en temps réel des régulateurs des boucles de commande afin de réaliser ou maintenir un certain niveau de performances quand les paramètres du procédé à commander sont soit inconnus soit / et varient dans le temps".

11.6.3 De la commande conventionnelle à la commande adaptative

La contre réaction, essentiellement utilisée dans les systèmes de régulation conventionnels, consiste à comparer la grandeur à régler avec une valeur de référence, et le processus de réglage commence lorsque la grandeur à régler s'écarte de la consigne, comme le montre la figure 11.1, pour le contrôle d'un système monovariabile.

Cependant, l'introduction de l'approche adaptative du contrôle, remet en question la contre réaction, et une question s'impose naturellement à notre esprit:

Quelle est la différence entre les systèmes de commande adaptative et les systèmes de commande à contre réaction ?

Les variations non mesurables et inconnues des paramètres d'un procédé affectent les performances d'un système de commande à contre réaction utilisant un régulateur à paramètres fixes. L'origine de ces variations est due à deux types de perturbations:

- perturbations agissant sur les variables à réguler.
- perturbations paramétriques agissant sur les performances du système de commande.

Dans le cas de la contre réaction, on a constaté que le type de régulateur correspondant ne permet de réduire que l'effet des perturbations agissant sur les variables à réguler.

Pour pouvoir prendre en considération le deuxième type de perturbations, on introduit un nouveau concept de mesure des performances du système: l'indice de performance (I.P.).

L'écart entre l'I.P. désiré et l'I.P. mesuré va être traité par un "mécanisme d'adaptation".

La sortie de ce dernier va agir sur les paramètres du régulateur ou directement sur le signal de commande afin de modifier d'une manière appropriée les performances du système.

Le principe des systèmes de commande adaptative est illustré dans la figure II.2

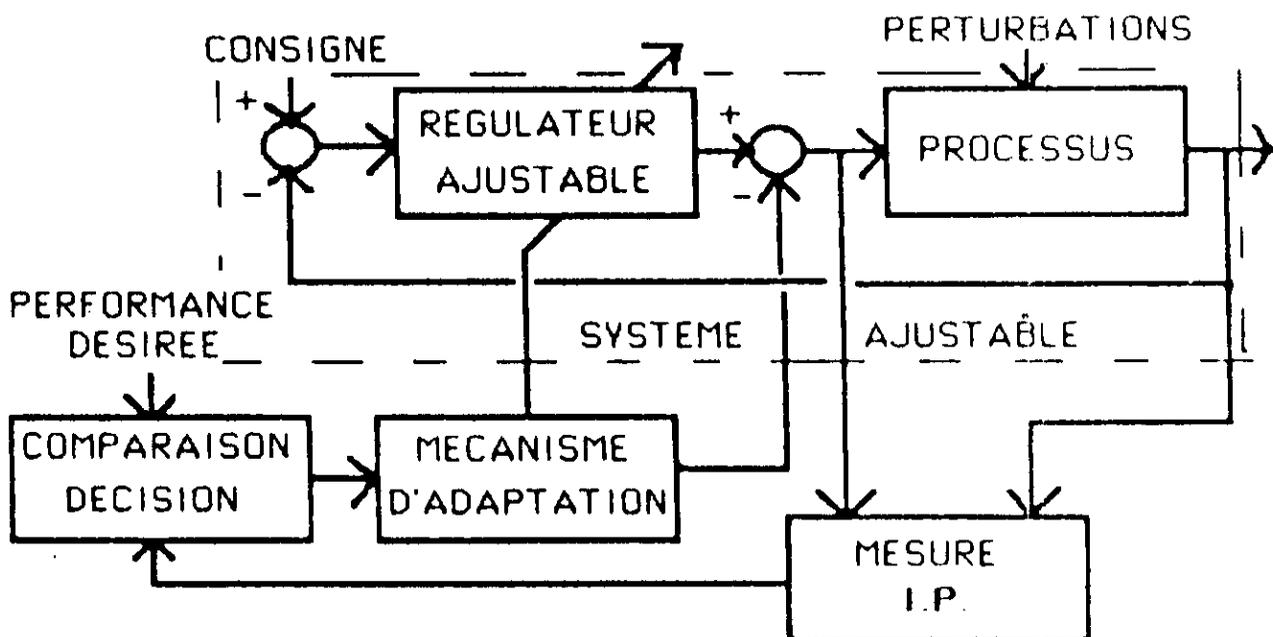


Fig.II.2

II.6.4 Techniques de commande adaptative

Trois approches ont été essentiellement considérées pour le développement des stratégies de commande adaptatives, destinées au contrôle des procédés à paramètres inconnus et/ou variables dans le temps:

- approximations des stratégies de commande optimales stochastiques "duale".
- systèmes de commande auto-ajustables (self-tuning control:STC).
- commande adaptative avec modèle de référence(model reference adaptive control:MRAC).

La première approche introduite par Feldbaun(1963) s'avère une technique extrêmement compliquée, mais elle présente néanmoins un intérêt théorique pour comprendre et évaluer les performances maximales de techniques plus simples(STC,MRAC).

Les deux autres techniques sont relativement simples à mettre en oeuvre, et sont les plus utilisées en pratique.

Le développement de ces deux dernières techniques repose sur l'hypothèse fondamentale suivante:

"Pour toute les valeurs possibles des paramètres du procédé, on suppose qu'il existe un régulateur de structure donnée qui peut assurer la réalisation des performances désirées.

Le rôle de la boucle d'adaptation est uniquement limité a estimer les paramètres de ce contrôleur dans chaque cas".

Dans de nombreuses situations, les performances désirées du systèmes de commande à contre réaction peuvent être spécifiées en terme de "fonction de transfert".

Dans ce cas, le régulateur est calculé de telle sorte que pour un modèle de procédé donné, le système en boucle fermée soit caractérisé par une fonction de transfert spécifiée a priori .

Mais cette fonction de transfert étant donnée, le problème de calcul du régulateur peut être reformulé, selon la forme indiquée dans la figure 11.3

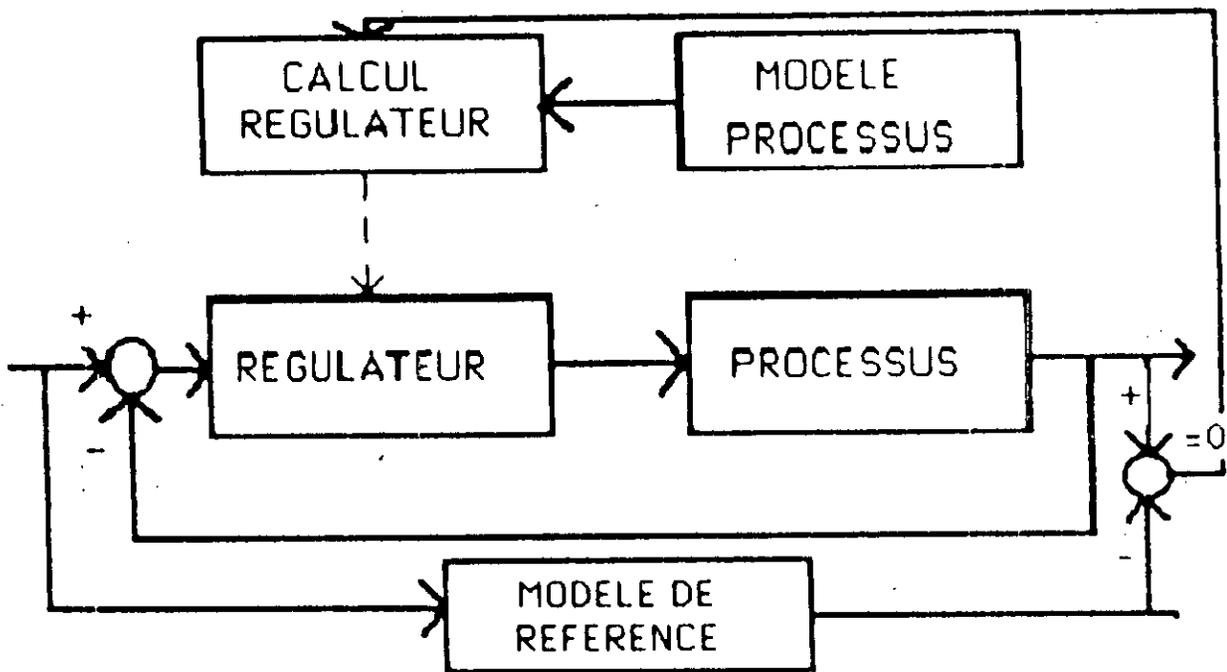


Fig.II.3

Le "modèle de référence" n'est autre qu'une réalisation de la fonction de transfert désirée du système de commande en boucle fermée .

Dans ce cas, le calcul est fait afin que:

- 1-l'erreur entre la sortie du procédé et la sortie du modèle soit identiquement nulle pour conditions initiales identiques.
- 2-l'erreur initiale s'annule avec une dynamique prespécifiée (dynamique du régulateur).

Quand les paramètres du procédé sont inconnus ou ils varient dans le temps, pour assurer la réalisation et/ou le maintien des performances désirées, l'extension naturelle des schémas (II.1,II.3) conduit aux schémas ci-après

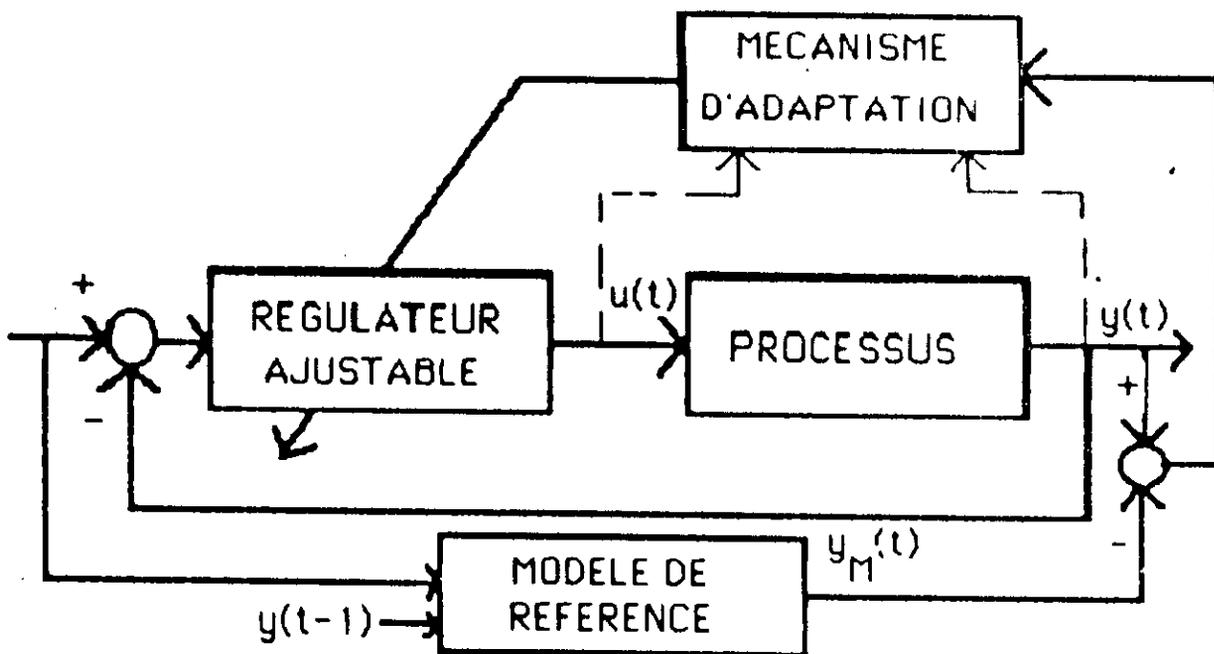


Fig.II.4

Le schéma II.4 représente une commande adaptative avec modèle de référence.

La différence entre la sortie du procédé et la sortie du modèle de référence est une mesure de la différence entre la performance réelle et la performance désirée.

Cette information est utilisée par le mécanisme d'adaptation ainsi que d'autres informations, pour ajuster automatiquement les paramètres du régulateur.

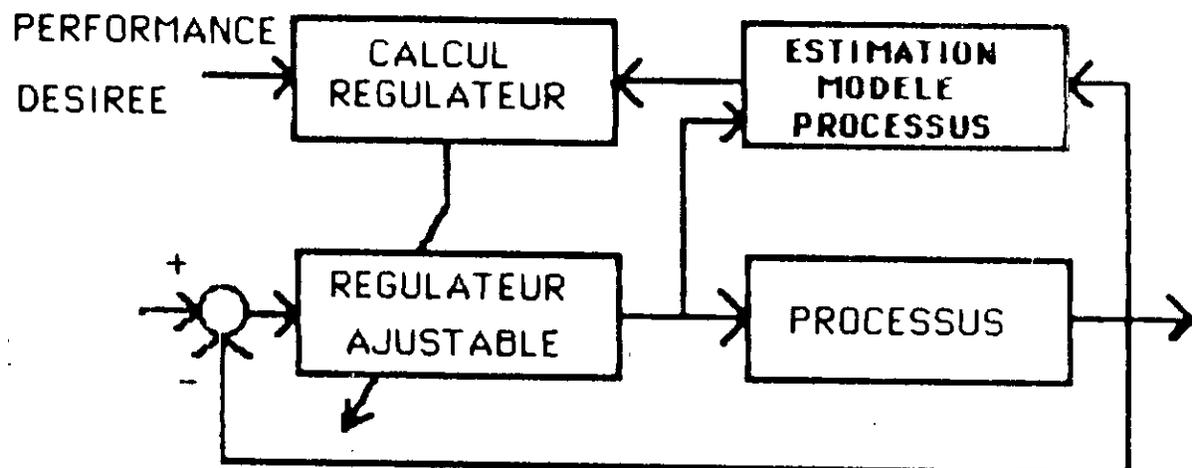


Fig.II.5

Le schéma II.5 représente une "commande auto-ajustable", il est une extension au schéma II.1.

Le modèle du procédé servant pour le calcul est remplacé par un modèle estimé en temps réel à partir des entrées et des sorties du procédé.

11.6.5 Commande adaptative directe et indirecte

Le schéma de commande adaptatif avec modèle de référence (11.4) est un schéma de commande adaptative directe (dite aussi implicite), les paramètres du régulateur étant ajustés en une seule étape.

Le schéma de commande auto-ajustable (11.5) est un schéma de commande adaptative indirecte (explicite), car l'adaptation des paramètres du régulateur se fait en deux étapes :

1-estimation des paramètres du modèle du procédé .

2-calcul des paramètres du régulateur à partir des paramètres estimés.

11.6.6 Structure globale d'un système de commande adaptative

A partir de ce bref aperçu sur la commande adaptative, nous retiendrons que le système de commande adaptative contient en plus d'une boucle de commande à contre réaction ayant un régulateur à paramètres ajustables, une boucle supplémentaire qui agit sur les paramètres du régulateur afin de maintenir des performances du système en présence des variations des paramètres du procédé.

Cette boucle supplémentaire a aussi une structure à contre réaction ou la variation contrôlée est la performance du système de commande proprement dit.

CHAPITRE VII

L' ESTIMATION PARAMETRIQUE

11.7.1 Introduction

La commande adaptative s'articule sur deux phases distinctes:

a-estimation des paramètres (dans la boucle d'adaptation).

b-synthèse de la loi de commande selon la stratégie de commande choisie (dans la boucle de contre réaction).

L'estimation des paramètres est en fait basée sur l'identification en temps réel du procédé: elle repose sur l'idée suivante :

"Réduire selon un critère donné ,l'écart entre la sortie réelle et la sortie prédite".

Cette dernière étant calculée à partir du modèle prédictif du procédé à contrôler. Néanmoins, avant d'aborder ces nouvelles notions, nous développerons auparavant la notion de modèle de procédé dans le contexte automatique.

11.7.2 Modèle du procédé perturbé

En pratique, la dynamique du procédé à commander est approchée par un modèle paramétrique linéaire et stationnaire dans un domaine plus au moins restreint autour de son point de fonctionnement. Ce type de modèle, dit de représentation établit une relation de cause à effet entre les variables auxquelles le fonctionnement du procédé est le plus sensible de manière à réaliser un meilleur compromis entre l'erreur de modélisation et la simplicité du système de commande .

Considérons un procédé monovariante, évoluant dans un environnement perturbé selon la figure 11.6

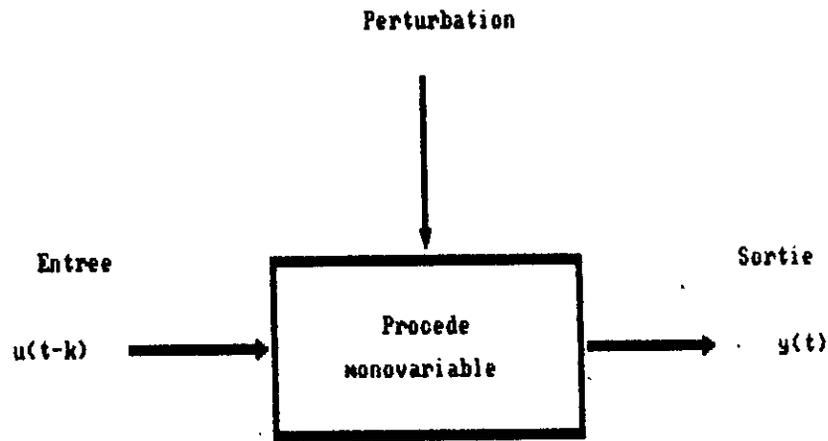


Figure II.6

Son modèle linéarisé autour de son point de fonctionnement :

$$y(t) + a_1 \frac{dy(t)}{dt} + \dots + a_n \frac{d^n y(t)}{dt^n} = \beta_0 u(t-k) + \dots + \beta_m \frac{d^m u(t-k)}{dt^m} + \varepsilon_0 \xi(t) + \dots + \varepsilon_p \frac{d^p \xi(t)}{dt^p} + d(t) + v(t) \quad \text{E.q.II.7.1}$$

$y(t)$: sortie du système

$u(t)$: entrée du système

k : retard du système

$d(t)$: composante continue de la perturbation correspondant à une entrée nulle.

$\xi(t)$: entrée aléatoire.

$v(t)$: composante des perturbation mesurables du système.

p : ordre des perturbations aléatoires

n, m , représentent respectivement l'ordre de la sortie du système.

et de son entrée: ils déterminent la structure du système.

Lors du passage dans le domaine de laplace nous aurons:

$$y(s) + a_1 s y(s) + \dots + a_n s^n y(s) = \beta_0 e^{-ks} u(s) + \dots + \beta_m e^{-ks} s^m u(s) + \varepsilon_0 \xi(s) + \dots + \varepsilon_p s^p \xi(s) + d(s) + v(s) \quad \text{E.q.II.7.2}$$

par abus de notation, nous poserons:

$$y(s)=y(t), u(s)=u(t), V(s)=V(t), d(s)=d(t), \xi(s)=\xi(t).$$

l'équation 11.7.2 devient

$$y(t) (1 + \alpha_1 s + \dots + \alpha_n s^n) = e^{-ks} (\beta_0 + \dots + \beta_m s^m) u(t) + (\varepsilon_0 + \dots + \varepsilon_p s^p) \xi(t) + d(t) + v(t) \quad \text{E.q. II 7.3}$$

Toutefois, l'utilisation du matériel informatique pour réaliser l'automatisation des procédés (microprocesseur, etc...) conduit à manipuler des valeurs discrètes des différents signaux, lesquelles sont traitées par l'algorithme de contrôle implémenté sur calculateur numérique et relié au procédé [31].

Le passage du signal réel (signal continu dans le cas d'un procédé continu) à un signal discret s'opère alors grâce à la théorie de l'échantillonnage [Annexe A], suivant une période d'échantillonnage bien définie.

Le modèle échantillonné du procédé monovarié est alors:

$$A(q^{-1}) Y(t) = q^{-k} B(q^{-1}) U(t) + C(q^{-1}) \xi(t) + D(t) + V(t) \quad \text{Eq. II. 4}$$

q^{-1} : est dit opérateur de retard, $X(t) = q^{-1} \cdot X(t+1)$

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_n q^{-n}$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \dots + b_m q^{-m}$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \dots + c_p q^{-p}$$

Les racines de C doivent être des zéros stables [Annexe A]

k : retard du système, multiple entier de la période d'échantillonnage T_c , $k \geq 1$.

Les perturbations $d(t), v(t)$ définies précédemment, peuvent être éliminées en introduisant des compensateurs dans le système

de contrôle en boucle fermée [14], de sorte que le modèle du procédé perturbé devient :

$$A(q^{-1})Y(t) = q^{-k}U(t) + C(q^{-1})\zeta(t) \quad \text{Eq. II.7.5}$$

Ce modèle est connu en automatique sous le nom du modèle auto-régressif à moyenne ajustée et entrée exogène (ARMAX). il est représenté par la figure ci-après

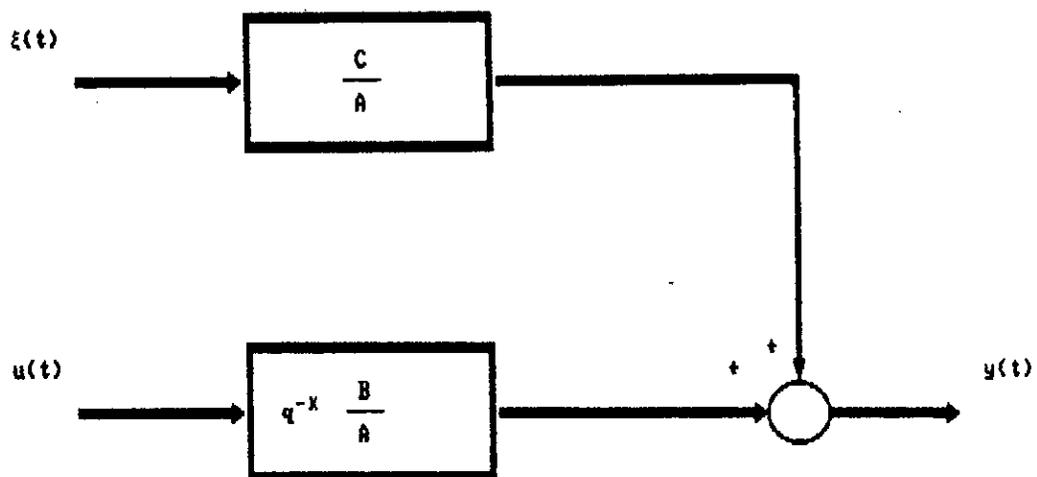


Figure 11.7

Il est à la base de la synthèse de la plupart des lois de commande linéaire et de techniques d'identification; sa structure discrète le rend facilement utilisable numériquement et il est capable de représenter le comportement de la majorité des procédés industriels.

11.7.3 Introduction au modèle prédictif

Ainsi que nous l'avons souligné précédemment, la notion d'estimation des paramètres inconnus et / ou variables dans le temps d'un procédé est directement liée à la notion de prédiction sur une horizon donnée de la sortie du système, prise dans le cas de la C.D.B comme étant le retard de ce dernier.

Le modèle réel du procédé n'étant pas disponible à cause des raisons précitées (caractéristiques dynamiques inconnues ou variables) on le substitue par un modèle de structure le plus souvent prespécifiée [17] mais de paramètres inconnus à l'exception du retard du système.

nous pouvons exprimer, qu'à l'instant $t+k$, la sortie réelle du procédé:

$$Y(t+k) = Y^*(t+k/t) + \tilde{Y}(t+k) \quad \text{Eq. II.7.6}$$

$Y^*(t+k/t)$: est la prédiction de $Y(t+k)$ à l'instant t .

$\tilde{Y}(t+k)$: est l'erreur de prédiction.

Dans le cadre de ce travail, nous nous proposons d'appliquer sur le procédé de distillation un contrôle adaptatif (auto-ajustable) selon l'approche directe (section II.6.5).

Nous nous intéresserons donc à l'estimation des paramètres du modèle prédictif reparamétrisé par l'intermédiaire de l'équation diophantaine:

$$C(q^{-1}) = A(q^{-1})E(q^{-1}) + q^{-k}F(q^{-1}) \quad \text{Eq. II.7.7}$$

où E, F sont des polynômes ayant pour ordre respectif $k-1$ et $n-1$

A partir de (II.7.5), et (II.7.7), nous aurons

$$Y(t+k) = \frac{F}{C}Y(t) + \frac{G}{C}U(t) + \frac{D}{C}d(t+k)$$

$$D = E.A \quad \text{Eqs. II.7.8}$$

$$G = E.B$$

A partir de (II.7.6), et (II.7.8), nous aboutissons à l'algorithme

du modèle prédictif reparamétrisé:

$$Y^*(t+k/t) = \frac{F}{C} Y(t) + \frac{G}{C} U(t)$$

$$\tilde{Y}(t+k) = \frac{D}{C} d(t+k) = E(q^{-1}) \zeta(t+k) \quad \text{Eqs. 11.7.9}$$

A partir de ce modèle, nous voyons bien que les polynômes F, G, et C sont de coefficients inconnus.

Pour pouvoir calculer la prédiction de la sortie réelle, nous faisons appel alors à une méthode d'estimation.

11.7.4 Principe de l'équivalence certaine

Les différentes techniques de la commande adaptative (STC, MRAC) reposent principalement sur le concept d'estimation en ligne des paramètres du procédé.

Le principe de l'équivalence certaine issu de la théorie du contrôle stochastique permet d'utiliser les estimés comme s'ils étaient des paramètres vrais [42].

Ceci dit, les incertitudes sur les estimés ne sont pas considérées.

11.7.5 Algorithme d'adaptation paramétrique

Considérons le système décrit par le modèle déterministe suivant:

$$A(q^{-1}) Y(t) = B(q^{-1}) U(t-k) \quad \text{Eq. 11.7.10}$$

Cette équation peut être reformulée sous la forme vectorielle

suivante:

$$Y(t) = \Phi(t-1)^T \cdot \theta \quad \text{Eq. 11.7.11}$$

ou $\Phi(t-1)$ est le vecteur de mesure (de regression) defini:

$$\Phi(t-1)^T = [-y(t-1) \dots \dots y(t-n); u(t-k-1) \dots \dots u(t-k-m)]$$

ou n,m sont respectivement l'ordre de $A(q^{-1})$, et de $B(q^{-1})$

θ est le vecteur des paramètres :

$$\theta^T = [a_1, \dots, a_n, b_0, \dots, b_m]$$

A chaque pas d'échantillonnage, la nouvelle estimation des paramètres du modèle sera obtenue en minimisant un critère d'erreur .

Le calcul recursif, (c'est à dire la nouvelle valeur des paramètres est égale à la valeur précédente plus un terme de correction qui dépendra des dernières mesures), de θ sera obtenu par une expression générale de la forme

$$\begin{aligned} & \left[\begin{array}{c} \text{Nouvelle estimée} \\ \text{des paramètres} \\ \text{(vecteur)} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \text{Estimée précédente} \\ \text{des paramètres} \\ \text{(vecteur)} \end{array} \right] \\ & + \left[\begin{array}{c} \text{Gain d'adaptation} \\ \text{(matrice)} \end{array} \right] \times \left[\begin{array}{c} \text{Fonctions des} \\ \text{mesures} \\ \text{(vecteur)} \end{array} \right] \quad \text{Eq. 11.7.12} \\ & \times \left[\begin{array}{c} \text{Fonction de l'erreur} \\ \text{de prédiction} \\ \text{(scalaire)} \end{array} \right] \end{aligned}$$

Le gain d'adaptation paramétrique est calculé suivant l'approche considérée [32,39], nous reviendrons par la suite sur le sens de ce gain dans l'algorithme d'estimation.

II.7.6 Méthode des moindres carrés récursifs (M.C.R)

Dans la théorie du contrôle adaptatif, différents schémas d'estimation récursive des paramètres du modèle prédictif de procédé à contrôler ont été développés [42].

Notre choix de la méthode d'estimation des M.C.R dans l'algorithme de contrôle de la C.D.B est dicté par sa simplicité et sa convergence rapide [46].

Aussi, avons nous noter, qu'à travers les applications de la commande adaptative sur la C.D, cette méthode d'estimation est adoptée par différents auteurs [23,36,38].

Cependant, la méthode des M.C.R pourrait présenter l'inconvénient d'une convergence asymptotique du gain d'adaptation vers zéro. ce qui est indésirable pour un procédé à paramètres variables dans le temps.

Pour pallier à ce problème, on peut réinitialiser le gain d'adaptation en introduisant un facteur pondéral.

Considérons le modèle discret du procédé monovariabile de l'équation II.7.5. Etant donné la difficulté de la détermination des coefficients C_i lors de la simulation [36], nous simplifierons le problème d'estimation en supposant que les paramètres C_i sont nuls, pour $i=1.....p$.

Nous dirons alors que les paramètres estimés sont non-biaisés, la perturbation aléatoire dans ce cas se réduit au bruit blanc discret, elle est donc indépendante des entrées et des sorties du système [35].

Le problème d'estimation est donc de trouver les estimés θ des paramètres inconnus θ qui minimisent la fonction perte :

$$J = \sum_{t=1}^N [y(t) - y^*(t/t-k)]^2 \quad \text{Eq. II.7.13}$$

N: le nombre d'observations.

Dans la méthode d'estimation des M.C.R. on choisit de minimiser l'erreur de prédiction .

La forme récursive de l'estimation des paramètres est:

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t) \cdot \tilde{y}(t) \quad \text{Eq. 11.7.14.a}$$

ou encore

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t) \cdot [y(t) - \phi^T(t) \cdot \hat{\theta}(t-1)] \quad \text{Eq. 11.7.14b}$$

ou $K(t)$ est le gain du filtre de Kalman .

Ce gain permet de corriger l'estimation des paramètres à chaque pas d'échantillonnage (voire section 11.7.5).

Toutefois, l'algorithme d'estimation tel qu'il est présenté dans (11.7.14), invoque un problème d'inversion matricielle [14].

Pour éviter cette complication, on définit la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $P(t)$ de dimension $[(n+m+1) \times (n+m+1)]$, $P(t)$ est définie positive, elle permet de mesurer l'erreur d'estimation, ses éléments tendent à diminuer avec le temps, elle est calculée selon l'équation de récurrence:

$$P(t) = P(t-1) - P(t-1) \cdot \phi(t-1) \cdot [\phi^T(t-1) \cdot P(t-1) \cdot \phi(t-1) + 1]^{-1} \quad \text{Eq. 11.7.15}$$

L'équation précédente exige une valeur initiale de $P(t)$, $P(0)$.

En utilisant le lemme d'inversion matricielle, (11.7.15) devient

$$K(t) = \frac{P(t-1) \cdot \phi(t)}{1 + \phi^T(t) \cdot P(t-1) \cdot \phi(t)} \quad \text{Eq. 11.7.16}$$

$$P(t) = [I - K(t) \cdot \Phi^T] \times P(t-1)$$

Eq. II.7.17

Une caractéristique des équations (II.7.16). et (II.7.17) est que les normes de P et de K tendent vers zéro au fur et à mesure que l'estimation évolue dans le temps; ce qui veut dire que de plus en plus la correction des estimés $\hat{\theta}$ diminue dans le temps jusqu'à s'annuler.

Ceci conduit à une convergence asymptotique des paramètres (leurs valeurs deviennent constantes).

II.7.7 Estimation des M.C.R avec facteur d'oubli

L'algorithme d'estimation des M.C.R peut être modifié de façon à maintenir la sensibilité à la variation des paramètres du procédé. L'approche la plus naturelle pour cette modification est de favoriser les informations les plus récentes au détriment des plus anciennes, de sorte qu'on affecte aux premières un facteur pondéral plus important qu'aux secondes.

Ceci s'exprime aussi par l'introduction de pondération exponentielle, dite facteur d'oubli, dans l'indice de performance:

$$J(\theta(t)) = \sum_{i=1}^t \lambda^{t-i} [\Phi^T(i-1) \cdot \theta(i) - y(i)]^2 \quad \text{Eq. II.7.18}$$

tel que λ est le facteur d'oubli:

Lorsque $\lambda=1$, toutes les données sont pondérées également.

Pour $0 < \lambda < 1$, les données les plus récentes sont plus pondérées que les anciennes mesures.

L'algorithme d'estimation des M.C.R modifié est donné:

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t) \cdot [Y(t) - \phi^T(t) \cdot \hat{\theta}(t-1)]$$

$$K(t) = \frac{P(t-1) \cdot \phi(t)}{\lambda + \phi^T(t) \cdot P(t-1) \cdot \phi(t)} \quad \text{Eqs. II.7.19}$$

$$P(t) = \frac{1}{\lambda} \cdot [I - K(t) \cdot \phi^T(t)] \cdot P(t-1)$$

II.7.8 Bref aperçu sur les différentes formes du facteur d'oubli

Dans la théorie du contrôle adaptatif, plusieurs variantes du facteur d'oubli ont été développés [33], les plus fondamentales sont:

- 1-facteur d'oubli constant.
- 2-facteur d'oubli variable.
- 3-facteur d'oubli à trace constante.

La première forme est appliquée aux procédés stationnaires, alors que les deux autres s'adaptent mieux aux procédés à dynamique variable.

CHAPITRE VIII

***LE CONTROLE AUTO-AJUSTABLE
MONO-ENTREE / MONO-SORTIE***

II.8.1 Introduction au contrôle auto-ajustable(S.T.C)

Le contrôleur auto-ajustable(S.T.C) a été proposé pour la première fois par Kalman (1958).

Mais ce n'est que durant cette dernière décennie, que l'approche S.T.C de la commande adaptative a suscité un intérêt grandissant par rapport aux autres approches adaptatives .

Ceci vient du fait de la flexibilité du contrôleur S.T.C, de la simplicité de son algorithme, et de la facilité de son implémentation sur calculateur numérique.

En fait, la conception de ce contrôleur peut être basée sur deux approches différentes.

La première approche est basée sur le placement de pôles du système contrôlé en boucle fermée.

Dans cette étude, nous nous intéresserons à la seconde approche; cette dernière est basée quant à elle sur le critère de minimisation d'une fonction coût quadratique .

Nous justifions ce choix par le fait que cette approche nous semble la plus compatible avec le procédé de distillation.

En effet, le contrôle des procédés industriels, est souvent conduit en automatique de façon à avoir un produit fini de qualité à un coût réduit, compte tenu des perturbations qui agissent sur le système.

On ne peut donc pas maintenir les performances constantes, mais seulement réduire leurs variations ou leur fluctuations .

Nous ferons donc appel à la notion de variance que représente l'écart quadratique d'une variable aléatoire par rapport à sa moyenne.

II.8.2 Commande à variance minimale généralisée

II.8.2.1 Les systèmes à phase minimale

Les différentes stratégies de commande sont liées aux hypothèses faites sur les zéros du système à commander et aux objectifs de commande (critère de contrôle).

Il convient à cet endroit, d'introduire la notion de système à phase minimale et de système à phase non minimale.

Considérons le modèle de procédé monovarié dans l'équation (II.7.5), nous dirons que ce procédé est un système à phase minimale au sens automatique si les zéros de $B(q^{-1})$ sont stables [Annexe A].

Pour mieux appréhender la relation de cette classe de systèmes avec la structure du contrôleur S.T.C à adopter, nous aborderons par la suite la loi de commande du contrôleur S.T.C.

II.8.2.2 Loi de commande directe

Nous considérons toujours le procédé décrit par (II.7.5). la structure du contrôleur est basée sur le critère de minimisation de la variance de la variable de sortie y . l'objectif du contrôle est donc de minimiser la fonction coût quadratique suivante

$$J = \text{Var}(y) \qquad \text{Eq. II.8.1}$$

Les connaissances à priori sur le système sont:

- le retard k .
- une borne supérieure des degrés de chaque polynôme A et B.
- le polynôme C est stable.

Le modèle de (II.7.5) peut être réécrit sous la forme :

$$y(t+k) = \frac{q^{-k} \cdot B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot u(t) + \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot \zeta(t+k) \quad \text{Eq. II.8.2}$$

Cette équation montre bien que la sortie $y(t+k)$ dépend de la séquence des signaux de contrôle ultérieure jusqu'à l'instant t , et la séquence des perturbations jusqu'à l'instant $t+k$.

L'équation (II.8.2) peut être réexprimée:

$$\zeta(t) = \frac{A(q^{-1}) \cdot y(t) - B(q^{-1}) \cdot u(t-k)}{C(q^{-1})} \quad \text{Eq. II.8.3}$$

Considérons le modèle de perturbations aléatoires exprimé par

$$m(t+k) = \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot \zeta(t+k) \quad \text{Eq. II.8.4}$$

nous pouvons considérer que $m(t+k)$ possède deux composantes :

$$m_1(t+k) = \text{fonction de } [\zeta(t+k), \dots, \zeta(t+1)]$$

$$m_2(t+k) = \text{fonction de } [\zeta(t), \dots, \zeta(t-1), \dots].$$

tel que $m_1(t+k)$ est inconnu à l'instant t et $m_2(t+k)$ peut être calculé à l'instant t , d'où la meilleure prédiction de $m(t+k)$ peut être établie par $m_2(t+k)$.

Le prédicteur à variance minimale est donné alors par:

$$\hat{m}(t+k/t) = m_2(t+k) \quad \text{Eq. II.8.5}$$

Rappelons l'équation de Diophante (II.7.7)

A partir de (II.8.4) et (II.7.7) nous aurons :

$$\hat{m}(t+k/t) = \frac{F(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot \zeta(t) \quad \text{Eq. II.8.6}$$

L'erreur de prédiction est donnée par:

$$\tilde{m}(t+k/t) = m(t+k) - \hat{m}(t+k/t) = E(q^{-1}) \cdot \zeta(t+k) = m_2(t+k) \quad \text{Eq. II.8.7}$$

Ce signal est une moyenne mobile d'ordre k, il est incorrélié avec m, u, et y.

La loi de contrôle peut être maintenant formulée, la fonction objectif étant donnée par:

$$J = E[y^2(t+k/t)] \quad \text{Eq. II.8.8}$$

en utilisant (II.8.2), (II.8.4), (II.8.7), et (II.7.7)

nous obtenons:

$$J = \left[\frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot U(t) + \hat{m}(t+k/t) \right]^2 + \quad \text{Eq. II.8.9}$$

$$E(\{\tilde{m}(t+k/t)\})$$

Le second terme dans la fonction coût n'est pas affecté par le signal de contrôle. La loi de contrôle à variance minimale est donnée par :

$$u_0(t) = \frac{-A(q^{-1})}{B(q^{-1})} \cdot \hat{m}(t+k/t) \quad \text{Eq. II.8.10}$$

Les équations (II.8.6), (II.8.3), nous permettent d'écrire

$$u_0(t) = \frac{-G(q^{-1})}{B(q^{-1}) \cdot E(q^{-1})} \cdot y(t) \quad \text{Eq. II.8.11}$$

Il est clair que pour pouvoir utiliser cette loi le polynôme $B(q^{-1})$ doit être stable.

Pour lever cette restriction sur les systèmes à phase non minimale, on a introduit la stratégie de commande S.T.C à variance minimale généralisée [Clarke et Gawthrop].

Dans cette dernière stratégie, la structure du contrôleur est basée sur le critère de minimisation de la variance d'une sortie auxiliaire

$$\phi(t) = P(q^{-1}) \cdot Y(t) + Q(q^{-1}) \cdot U(t-k) - R(q^{-1}) \cdot W(t-k) \quad \text{Eq. II.8.12}$$

ou $w(t)$ est la trajectoire (consigne).

P, Q, R sont des fonctions de transfert en q^{-1} , choisies par l'utilisateur [39].

Le schéma (II.8) illustre la structure du procédé avec sortie auxiliaire.

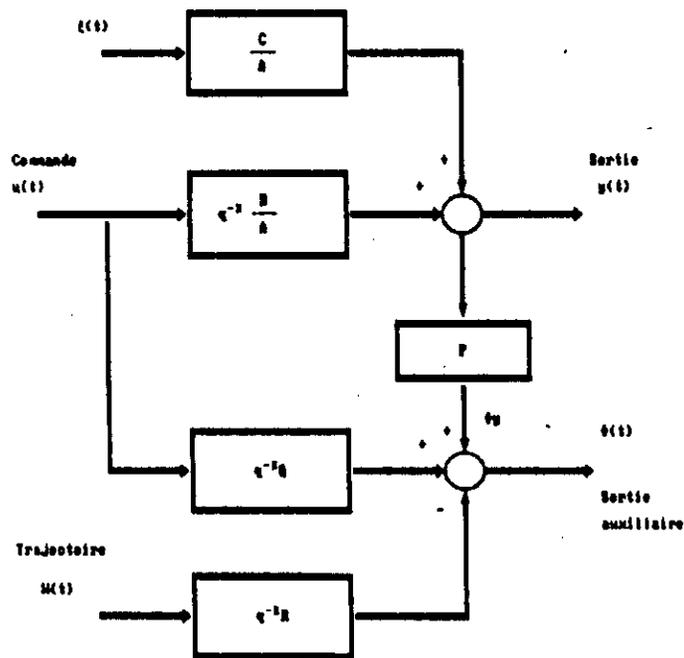


Fig. II.8

La fonction coût à minimiser est donc :

$$J = E[\phi^2(t+k)] \quad \text{Eq. II.8.13}$$

L'objectif du contrôleur S.T.C dans ce cas est de minimiser une fonction coût quadratique qui incorpore les fluctuations de l'entrée, de la sortie, et de la trajectoire désirée.

Dans (II.8.11) , les signaux $Q.u(t)$, et $R.w(t)$ sont connus à l'instant $t+k$.

Donc le problème de prédiction de $\Phi(t+k)$ devient un problème d'estimation par les M.C du premier terme de (II.8.11) qui est de la forme

$$\Phi_y(t) = P(q^{-1}) \cdot Y(t) \quad \text{Eq. II.8.14}$$

avec

$$P(q^{-1}) = \frac{P_N(q^{-1})}{P_D(q^{-1})} \quad \text{Eq. II.8.15}$$

A partir de (II.8.12), et (II.8.2), on a

$$\Phi_y(t) = \frac{P_N \cdot B}{P_D \cdot A} \cdot U(t) + \frac{P_N}{P_d} \cdot m(t) \quad \text{Eq. II.8.16}$$

et

$$\frac{C \cdot P_N}{A \cdot P_D} = E + q^{-k} \cdot \frac{F}{A \cdot P_N} \quad \text{Eq. II.8.17}$$

or

$$\Phi_y(t+k) = \Phi_y^*(t+k/t) + \check{\Phi}_y(t+k) \quad \text{Eq. II.8.18}$$

d'où

$$\Phi_y^*(t+k/t) = \frac{F}{C.P_D} . Y(t) + \frac{G}{C} . U(t) \quad \text{Eq. II.8.19}$$

$$\check{\Phi}_y(t+k) = \frac{D}{C} . m(t+k) = E . \zeta(t+k) \quad \text{Eq. II.8.20}$$

on déduit :

$$\check{\Phi}(t+k) = \check{\Phi}_y(t+k) \quad \text{Eq. II.8.21}$$

La fonction de transfert en boucle fermée est obtenue en combinant la sortie du système à la loi de commande

$$y(t) = \frac{G+Q.C}{P.B+Q.A} . \zeta(t) + \frac{B.R}{P.B+Q.A} . W(t-k) \quad \text{Eq. II.8.22}$$

On rappelle que la loi de commande est spécifiée en choisissant le signal de commande $u(t)$ de sorte à minimiser la fonction coût de (II.8.12)

ce qui conduit à :

$$\Phi^*(t+k/t) = 0 \quad \text{Eq. II.8.23}$$

d'où

$$\Phi_y^*(t+k/t) = R . W(t) - Q . U(t) \quad \text{Eq. II.8.24}$$

donc

$$u_0 = \frac{R.W(t) - \phi^*_y(t+k/t)}{Q} \quad \text{Eq. II.8.25}$$

à partir de (II.8.25) et (II.8.19)

$$u_0 = \frac{C.R.W(t) - F.Y(t)/P_D}{C.Q+G} \quad \text{Eq. II.8.26}$$

à partir de (II.8.19) nous pouvons poser:

$$\phi^*_y(t/t-k) = \sum_{i=0}^{n_g} g_i \cdot u(t-k-i) + \sum_{i=0}^{n_f} f_i \cdot y(t-k-i) \quad \text{Eq. II.8.27}$$

Pour calculer la commande (Eq.II.8.26), il est nécessaire de connaître au préalable les valeurs des coefficients g_i, f_i du modèle reparamétrisé. Ces derniers seront donc estimés.

La figure ci-dessous, schématise le système contrôlé en boucle fermée.

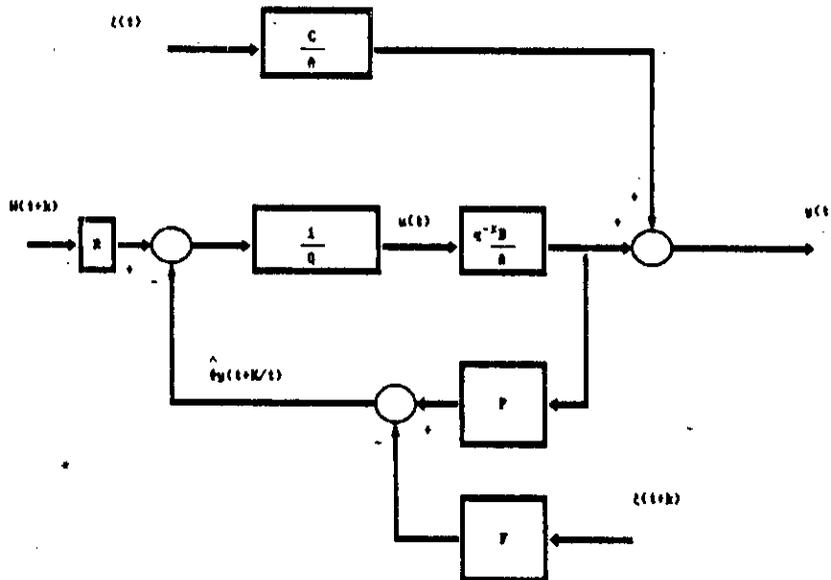


Fig.II.9

Nous présentons ci-dessous, l'algorithme de contrôle STC d'un procédé mono-entrée/ mono-sortie avec la méthode d'estimation M.C.R combinée à la stratégie de contrôle à variance minimale généralisée.

L'algorithme

-à l'instant $t=0$, initialisation.

$$\hat{\theta}(0) = [0, 0, \dots, 0]$$

$$P(0) = P_0 I, P_0 > 0$$

-à chaque instant d'échantillonnage $t > t_0$:

1-mesure de la sortie du système $y(t)$ (à partir du modèle mathématique).

2-calcul de la sortie auxiliaire $\Phi_y(t) = P.y(t)$.

3-estimation des paramètres θ

$$\theta = [g_0, \dots, g_{n_y}, f_0, \dots, f_{n_r}]$$

4-calcul de la commande:

$$u(t) = \frac{\hat{C}.W(t) - \hat{F}.Y(t) / P_D}{\hat{C}.Q + \hat{G}}$$

5-envoi de la commande à l'entrée du système.

6-mise à jour et sauvegarde des vecteurs et matrices de données, pour les utiliser dans les futures itérations

$$\Phi(t)$$

$$K(t)$$

$$P(t)$$

refaire 1 à 6.

CHAPITRE IX

***SIMULATION :
RESULTATS ET INTERPRETATIONS***

Motivations

Ce travail recouvre deux aspects du contrôle du procédé de la distillation:

-un modèle linéaire de représentation est-il suffisant pour décrire le comportement dynamique du procédé qui peut être fortement non linéaire [16], notamment dans ce cas là ?

-le deuxième aspect, consiste à analyser les performances du contrôleur STC, dont la convergence et la robustesse ont été étudiées dans un travail antérieur[46], pour la régulation, et l'asservissement de la composition du distillat x_d .

Enfin, nous introduirons le phénomène d'interaction qui existe entre le haut et le bas de la colonne[16], à partir du moment que l'une des extrémitée est déplacée de son point de fonctionnement (perturbée) est que le contrôleur agit sur elle en conséquence. Nous nous baserons pour cela, sur l'étude fondamentale faite par Sastry et al [23]; ces derniers ont mis au point une simulation de l'application du contrôle adaptatif sur un modèle non linéaire de la C.D.B de Wood et Berry.

Par la suite, nous ferons référence à cette étude par la notation [S].

II.9.1 Introduction au contrôle STC de la C.D.B

Le régulateur auto-ajustable de base [Astrom et Wittenmark, 1973] a été appliqué pour la première fois sur le procédé de distillation dans une étude [23] faite par Sastry et all (1975) pour le contrôle de la composition du distillat d'une colonne pilote, et ce après une étude de simulation basée sur un modèle non linéaire de la même colonne.

Cependant, dans cette première investigation, concernant le contrôle adaptatif de la C.D.B, on considéra le procédé de distillation comme un système monovarié, où l'utilisation d'un algorithme de contrôle mono-entrée / mono-sortie (SISO) restait suffisant.

Par la suite, un nombre important de travaux apparurent dans ce domaine, nous retenons entre autres, les travaux de Dahlquist(1981); ce dernier s'intéressa particulièrement au contrôle multivarié du procédé de distillation (contrôle "dual" de qualité) en se basant sur différents schémas de découplage [voire section interactions], il s'en tint cependant à un algorithme SISO [38].

Ce n'est qu'à la fin des années quatre vingts que le contrôle STC multi-entrée / multi-sortie (MIMO) fut envisagé pour l'application réelle sur le procédé de distillation à l'échelle industrielle [37].

II.9.2 Présentation du procédé

Sastry et all ont conduit leur investigations sur la colonne de Wood et Berry (WOBE) [16].

Cette dernière constitue l'une des colonnes pilotes de référence[45] dans l'étude des performances de différents

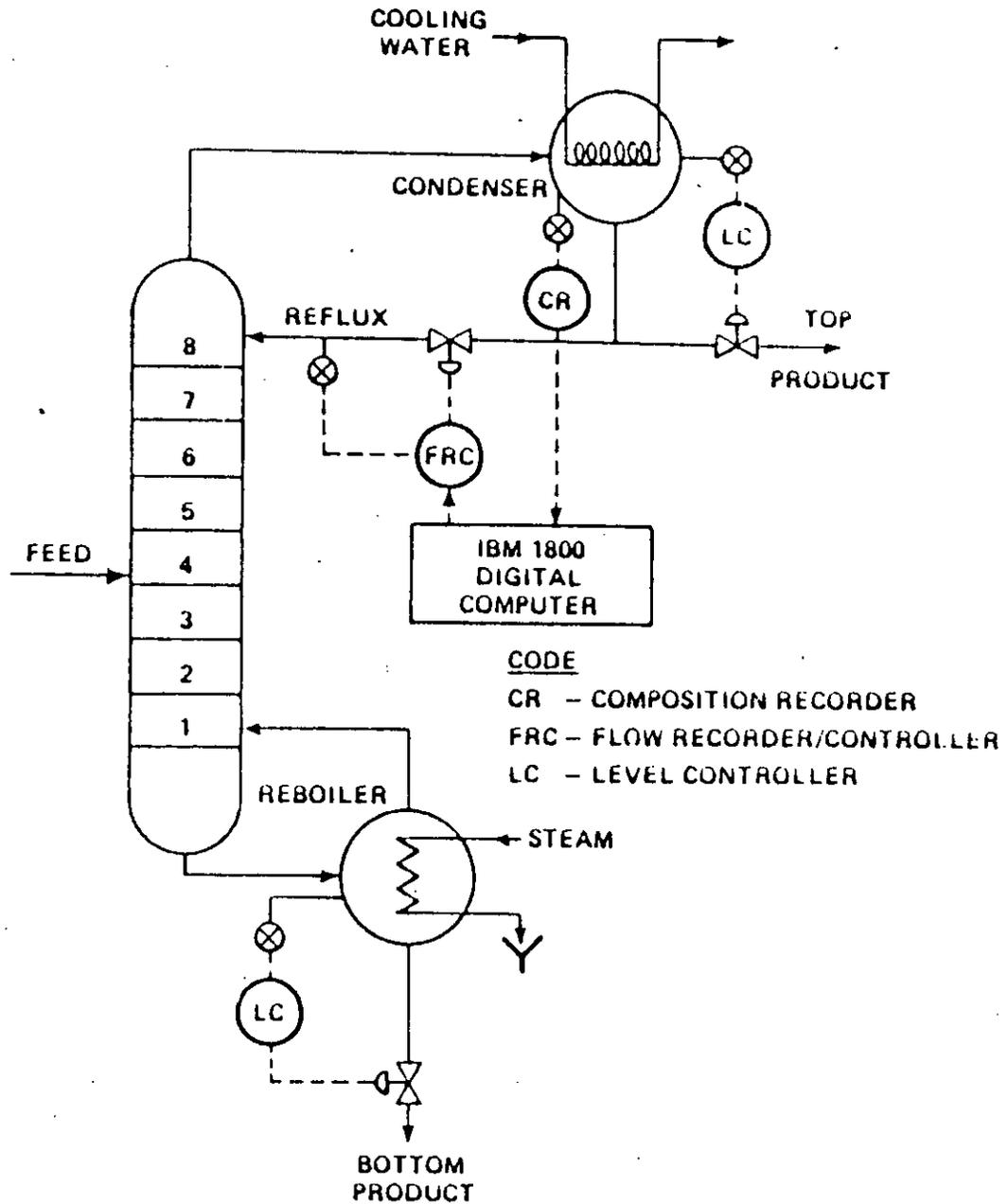


Fig.II.10. Diagramme de la colonne de distillation de Wood et Berry avec schéma de contrôle

Le schéma de la colonne pilote employée dans cette étude est illustré dans la figure (II.10) .

La colonne est destinée à séparer un mélange méthanol-eau, un

débit d'alimentation de 46.5% en poids de méthanol est introduit dans la colonne au quatrième plateau, le diamètre de la colonne est de 22.86 cm, la colonne comporte 8 plateaux de type bubble cap, la hauteur entre deux plateaux est de 30.48 cm, le rebouilleur est de type thermosiphon, le condenseur est total, la colonne opère à une pression atmosphérique, la mesure de composition du produit de tête est effectuée en continue avec une "cellule de capacitance", la colonne est reliée par une interface à un ordinateur numérique de type I.B.M 1800 qui permet l'acquisition des données et l'élaboration d'un algorithme de contrôle.

Pour la modélisation de la C.D.B, nous nous baserons sur le modèle de représentation développé, par identification, par Wood et Berry [16].

Ce modèle, qui caractérise globalement le comportement dynamique de la colonne, a été obtenu par des tests impulsions. La structure des fonctions de transfert a été approchée à l'ordre un avec retard, ce dernier ayant été déterminé graphiquement [enregistrement : sortie = fonction(temps)], les autres paramètres du modèle ont été déterminés par la méthode des moindres carrés [16].

Pour les conditions opératoires en régime permanent, présentés dans le tableau 1, ci-dessous, Wood et Berry (1973) ont établi le modèle empirique donné sous forme de fonction de transfert:

$$Y(s) = G_p(s) \cdot U(s) \qquad \text{Eq. II.9.1}$$

Tableau 1

composition du distillat	96% poids méthanol
composition du résidu	0.5% poids méthanol
débit de reflux	0.885 kg/min
débit de vapeur d'eau	0.776 kg/min
débit d'alimentation	1.11 kg/min
composition d'alimentation	46.5% poids méthanol

Le modèle de représentation du procédé est :

$$G(s) = \begin{bmatrix} \frac{12.8e^{-1s}}{16.7s + 1} & \frac{-18.9e^{-3s}}{21.0s + 1} \\ \frac{6.6e^{-7s}}{10.9s + 1} & \frac{-19.4e^{-3s}}{14.4s + 1} \end{bmatrix} \quad \text{Eq. II.9.2}$$

ou les entrées et les sorties sont des variables de déviation définies respectivement, deux à deux :

xd: composition du distillat.

xb: composition du résidu.

R: débit de reflux.

V: débit de vapeur d'eau.

Le modèle de représentation tel que défini dans (Eq.II.9.2), met en évidence le caractère multivariable du procédé de distillation (notamment pour le contrôle dual de qualité), l'étude des interactions s'impose.

Etude des interactions

Pour évaluer le degré d'interaction existant dans le système

dynamique représenté dans (II.9.2), nous ferons appel à la méthode de la matrice des gains relatifs statiques [Annexe B].
Evaluons le coefficient de Rijnsdorp μ :

$$\mu = \frac{G_{12}G_{21}}{G_{11}G_{22}} = 0.5 \quad \text{Eq. II.9.3}$$

Le gain relatif M du système à double entrée-sortie est:

$$M = \frac{1}{1-\mu} = 2.009 \quad \text{Eq. II.9.4}$$

d'où on déduit la matrice des gains relatifs:

$$\begin{bmatrix} 2.009 & -1.009 \\ -1.009 & 2.009 \end{bmatrix} \quad \text{Eq. II.9.5}$$

Le système est donc interactif.

Toutefois, étant donné que nous nous proposons de contrôler la qualité de tête de colonne, pour éliminer l'effet des interactions sur le haut de la colonne, nous maintenons le débit de vapeur constant.

Le modèle de représentation du haut de colonne se réduit donc à:

$$\frac{X_d}{R} = \frac{12.8 \exp(-s)}{16.7s+1} \quad \text{Eq. II.9.6}$$

Pour pouvoir traiter ce système par l'algorithme de commande proposé, nous procédons à l'échantillonnage [Annexe A] de ce dernier.

A cet effet, nous utiliserons le Logiciel CODAS pour échantillonner ce système continu (ce Logiciel comporte un échantillonneur bloqueur d'ordre zéro) .

Le choix de la période d'échantillonnage n'est pas arbitraire, [Annexe A].

Pour ce système, nous prendrons $T_e = 1 \text{ min}$ [24,28]; la fonction de transfert discrétisée est alors:

$$\frac{x_d(z)}{R(z)} = \frac{0.744}{z(-0.942+z)} \quad \text{Eq. II.9.7}$$

Une fois le modèle du procédé est discrétisé, nous redéfinissons les variables d'entrée et de sortie sous forme standard [23]

$$u(t) = \frac{R(t)}{\bar{R}}, y(t) = \frac{x_d}{\bar{x}_d} \quad \text{Eq. II.9.8}$$

ou \bar{R} , \bar{x}_d sont respectivement le reflux et la composition du distillat au régime permanent.

Le modèle du procédé discrétisé est :

$$\frac{y(t)}{u(t)} = \frac{0.007 z^{-2}}{1-0.942 z^{-1}} \quad \text{Eq. II.9.9}$$

ou $k=2$, est le retard du système discret.

A partir de (II.9.9), il est clair que le procédé discrétisé est à pôle stable et de type à phase minimale [Annexe A].

II.9.3 Simulation

A-Régulation

Le modèle du procédé présenté plus haut est soumis à une excitation échelon à partir de $t=20 \text{ min}$.

L'amplitude de l'échelon, dans le modèle discret, est choisie de telle sorte qu'elle produise une amplitude similaire sur la sortie au début de la perturbation à celle dans [S] dans le cas

de la simulation non linéaire [Annexe D].

L'amplitude de la perturbation échelon correspondante est donc

$$z = 0.0002$$

Procédure de démarrage de l'estimation

L'application du contrôleur STC sur les procédés industriels en général, et sur la C.D.B en particulier [17, 23] a montré que l'utilisation de ce dernier avec une méconnaissance totale des paramètres du système peut donner, dans la période initiale des résultats très médiocres.

Pour pallier à cet inconvénient, on fait tourner pendant 180 min, uniquement l'estimation des paramètres du contrôleur en introduisant à l'entrée, un signal riche en fréquences. L'identification en ligne est effectuée sur le procédé simulé. Les perturbations qui agissent sur le système, dues à l'environnement (température, etc...) sont modélisées par un bruit blanc discret de variance $v=0.01$ [28].

La séquence d'entrée est un bruit blanc discret de variance $v=1$ (signal riche en fréquences).

Les paramètres de l'estimateur sont:

$$P(0)=30001 \quad , \quad \lambda=1$$

La figure (II.9.1) montre l'évolution de l'estimation des paramètres. On remarque qu'au bout de cette période, la variation de ces derniers diminue jusqu'à la convergence.

à $t=180$ min, on prélève les valeurs des paramètres

$$g_0 = -0.005$$

$$g_1 = -0.0006$$

$$g_2 = -0.0003$$

$$f_1 = 0.9296$$

Après avoir obtenu une estimation préliminaire des paramètres du système, on procède à la régulation de ce dernier. Toutefois, on initialise dans l'algorithme d'estimation, le premier paramètre g_0 à un (1) pour éviter les problèmes de convergence dans l'algorithme de calcul.

Par la suite nous prendrons $\lambda=1$.

Les figures (II.9.2) et (II.9.3) représentent respectivement l'application du contrôleur STC pour le système soumis à une perturbation échelon positive et négative, la valeur de la matrice de covariance initiale est $P(0)=10001$. Nous remarquons qu'après un régime transitoire, dû à la méconnaissance exacte des paramètres du système comme l'indiquent les figures (II.9.2.c) et (II.9.3.c) pendant la période initiale, la sortie contrôlée (composition du distillat) revient à sa consigne (96%).

Pour évaluer l'influence de la valeur initiale de la matrice de covariance $P(0)$ sur les performances du régulateur, nous avons effectué plusieurs essais de simulation pour différentes valeurs $P(0)$, nous avons remarqué que plus on diminue cette valeur plus les paramètres du système convergent plus lentement. La figure (II.9.4) illustre ce comportement pour $P(0)=6001$.

Les tests précédents ont été effectués après estimation préliminaire des paramètres du procédé. Dans cet essai, nous considérons que les paramètres sont initialement nuls et nous appliquons sur le débit de reflux (la commande) des contraintes

[43], tel que:

$$0.75 \leq r \leq 1.02 \text{ kg/min}$$

la figure (II.9.5.c) montre que pour $P(0)=30001$, les paramètres du système sont identifiés plus rapidement que dans (II.9.2), toutefois à cause des contraintes imposées sur le débit de reflux, l'évolution de la commande est très oscillatoire (II.9.5.b), l'effet de ces contraintes apparaît aussi dans l'évolution de la sortie du procédé, où il subsiste une erreur statique (II.9.5.a).

A partir des tests précédents, nous pouvons dire que le contrôleur STC à variance minimale généralisée et avec estimation des paramètres par la méthode des M.C.R, présente des bonnes performances de contrôle malgré qu'il ne soit pas conçu pour des perturbations échelon [38].

Aussi; il est préférable en pratique, à cause des contraintes physiques, de procéder à une estimation préliminaire des paramètres afin d'améliorer la commande. Ainsi, son évolution sera plus en accord avec la nature de l'organe de commande (la vanne).

B-Contrôle

Dans les tests de simulations suivants, nous considérons l'application du contrôleur précédent sur le procédé pour le changement de consigne (composition du distillat). Ce dernier est effectué en considérant les contraintes précédentes sur la commande.

Les paramètres du contrôleur sont $P(0)=30001$, $\lambda=1$.

Nous considérons également dans les essais de contrôle ultérieurs, que le procédé est soumis à une perturbation aléatoire de variance $v=10^{-4}$.

Etant donné que le système est à phase minimale, nous avons $Q=0$. Les figures (II.9.6) et (II.9.7) représentent respectivement les résultats de l'action du contrôleur STC en réponse à l'augmentation de la consigne de 1%, puis à une diminution de 1.5% à partir de $t=20$ min selon [S]. Nous remarquons que le changement de consigne est accompagné par l'identification en ligne des paramètres (II.9.6.c), (II.9.7.c); Après un régime transitoire, la poursuite est réalisée. Toutefois, à cause des contraintes imposées sur le système, la commande présente un comportement oscillatoire (II.9.6.b), (II.9.7.b) qui risque de casser le système.

Afin d'améliorer les caractéristiques dynamiques du système (dépassement, oscillations), nous remarquons que l'augmentation de la valeur initiale de la matrice de covariance à $P(0)=10^4 I$ puis à $P(0)=10^5 I$, améliore de plus en plus la poursuite et contribue à diminuer les oscillations de la sortie contrôlée ainsi que le dépassement (II.9.8.A), (II.9.8.B). ceci conduit à stabiliser la commande qui devient de moins en moins oscillante.

C-Contrôle du procédé à dynamique variable

Les tests précédents ont été effectués pour un système (Haut de la colonne de WOBÉ) à paramètres constants.

Pour analyser les performances du contrôleur pour ce même système, mais à paramètres variables dans le temps, nous effectuons le test suivant connu sous le nom de la séquence de Vogel et Edgar [28]

à partir de $t=120$ min les paramètres du modèle deviennent:

$$A=[1 \quad -1] \quad .B=[0.1 \quad 0]$$

Nous utiliserons dans ce cas Le facteur d'oubli à trace constante [11.7.8] avec $\text{Trace}(P)=10000$.

Nous remarquons (fig.II.9.9) que l'algorithme d'estimation agit à deux reprises:

-en premier lieu, en réponse à la perturbation causée par le changement de consigne (en plus du bruit blanc).

-en second lieu, en réponse à la perturbation paramétrique.

Il développe donc de bonnes performances notamment vis à vis du changement de la dynamique du procédé.

D-Etude des interactions avec le bas de colonne non contrôlé

Considérons la matrice de transfert de Wood et Berry (Eq.II.9.2), la relation entre x_B et R est exprimée par la fonction de transfert:

$$\frac{x_B}{R} = \frac{6.6 \exp(-7s)}{10.9s+1}$$

Ainsi que pour le modèle du procédé (Eq.11.9.6) nous considérons la période d'échantillonnage $T_c = 1\text{min}$,et en passant par les variables standards:

$$\frac{y_2(z)}{\bar{x}_B} = \frac{x_B}{\bar{x}_B}$$

où \bar{x}_B est la composition du résidu au régime permanent.

Le modèle discret qui exprime la relation entre la composition du résidu et le débit de reflux sera exprimé par:

$$\frac{y_2(z)}{u(z)} = \frac{1.03z^{-8}}{1-0.91z^{-1}}$$

Les figures 11.9.10 et 11.9.11 représentent respectivement l'évolution de la concentration x_B du bas de colonne de WOBE pour la régulation du haut de colonne en réponse à une perturbation échelon positive (fig.11.9.2) puis à une perturbation échelon négative (11.9.3) .

EN effet, après avoir conduit la colonne à son point de fonctionnement, et étant donné qu'on s'intéresse particulièrement à la qualité de son distillat, la perturbation survenue sur cette dernière à la 20^{ème} minute, nécessite une action de contrôle, cette dernière devient une perturbation sur le bas de colonne qui s'éloigne de son point de fonctionnement, ce qui est dû à l'effet interactif du système dynamique global de la colonne de WOBE [voire ANNEXE B]

E-Comparaison des résultats d'application du contrôleur STC sur un modèle non linéaire (C) et le modèle de représentation de la colonne de WOBE.

Les résultats obtenus à partir du modèle de représentation se rapprochent de ceux du modèle non linéaire [Annexe D], ce qui confirme la validité de son utilisation (le premier) dans le domaine du contrôle auto-ajustable.

Estimation des paramètres

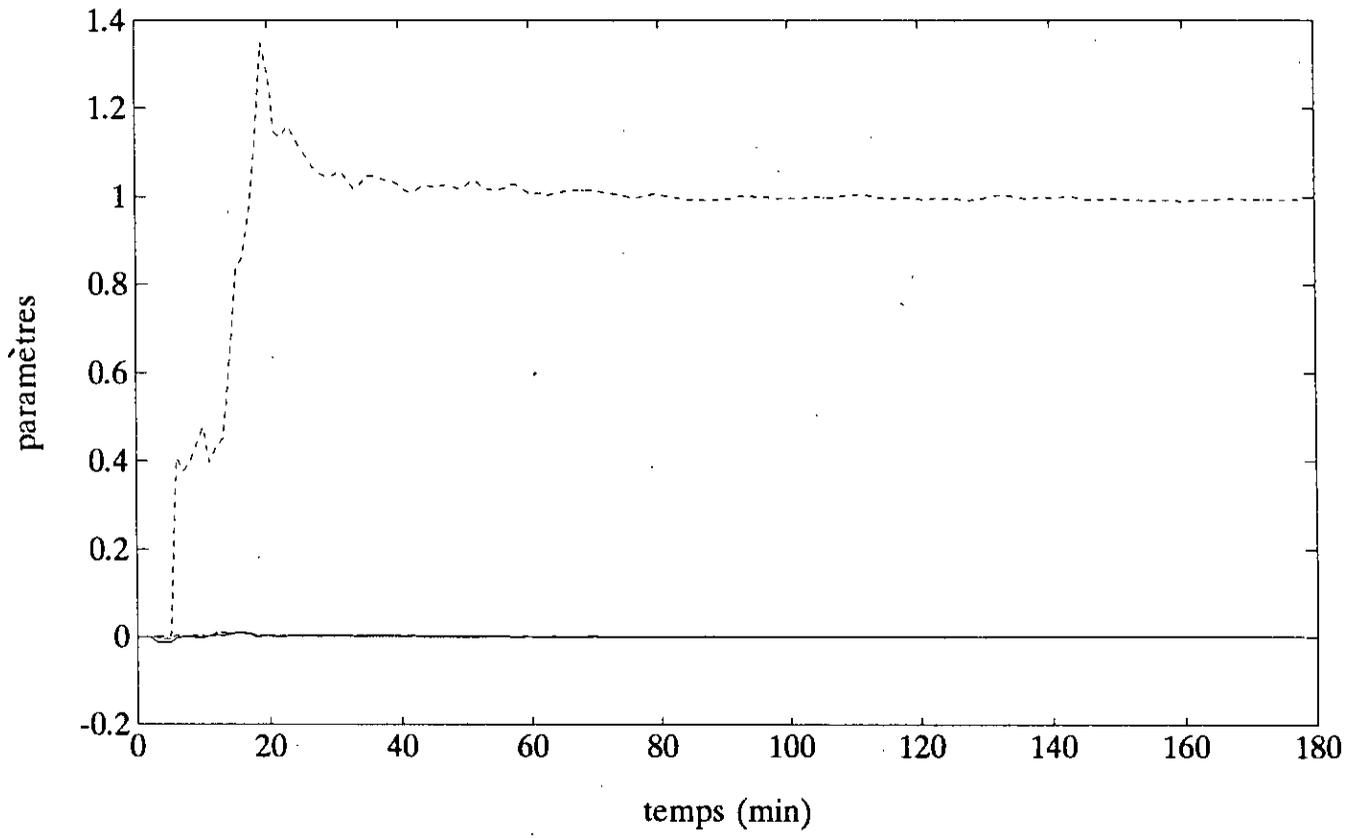


FIG.II.9.1 Estimation préliminaire des paramètres

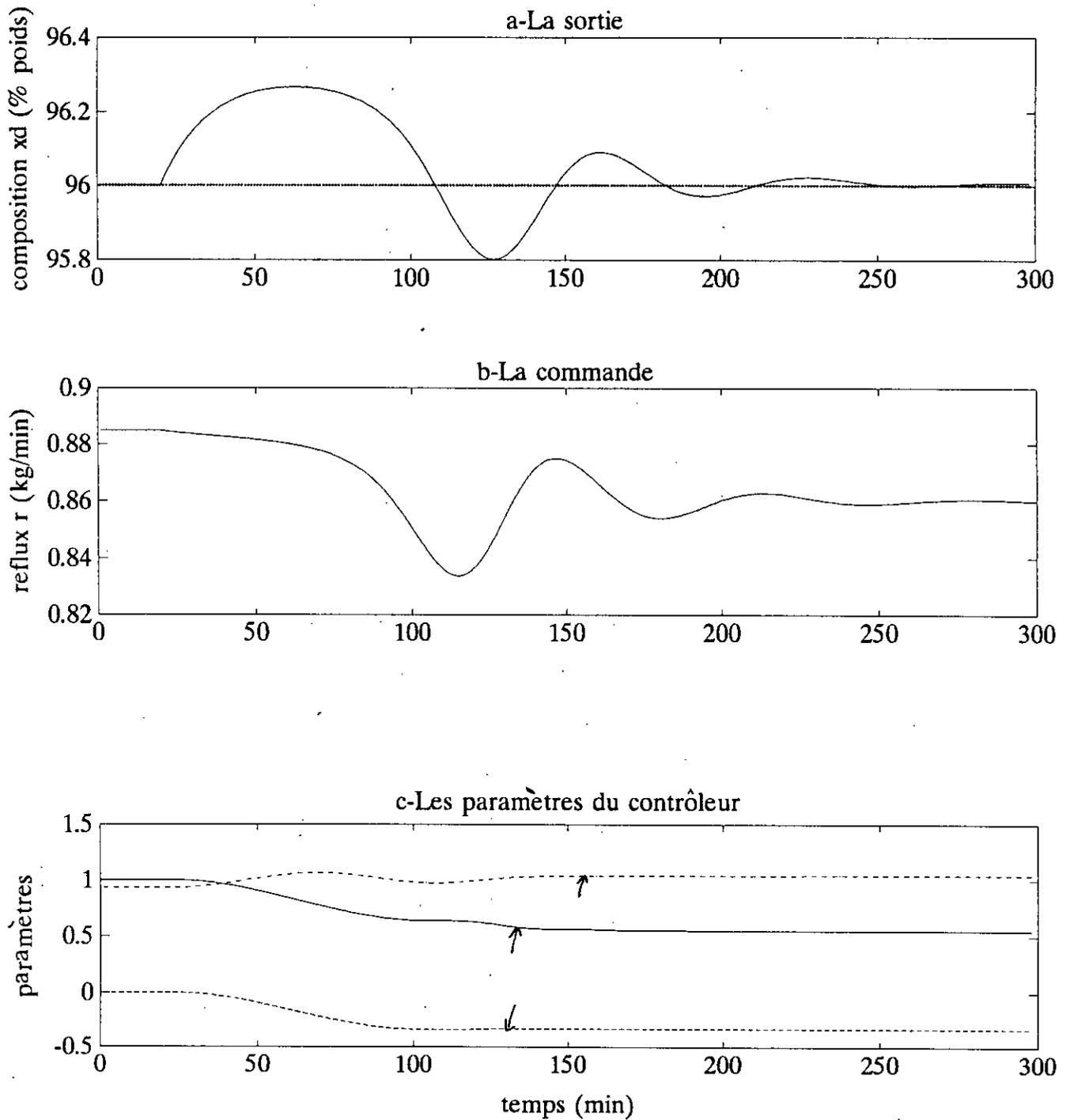


FIG.II.9.2 Régulation STR avec préestimation des paramètres pour une perturbation échelon positive.

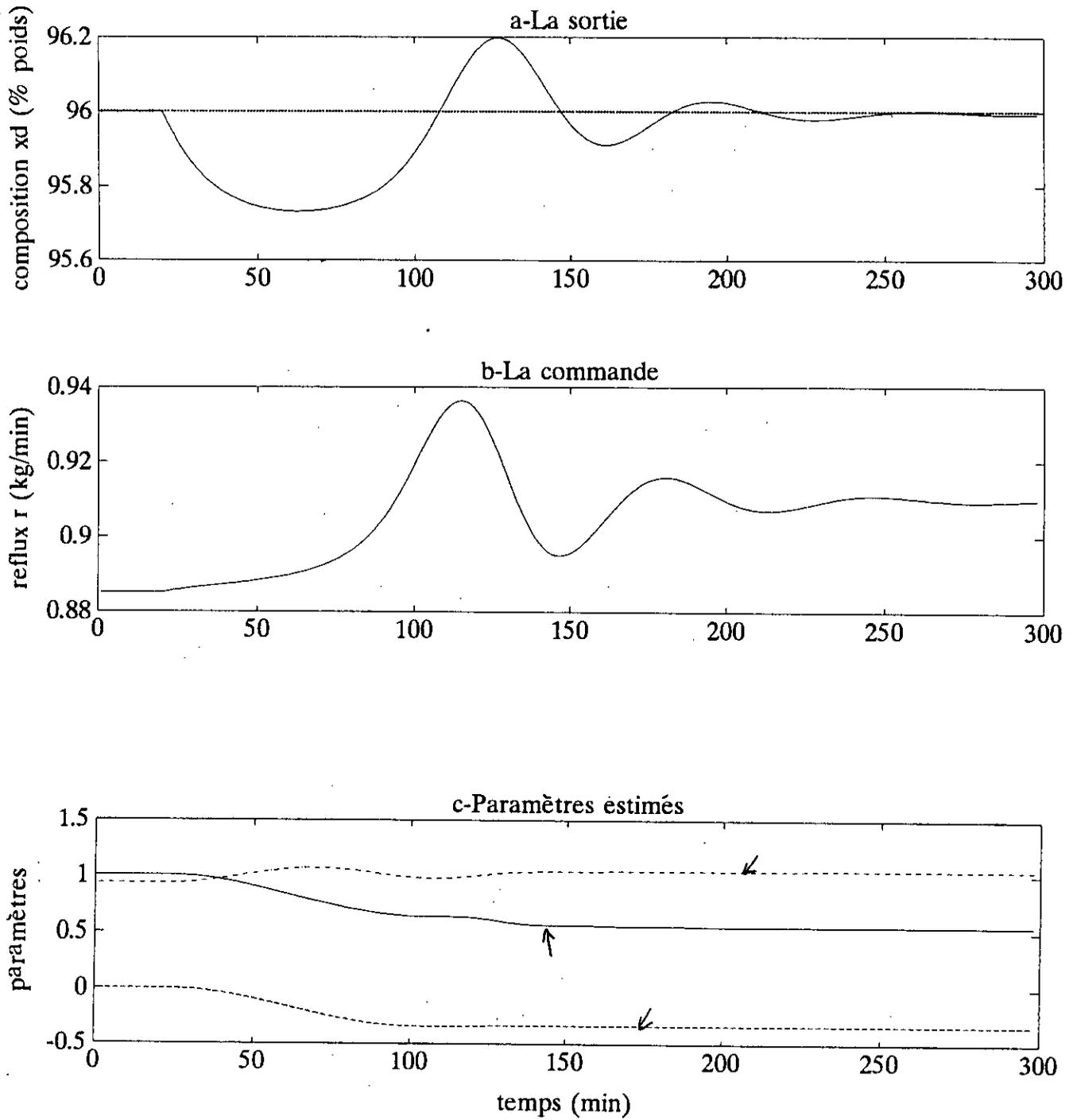


FIG.II.9.3 Régulation STR avec préestimation des paramètres pour une perturbation échelon négative.

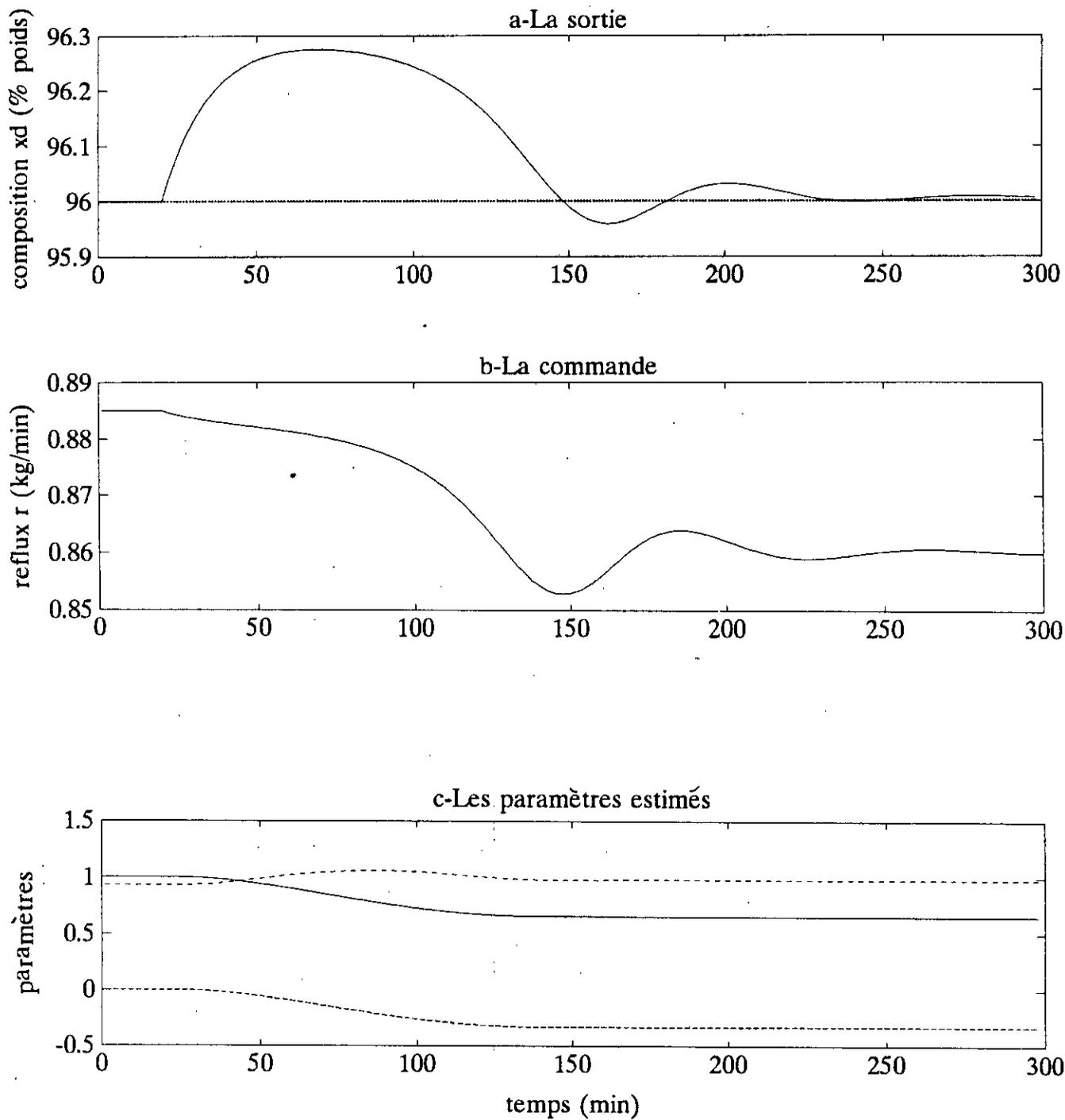


Fig.II.9.4 **Influence de la valeur initiale de la matrice de covariance sur les performances du régulateur STR.**

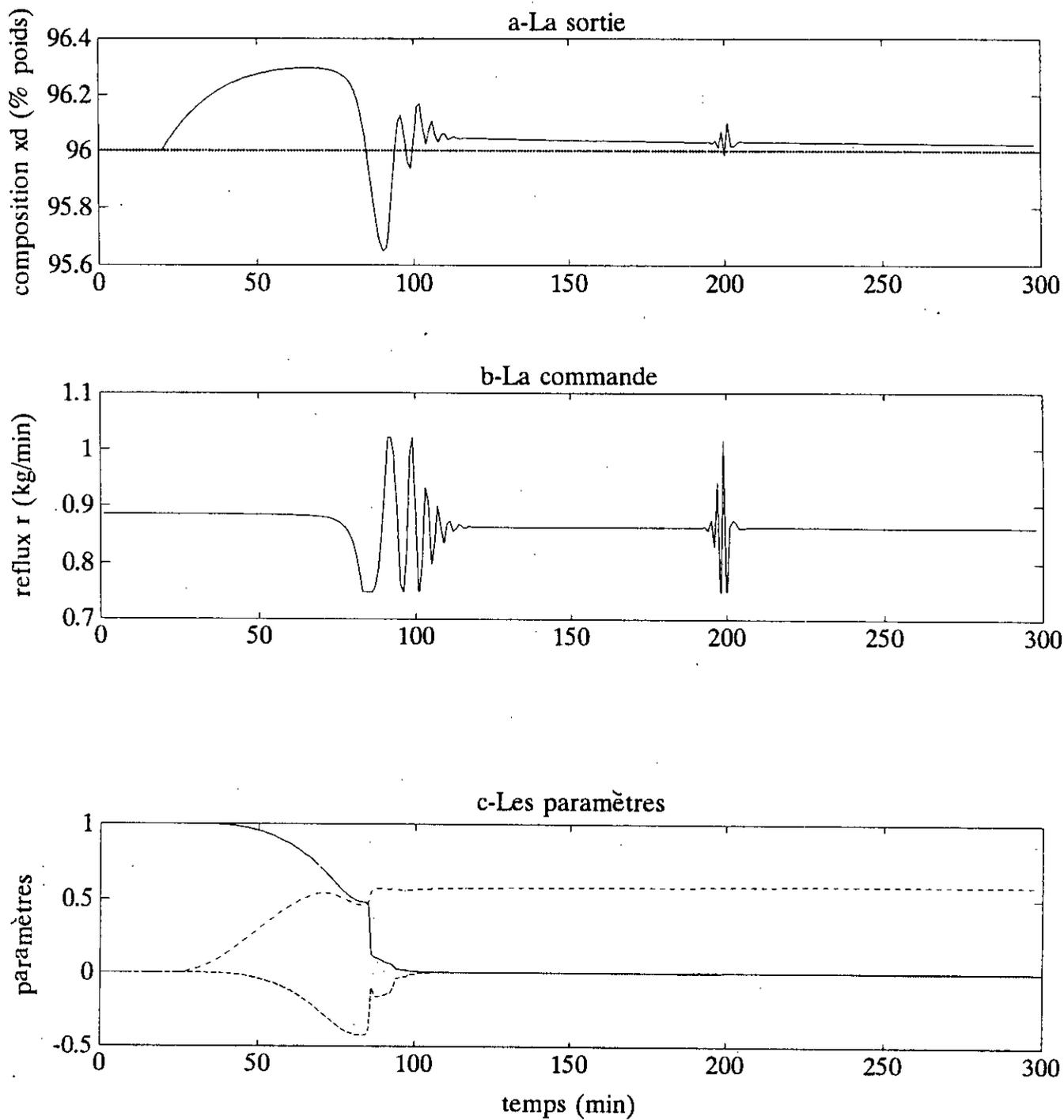


FIG.II.9.5 Régulation STR du haut de colonne de WOBE pour une perturbation échelon positive avec contraintes sur la commande.

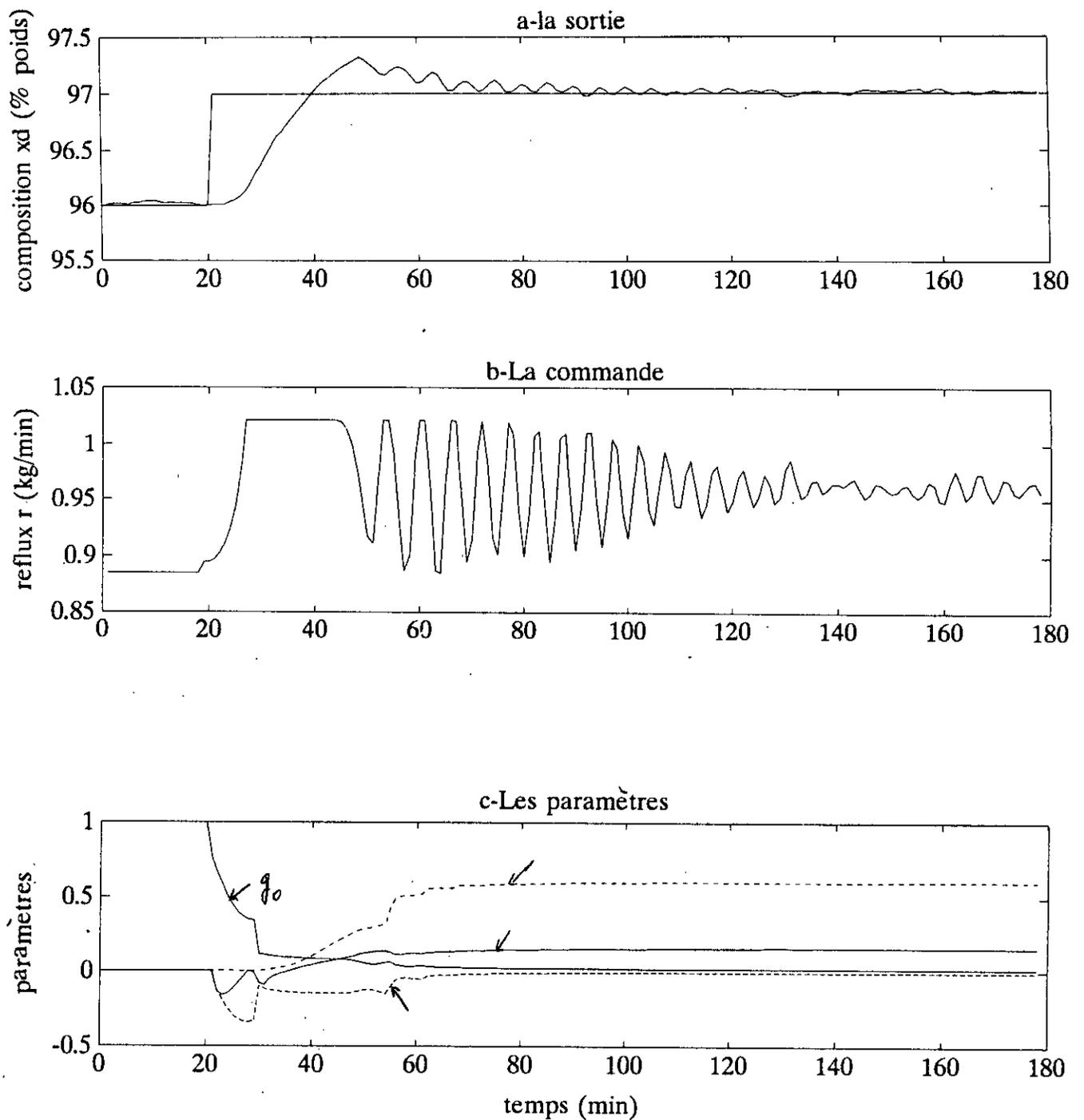


FIG.II.9.6 Contrôle STC du haut de colonne de WOBE pour une augmentation échelon de 1% de la consigne (avec contraintes).

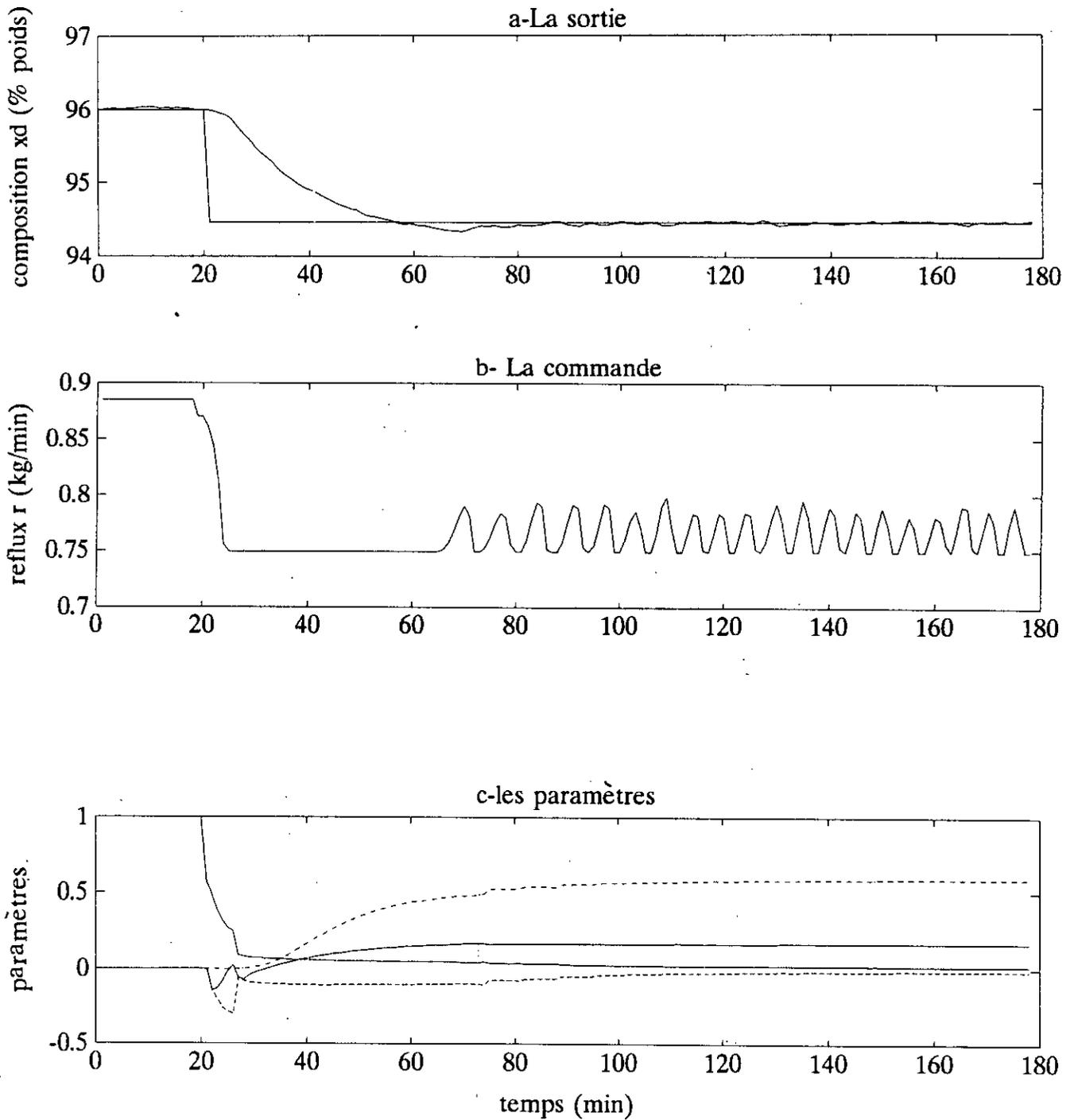


FIG.H.9.7 Contrôle STC du haut de colonne de WOBÉ pour une diminution échelon de 1.5% de la consigne (avec contraintes).

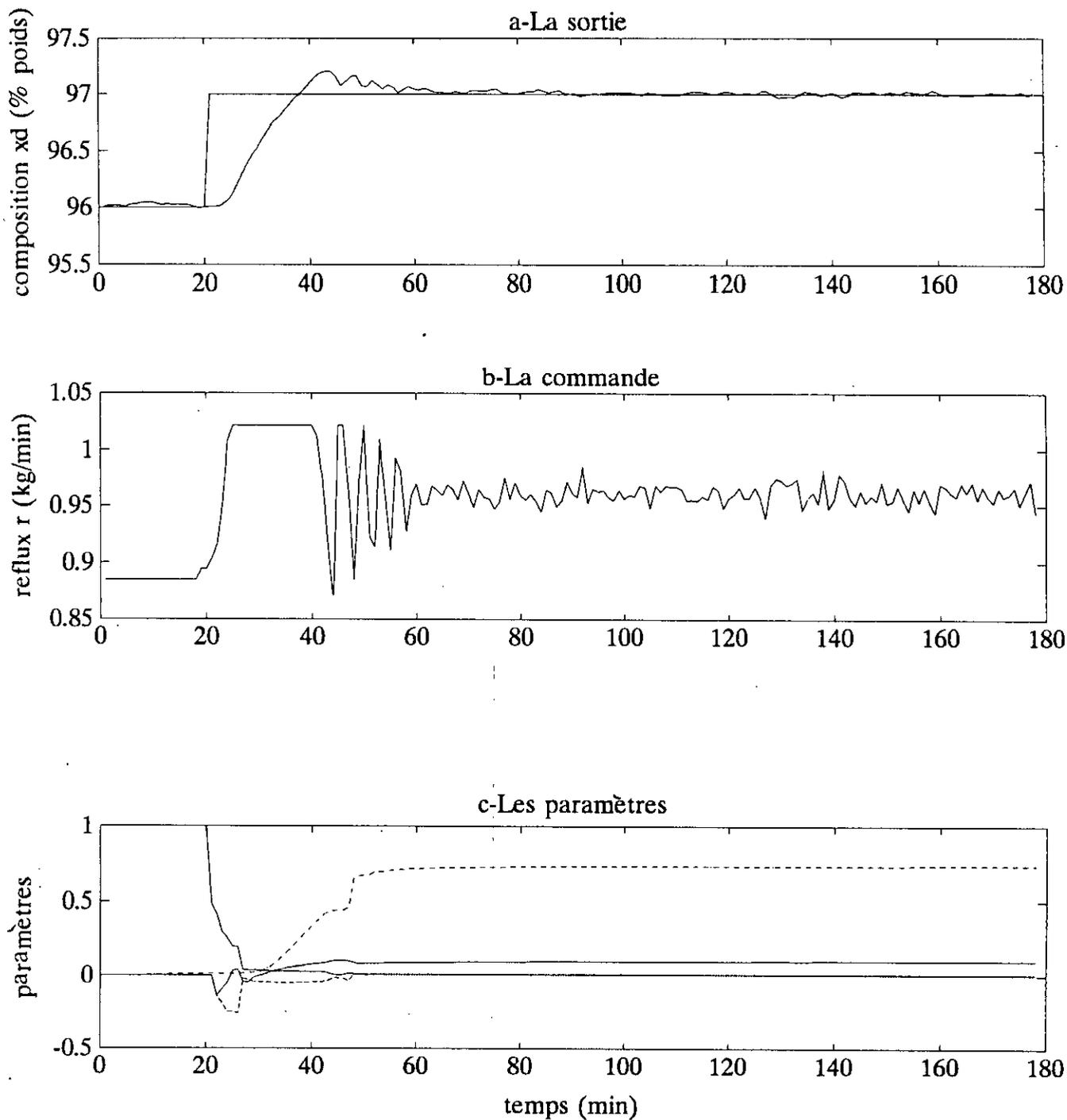


FIG.11.9.8. A. Influence de la valeur initiale de la matrice de covariance $P(0)$ sur les performances du contrôleur.

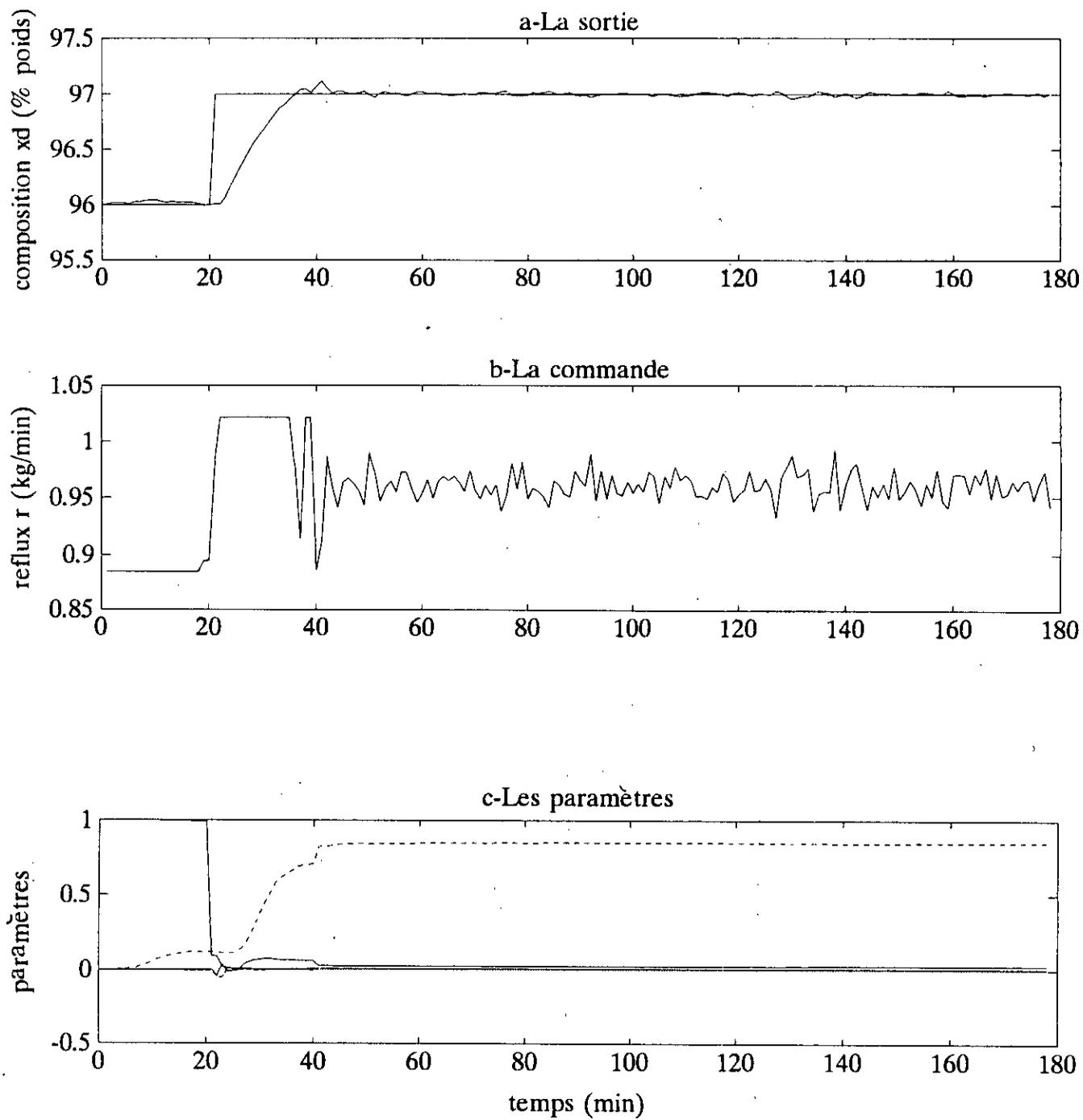


FIG.II.9.8.B Influence de la valeur initiale de la matrice de covariance $P(0)$ sur les performances du contrôleur.

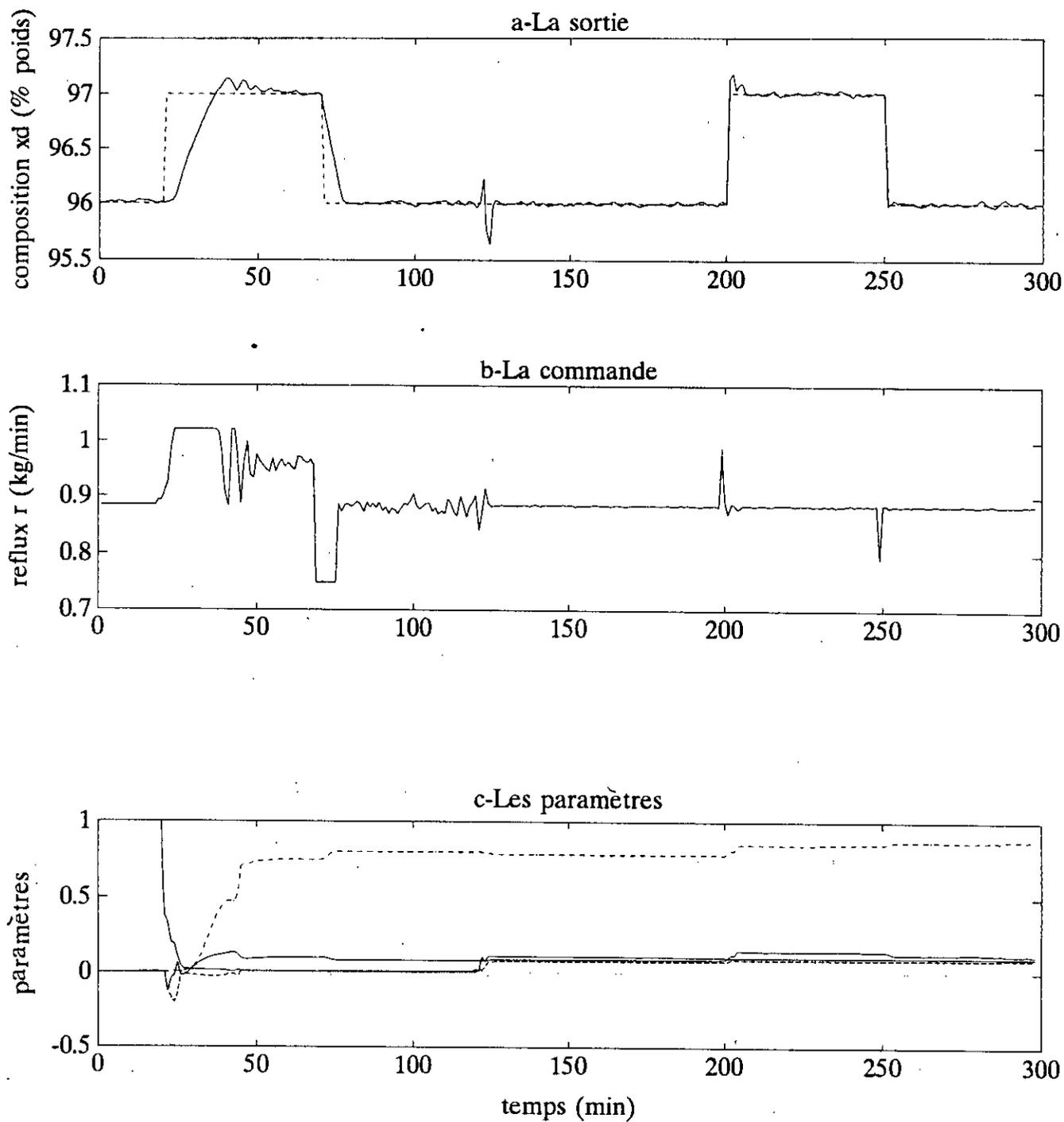


FIG.II.9.9 Contrôle STC du haut de colonne de WOBE avec dynamique variable.

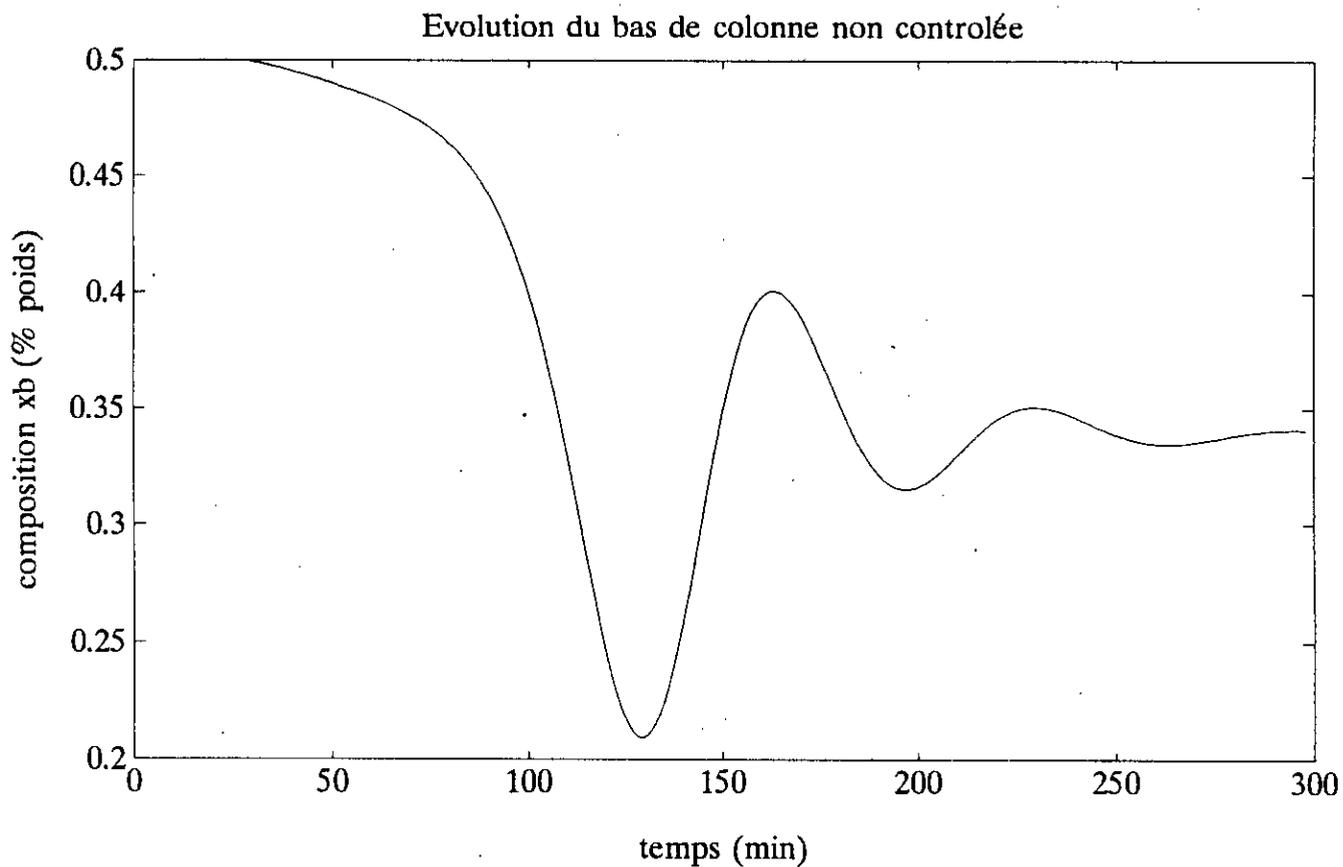


FIG.II.9.10 Effet de l'interaction de la boucle de régulation de la composition du distillat sur l'évolution de la composition du résidu dans le cas d'une perturbation échelon positive (FIG.II.9.2)

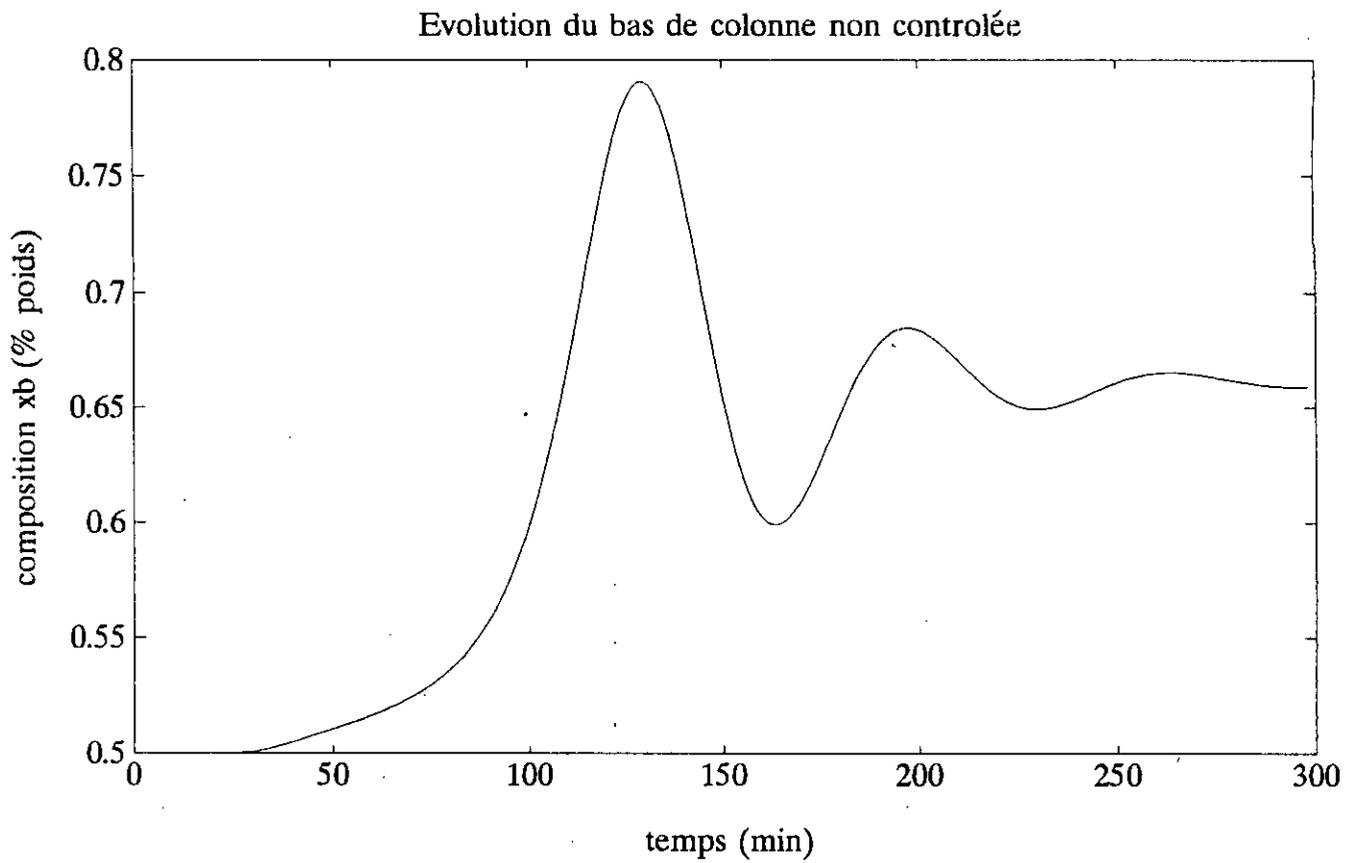


FIG.II.9.11 Effet de l'interaction de la boucle de régulation de la composition de tête de colonne de WOBÉ sur l'évolution du bas de colonne dans le cas d'une perturbation échelon négative (FIG.II.9.3)

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Malgrès le nombre important d'investigations dans l'étude du contrôle adaptatif du procédé de distillation, la mise en pratique de cette technique "moderne" de commande sur ce dernier, demeure rare à l'échelle industrielle.

Toutesfois ce travail nous a permis de nous familiariser avec la classe des modèles de représentation, qui constitue un outil précieux pour l'étude de la commande numérique des procédés. Aussi, la simulation de l'application du contrôleur STC sur le procédé de distillation binaire (modèle de représentation) a donné de bon résultats, aussi bien pour la régulation que pour le changement de la consigne, et de la dynamique du procédé. Cette étude nous a permis aussi, d'établir la relation entre le phénomène de couplage (interactions) et le changement du point de fonctionnement qui deviendrait un problème de taille, Dès qu'on s'intéresse au contrôle simultané des compositions du distillat et du résidu (contrôle dual de qualité).

Enfin, une étude expérimentale viendrait enrichir considérablement ce travail, particulièrement pour le cas du contrôle "dual" de qualité, auquel cas l'aspect économique du problème ne serait pas des moindres [20,36].

ANNEXES

A-Généralités sur La Théorie de L'échantillonnage

Introduction

Dans les trentes dernières années, le développement des systèmes de calcul numériques (ordinateurs, etc...) et des dispositifs d'analyse (chromatographie, etc...) dans le domaine du contrôle des procédés industriels (chimiques), contribua largement à l'élaboration de la théorie de l'échantillonnage.

Définition

La transformation d'un signal continu en un signal discontinu s'appelle échantillonnage du signal.

Un système échantillonné comporte toujours un organe qui coupe la chaîne d'action d'une façon forcée à une fréquence constante indépendante du régime de fonctionnement du système.

Cet organe s'appelle échantillonneur, il transforme la variable d'entrée continue en une séquence d'impulsions équidistantes. Généralement l'échantillonneur sert non seulement à transformer le signal mais à l'amplifier.

Le schéma ci dessous illustre le fonctionnement d'un échantillonneur bloqueur d'ordre zéro.

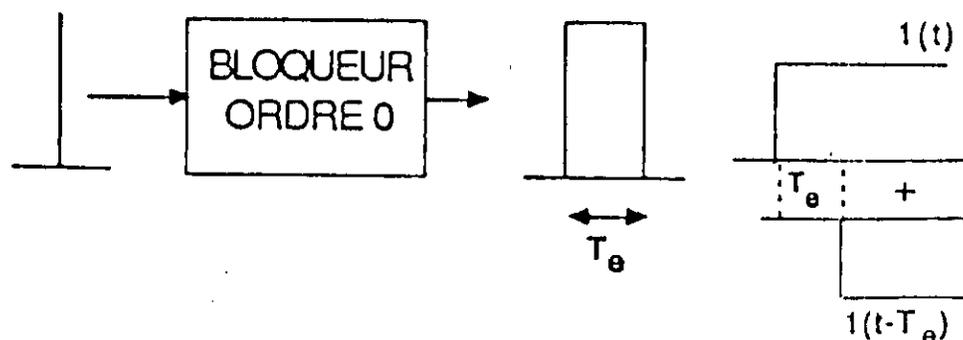


Fig. A.1

Définition de la Transformation z

Pour une période d'échantillonnage donnée T_e , la transformée en z d'un signal échantillonné $f_e(t)$ d'un signal continu $f(t)$ est défini par l'équation:

$$Z[f_e(t)] = f(0) + f(T_e) z^{-1} + \dots + f(nT_e) z^{-n} \quad \text{Eq.A.1}$$

où n est un nombre entier.

On appelle Z[] l'opération de la z transformée.

La relation entre la variable échantillonnée z et la variable de Laplace s est exprimée par:

$$z = \text{EXP}(T_e s) \quad \text{Eq.A.2}$$

Par cette relation, la transformée en z acquiert dans le domaine discret les mêmes propriétés qu'a la variable s dans le domaine de Laplace.

Choix de la fréquence d'échantillonnage

Le choix de la fréquence (période) d'échantillonnage pour le système de commande d'un procédé, se fait en fonction de la bande passante désirée pour le système en boucle fermée [32].

De sorte que pour pouvoir restituer un signal continu à partir de la séquence discrétisée, il faut que la fréquence d'échantillonnage vérifie la condition (Théorème de Shannon):

$$f_c > 2 f_{\text{max}}$$

Notion de Stabilité des systèmes échantillonnés

Un modèle linéaire échantillonné est décrit dans le cas général par:

$$\frac{y(t)}{u(t)} = \frac{\sum_{i=0}^n b_i z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^n a_i z^{-i}} \quad \text{Eq. A.3}$$

Pour que ce système soit asymptotiquement stable, il faut que toutes les racines du dénominateur de la fonction de transfert en z soient à l'intérieur du disque unité:

$$1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n} = 0 \rightarrow |z| < 1 \quad \text{Eq. A.4}$$

B- Généralités sur La mesure des Interactions

Dès le début des années soixante dix, plusieurs investigations ont été faites dans l'étude du contrôle des procédés chimiques multivariables.

Le procédé de distillation, s'est vu attribué un intérêt tout particulier du fait de l'importance des interactions liant ses variables dynamiques.

En effet, on constata rapidement que cette interactivité a pour effet de détériorer les performances requises pour le procédé contrôlé en boucle fermée [16], ce qui suscita l'élaboration de plusieurs méthodes empiriques pour la mesure des interactions [18] , à citer les plus connues:

-La méthode du coefficient d'interaction de Rijnsdorp (1965).

-La méthode des gains relatifs statiques de Bristol (1968).

On pouvait dès lors définir la notion d'interaction selon l'énoncé de Mc Farlane [18]:

"Les interactions des systèmes multivariables contrôlés en boucle fermée sont déterminées par les transmittances influençant la manière par laquelle une entrée de référence (consigne) $r_i(s)$, ou une entrée perturbatrice $Z_i(s)$ affecte l'ensemble des signaux de sortie y_j , et vice versa."

Cependant, cette notion demeurerait vague jusqu'à ce que dès le début des années quatre vingt, des travaux sur l'analyse des interactions des procédés, ont pu établir que ces dernières sont fortement affectées par les informations suivantes:

- 1-le modèle en régime permanent du procédé.
- 2-le modèle en régime dynamique du procédé.
- 3-la stratégie de contrôle (combinaison des variables de commande).
- 4-structure du contrôleur.

Si les informations précitées sont disponibles, alors les interactions du procédé peuvent être mesurées exactement et le comportement du procédé en boucle fermée devient bien déterminé.

A l'issue de cela, de nouvelles méthodes de mesure des interactions apparurent et cette fois ci basées sur le régime dynamique du procédé, à citer quelques unes:

- Méthode de la matrice directe de Niquist.
- Méthode de la matrice des gains relatifs dynamiques .
- Méthode de la décomposition par les valeurs singulières[15].

Méthode de la Matrice des Gains relatifs de Bristol

Malgrès le développement des méthodes de mesures des interactions citées ci-dessus, la méthode de Bristol demeure suffisante pour le procédé de distillation [29].

Cette technique consiste à comparer le gain du procédé pour une

paire: variable contrôlée / variable manipulable, donnée, en considérant que toutes les boucles de contrôle sont ouvertes, par rapport au gain obtenu avec toutes les autres boucles fermées [31]. Le rapport de ces deux gains est un terme adimensionnel qui est connu sous le nom de "gain relatif statique". Il est exprimé selon la relation:

$$m_{ij} = \frac{\Delta Y_i / \Delta U_j | \Delta U_k = 0}{\Delta Y_j / \Delta U_i | \Delta U_k = 0} \quad \text{Eq.B.1}$$

telle que $M = \{m_{ij}\}$ est dite matrice des gains relatifs.

Considérons un procédé à double entrée, double sortie défini par sa matrice de transfert:

$$\begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix}$$

La matrice des gains relatifs de ce procédé est:

$$\begin{bmatrix} m & 1-m \\ 1-m & m \end{bmatrix} \quad \text{Eq.B.2}$$

tel que le gain relatif statique est défini:

$$m = \frac{1}{1-\mu} \quad \text{Eq.B.3}$$

où μ est le coefficient d'interaction de Rijnsdorp :

$$\mu = \frac{G_{12}G_{21}}{G_{11}G_{22}}$$

Eq.B.4

-Dans le cas où $m=1$, on dit qu'il n'y pas d'interactions dans le système, le système est alors découplé.

-Dans le cas où $m=0$, on dit que la variable U_j ne peut être une commande pour la sortie Y_i (Eq.B.1).

-Dans le cas où $m = \infty$, ceci indique que la paire de variables sélectionnée pour le contrôle est valable seulement en absence des autres boucles fermées, ceci représente un cas extrême d'interaction [31].

Pour les autres valeurs de m , on dit que le système multivariable est interactif et que pour pouvoir utiliser des contrôleurs SISO il va falloir le découpler [25,26,27,28].

ANNEXE C

Données concernant la colonne de distillation de l'université de DELAWARE (USA) et conditions de fonctionnement en régime stationnaire [2,3].

nombre de plateaux	N : 10	
plateau d'alimentation	Ns : 5	
débit d'alimentation	F : 1,5	mol/min
composition de l'alimentation	xf : 0,5	
débit du distillat	D : 0,9	mol/min
composition du distillat	xd : 0,807	
débit du résidu	B : 0,6	mol/min
composition du résidu	xb : 0,039	
débit du reflux	R : 0,96	mol/min
débit de la vapeur	V : 1,86	mol/min
hold-up des plateaux	H _i : 0,35	mol
hold-up du condenseur	H _d : 7,33	mol
hold-up du rebouilleur	H _b : 5,65	mol

<u>numéro du plateau</u>	<u>composition</u>
rebouilleur	0,039
1	0,123
2	0,237
3	0,357
4	0,449
5	0,508
6	0,552
7	0,608
8	0,654
9	0,704
10	0,755
condenseur	0,807

- Coefficient de volatilité relative : 2,0
- Constante de temps du plateau θ : 1,0 min
- mélange à distiller Acetone-Benzene.
- Condenseur total.
- Rebouilleur de type thermosiphon.

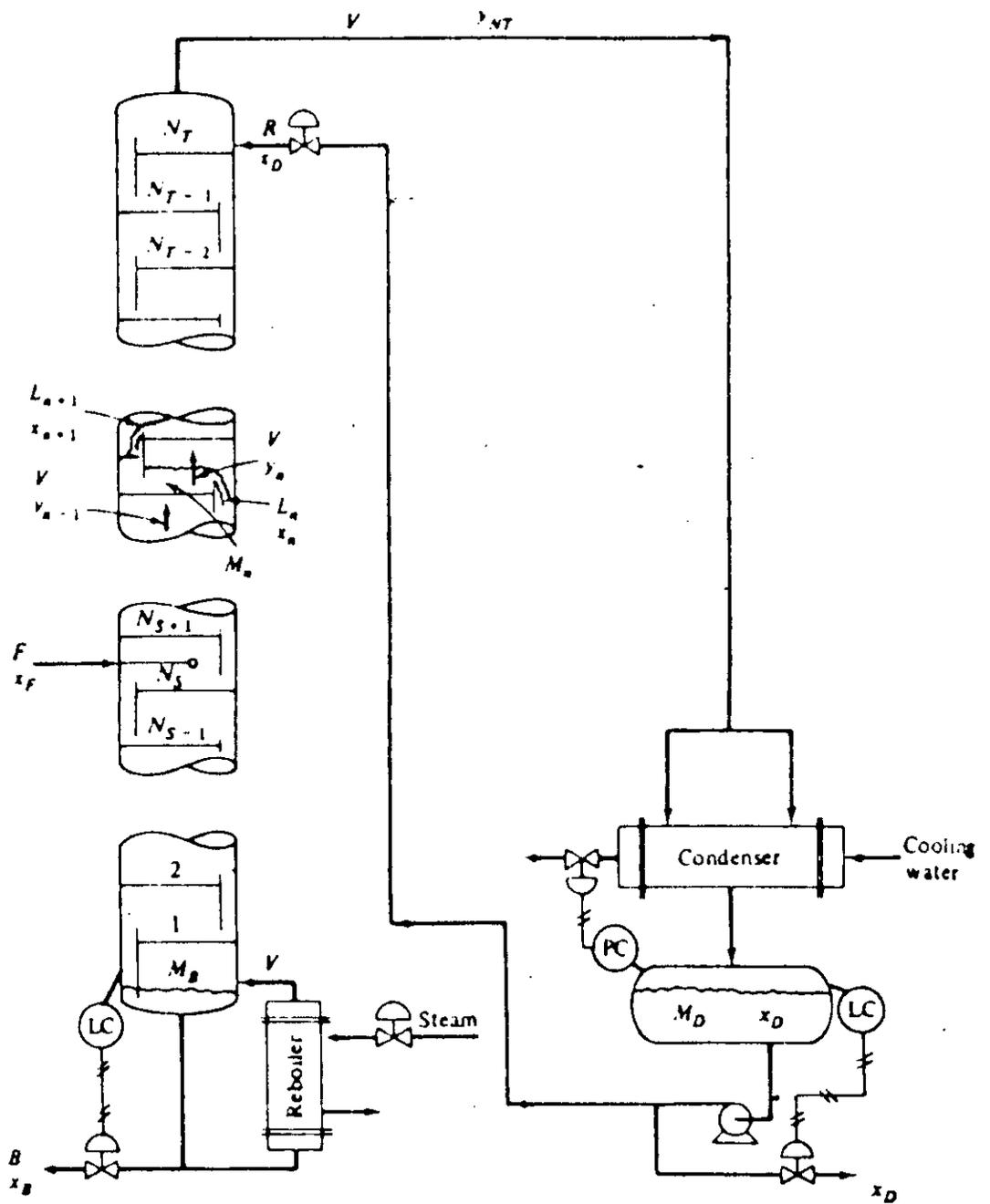


FIGURE 3-12
Binary distillation column.

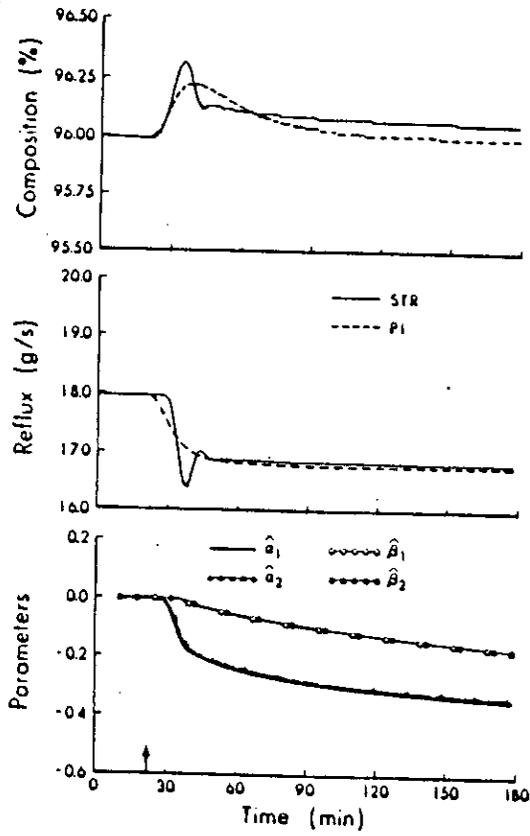


FIG. 3. Simulated response for 3.5 g/sec increase in feed rate.

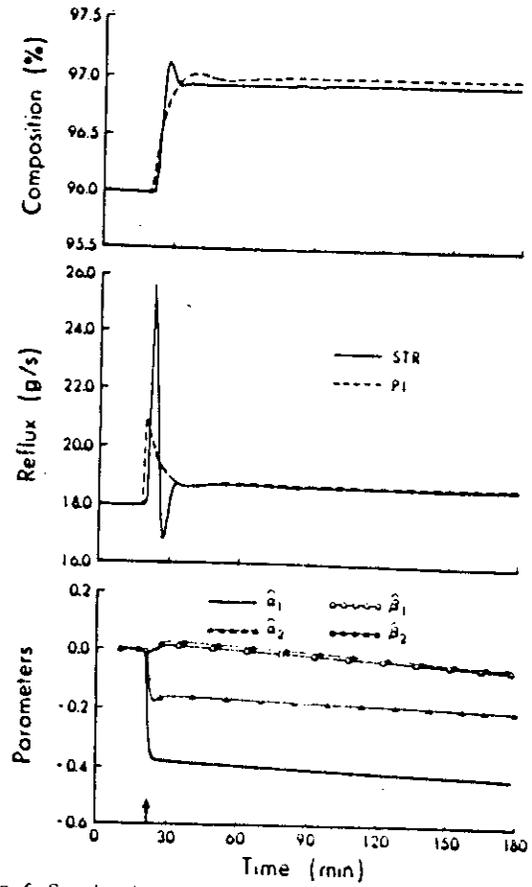


FIG. 5. Simulated response for 1% increase in composition setpoint.

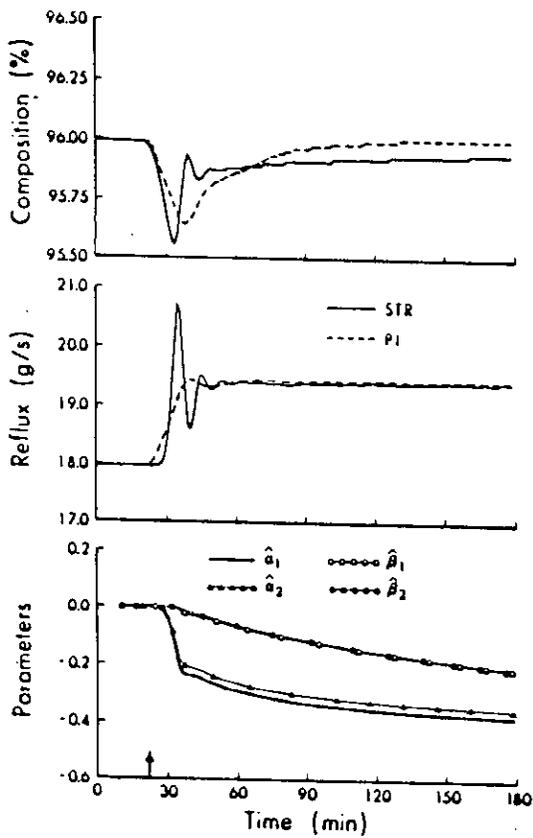


FIG. 4. Simulated response for 3.5 g/sec decrease in feed rate.

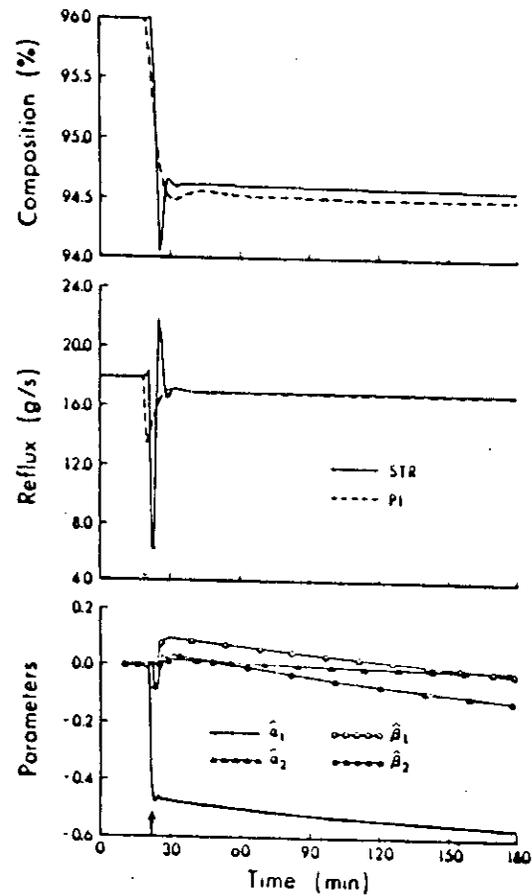


FIG. 6. Simulated response for 1.5% decrease in composition setpoint.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] W.L.LUYBEN, Process Modeling, Simulation and Control for chemical engineers, Mc GRAW.HILL, 8th printing(1985).
- [2] W.L.LUYBEN, V.S.VERNEUIL, J.R and J.A.GERSTER
" Experimental transient response of a pilot plant distillation column: PART IV : Response of a ten-tray column " , A.I.Ch.E J, vol 10 , N^o3, may 1964, pp 357-364.
- [3] R.E.LEVY, A.S.FOSS and E.A.GRENŞ, " Response modes of a binary distillation column " ,Ind.Eng.Chem.Fund, vol 8, N^o4, nov 1969, pp 765-776.
- [4] A.M.PEISER and S.S.GROVER, " Dynamic simulation of distillation tower " , Chem.Eng.Prog, vol 58, N^o9, sept 1962.
- [5] P.HARRIOTT, process control, ed T.M.H 1972, 6th reprint 1984.
- [6] HUCKABA, F.P.MAY and F.R.FRANKE, " An analysis of transient conditions in continuous distillation operations ", Chem.Eng.Prog.Sym. series, N^o46, vol 59, 1963.
- [7] N.J.TETLOW, D.M.GROVES and C.D.HOLLAND, " A generalized model for the dynamic behavior of distillation column ", A.I.Che.J, vol 13, N^o3, May 1967, pp 476-485 .
- [8] S.KUMAR, J.D.WRIGHT and P.A.TAYLOR, " Modeling and dynamics of an extractive distillation column ", Can.Jour.Chem.Eng. vol 62, dec 1984, pp 780-789.
- [9] R.S.H.MAH, S.MICHAELSON and R.W.H.SARGENT, " Dynamic behavior of multi-component multi-stage systems numerical methods for the solutions " Chem.Eng.Sci. vol 17, pp 619-639, 1962.
- [10] KING, Separation processes, ed Mc GRAW-HILL, 2nd ed, 1980.
- [11] TRAYBAL, MASS transfer operation, ed Mc GRAW-HILL.
- [12] SMITH, Design of equilibrium stage processes, ed Mc GRAW-HILL 1968.

- [13] E.F.WAHL and P.HARRIOTT, " Understanding and prediction of the dynamic behavior of distillation columns ",
Ind.Eng.Chem.Proc.Des.Dev. , vol 9 , N^o3 ,pp 396-407, 1970.
- [14] H.NICHOLSON and B.H.SWANICK, Self-Tuning and Adaptive control : theory and applications I.E.E control engineering series, 1981.
- [15] H.LAU, J.ALVAREZ, JENSEN, " Synthesis of control structures by singular value analysis : Dynamic measures of sensitivity and interaction " , A.I.Che.J, vol 31, N^o3, pp 427-439, 1985.
- [16] R.K.WOOD and M.W.BERRY, " Terminal composition control of a binary distillation column " , Chem.Eng.Sci. , vol 28, pp 1707-1717, 1973.
- [17] J.D.LANDAU et L.DUGARD, Commande adaptative : Aspects pratiques et theoriques, ed MASSON, 1986.
- [18] N.JENSEN, D.G.FICHER, S.L.SHAH, " Interaction analysis in multivariable control systems " , A.I.Che.J, vol 32 N^o6, 1986, pp 959-970.
- [19] M.MORARI, S.S-KOGESTAD, " L.V control of high purity distillation column ", Chem.Eng.Sci, vol 43, N^o1, 1989 pp 33-48.
- [20] W.L.LUYBEN, " Steady state energy conservation aspect of distillation columns control systems design "
Ind.Eng.Chem.Fund, vol 14, N^o4, 1974, pp 321-325.
- [21] KEITH F.SHONEMAN and JACK A.GERSTER, " Feed-back control of enriching column ", A.I.Che.J, NOV 1970, pp 1080-1086
- [22] W.L.LUYBEN and J.A.GERSTER, " Feed-forward control of distillation columns ", Ind.Eng.Chem.Proc.Des.Dev, vol 3, N^o4, 1964, pp 374-380.
- [23] V.A.SASTRY D.E.SEBORG, R.K.WOOD, " Self-tuning regulator applied to a binary distillation column, Automatica, 13, 1977 pp 417-424.

- [24] R.Mc GINNIS, R.K.WOOD, " Control of binary distillation column utilizing a simple control law", Can.Jou.Chem.Eng, vol 52, Dec 1974, pp 806-809.
- [25] W.L.LUYBEN, " Distillation decoupling " , A.I.Che J., March 1970, pp 198-203.
- [26] T.J.Mc AVOY, "Interaction analysis principles and applications" ,instrument soc of america monographie serie 6, 1983.
- [27] I.LUNG, CHIEN, D.E.SEBORG, D.A.MELlichAMP, " Self tuning control with decoupling " , A.I.Che.J, JULY 1987, vol 33, N^o7, pp 1079-1088.
- [28] K.WALLER, " Decoupling in distillation ", A.I.Che.J., vol 20, N^o 3,1974, pp 592-594.
- [29] T.J.Mc AVOY, " Connection between relative gain and control stability and design " , A.I.Che.J, vol 27 N^o4, July 1981.
- [30] G.STEPHANOPOULOS, Chemical process : An introduction to theory and practice, chap 24 ,Chap 31, ed Prentice.HALL.INC 1984.
- [31] F.G.SHINSKEY, Distillation control, Mc GRAW-HILL, NEW YORK 1977.
- [32] I.LANDAU, Identification et commande des systèmes, ed HERMES, PARIS, 1993.
- [33] K.J.ASTROM, " Theory and application of adaptive control, a survey ", Automatica, vol 19, N^o5, 1983.
- [34] K.NAJIM, G.MURATET, Pratiques de la rōgulation numōrique des processus industriels, Ed.MASSON 1983.
- [35] CHALAM, Adaptive control systems, techniques and application, E.E.E 139, MARSEL DEKKER, INC, 1987.

- [36] G.NIELSEN, " Distillation column with a heat pump ",
Presented at : Chemdata 88, EUFCHE XIX CONGRES on the use
computers in chemical engineering. GOTEBOG 13-15 JUNE, 1988.
- [37] C.S.NIELSEN, H.W.AWDERSEN, H.BRABRAND and S.B.JORGENSEN,
" Adaptive dual composition control of a binary distillation
column with a heat pump ", 1988 IFAC adaptive control of
chemical processes Denmark 1988.
- [38] S.A.DAHLQVIST, " Control of a distillation column using
self-tuning regulators ", Can.Jou.Chem.Eng, vol 59,
Feb 1981.
- [39] D.E.SEBORG, J.F.EDGAR, S.L.SHAH, " Adaptive control
strategies for process control, a survey ",
A.I.Che.J, vol 32, N⁻6, JUNE 1986.
- [40] D.E.LUPPER and J.R.PARSONS, " A predictive control systems
for distillation columns ", Chem.Eng.Prog, vol 58, N⁻9 1962.
- [41] N.F.JEROME, W.H.RAY, " High performance multivariable control
strategies for systems having time delays ",
A.I.Che.J, vol 32, N⁻6, JUNE 1986.
- [42] K.J.ASTROM, U.BORISSON, B.WITTENMARK, " Theory and
application of self-tuning regulators ",
automatica, vol 13 ,1977 pp 457-476.
- [43] H.W.ANDERSEN and M.KUMMEL, S.B.JORGENSEN, " Dynamics and
identification of binary distillation column ",
Chem.Eng.Sci, vol 44, N⁻11, 1989, pp2517-2581.
- [44] J.P.SHUNTA, W.L.LUYBEN, " Comparaison of stepping and general
complex inversion techniques in calculating the frequency
responce of binary distillation columns ",
Ind.Eng.Chem.Fund, vol 8, N⁻4, NOV 1969, pp 838-840.
- [45] H.W.ANDERSEN, M.KUMMEL, " Tuning of dual composition
distillation column control ", Chem.Eng.Sci, vol 44, N⁻3,
pp 619-630, 1989.
- [46] A.BOUZIDA, A.NAIT SEGHIR, Commande adaptative directe
des systomes multivariables, P.F.E 1993 , E.N.P.

[47] P. CARINI, R. MICHELI and R. SCATTOLINI; "Multirate self-tuning predictive control with application to binary distillation column", Int. J. Syst. Sci., Vol 21, N° 1, 1990, pp 51-64.

[48] KURT V. TWALLER, "On inverse response in process control", Ind. Eng. Chem., Fun., vol 14 N° 3, 1975.