

18/97

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE
DE GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE

OPTION: AUTOMATIQUE



PROJET DE FIN D'ETUDES
En vue de l'obtention du diplôme
d'ingénieur d'état en automatique

THEME

**COMMANDE PREDICTIVE
GENERALISEE ADAPTATIVE
APPLICATION A UN ROBOT
MANIPULATEUR**

PROPOSE PAR :
M.S. BOUCHERIT.

ETUDIE PAR :
M. MOUZAÏKA.
A. ZAÏDI

DIRIGE PAR :
M.S. BOUCHERIT.
N. BALI.



Annee Universitaire 1996/1997

ENP 10 avenue Hassen Badi El-Harrach -ALGER

ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DER GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE

OPTION: AUTOMATIQUE



PROJET DE FIN D'ETUDES

**En vue de l'obtention du diplome
d'ingénieur d'état en automatique**

THEME

**COMMANDE PREDICTIVE
GENERALISEE ADAPTATIVE
APPLICATION A UN ROBOT
MANIPULATEUR**

**PROPOSE PAR :
M.S.BOUCHERIT.**

**ETUDIE PAR :
M MOUZAÏKA
AZAÏDI**

**DIRIGE PAR:
M.S.BOUCHERIT.
N.BALI.**



Année Universitaire 1996/1997

ENP 10 avenue Hassen Badi El-Harrach -ALGER

Je dédie ce modeste travail à:

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

ma Très chère MERE : AOUDA.
mon chér PERE : RABAH.
ma chère soeur NADIA.

A:
Celle qui va être la mère de mes enfants.....

A:
Mon grand père YAHIA, à la mémoire de mon grand-père AMAR.

Mes grands-mère LOUIZA, HADJILA, TASSAADIT.

A:
tous mes oncles surtout abdelouahab, salah, mohamed, saïd, leurs femmes, et leurs
enfants: hanane, abdelghani, rachid.....

tous mes tantes surtout ZAHIA, leurs maries, et leurs enfants.....

A:
Tous mes amis

mustapha, rachid, djamel, abdelrazek, moussa, karim, kader, hakim, ali, mourad,
mohamed 1, 2.....

mes grands-frères ahmed aoudi, mohamed bourkeb, ali rabia.....

et à:
Toute personne m'a soutene de prés ou de loin dans mon parcours des etudes.

et à:
toute personne qui vive et travaille pour le bonheur de l'humanité.....

ABDESSAMED

Jé dédie ce travail à:

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
École Nationale Polytechnique

La mémoire de mon père.

Ma chère mère, qui je dois beaucoup.

Mes frères mohamed.....^àsalim, à ma soeur.

A:

La mémoire de mes grands-parents.

Ma grand-mère ZOHRA.

A:

Mes belles soeurs

A:

Toute la famille, en particulier Ahmed.

A:

*mes amis avec qui j'ai passé des moments inoubliables en particulier:
mahroug, ali, abdelkader, toufik, mohamed, abdelrahmane, m'naour, moussa,
abdellah kadaï, mezdour fethi et mohamed yacine que je le souhaite de guérir
le plutôt possible.*

MUSTAPHA

AVANT PROPOS



Le travail que nous présentons dans ce mémoire a été effectué à l'Ecole Nationale Polytechnique.

En premier lieu , nous tenons à remercier Monsieur M.S.BOUCHERIT, Docteur à l'Ecole Nationale Polytechnique, d'avoir proposé et dirigé notre travail.

Nous remercions vivement Mr.N.BALI. pour toutes les suggestions et les discussions enrichissantes dont il nous a fait bénéficier au cours de notre travail.

Nous adressons également nos sincères remerciements à Mr.A.BENALIA.pour leur aide et encouragements.

Nous ne saurons oublier dans nos remerciement tous les membres de la bibliothèque et de périodique et spécialement : salah, krimo, sabina.

Ainsi qu'aux membres de jury ayant accepter de le juger.

A tous ceux qui nous ont soutenus tout au long de nos études.Nos famille ont de ceux -là.

TABLE DES MATIERE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
----------------------------	---

CHAPITRE I : COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE.

INTRODUCTION.....	3
I.1. DIFFERENTS ALGORITHMES DECOMMANDE PREDICTIVE.....	3
I.1.1. Poursuite et régulation à objectifs indépendants.....	3
I.1.2. Variance minimale.....	4
I.1.3. Variance minimale généralisée.....	4
I.1.4. Placement de pôles (pp).....	5
I.1.5. La commande prédictive généralisée.....	5
I.2. MODELE LINEAIRE UTILISE.....	5
I.3. CALCUL DE PREDICTEUR.....	6
I.4. RESOLUTION DE L'EQUATION DIOPHANTINNE.....	8
I.5. LOI DE COMMANDE.....	10
I.5.1. Critère quadratique.....	10
I.5.2. Prédiction de la sortie à j-pas.....	10
I.5.3. Calcul de la commande.....	12
I.5.4. Introduction de l'horizon de commande NU.....	12
I.6. STRUCTURE DE REGLAGE.....	13
I.7. EXTENSION DE LA COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE.....	15
I.7.1. Critère de commande.....	15
I.7.2. Calcul de prédicteur.....	15
I.7.3. Filtrage de la commande et de la sortie.....	17

CHAPITRE II : SYNTHÈSE DE LA GPC PAR DES EXEMPLES.

INTRODUCTION.....	18
II.1. ETUDE DE LA PERFORMANCES DE LA GPC.....	18
II.2. ETUDE DE LA ROBUSTESSE DE LA GPC.....	20
II.2.1. Influence de variation des paramètres de la GPC.....	20
II.2.2. L'influence de variation des paramètres de la GPC et du système sur la robustesse de la commande.....	20
II.3. ETUDE DE LA ROBUSTESSE DE LA GPC PAR RAPPORT A LA VARIATION DU RETARD ET DE L'ORDRE DU SYSTEME.....	21
II.4. CONDITION SUR LE CHOIX DE N_1, N_2, NU, λ	22
II.4.1. Choix de N_1	22
II.4.2. Choix de N_2	22
II.4.3. Choix de NU	22
II.4.4. Choix de λ	23
CONCLUSION.....	23

CHAPITRE III: COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE ADAPTATIVE

INTRODUCTION.....	38
III .1. COMMANDE ADAPTATIVE AVEC MODELE DE REFERENCE.....	39
III .2. LA COMMANDE AUTO - AJUSTABLE.....	40
III.3. IDENTIFICATION.....	41
II.3.1.Type du modèle utilisé.....	41
III.3.2.Algorithme d'identification.....	42
III .4. COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE -APPROCHE INDIRECTE.....	44
III .5. COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE-APPROCHE DIRECTE.....	45

CHAPITRE.IV : MODELISATION DU ROBOT MANIPULATEUR

INTRODUCTION.....	49
IV.1. REPRESENTATION DE ROBOT	49
IV.2. MODELISATION CINEMATIQUE DU ROBOT.....	50
IV.2.1.Modélé géométrique	52
IV.2.2.Modéle cinématique.....	53
IV.3.TRAJECTOIRES DE REFERENCES.....	54
IV.4. MODELISATION DYNAMIQUE.....	55
IV.4.1.Enérgie cinétique.....	56
IV.4.2.Energie potentielle.....	57
IV.4.3.Enérgie de dissipation.....	58
IV.4.4.Forces généralisées.....	58
IV.5. IDENTIFICATION DU ROBOT MANIPULATEUR.....	62
IV.6. RESULTATS DE SIMULATIONS.....	64
IV.6.1.En boucle ouverte.....	64
IV.6.2.De l'identification.....	65

CHAPITRE.V : APPLICATION AU ROBOT MANIPULATEUR.

V.1.COMMANDE MULTI-VARIABLE DECOUPLEES.....	69
V.2.GPC ADAPTATIVE MULTI-VARIABLE.....	70
V.3.RÉSULTATS DE SIMULATIONS.....	71
CONCLUSION.....	89
CONCLUSION GENERALE.....	90
ANNEXES.....	91
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUE.....	94

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION

GENERALE

Le développement de la micro-informatique durant ces trois derniers décennies a provoqué des changements importants dans la conception des systèmes de commande, ainsi son aptitude de se charger des aspects commande avec des performances mieux que celles des régulateurs analogiques. En effet, l'introduction des techniques de commande moderne d'automatique nous montre les profits des capacités des microprocesseurs.

Parmi les derniers algorithmes à horizon étendu qui ont été développés durant cette dernière décennie, on trouve l'algorithme de la commande prédictive généralisée (GPC) qui prédite la sortie d'un système à des instants futurs, relatifs à un certain intervalle choisi. L'objectif de cette loi de commande consiste à prendre en compte à l'instant présent le comportement futur et de conduire la sortie future du système à la consigne pour cela il faut que la séquence future soit connue.

Cette technique de commande est bien adaptée à résoudre les problèmes surgissants lors de la commande des processus.

en effet, la GRC surmonte les problèmes:

- Des procédés à phase non minimale.
- Des procédés instable en boucle ouverte.
- Des procédés avec retard variable et/ou inconnu.
- Des procédés à structure (ordre) inconnue.

Parmi les applications de la GPC nous pouvons citer les travaux de CLARKE (1988) qui concernent les processus de cimenterie, de séchage et de robotique. Ceux de Najim, M'sad, et Irving concernant la colonne de séparation, ceux de Dumur et Boucher dans la commande des machines, etc.....

Dans ce mémoire, nous appliquons l'algorithme de base de la GPC à un bras du robot manipulateur. La répartition de notre travail est faite en cinq chapitres:

- Le premier chapitre est consacré au développement de la commande prédictive généralisée. Après une représentation du modèle de procédé, une prédiction de la sortie est obtenue et les paramètres du prédicteur sont déterminés en résolvant une équation

INTRODUCTION GENERALE

diophantienne. La résolution de celle-ci se fait de manière itérative. La loi de commande est obtenue en minimisant un critère quadratique sur l'entrée et la sortie.

-Dans le deuxième chapitre on a simulé l'algorithme de base de la GPC sur quelques types de systèmes (fonctions de transferts discrètes) en terminant le chapitre par des commentaires et une conclusion.

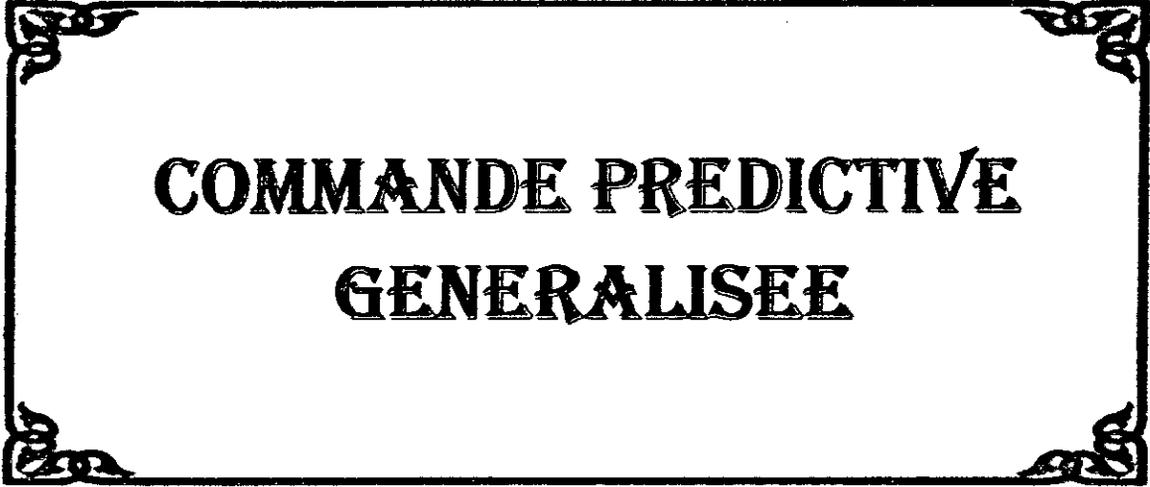
-Le troisième chapitre, présente une introduction à la commande adaptative, avec ses différentes techniques on y trouve aussi l'estimation des paramètres et l'algorithme d'adaptation paramétrique.

-Le quatrième chapitre est consacré à la modélisation de robot manipulateur dont a utilisé le formalisme d'Euler-Lagrange pour et les matrices définies par la transformation de (D-H) établir le modèle dynamique.

Nous présentons dans le dernier chapitre les résultats de simulation de l'application de la commande prédictive généralisée sur le robot manipulateur avec des interprétations sur les résultats obtenus.

En fin, Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.

CHAPITRE -I-



**COMMANDE PREDICTIVE
GENERALISEE**

COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE

INTRODUCTION:

Actuellement beaucoup de travaux sont consacrés à l'application de commande prédictive. L'idée de base de cette approche est de transférer le problème classique de commande de la sortie en une commande de la sortie prédite à des instants futurs. Cependant, il n'existe pas une stratégie de commande unique, mais plutôt tout un ensemble de méthodes de commandes prédictives.

Une de ces méthodes, appelée commande prédictive généralisée (GPC), a été proposée par Clarke et son équipe en 1987, [5]. Cette technique qui utilise un modèle de représentation CARIMA est basée sur la minimisation d'un critère quadratique au sens d'un horizon fuyant.

Dans ce chapitre nous commençons par la présentation de quelques algorithmes de commande prédictive, puis la classe de procédés aux quels la GPC est appliquée, ainsi que le calcul de la sortie prédite et prédicteur. Nous terminons ce chapitre par la présentation de la loi de commande, son formulation sous la forme RST, et en interpolant la GPC de base par une extension.

I.1 DIFFERENTS ALGORITHMES DE COMMANDE PREDICTIVE:

Durant cette dernière décennie, divers algorithmes de commande prédictive ont été développés. En autres, ceux qui sont applicables au systèmes à phase ~~non~~^{non} minimale tel que l'algorithme de poursuite et régulation à objectifs indépendants, et l'algorithme à variance minimale. Ainsi que, ceux applicables aux systèmes à phase non minimale tel que les algorithmes de variance minimale généralisée et placement de pôles.

I.1.1 Poursuite et régulation à objectifs indépendants:

Cette technique de commande permet d'obtenir le comportement désiré en poursuite (changement de consigne) indépendamment du comportement désiré en régulation (rejet d'une perturbation), ce qui est satisfait en annulant le signal d'erreur [1].

Cette stratégie de commande permet le calcul du régulateur numérique pour les systèmes stables ou instables.

- Sans restriction sur le degré des polynômes de la fonction de transfert échantillonnée du procédé.

- Sans restriction sur le retard échantillonné du procédé.

Par contre, à cause de la simplification des zéros, cette méthode ne s'applique qu'aux modèles échantillonnés ayant des zéros stables.

I.1.2 Variance minimale (VM):

Cette stratégie a été initialement introduite par Astrom et Wittermark en 1973. Elle concerne le calcul d'un régulateur optimal assurant la variance minimale de la sortie réglée autour de la consigne, dans le cas où le procédé est sujet à des perturbations aléatoires.

Le critère à minimiser est [9]:

$$J = E\left\{\left[w(t+d) - Y(t+d)\right]^2\right\}$$

où: $w(t)$ et $y(t)$; sont respectivement la référence et la sortie à l'instant t .

d : est le retard du système.

$E\{.\}$: espérance mathématique.

L'inconvénient majeur de cette méthode est son domaine d'application relativement restreint. En effet, elle nécessite une connaissance exacte du retard du processus à commander ainsi qu'un modèle de prédiction à phase minimale [3].

I.1.3 Variance minimale généralisée (GMV):

Cette méthode a été introduite par Clarke et Gawthrop en 1975 comme généralisation de l'algorithme à variance minimale d'Astrom et Wittenmark 1973 [8]. Cette méthode a donné une solution au problème des systèmes à phase non minimale par la minimisation du critère suivant: [3],[7].

$$J = E\left\{P\left[w(t+d) - Y(t+d)\right]^2 + Q\left[u(t) - u(t-1)\right]^2 / t\right\}$$

Avec:

$w(t)$, $y(t)$ et $u(t)$: sont respectivement la référence, la sortie et la commande.

P et Q : sont des polynômes de pondération.

Cette pondération aboutit à un modèle en boucle fermée dont la dynamique dépend essentiellement du polynôme $PB + QA$ où A et B sont des polynômes qui caractérisent le système.

I.1.4 Placement de pôles (PP):

L'idée du placement de pôles auto-ajustables a été développée pour la première fois dans la thèse de Edmond (1966), puis fut développée par la suite [8].

L'idée principale de cette stratégie est d'éviter la simplification des zéros de système, en les préservant dans la fonction de transfert en boucle fermée.

Cette stratégie de commande est applicable aux systèmes ayant des zéros et des pôles stables ou instables [9].

I.1.5 La commande prédictive généralisée (GPC):

Pour résoudre le problème dû aux variations du retard et à l'instabilité de certains des processus, la notion de commande prédictive étendue (LRP) est apparue comme une solution possible [3]. Cette méthode est basée sur la minimisation de l'erreur de prédiction sur un horizon de temps. Ainsi, on aboutit à un algorithme de commande insensible à la variation du retard et qui n'exige pas la stabilité des zéros du système. Le choix de l'horizon de l'erreur de sortie, aboutit à plusieurs types d'algorithmes de commande.

La GPC est un des derniers membres de la famille des commandes à l'horizon étendu, et se veut être une généralisation de ces algorithmes. Cette technique est basée sur les concepts suivants [3]:

- Le modèle de prédiction utilisé est le modèle CARIMA (Controlled Auto-regressive Integrated and Moving Average)
- L'utilisation de la prédiction à horizon fini supérieur au retard.
- La résolution récursive de l'équation Diophantine.
- L'introduction de la pondération sur les incréments de commande dans le critère

I.2 MODELE LINEAIRE UTILISE:

Quand on considère la régulation, Les procédés non linéaire acceptent, en général, le modèle localement linéarisé de la forme suivant [5]:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1}).u(t - 1) + \omega(t) \tag{I.1}$$

où A et B sont des polynômes en q^{-1} :

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

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

Si le procédé a un retard non nul les premiers éléments du polynôme $B(q^{-1})$ sont nul.

$u(t)$ et $y(t)$ sont respectivement l'entrée et la sortie du procédé.

Dans la littérature $\omega(t)$, représentant les perturbations, est modélisé comme suit [2], [3], [5]:

$$\omega(t) = \frac{C(q^{-1})\xi(t)}{\Delta(q^{-1})} \tag{I.2}$$

où :

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

- $\Delta(q^{-1}) = 1 - q^{-1}$ est l'opérateur de différence et il est introduit pour éliminer les perturbations stationnaires.

- $\xi(t)$ est une séquence uniformément bornée, de moyenne nulle.

Ainsi, nous obtenons le modèle CARIMA suivant:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t - 1) + C(q^{-1})\xi(t) / \Delta(q^{-1}) \tag{I.3}$$

Ce modèle a été introduit par TUFFS et CLARKE (1985) Pour r simplicité des calculs, $c(q^{-1})$ est choisi égale à 1.

Ceci conduit au modèle suivant:

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t - 1) + \xi(t) / \Delta(q^{-1}) \tag{I.4}$$

I.3 CALCUL DU PREDICTEUR:

Le modèle (I.4) est adopté dans l'étude de la commande prédictive généralisée.

L'écriture de l'équation (I.4) à l'instant $t+j$ est obtenue en multipliant les deux membres par q^j .

Ainsi, nous obtenons:

$$A(q^{-1})y(t+j) = B(q^{-1})u(t+j-1) + \frac{\xi(t+j)}{\Delta(q^{-1})} \quad (I.5)$$

Le polynôme $A(q^{-1})$ étant différent de zéro, nous pouvons effectuer la division de la relation (I.5) par $A(q^{-1})$, et nous aurons:

$$y(t+j) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u(t+j-1) + \frac{1}{A(q^{-1})\Delta(q^{-1})} \xi(t+j) \quad (I.6)$$

Le terme $1/A(q^{-1})\Delta(q^{-1})$ peut être décomposé en deux parties. Cette décomposition est obtenue à l'aide de l'algorithme d'Euclide qui permet d'effectuer la division de 1 par $A(q^{-1})\Delta(q^{-1})$, jusqu'à l'ordre j , tel que [5]:

$$\frac{1}{A(q^{-1})\Delta(q^{-1})} = E_j(q^{-1}) + q^{-j} \frac{F_j(q^{-1})}{A(q^{-1})\Delta(q^{-1})} \quad (I.7)$$

avec : j est l'intervalle de prédiction:

$$E_j(q^{-1}) = e_0 + e_1 q^{-1} + \dots + e_{j-1} q^{-(j-1)}$$

$$F_j(q^{-1}) = f_0 + f_1 q^{-1} + \dots + f_n q^{-n}$$

et $\text{deg } E_j(q^{-1}) = j-1$

$\text{deg } F_j(q^{-1}) = n_a$

l'équation (I.7) peut s'écrire aussi sous forme [2]:

$$1 = E_j(q^{-1}) A(q^{-1}) \Delta(q^{-1}) + q^{-j} F_j(q^{-1}) \quad (I.8)$$

Et l'équation (I.6) devient:

$$y(t+j) = E(q^{-1})\Delta(q^{-1})B(q^{-1})u(t+j-1) + F_j(q^{-1})y(t) + E_j(q^{-1})\xi(t+j) \quad (I.9)$$

Le produit de $E_j(q^{-1})\xi(t+j)$ nous donne [5]:

$$E_j(q^{-1})\xi(t+j) = e_0\xi(t+j) + e_1\xi(t+j-1) + \dots + e_{j-1}\xi(t+1)$$

Cette dernière expression nous montre que les composantes du bruit sont dans le futur. Le terme $E_j(q^{-1})\xi(t+j)$ représente la partie non prédictible. Ainsi, le prédicteur, compte tenu des informations connues à l'instant t , s'écrit:

$$\hat{y}(t+j/t) = G_j(q^{-1})\Delta(q^{-1})u(t+j-1) + F_j(q^{-1})y(t) \quad (I.10)$$

avec

$$G_j(q^{-1}) = E_{j-1}(q^{-1})B(q^{-1})$$

$$\Delta(q^{-1})u(t+j-1) = (1-q^{-1})u(t+j-1) = \Delta u(t+j-1)$$

Et la structure est représentée par la figure (I.1) [3].

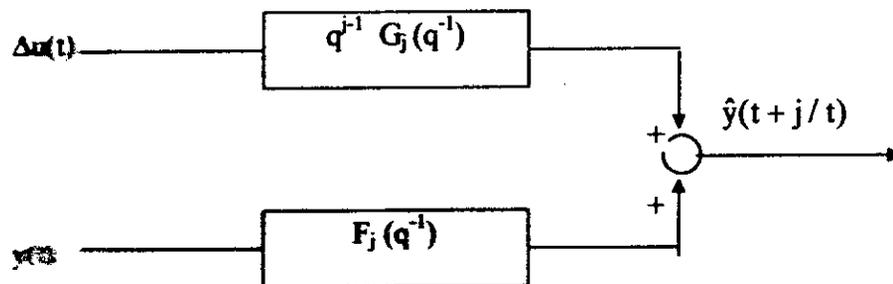


Figure (I.1)- Structure de prédicteur optimal

I.4. RESOLUTION DE L'EQUATION DIOPHANTINNE:

Le calcul du prédicteur nécessite la connaissance des polynômes $E_j(q^{-1})$ et $F_j(q^{-1})$; ces derniers représentent la solution de l'équation (I.8) appelée équation diophantienne. Les polynômes E_{j-1} et F_{j-1} sont calculés à partir des polynômes E_j et F_j à l'ordre j en des équations récurrentes [5].

Posons :

$$\tilde{A} = A \Delta$$

Les deux équations diophantiennes à l'ordre j et $j+1$ s'écrivent:

$$\begin{aligned} 1 &= E_j \tilde{A} + q^{-j} F_j & (1.10) \\ 1 &= E_{j+1} \tilde{A} + q^{-(j+1)} F_{j+1} \end{aligned}$$

La différence membre à membre nous donne:

$$0 = \tilde{A} (E_{j+1} - E_j) + q^{-j} (q^{-1} F_{j+1} - F_j) \quad (1.11)$$

On constate que q^j divise le polynôme $\tilde{A}(E_{j+1} - E_j)$, or q^j et \tilde{A} sont premiers entre eux.

Ceci nous permet d'écrire:

$$E_{j+1} - E_j = r_j q^{-j} \quad (1.12)$$

En remplaçant $(E_{j+1} - E_j)$ dans (1.11) nous aurons:

$$F_{j+1} = q (F_j - \tilde{A} r_j) \quad (1.13)$$

avec:

$$\begin{aligned} F_{j+1} &= F_{j+1,0} + F_{j+1,1}q^{-1} + \dots + F_{j+1,n_a}q^{-n_a} \\ F_j &= F_{j,0} + F_{j,1}q^{-1} + \dots + F_{j,n_a}q^{-n_a} \\ \tilde{A} &= 1 + \tilde{a}_1q^{-1} + \dots + \tilde{a}_{n_a+1}q^{-(n_a+1)} \end{aligned}$$

En identifiant les coefficients des polynômes F_{j+1} et $q(F_j - \tilde{A}r_j)$, nous tirons les relations récurrentes suivantes [3]:

$$\begin{aligned} r_j &= F_{j,0} \\ f_{j+1,i} &= F_{j,i+1} - \tilde{a}_{i+1}r_j \end{aligned} \quad (1.14)$$

avec:

$$i=0, 1, \dots, n_a$$

A partir de (1.12), nous écrivons:

$$E_{j+1}(q^{-1}) = \tilde{E}_j(q^{-1}) + q^{-j}r_j \quad (I.15)$$

$$G_{j+1}(q^{-1}) = B(q^{-1}) \cdot E_{j+1}(q^{-1}) \quad (I.16)$$

Les conditions initiales, pour j=1, étant:

$$\begin{aligned} E_1 &= 1 \\ F_1 &= q \cdot (1 - \tilde{A}(q^{-1})) \end{aligned} \quad (I.17)$$

I.5 LOI DE COMMANDE:

I.5.1 Critère quadratique:

Dans la plupart des cas, on cherche à minimiser les fluctuations de la sortie par rapport à la consigne, tout en réduisant les amplitudes des variations du signal de commande prédictive généralisée qui est basée sur la minimisation d'un critère quadratique de la forme [2],[5]:

$$J(N_1, N_2) = E \left[\sum_{j=N_1}^{N_2} (y(t+j) - w(t+j))^2 + \sum_{j=1}^{N_2} (\lambda(j) \Delta u(t+j-1)^2) \right] \quad (I.18)$$

où:

$\{w(t+j)\}$ est une séquence de références.

N_1 : est l'horizon minimum de prédiction.

N_2 : est l'horizon maximum de prédiction.

$\lambda(j)$: est une séquence de coefficients de pondération.

j : est l'horizon de prédiction..

Il apparaît que le critère de performance (I.18) dépend de l'erreur de la sortie prédite et de la variation du signal de commande.

I.5.2 Prédiction de la sortie à j-pas:

En réécrivant la sortie prédite sur un horizon allant de N_1 à N_2 :

$$\begin{aligned}
 y(t+N_1) &= G_{N_1} \Delta u(t+N_1-1) + F_{N_1} \cdot y(t) + E_{N_1} \cdot \xi(t+N_1) \\
 y(t+N_1+1) &= G_{N_1+1} \Delta u(t+N_1) + F_{N_1+1} \cdot y(t) + E_{N_1+1} \cdot \xi(t+N_1+1) \\
 &\quad \text{M} \\
 &\quad \text{M} \\
 y(t+N_2) &= G_{N_2} \Delta u(t+N_2-1) + F_{N_2} \cdot y(t) + E_{N_2} \cdot \xi(t+N_2)
 \end{aligned}
 \tag{I.19}$$

Nous constatons que $y(t+j)$ est composée de trois termes, le premier dépend des actions de commandes futures, le second dépend des signaux mesurés et filtrés et le dernier dépend des signaux de bruit futurs.

Soit $h(t+j)$ la composante de $y(t+j)$ regroupant les signaux connus à l'instant t , telle que [5]:

$$\begin{aligned}
 h(t+N_1) &= (G_{N_1}(q^{-1}) - g_{N_1,0})\Delta u(t) - F_{N_1}y(t) \\
 h(t+N_1+1) &= q(G_{N_1+1}(q^{-1}) - q^{-1}g_{N_1+1,1} - g_{N_1+1,0})\Delta u(t) \\
 &\quad \vdots
 \end{aligned}
 \tag{I.20}$$

avec:

$$\begin{aligned}
 G_i(q^{-1}) &= g_{i0} + g_{i1}q^{-1} + \dots + \\
 \text{deg}(G_i) &= \text{deg}(E_i) + \text{deg}(B) = i - 1 + n_b
 \end{aligned}$$

Les équations précédentes nous permettent d'écrire le prédicteur sous la forme matricielle [2], [5]:

$$\hat{Y} = G \cdot \tilde{U} + h \tag{I.21}$$

avec:

$$G = \begin{bmatrix}
 g_{N_1-1} & \dots & g_0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\
 g_{N_1} & \dots & \dots & g_0 & 0 & \dots & 0 \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
 \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\
 g_{N_2-1} & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & g_0
 \end{bmatrix}$$

où $g_j = g_{ij} \quad j = 0, 1$

et:

$$\Delta u(t+j-1) = 0 \quad \text{pour } j > N_u$$

Cette hypothèse est introduite pour limiter le volume de calcul. Le vecteur u est de dimension N_u et la matrice G est réduite à [3]:

$$G = \begin{bmatrix} g_{N_1-1} & g_{N_1-2} & \dots & g_0 & 0 & \dots & 0 \\ g_{N_1} & g_{N_1-1} & \dots & & g_0 & \dots & 0 \\ & & \dots & & & \dots & g_0 \\ \vdots & & \vdots & & \vdots & \vdots & \\ g_{N_2-1} & g_{N_2-2} & \dots & & \dots & g_{N_2-N_u} \end{bmatrix} \quad (I.26)$$

Cette matrice G est de dimension $(N_2-N_1+1 \times N_u)$. Enfin, si on prend $N_u=1$, la matrice à inverser se réduit à un scalaire et le problème de l'inversion est ainsi supprimé.

I.6 STRUCTURE DE REGLAGE RST:

La formulation de la loi de commande GPC sous la forme canonique d'un régulateur numérique RST, dont la structure est illustrée sur la figure (I.2) [3], et l'expression des équations du système en boucle fermée, permettent d'étudier ses caractéristiques et ses spécifications de commande.

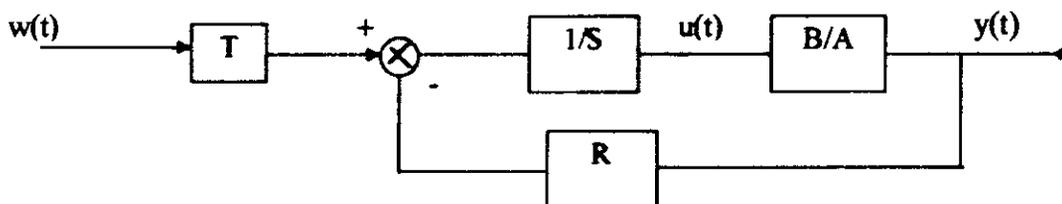


Figure (I.2)- Structure canonique de réglage RST

A partir du schéma-bloc de la figure (I.2), on a:

$$u(t) = \frac{T(q^{-1})w(t) - R(q^{-1})y(t)}{S(q^{-1})} \quad (I.27)$$

avec:

$$\begin{aligned} T(q^{-1}) &= t_0 + t_1q^{-1} + \dots + t_lq^{-l} && \text{vecteur } T \\ R(q^{-1}) &= r_0 + r_1q^{-1} + \dots + r_rq^{-r} && \text{vecteur } R \\ S(q^{-1}) &= s_0 + s_1q^{-1} + \dots + s_sq^{-s} && \text{vecteur } S \end{aligned}$$

D'autre part, en utilisant l'équation (I.24) et après quelques opérations mathématiques, on aboutit à la somme suivante:

$$\Delta u(t) = \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta_{1j-N_1+1} [w(t+j) - h(t+j)] \quad (I.28)$$

où :

δ_{ii} est le i-ème élément du vecteur \bar{g}^T .

Par identification, on trouve:

$$\begin{aligned} S(q^{-1}) &= 1 + q^{-1} \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta_{1j-N_1+1} \cdot g_j S(q^{-1}) \\ R(q^{-1}) &= \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta_{1j-N_1+1} \cdot f_j \\ S(q^{-1}) &= \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta_{1j-N_1+1} \cdot q^j \end{aligned} \quad (I.29)$$

La fonction de transfert du système en boucle fermée, exprimée en fonction de R, S et T s'écrit:

$$y(t) = \frac{B T}{S A + B R} w(t) + \frac{S / \Delta}{A S - B R} \xi(t) \quad (I.30)$$

On voit que les pôles du système en boucle ~~fermé~~ dépendent du choix des paramètres N_1 , N_2 , N_0 et λ .

I.7 EXTENSION DE LA COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE:

Pour avoir plus de degrés de liberté ~~pour un~~ choix spécifique des paramètres structurelles de la GPC (N_1 , N_2 , N_0) une ~~extension~~ de l'algorithme de la GPC s'impose qui se traduit par l'introduction de nouvelles ~~paramètres~~.

I.7.1 Critère de commande:

Le critère de commande s'écrit sous la forme [4].

$$J = E \left\{ \sum_{j=N_1}^{N_2} [\psi(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_0} \lambda_j [\Delta u(t+j-1)]^2 \right\} \quad (I.31)$$

$$\psi(t+j) = P_j(q^{-1}) \cdot y(t+j)$$

$$P_j(q^{-1}) = 1 + P_{1j} q^{-1} + \dots + P_{N_j} q^{-N_j}$$

$$P_j(q^{-1}) = P_{jN}(q^{-1}) / P_{jD}(q^{-1})$$

I.7.2 Calcul de prédicteur:

La sortie auxiliaire du système à l'instant $(t+j)$ s'écrit : [4]

$$\psi(t+j) = \frac{B(q^{-1}) \cdot P_j(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot u(t+j-k) + \frac{P_j(q^{-1}) \cdot C(q^{-1})}{A(q^{-1}) \cdot \Delta(q^{-1})} \xi(t+j) \quad (I.32)$$

En introduisant l'identité polynomiale suivante

$$P \cdot C = E_j \cdot A \cdot \Delta + q^{-j} F_j / P_{jD} \quad (I.33)$$

d'où on aura:

$$\psi(t+j) = G_j \cdot \Delta u^f(t+j-k) + (F_j / P_{jD}) \cdot y^f(t) + E_j \cdot \xi(t+j) \quad (I.34)$$

Le prédicteur optimal sera

$$\hat{\psi}(t+j) = G_j \cdot \Delta u^f(t+j-k) + (F_j / P_{jD}) \cdot y^f(t) \quad (I.35)$$

$$\Delta u^f = \frac{\Delta u}{c} \quad ; \quad y^f = \frac{y}{C} \quad ; \quad G_j = E_j \cdot B$$

I.7.3 Filtrage de la commande et de la sortie:

Dans certains processus, on procède à un filtrage des mesures avant l'élaboration du signal de commande car les mesures peuvent être fortement entachées de bruit.

On introduisant le filtre $T(q^{-1})$ et en utilisant l'identité polynomiale suivante:

$$T(q^{-1}) = E_j(q^{-1}) \cdot A(q^{-1}) \cdot \Delta(q^{-1}) + F_j \cdot y^f(q^{-1})$$

La prédiction de la sortie est donnée par:

$$\hat{y}(t+j/t) = \frac{G_j \cdot \Delta u(t+j-k)}{T(q^{-1})} + F_j \cdot y^f(t)$$

posons:

$$G_j(q^{-1}) = G_j^*(q^{-1}) \cdot T(q^{-1}) + q^{-j} \cdot \mu_j(q^{-1})$$

$G_j^*(q^{-1})$: est la partie filtrée

$\mu_j(q^{-1})$: est la partie non filtrée.

La détermination des polynômes $G_j(q^{-1})$ et $\mu_j(q^{-1})$ se fait comme suit:

$$\begin{cases} G_j = G_j^* \cdot T + q^{-1} \cdot \mu_j & (I.36a) \quad ; \quad \deg(G_j^*) = j-1 \\ G_{j+1} = G_{j+1}^* \cdot T + q^{-j-1} \cdot \mu_{j+1} & (I.36b) \quad ; \quad \deg(\mu_j) = n_c - 1 = \deg(T-1) \end{cases}$$

Par soustraction de (I.36a) de (I.36b) on a:

$$q^{-j} \cdot e_j \cdot B(q^{-1}) = q^{-1} g_{j+1} \cdot T(q^{-1}) + q^{-j} [q^{-1} \mu_{j+1}(q^{-1}) - \mu_j(q^{-1})]$$

g_{j+1} : représente le $(j+1)^{ième}$ coefficient du polynôme $G_{j+1}(q^{-1})$

d'où :

$$\begin{cases} g_{j+1} = (e_j \cdot b_0 + \gamma_{j,0}) / t_0 \\ \gamma_{j+1,i-1} = \gamma_{j,i} + e_j \cdot b_i - g_{j+1} \cdot t_i \end{cases} \quad (I.37)$$

t_i est le i -ème coefficient du polynôme $T(q^{-1})$

$\gamma_{j,i}$ est le i -ème coefficient du polynôme $\mu_j(q^{-1})$

Donc on peut écrire le prédicateur optimal sous la forme:

$$\hat{\psi}(t+j) = G_j^* \cdot \Delta u(t+j-k) + \mu_j \cdot \Delta u^f(t-k) + (F_j / P_{jD}) \cdot y^f(t) \quad (I.38)$$

on pose $k=1$

Le développement de la sortie du système écrite à chaque instant dans le futur se présente sous la forme [3].

$$\psi(t+1) = G_1^* \cdot \Delta u(t) + \mu_1 \cdot \Delta u^f(t-1) + (F_1 / P_{1D}) \cdot y^f(t) + E_1 \cdot \xi(t+1)$$

$$\psi(t+2) = G_2^* \cdot \Delta u(t+1) + \mu_2 \cdot \Delta u^f(t-1) + (F_2 / P_{2D}) \cdot y^f(t) + E_2 \cdot \xi(t+2)$$

M

$$\psi(t+N_2) = G_{N_2}^* \cdot \Delta u(t+N_2-1) + \mu_{N_2} \cdot \Delta u^f(t-1) + (F_{N_2} / P_{N_2D}) \cdot y^f(t) + E_{N_2} \cdot \xi(t+N_2)$$

Sous forme condensée:

$$\hat{\psi} = G^* \cdot \tilde{U} + h$$

$$\hat{\psi} = [\hat{\psi}(t+1) \ \hat{\psi}(t+2) \ \dots \ \hat{\psi}(t+N_2)]^T$$

G^* : matrice comportant les coefficients des polynômes G_j^*

$$\tilde{u} = [\Delta u(t) \ \Delta u(t+1) \ \dots \ \Delta u(t+N_u-1)]^T$$

$$h = [h(t+1) \ h(t+2) \ \dots \ h(t+N_2)]^T$$

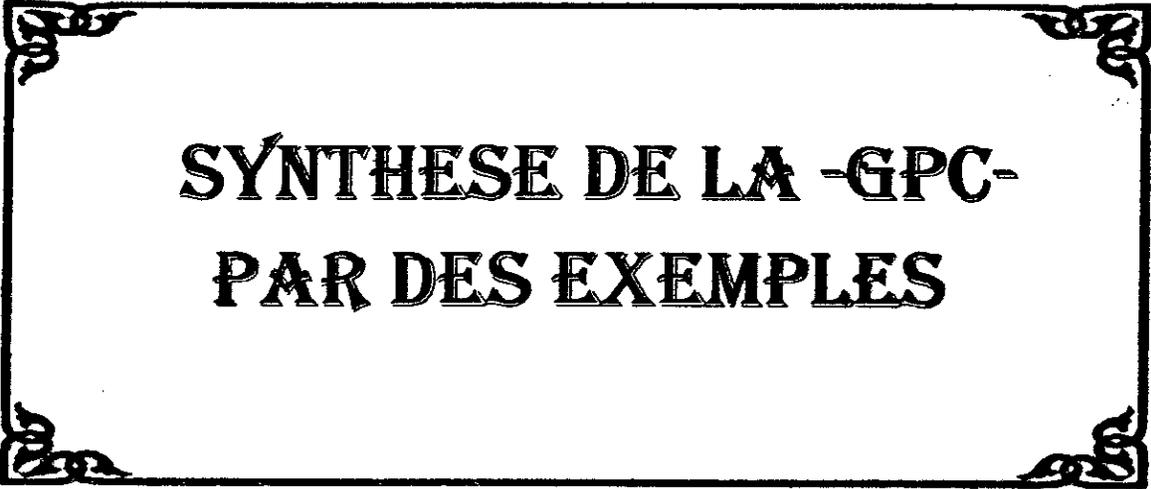
$$h(t+j) = \mu_j \cdot \Delta u^f(t-1) + (F_j / P_{jD}) \cdot y^f(t)$$

La minimisation du critère donne le vecteur de commande suivant:

$$\tilde{u} = \Delta u = (G^{*T} \cdot G^* + \lambda I)^{-1} \cdot G^{*T} (w - h) \quad (I.39)$$

$$w = [w(t+1) \ \dots \ w(t+N_2)]^T$$

CHAPITRE -II-



**SYNTHÈSE DE LA -GPC-
PAR DES EXEMPLES**

SYNTHESE DE LA GPC PAR DES EXEMPLES

INTRODUCTION :

On a vu dans l'algorithme de base de la commande prédictive généralisée (GPC) qu'elle est caractérisée par quatre paramètres, le coefficient de pondération de la commande (λ), les horizons minimal et maximal de prédiction N_1, N_2 , et l'horizon de la commande NU .

Dans le but de donner un choix général des paramètres N_1, N_2, NU et λ on va faire varier ces paramètres et on constate leurs influences sur les performances du système. on va simuler quelques types de systèmes par l'algorithme de base de la GPC .

en plus de ça on va traiter le la commande prédictive généralisée des systèmes à retard et ordre variables dans le temps. Cette technique paraît bien adaptée à ce problème.

II-1 ETUDE DES PERFORMANCES DE LA GPC :

Nous pouvons résumer la synthèse de la commande prédictive généralisée dans l'algorithme suivant [5] :

- 1 - Obtention des coefficients des polynômes **A** et **B**.
- 2 - Calcul du $A \Delta$
- 3 - Résolution des équations diophantiennes.
 - Calcul des polynômes E_j, F_j et G_j
 - Formation de la matrice **G**.
- 4 - Calcul de $(G^T G + \lambda I)^{-1} G^T$
- 5 - Formation de la consigne **w**.
- 6 - Calcul de la sortie **y**.

7 - Calcul du vecteur h .

8 - Calcul du vecteur de commande U

9 - Application du premier élément de la commande au système.

10- Augmenter l'indice t ($t=t+1$), tous les vecteurs de données sont décalés de telle

sorte  que les calculs peuvent être répétés à chaque instant et revenir à l'étape 1.

La simulation d'un système par la GPC nécessite un calcul en ligne en plus du calcul hors ligne, le programme de simulation est basé sur l'algorithme précédent et l'organigramme présenté en annexe 1.

Dans un premier temps, nous appliquons l'algorithme de base de la GPC pour la commande d'un processus caractérisé par un système discret de deuxième ordre avec deux pôles $z_1=0.6$ et $z_2=0.7$, le zéro sera choisi dans une première étape stable et dans la seconde il sera instable. La fonction de transfert qui caractérise le processus est : [1]

$$H(q^{-1}) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})}$$

On considère que ce processus représente quatre types différents de systèmes :

- système stable et à phase minimale (SMP) :

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.13q^{-1} + 0.42q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = 0.1q^{-1} + 0.2q^{-2}$$

- système stable et à phase non minimale (SNMP) :

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.13q^{-1} + 0.42q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = 0.2q^{-1} + 0.1q^{-2}$$

- système instable et à phase minimale (ISMP) :

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.7q^{-1} + 0.6q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = 0.1q^{-1} + 0.2q^{-2}$$

- système instable et à phase non minimale (ISNMP) :

$$A(q^{-1}) = 1 - 1.7q^{-1} + 0.6q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = 0.2q^{-1} + 0.1q^{-2}$$

on prend $d=0$ pour tous les systèmes.

Les figures (II-1,II-2,II-3,II-4)représentent les réponses et les commandes des quatre systèmes dont le choix des paramètres de la GPC sont optimaux.

le but de l'étude de ces cas est de montrer que la GPC est applicable pour n'importe quelle type de système dont il suffit de faire un bon choix des paramètres de la GPC .

II-2. ETUDE DE LA ROBUSTESSE DE LA GPC :

Maintenant nous allons introduire une variation sur le modèle du système à l'itération $n=125$ d'ou les figures (II-5,II-6,II-7)montrent comment la dynamique de la sortie et l'effort de la commande varient suivant cette variation.donc on peut dire que la variation du type de système peut introduire des variations dans la dynamique de sortie ainsi que l'effort de la commande.

II-2-1. INFLUENCE DE VARIATION DES PARAMETRES DE LA GPC :

Dans cette section on garde le même modèle du système tout en faisant varier les paramètres de la GPC.

Les figures (II-8.....jusqu'àII-15)montrent comment l'évolution de la sortie et l'effort de la commande varient suivant la variation des paramètres de la GPC, et que pour obtenir de bonne performances du système ~~et que pour obtenir de bonnes performances~~ il faut faire un bon choix de ces derniers et ce choix n'est valable que pour ce type de système .c-à-d pour n'importe quel système on peut trouver un choix optimal des paramètres N_1 , N_2 , NU et λ .

II-2-2.L'INFLUENCE DE VARIATION DES PARAMETRES DE LA GPC ET DU SYSTEME SUR LA ROBUSTESSE DE LA COMMANDE :

Dans cette section on va prendre un système à phase minimale (SMP) et on lui fait subir trois types de variations dans ces paramètres :

- variation d'un système SMP vers ISMP.
- variation d'un système SMP vers SNMP.
- variation d'un système SMP vers ISNMP.

et dans chaque cas on fait des variations dans les paramètres de la GPC.

Les figures(II-16....jusqu'à.....II-40) montrent qu'avec un même choix des paramètres de la GPC on peut obtenir une bonne dynamique de la sortie et de la commande et que la variation des paramètres pendant son évolution n'affecte pas grandement sa dynamique.

Ainsi on peut remarquer que la variation des paramètres de la GPC n'est pas normée, c'est à dire qu'on peut obtenir pour une petite variation d'un paramètre une grande variation dans la dynamique de la sortie et l'effort de la commande et dans d'autres cas pour une grande variation de même paramètre dans un autre type de système n'affecte aucune variation sur son dynamique.

II-3. ETUDE DE LA ROBUSTESSE DE LA GPC PAR RAPPORT A LA VARIATION DU RETARD ET DE L'ORDRE DU SYSTEME :

La GPC apporte une solution efficace aux problèmes de la variation de la structure (retard et ordre) du système.

Pour démontrer la propriété de robustesse de la GPC vis-à-vis des variations de l'ordre, retard du système, on considère l'exemple de simulation suivant[11] :

- pour la variation du retard on a :

$$H(q^{-1}) = \frac{0.12q^{-1} - 0.11q^{-2}}{1 - 1.76q^{-1} + 0.77q^{-2}}$$

qui devient après une variation dans son retard :

$$H(q^{-1}) = \frac{0.12q^{-4} - 0.11q^{-5}}{1 - 1.76q^{-1} + 0.77q^{-2}}$$

la figure (II-41) montre que pour un choix donné des paramètres de la GPC on peut surmonter le problème de la variation du retard .

- pour la variation de l'ordre du système on a :

$$H(q^{-1}) = \frac{-0.09q^{-1}}{1 - 0.9q^{-1}}$$

qui devient après une variation de son ordre :

$$H(q^{-1}) = \frac{0.0176q^{-1} - 0.015q^{-2}}{1 - 1.87q^{-1} + 0.87q^{-2}}$$

la figure (II-4) montre que pour un choix donné des paramètres de la GPC on peut surmonter le problème de la variation de l'ordre.

II-4. CONDITION SUR LE CHOIX DE N_1, λ, N_2, NU :

Une étude par simulation sur une gamme assez large de système a permis de tirer les principes directeurs suivantes : [11][3] :

II-4-1- CHOIX DE N_1 :

En général si le retard est connu on choisit $N_1 T_e \geq \text{retard}$ (T_e : période d'échantillonnage), et dans le cas où le retard est inconnue on prend N_1 égal à 1 et on augmente dans le polynôme

II-4-2. CHOIX DE N_2 :

En général on choisit N_2 supérieur à N_1 et au degré de polynôme $B(q^{-1})$. Quand on fait la commande à un système on veut obtenir le régime établi qu'on peut l'avoir en variant dans le paramètre N_2 et avec des commandes douces mais en détriment du temps de réponse de système. Il est conseillé de choisir N_2 assez grand. la choix de N_2 égale au temps de montée du système en boucle ouverte est toujours acceptable en pratique :

$$N_2 T_e = \text{temps de montée}$$

II-4-3. CHOIX DE NU :

Le choix de NU égal à un conduit généralement à des bons résultats mais dans le cas où les pôles de système en boucle ouverte sont instables le choix de $NU > 1$ est désirable.

II-4-4. CHOIX DE λ :

Quand le système présente au départ un risque d'instabilité et pour assurer de bonnes réponses on introduit le paramètre (λ) qui donne plus ou moins de poids à la commande et on peut dire que le choix de λ

doit être dans le but d'amplifier ou réduire l'effort de la commande

CONCLUSION :

Dans ce chapitre on a simulé quelques types de systèmes dont chacun présente des particularités spécifiques et à partir des fonctions de transfert discrètes à paramètres connus et d'autres qui varient dans l'ordre et le retard, on a élaboré nos remarques. Le choix de la valeur de l'horizon de commande, permet de réduire d'une façon importante le temps de calcul.

D'après l'étude précédente on peut dire que l'algorithme de la GPC a une capacité de commander des systèmes simples et complexes, et ce en faisant un choix très particulier des paramètres de synthèse et qui permettent d'avoir des commandes douces et des sorties avec erreur de poursuite presque nul.

En fin on peut dire que le choix de la pondération de la commande et de l'horizon de prédiction influencent grandement sur les systèmes commandés par la GPC.

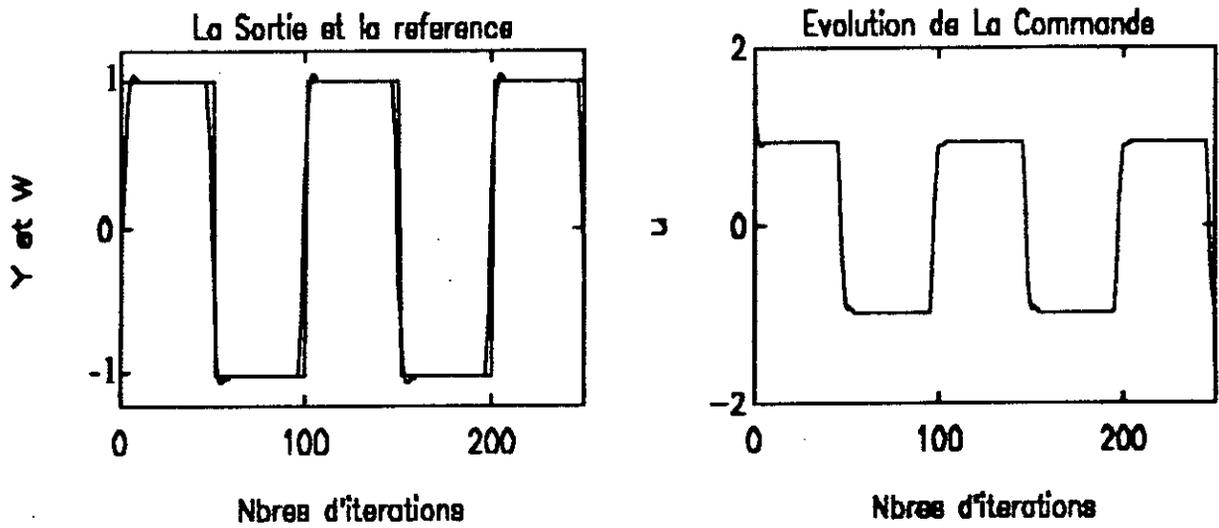


Figure II-1 GPC appliquée a un système SMP

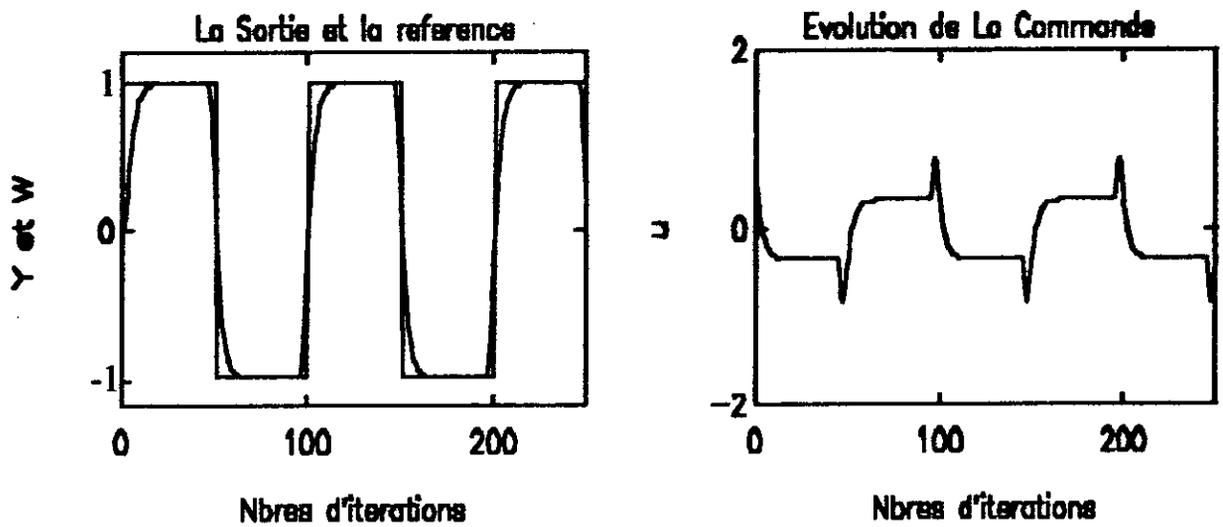


Figure II-2 GPC appliquée a un système ISMP

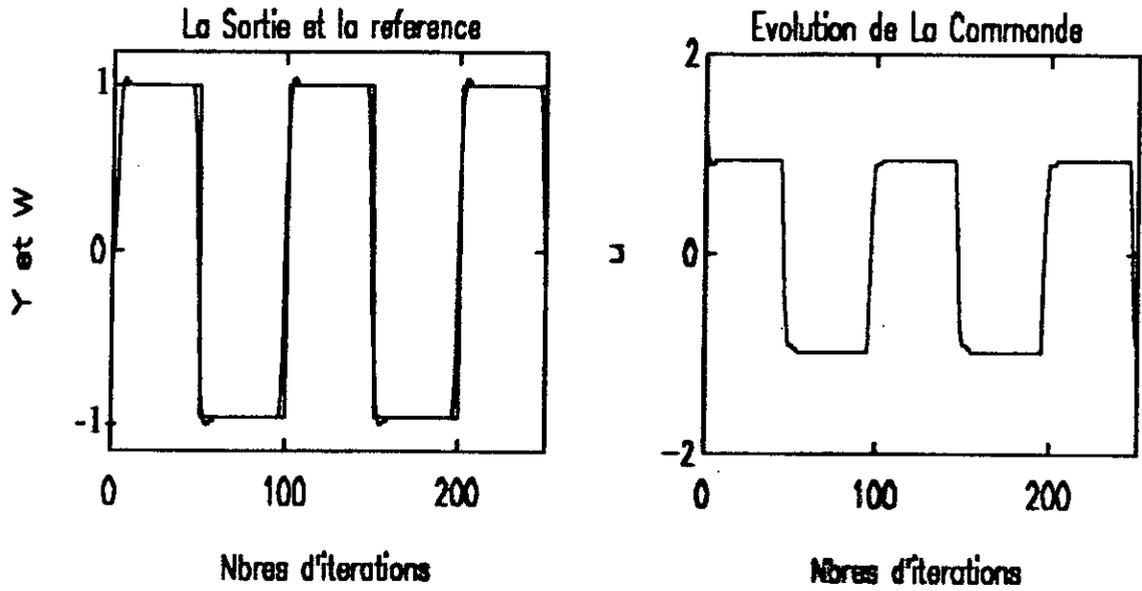


Figure II-3 GPC appliquée a un système SNMP

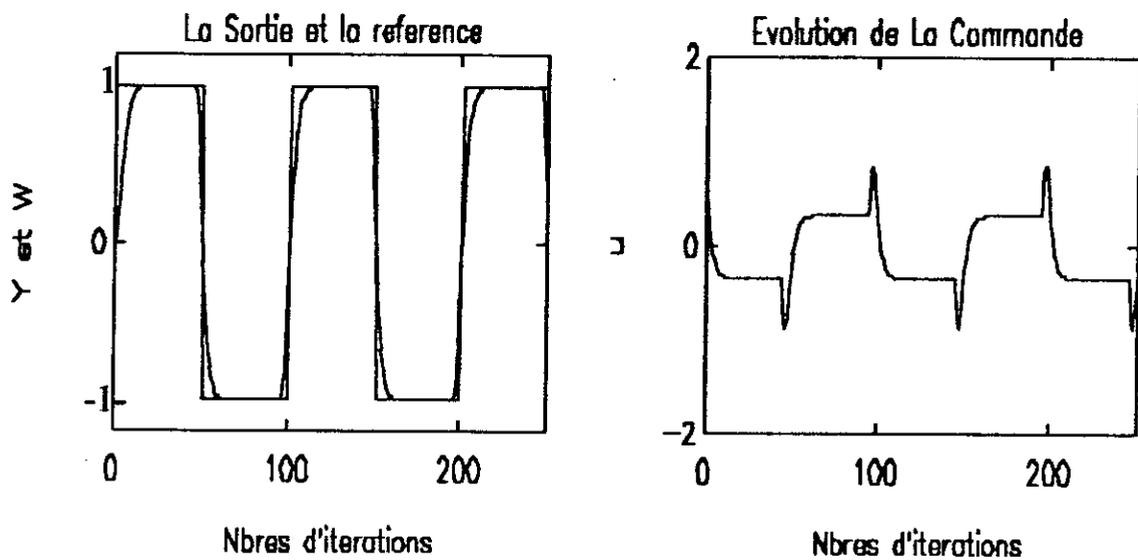


Figure II-4 GPC appliquée a un système ISNMP

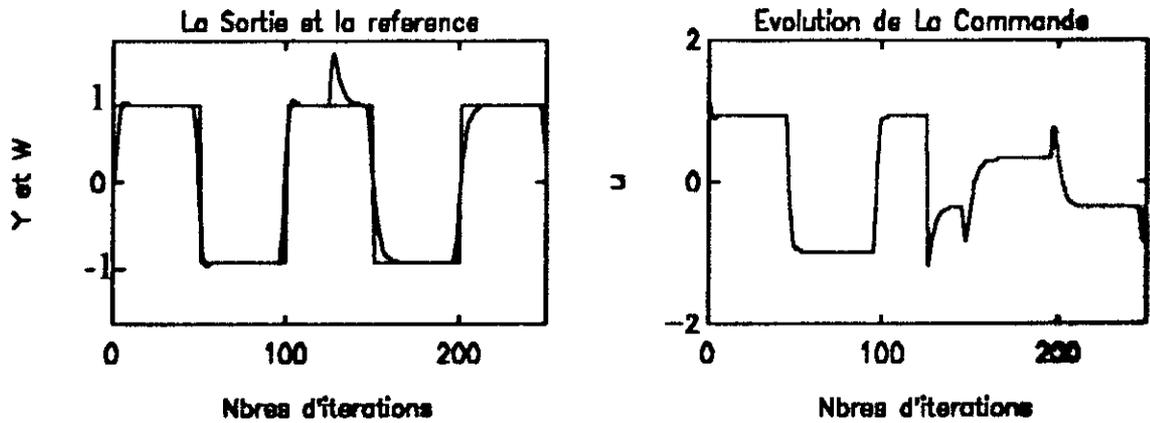


Figure II.5 GPC avec variation d'un système SMP vers ISMP

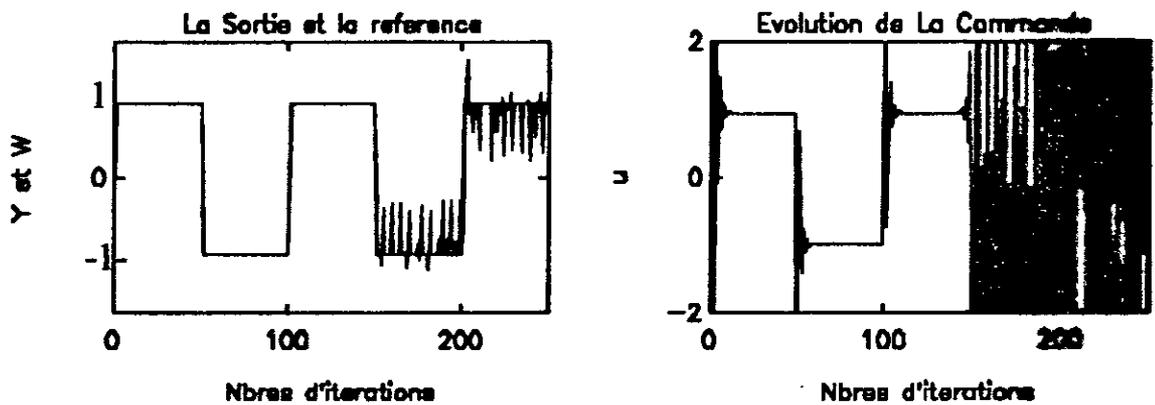


Figure II.6 GPC avec variation d'un système SMP vers SNMP

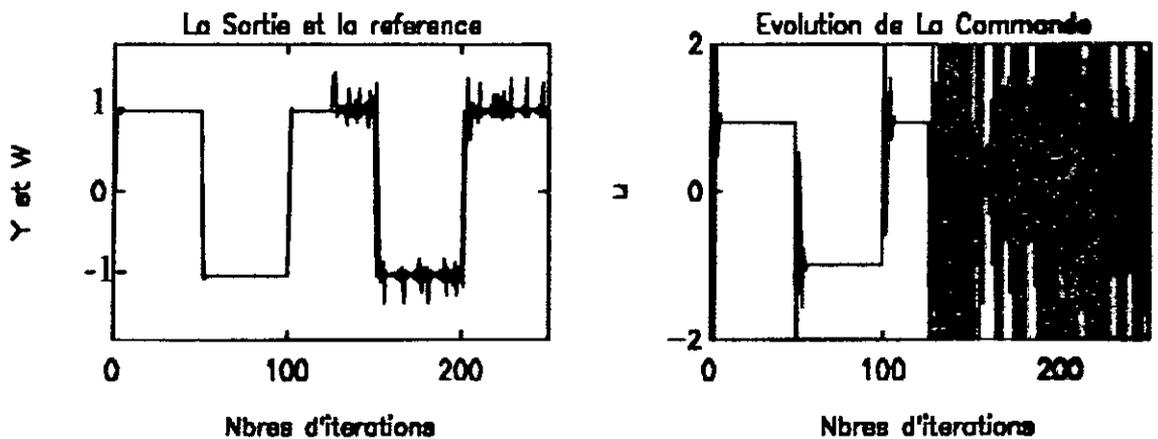
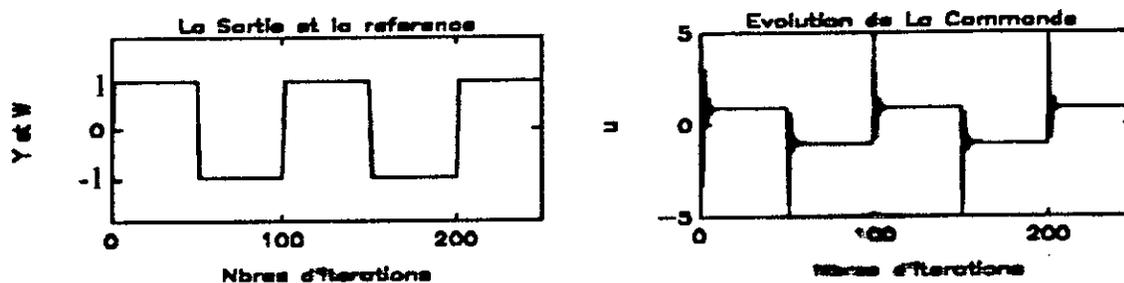
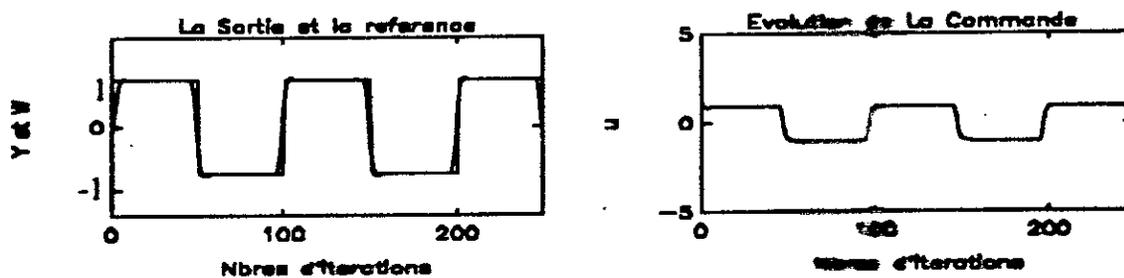
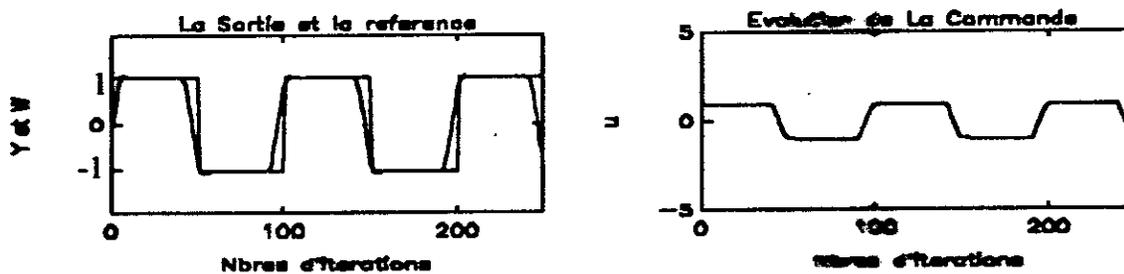
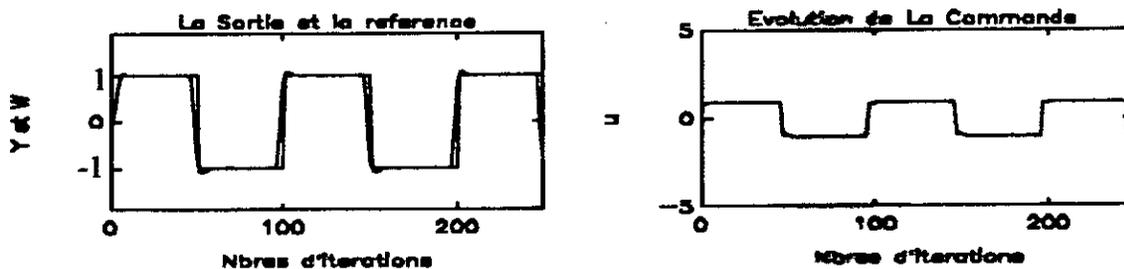
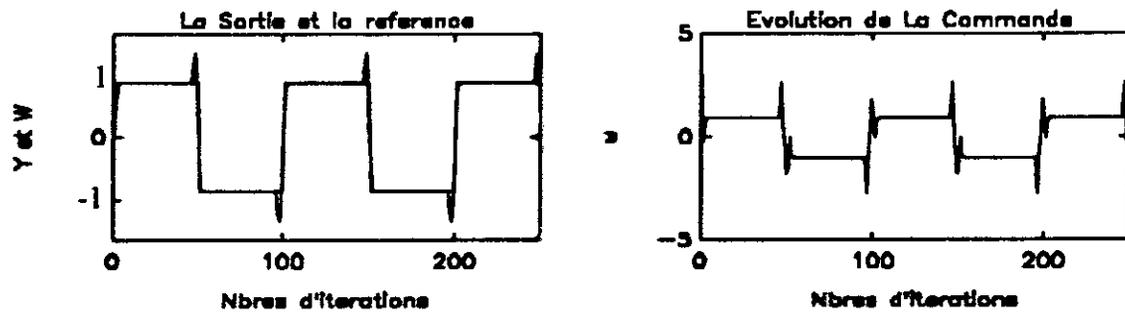
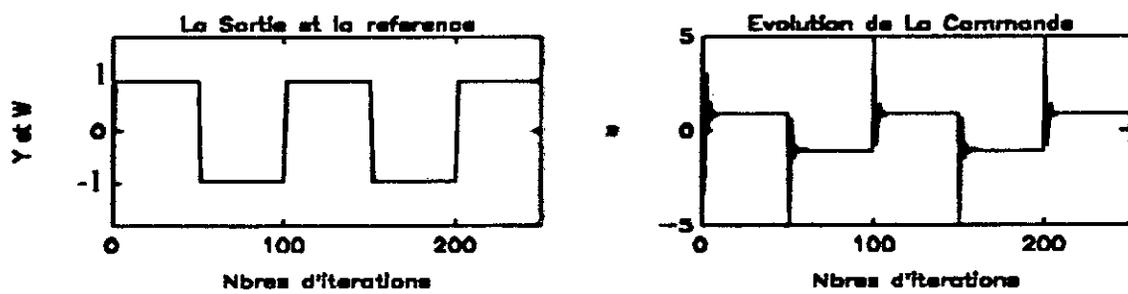
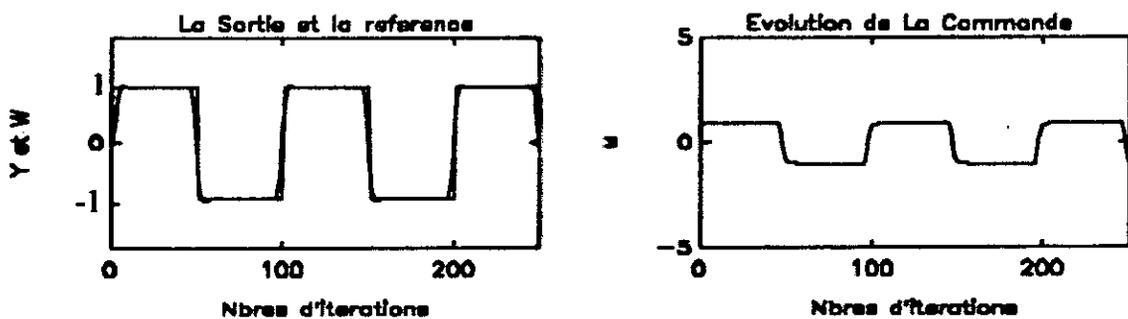
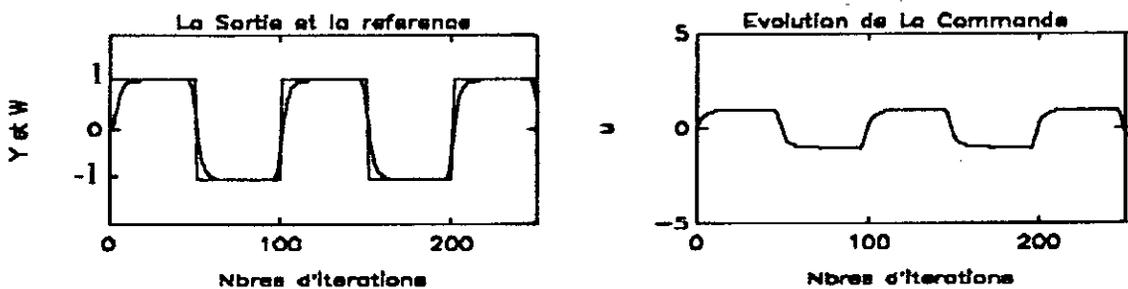


Figure II.7 GPC avec variation d'un système SMP vers ISNMP

Figure II.8 système SMP pour $N1=1$ $N2=1$ $NU=1$ $\lambda=0$ Figure II.9 système SMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda=0$ Figure II.10 système SMP pour $N1=1$ $N2=10$ $NU=1$ $\lambda=0$ Figure II.11 système SMP pour $N1=5$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda=0$

Figure II.12 système SMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=2$ $\lambda=0$ Figure II.13 système SMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=5$ $\lambda=0$ Figure II.14 système SMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda=1$ Figure II.15 système SMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda=10$

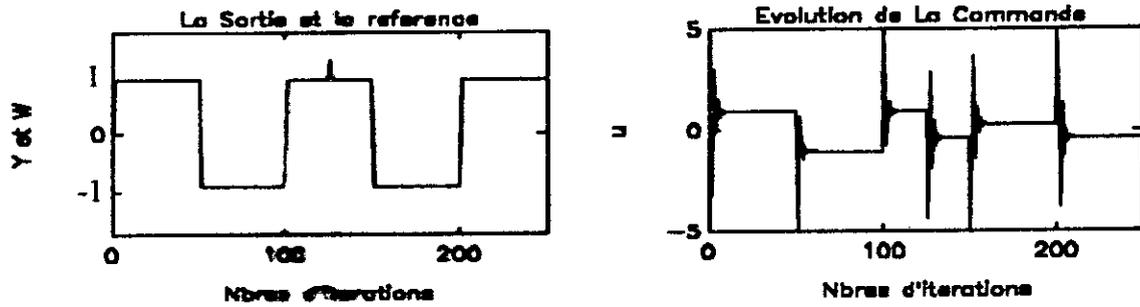


Figure II.16 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=1$ $N2=1$ $NU=1$ $\lambda=0$

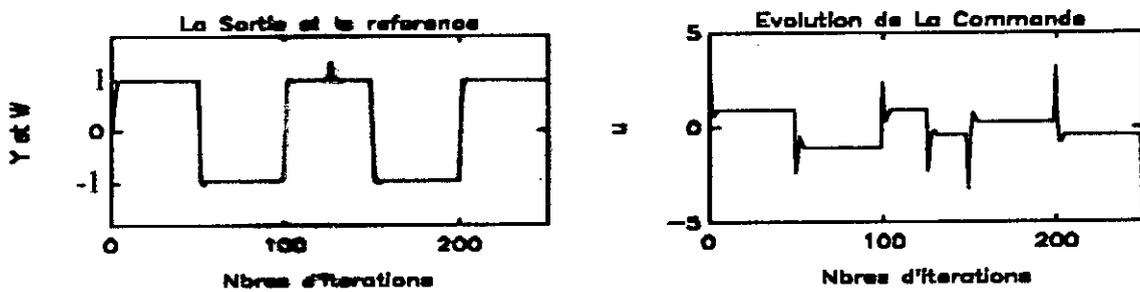


Figure II.17 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=1$ $N2=2$ $NU=1$ $\lambda=0$

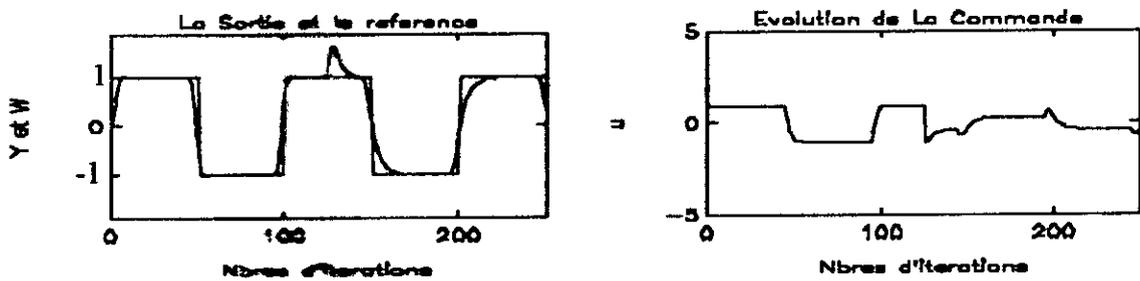


Figure II.18 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=1$ $N2=6$ $NU=1$ $\lambda=0$

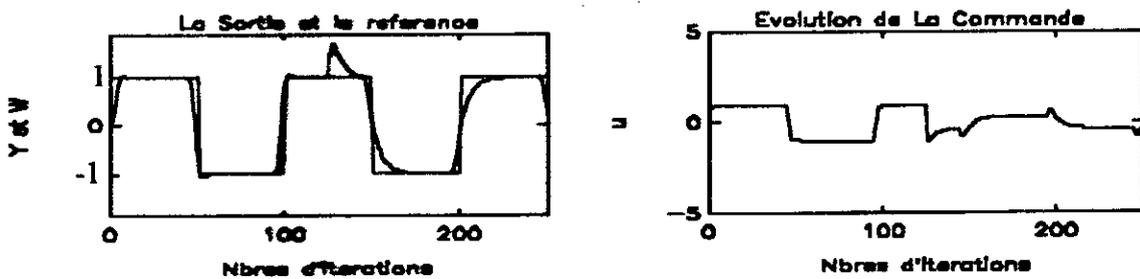


Figure II.19 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=4$ $N2=6$ $NU=1$ $\lambda=0$

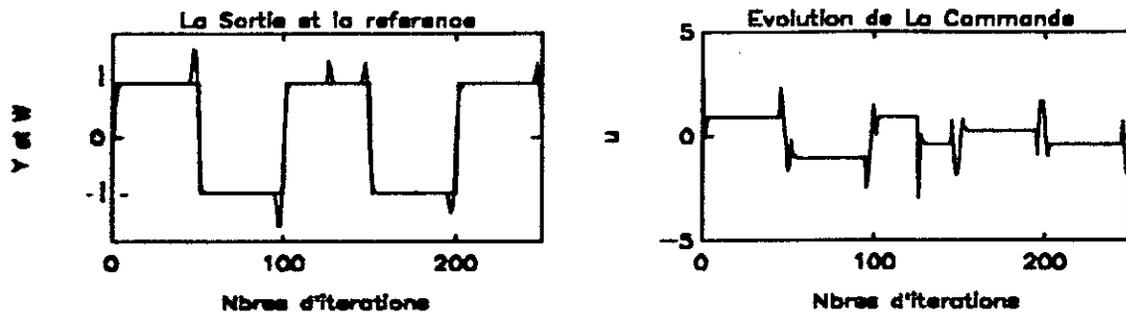


Figure IL.20 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=1$ $N2=6$ $NU=2$ $\lambda=0$

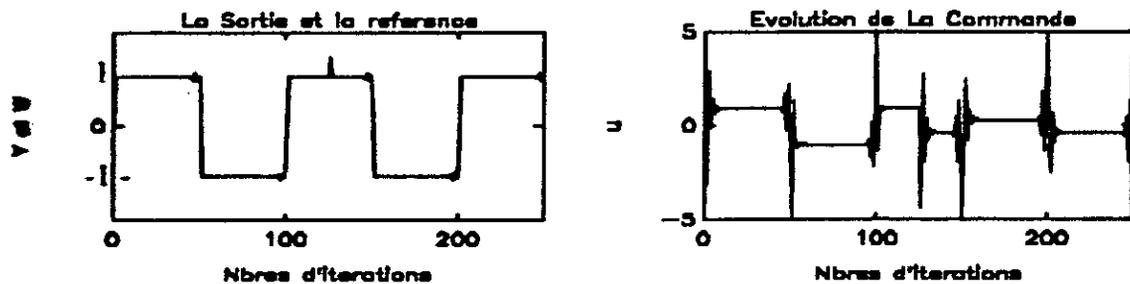


Figure IL.21 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=1$ $N2=6$ $NU=5$ $\lambda=0$

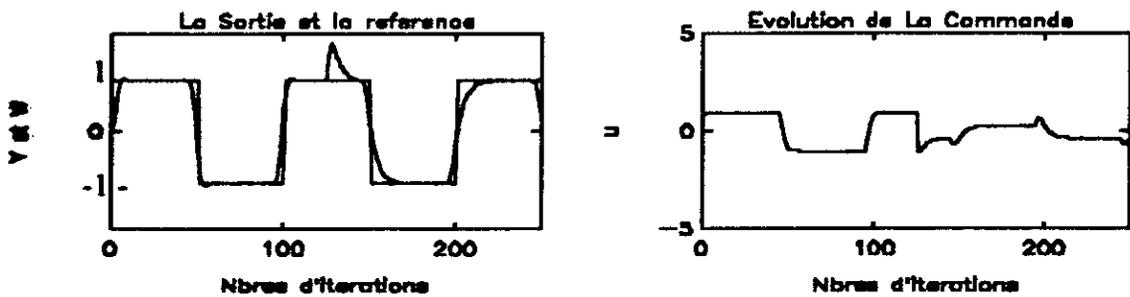


Figure IL.22 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=1$ $N2=6$ $NU=1$ $\lambda=1$

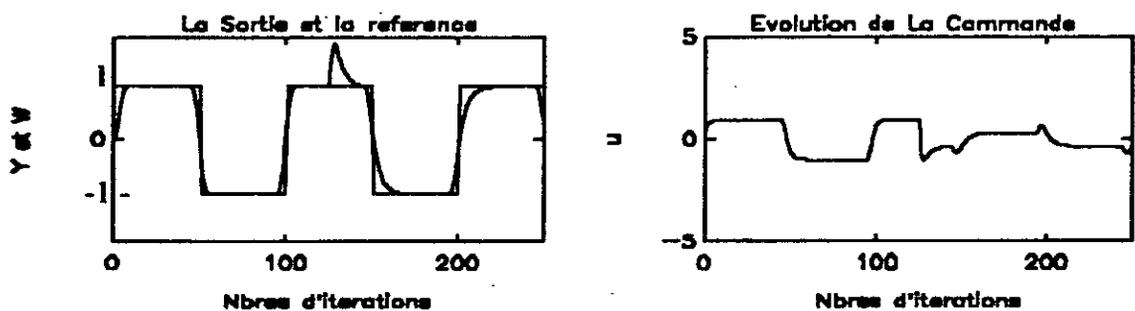


Figure IL.23 variation d'un système SMP vers ISMP pour $N1=1$ $N2=6$ $NU=1$ $\lambda=5$

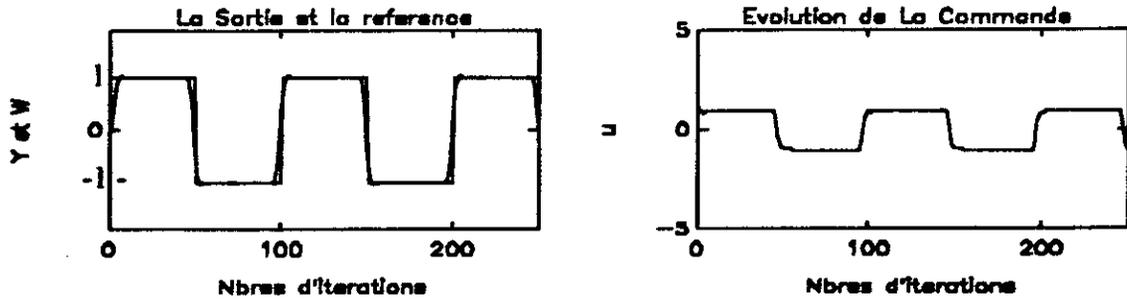


Figure IL.25 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda = 0.01$

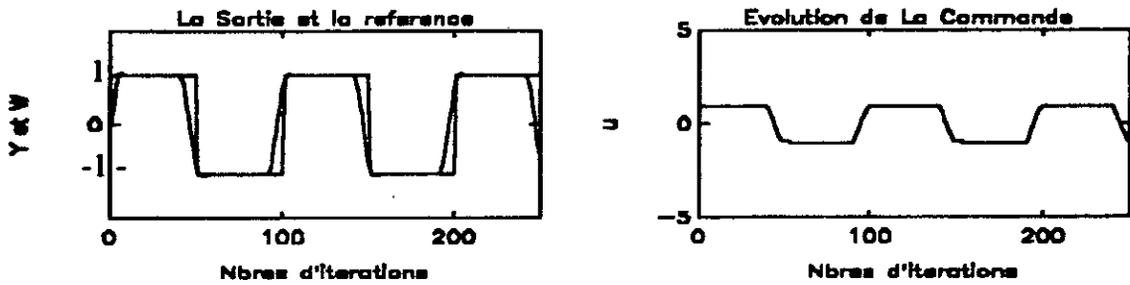


Figure IL.26 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=1$ $N2=10$ $NU=1$ $\lambda = 0.01$

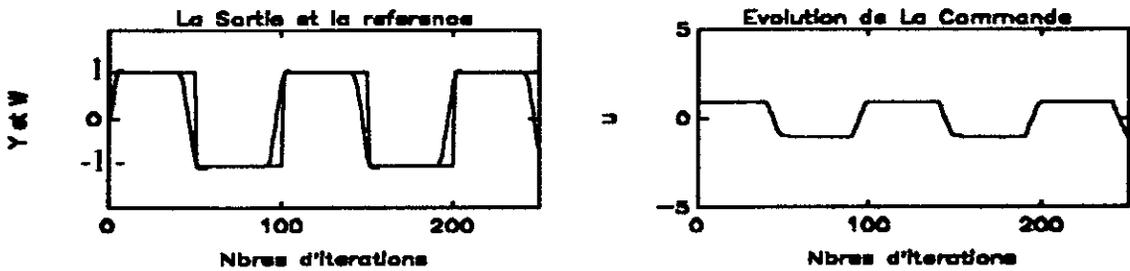


Figure IL.27 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=2$ $N2=10$ $NU=1$ $\lambda = 0.01$

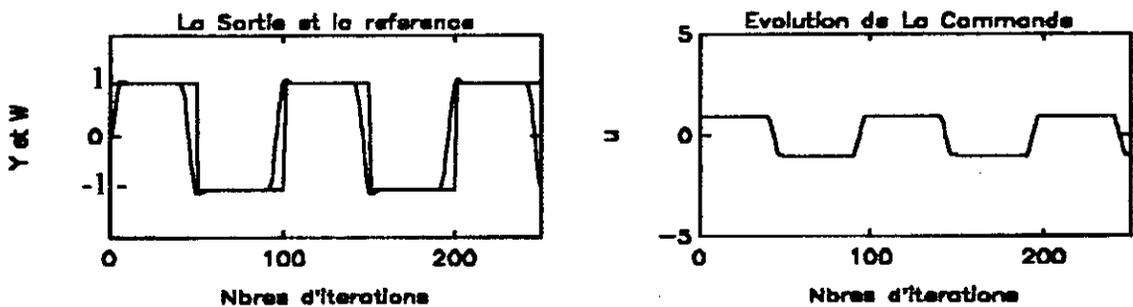


Figure IL.28 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=5$ $N2=10$ $NU=1$ $\lambda = 0.01$

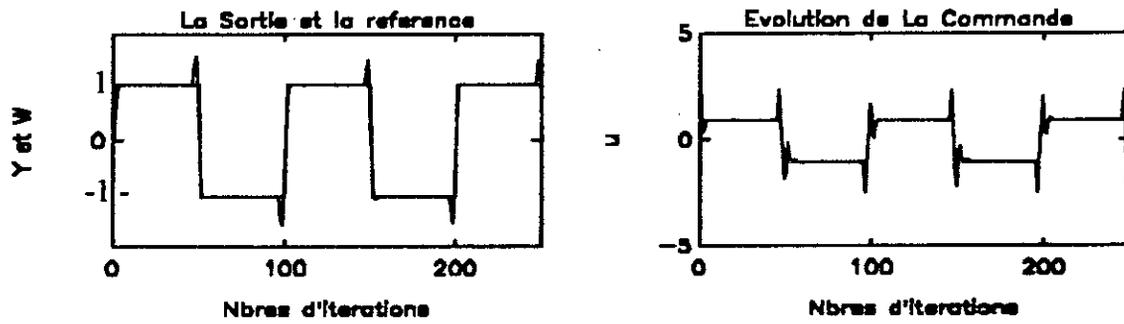


Figure II.29 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=2$ $\lambda = 0.01$

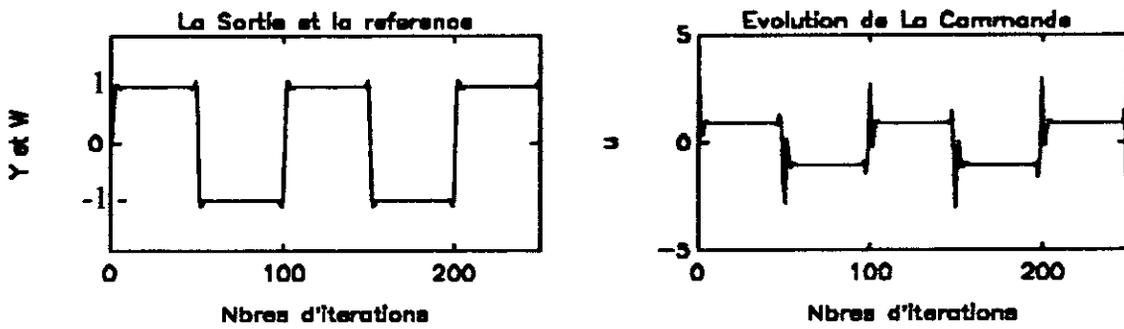


Figure II.30 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=5$ $\lambda = 0.01$

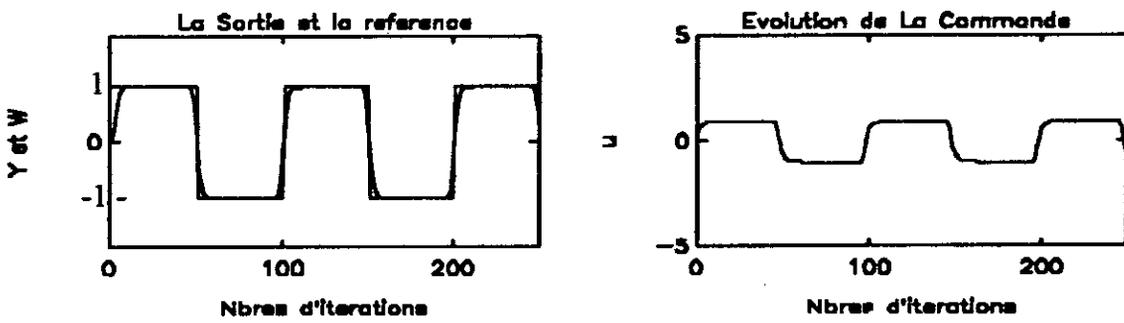


Figure II.31 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda = 5$

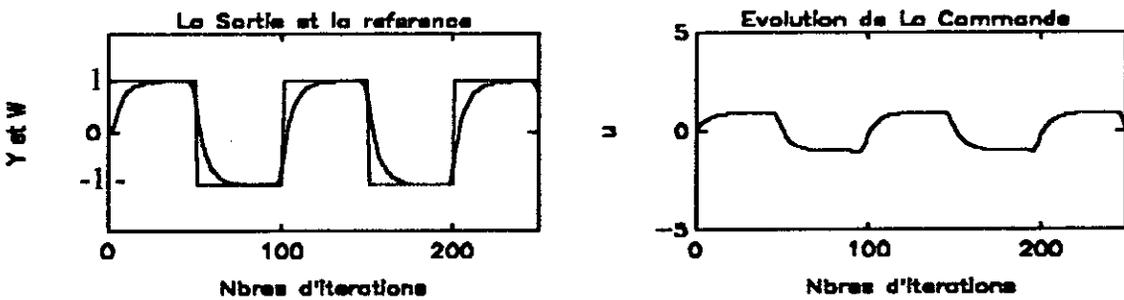


Figure II.32 variation d'un système SMP vers SNMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda = 20$

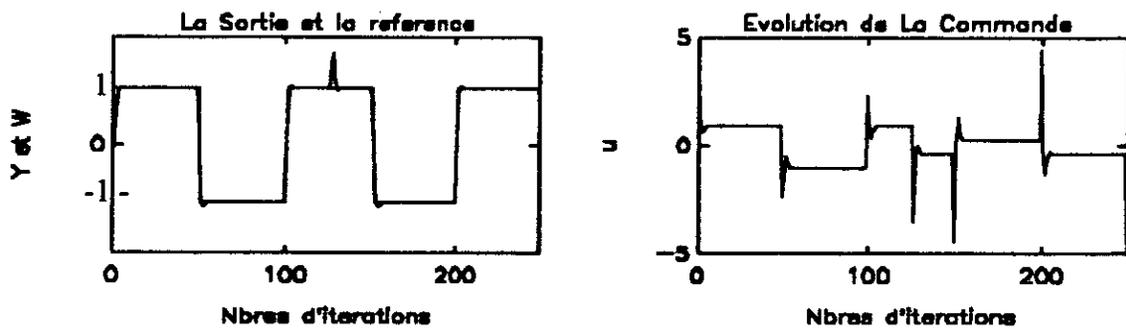


Figure II.33 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1=1$ $N2=2$ $NU=1$ $\lambda = 0$

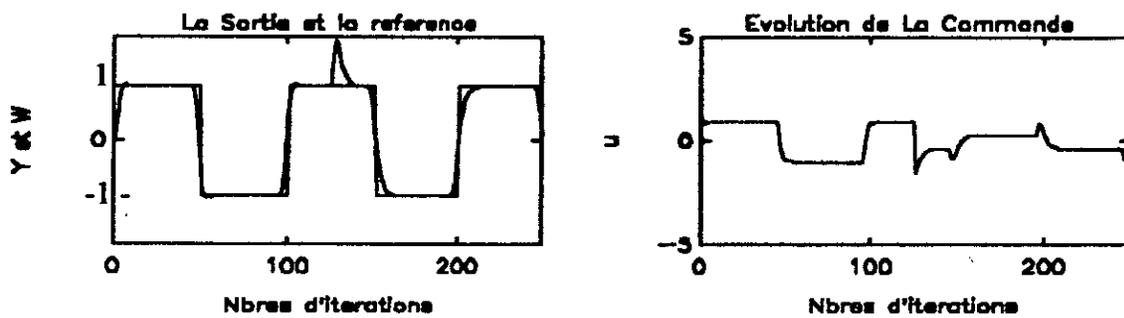


Figure II.34 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1=1$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda = 0$

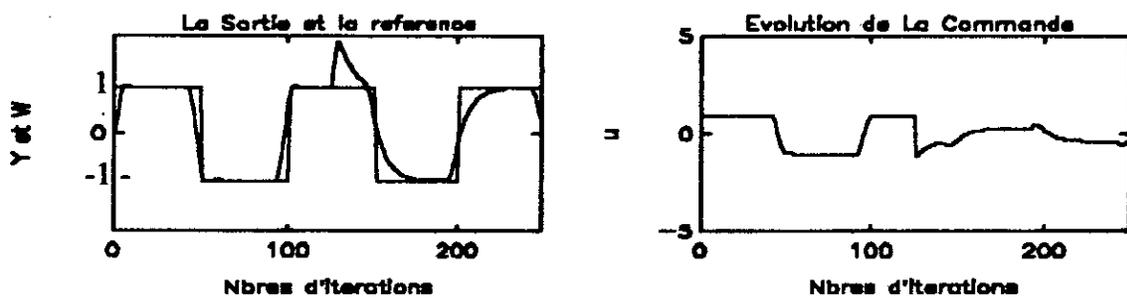


Figure II.35 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1=1$ $N2=8$ $NU=1$ $\lambda = 0$

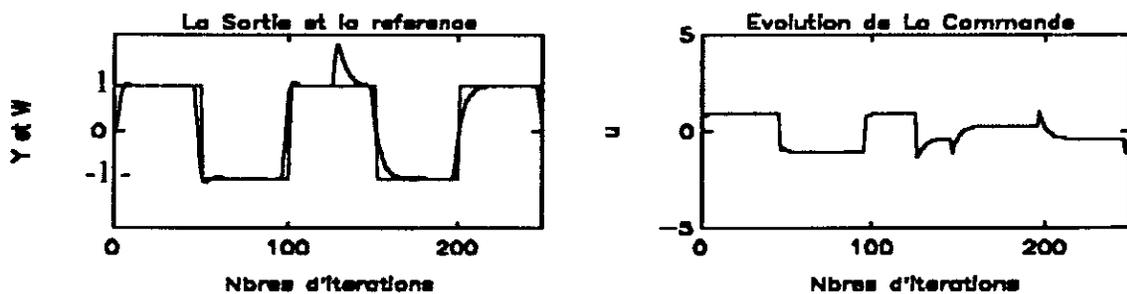


Figure II.36 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1=5$ $N2=5$ $NU=1$ $\lambda = 0$

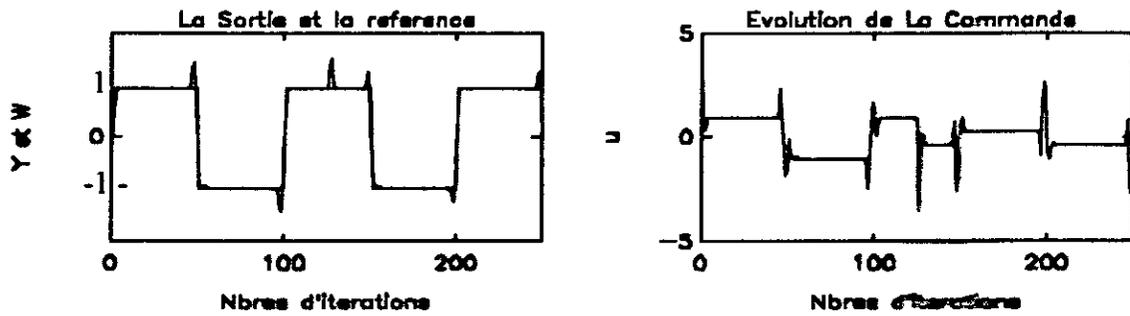


Figure II.37 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1= 1$ $N2= 5$ $NU=2$ $\lambda = 0.01$

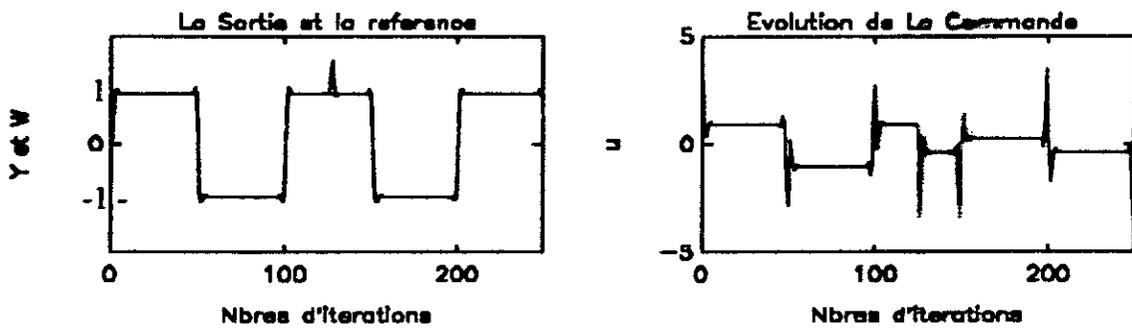


Figure II.38 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1= 1$ $N2= 5$ $NU=5$ $\lambda = 0.01$

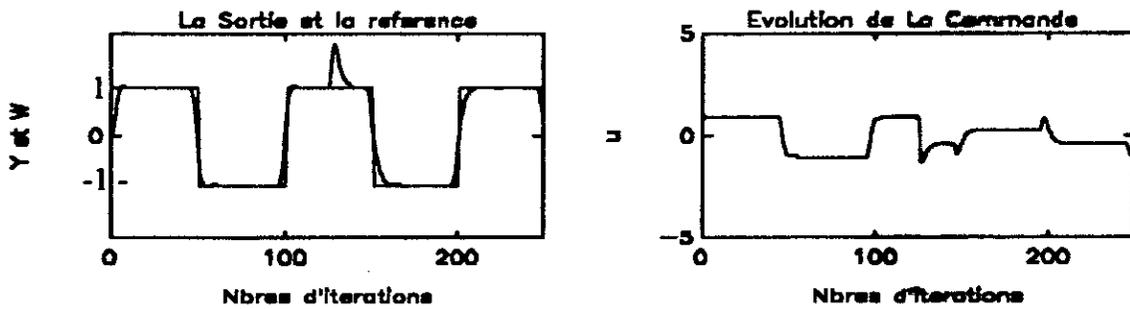


Figure II.39 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1= 1$ $N2= 5$ $NU=1$ $\lambda = 1$

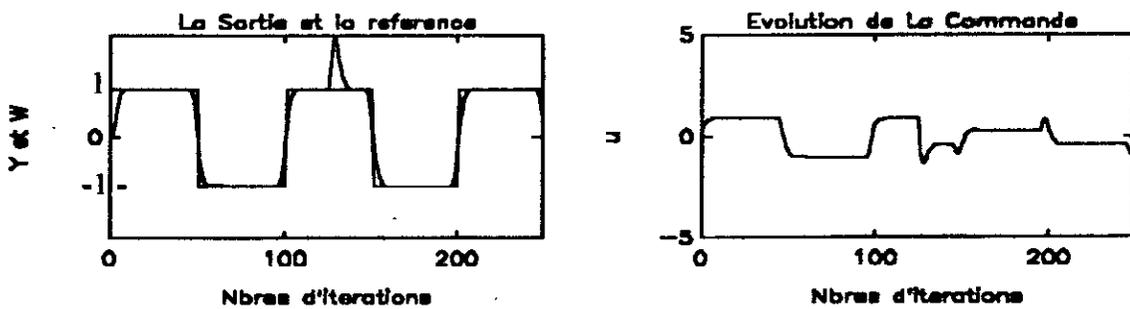


Figure II.40 variation d'un système SMP vers ISNMP pour $N1= 1$ $N2= 5$ $NU=2$ $\lambda = 5$

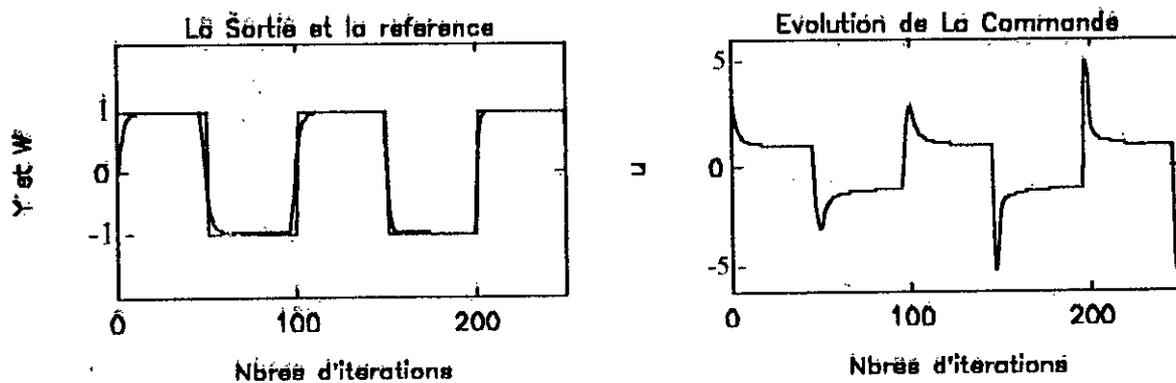
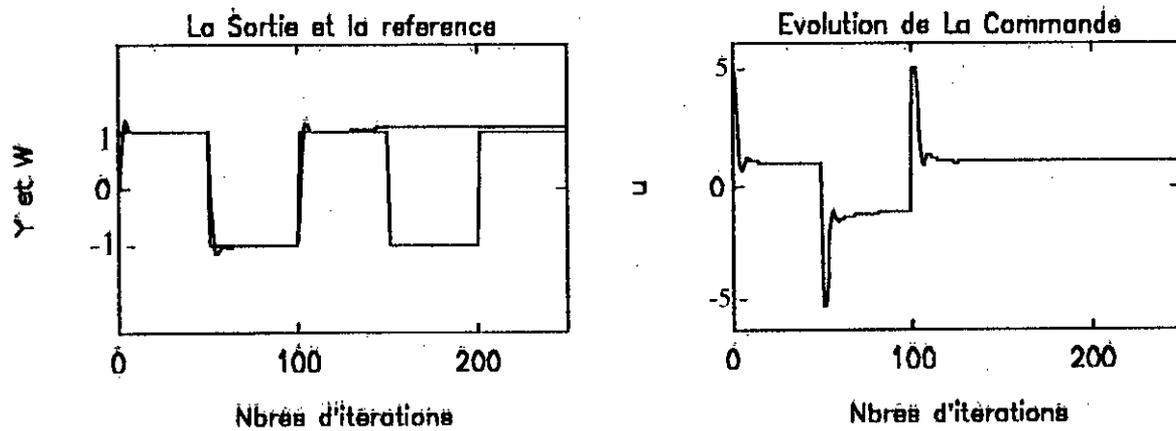
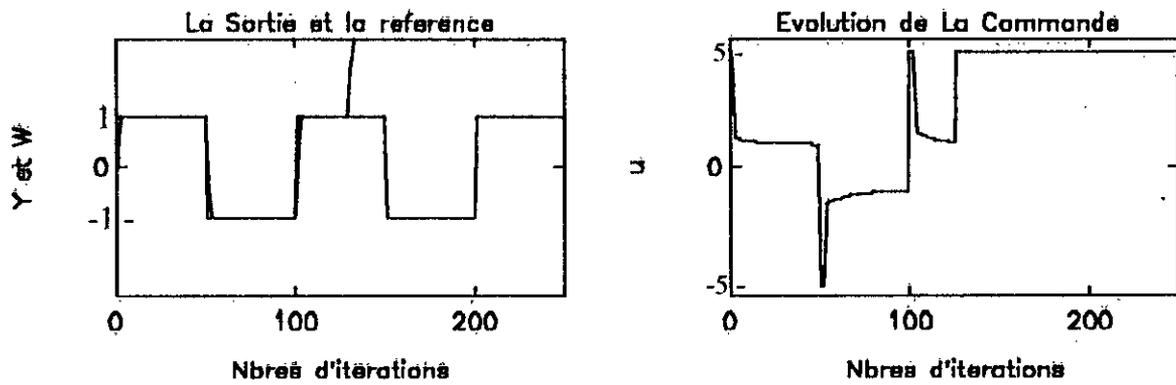
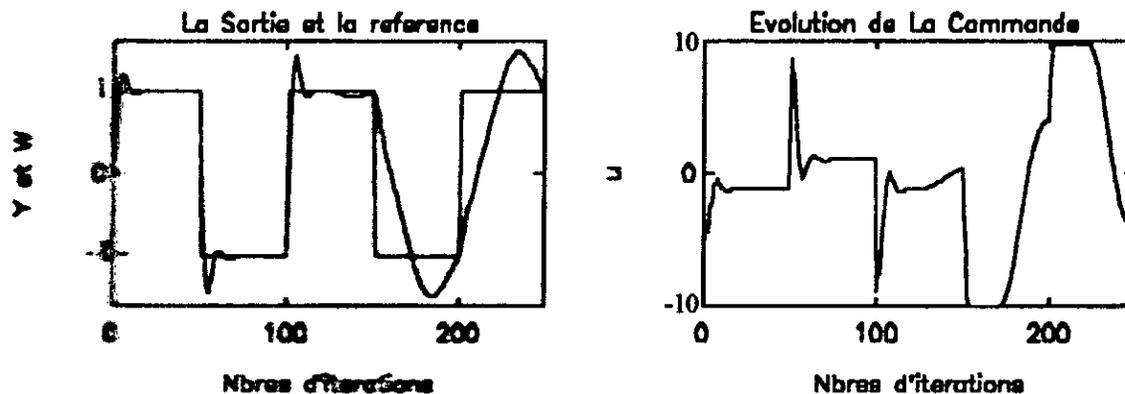
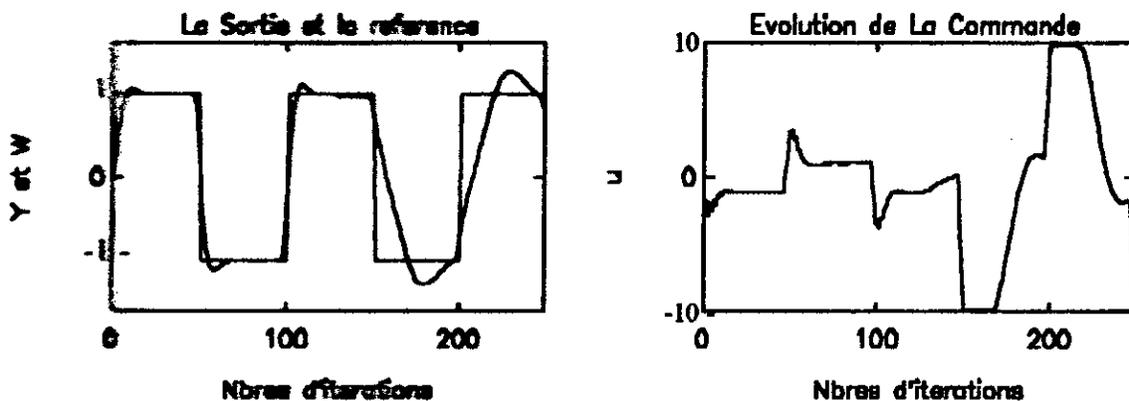


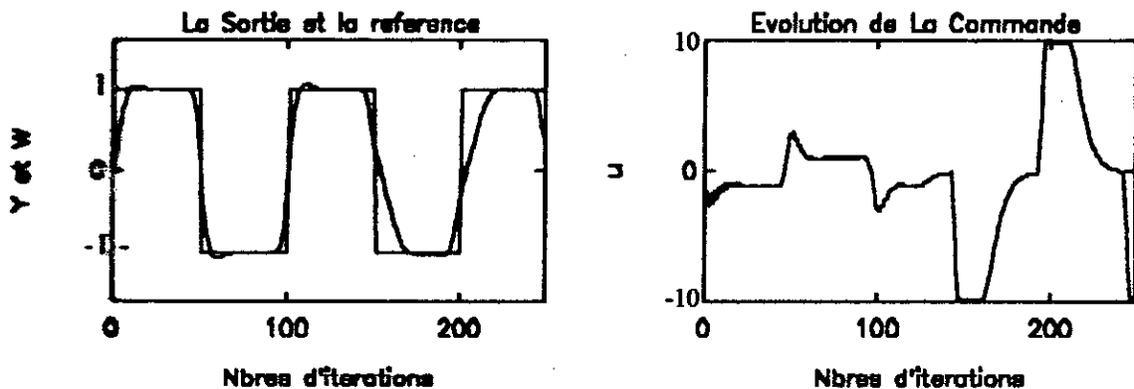
Figure II.41 GPC avec variation de retard du système.



$N1=1$ $N2=1$ $NU=1$ $\lambda=0.01$



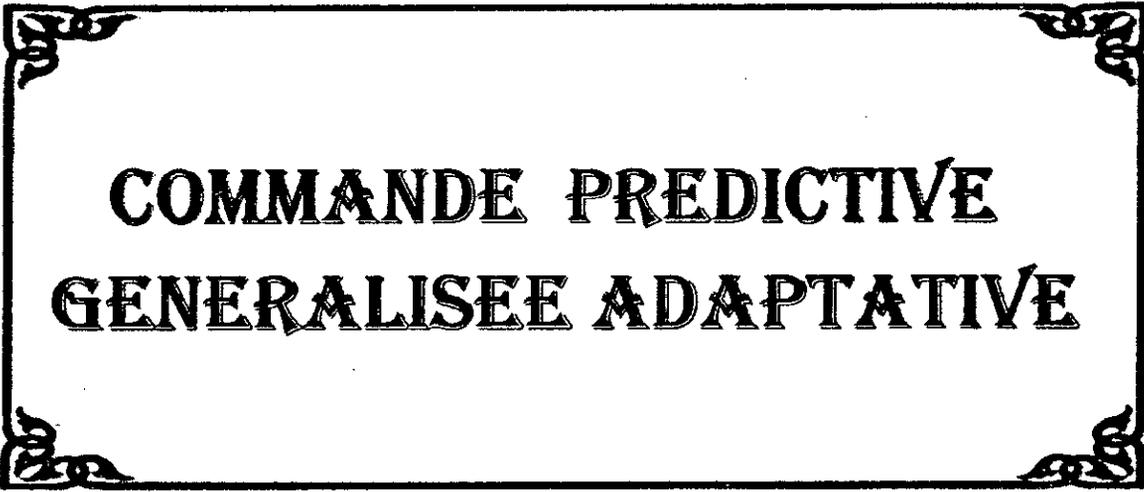
$N1=2$ $N2=4$ $NU=2$ $\lambda=0.05$



$N1=2$ $N2=8$ $NU=2$ $\lambda=0.05$

Figure II.42 GPC avec variation de l'ordre du système

CHAPITRE -III-



**COMMANDE PREDICTIVE
GENERALISEE ADAPTATIVE**

COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE ADAPTATIVE

INTRODUCTION:

La commande adaptative est un ensemble de techniques utilisées pour l'ajustement automatique en ligne des régulateurs des boucles de commande, afin de réaliser ou maintenir un certain niveau de performances quand les paramètres du procédé à commander sont connus et/ou varient dans le temps. [10]

Le point commun à toutes les approches de la commande adaptative est la boucle classique de contre réaction, et la différence entre les différents schémas est dans l'algorithme qui change les paramètres du régulateur en fonction de l'évolution de ceux du processus et des perturbations aléatoires.

Parmi les approches qui ont été considérées pour le développement des stratégies de la commande adaptative destinées aux procédés à paramètres inconnus et/ou variables on trouve :

- 1- Commande adaptative avec modèle de référence
- 2- Système de commande auto-ajustable.
- 3-

La commande prédictive généralisée à caractère adaptative consiste à utiliser la loi de commande développée dans le premier chapitre, et à remplacer les paramètres du modèle par leurs estimations.

La figure (III.1) représente le schéma bloc de la commande prédictive généralisée à caractère adaptative. [4]

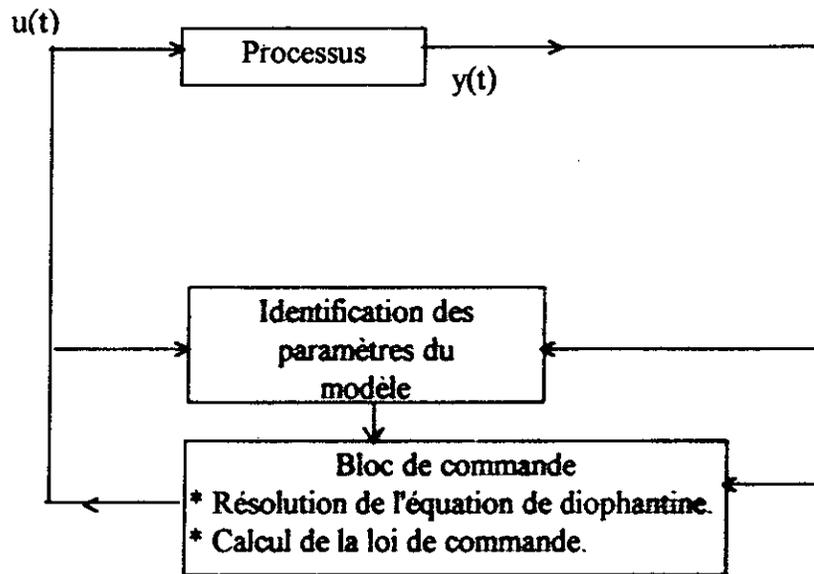


Figure III.1 Commande prédictive généralisée à caractère adaptatif

III.1 COMMANDE ADAPTATIVE AVEC MODELE DE REFERENCE:

Dans cette approche les spécifications concernant le fonctionnement du système à régler bouclé sont réalisées effectivement dans le modèle de référence. L'écart entre la sortie du système et celle du modèle est utilisé par un algorithme d'adaptation pour faire varier les paramètres du régulateur, dans le but de réaliser la meilleure poursuite possible (minimiser l'écart).

Le schéma représentatif de cette méthode de commande est le suivant:

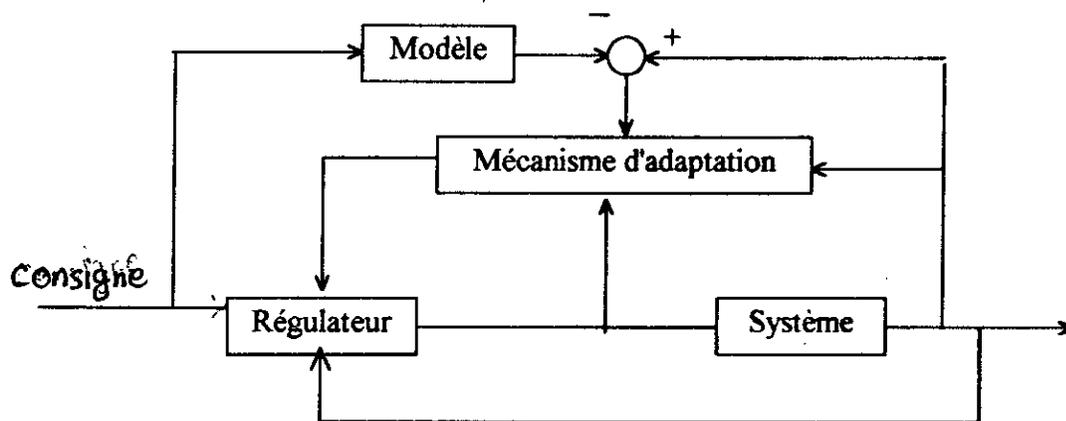


Figure III.2 Commande adaptative à modèle de référence

III.2 LA COMMANDE AUTO-AJUSTABLE:

Cette stratégie est basée sur l'estimation en temps réel des paramètres du modèle ou ceux du régulateur. La commande est calculée en utilisant les paramètres estimés. C'est ce qu'on appelle le principe de l'équivalence certaine. En effet, on néglige les incertitudes sur les estimés qu'on les utilise comme s'ils étaient les vrais paramètres. A noter que si ces incertitudes sont connues on peut les utiliser pour modifier le régulateur.

On peut représenté cette approche par la structure suivante:

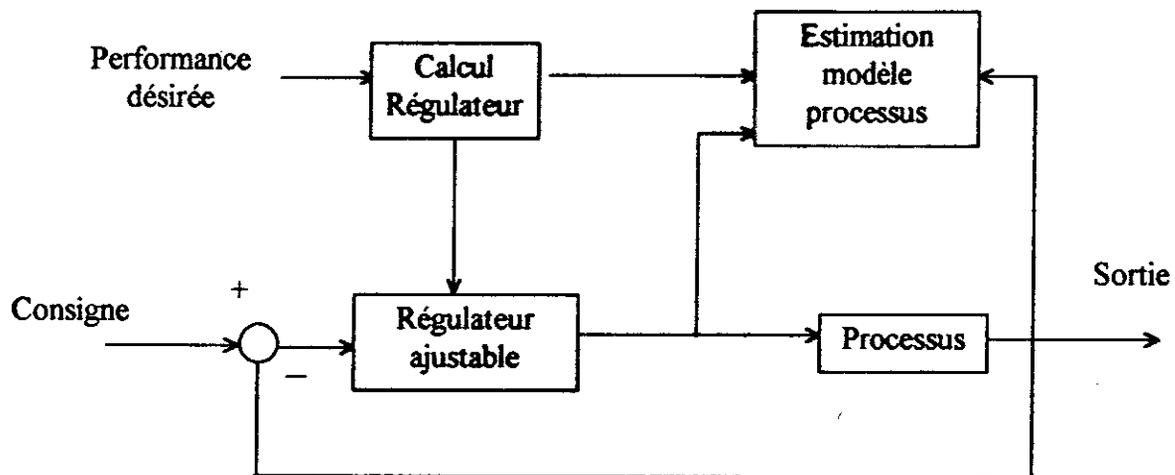


Figure III.3 Structure de réglage auto-ajustable

On distingue deux approches dans cette commande:

- L'approche indirecte comporte deux étapes à chaque période d'échantillonnage. Dans une première phase, on identifie de manière récursive les paramètres du modèle, puis une deuxième phase où on calcule les paramètres du régulateur à partir des paramètres estimés.
- L'approche directe: qui ne comporte qu'une seule étape à chaque période d'échantillonnage. Les paramètres du régulateur sont directement identifiés d'une manière récursive. Dans ce cas on identifie en effet implicitement le procédé, mais reparamétrisé en terme de prédicteur.

III.3 IDENTIFICATION:

Le principe d'identification consiste à déterminer les paramètres d'un modèle à partir d'un ensemble de mesures entrées-sorties du processus. L'identification comporte quatre étapes [1]:

- a- Acquisition des entrées et des sorties.
- b- Choix de la structure du modèle.
- c- Estimation des paramètres du modèle.
- d- Validation du modèle identifié.

On peut résumer le principe de l'identification par le schéma suivant: [1]

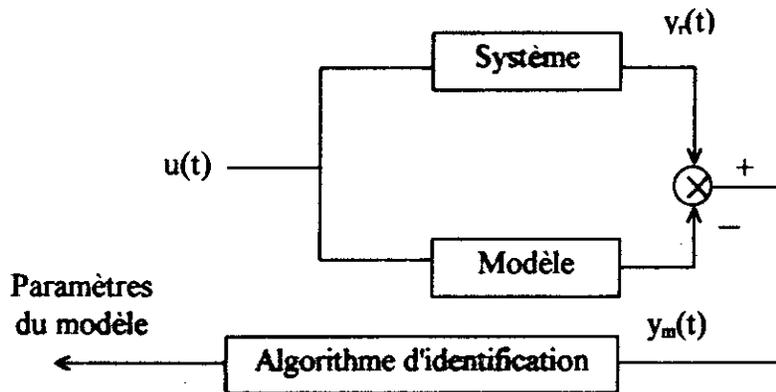


Figure III.4 : Schéma du principe d'identification

III.3.1 Type du modèle utilisé:

La forme générale du modèle utilisée dans les différentes stratégies de commande adaptative est:

$$y(t) = q^{-d} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot u(t) + \omega(t) \quad (III.1)$$

$\omega(t)$: terme de perturbation est constitué par tout les termes affectant la sortie $y(t)$. Nous limitons notre étude à des modèles.

$$\text{où } \omega(t) = \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot e(t)$$

$$\text{d'où } y(t) = q^{-d} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot u(t) + \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})} \cdot e(t) \quad (III.2)$$

III.3.2 Algorithme d'identification :

Pour l'identification d'un processus à l'aide des moindres carrés récurrents, on se base sur la minimisation du critère qui suit (III.3), par rapport à [9],[10]:

$$J = \sum_{i=1}^t [\varepsilon(i)]^2$$

$$J = \sum_{i=1}^t [y_R(i) - y_m(i)]^2 \quad (III.3)$$

Pour C(q⁻¹) nul, la sortie du procédé est définie par.

$$y_R(t) = \theta^T \cdot \phi(t) \quad (III.4)$$

avec

$$\theta^T(t) = [a_1 \dots a_n \ b_0 \dots b_m]$$

$$\phi^T(t) = [-y_R(t-1) \dots -y_R(t-n) \ -u(t-d) \dots u(t-d-m)]$$

sont respectivement les vecteurs des paramètres du procédé et les mesures.

La sortie du modèle est:

$$y_m(t) = \hat{\theta}^T \cdot \phi(t) \quad (III.5)$$

avec

$$\hat{\theta}^T(t) = [\hat{a}_1 \dots \hat{a}_n \ \hat{b}_0 \dots \hat{b}_m]$$

$$\phi^T(t) = [-y_R(t-1) \dots -y_R(t-n) \ u(t-d) \dots u(t-d-m)]$$

d'où

$$J = \sum_{i=1}^t [y_R(i) - \hat{\theta}^T(i) \cdot \phi(i)]^2 \quad (III.6)$$

La minimisation de J donne l'algorithme récursif suivant.

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t) \cdot \phi(t) \cdot \varepsilon(t+1) \quad \text{(III.7.a)} \\ F(t+1) = F(t) - \frac{F(t) \cdot \phi(t) \cdot \phi^T(t) \cdot F(t)}{1 + \phi^T(t) \cdot F(t) \cdot \phi(t)} \quad \text{(III.7.b)} \\ \varepsilon(t+1) = \frac{y_R(t+1) - \hat{\theta}(t) \cdot \phi(t)}{1 + \phi^T(t) \cdot F(t) \cdot \phi(t)} \quad \text{(III.7.c)} \end{array} \right. \quad \text{(III.7)}$$

F: est le gain d'adaptation paramétrique.

$\varepsilon(t+1)$: est l'erreur à posteriori.

On peut initialiser le vecteur ~~statoirement~~ car la convergence est indépendante des conditions initiales. En absence ~~d'information initiales sur les paramètres~~, on peut considérer :

$$F(0) = g \cdot I, \text{ avec } g \text{ grand } (g \geq 1000)$$

En présence des perturbations ~~statoires~~, les vecteurs des paramètres et d'observations sont:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}^T(t) &= [\hat{a}_1 \dots \hat{a}_{\hat{n}} \quad \hat{b}_0 \dots \hat{b}_{\hat{m}} \quad \hat{c}_1 \dots \hat{c}_{\hat{n}_c}] \\ \phi^T(t) &= [-y_R(t-1) \dots -y_R(t-\hat{n}) \quad u(t-\hat{d}) \dots u(t-\hat{d}-\hat{m}) \quad \varepsilon(t) \dots \varepsilon(t-\hat{n}_c)] \end{aligned}$$

L'algorithme qui utilise ces nouveaux vecteurs s'appelle *l'algorithme des Moindres Carrés Etendu (MCE)*.

On constate que l'algorithme de l'équation (III.7) est un algorithme à gain décroissant qui tend vers zéro dès que l'horizon d'identification augmente. En plus, ce type de variation de gain ne conviendra pas pour l'estimation des paramètres variables dans le temps. Pour remédier à ce problème on considère le critère suivant:

$$J(t) = \sum_{i=1}^t \lambda_1(i) \cdot [\varepsilon(i)]^2 \quad \text{(III.8)}$$

d'où la nouvelle expression de l'équation (III.7.b):

$$F(t+1) = \frac{1}{\lambda_1(t)} \left[F(t) - \frac{F(t) \cdot \phi(t) \cdot \phi^T(t) \cdot F(t)}{\lambda_2(t) + \phi^T(t) \cdot F(t) \cdot \phi(t)} \right] \quad (III.9)$$

Différents types d'algorithmes sont obtenus en fonction des valeurs de $\lambda_1(t)$, et $\lambda_2(t)$. On peut citer:

- $\lambda_1(t) = \lambda_1 < 1$ (valeurs typiques de 0.95 à .99)

$\lambda_2(t) = 1$

appelé **algorithme à facteur d'oubli fixe**.

- $\lambda_1(t) = \lambda_0 \cdot \lambda_1(t-1) + (1-\lambda_0)$

$\lambda_2(t) = 1$

avec $\lambda_1(0)$ et λ_0 compris entre 0.95 et 0.99

appelé **algorithme à facteur d'oubli variable**.

- $\lambda_1(t)$ et $\lambda_2(t)$ variables tels que $\text{trace } F(t) = \text{constante}$.

On pose $\lambda_1(t) / \lambda_2(t) = \alpha(t)$ et en tenant compte de (III.9)

$$\alpha F(t+1) = \frac{1}{\lambda_1(t)} \cdot \alpha \left[F(t) - \frac{F(t) \cdot \phi(t) \cdot \phi^T(t) \cdot F(t)}{\alpha(t) + \phi^T(t) \cdot F(t) \cdot \phi(t)} \right] \quad (III.10)$$

III.4 COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE ADAPTATIVE- APPROCHE INDIRECTE:

L'approche indirecte de la commande prédictive généralisée adaptative se fait en deux étapes, telles que sont représentées dans la figure suivante fig (III.5)

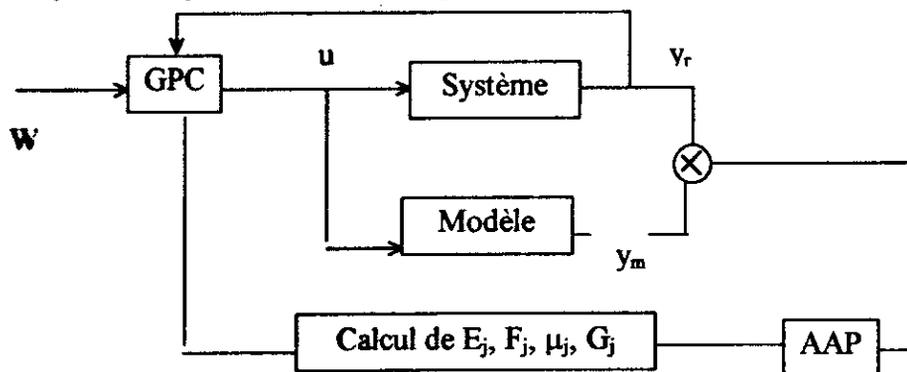


Fig. III.5 : Schéma de la GPCAI

Etape 1:

Estimation en temps réel des paramètres du modèle du procédé

D'après le modèle CARIMA, l'équation du procédé s'écrit:

$$y_R(t) = \theta^T \cdot \phi(t)$$

En utilisant une méthode d'identification de type MCR (à trace constante), on peut estimer le vecteur θ , d'où on a:

$$y_m(t) = \hat{\theta}^T \cdot \phi(t)$$

d'où on a à chaque instant les estimés du modèle du procédé

$$\begin{cases} \hat{A}(q^{-1}) = 1 + \hat{a}_1 \cdot q^{-1} + \dots + \hat{a}_n \cdot q^{-n} \\ \hat{B}(q^{-1}) = \hat{b}_0 + \dots + \hat{b}_m \cdot q^{-m} \end{cases}$$

Etape 2:

Calcul des paramètres du régulateur ajustable. A partir des paramètres estimés du modèle du procédé.

III.5 COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE ADAPTATIVE - APPROCHE DIRECTE:

Dans cette approche on cherche une structure particulière du modèle du processus où interviennent explicitement les paramètres de la loi de commande.

On a l'équation de prédictateur optimal à j-pas qui s'écrit comme suit:

$$\begin{cases} \psi_j(t+j) = G_j \frac{\Delta u(t+j-1)}{C} + F_j \cdot \frac{y(t)}{C} \\ \psi_j(t+j) = P \cdot y(t+j) \end{cases} \quad (III.11)$$

$$\text{donc: } \psi_j(t+j) = -\sum_{i=1}^{n_c} c_i \psi_j(t+j-i) + G_j \Delta u(t+j-1) + F_j y(t)$$

$$\psi_j(t+j) = \theta_j(t) \cdot \phi_j(t) \tag{III.12}$$

$$\text{avec: } \theta_j^T(t) = [C_1 \dots C_{n_c} \quad G_{(1,j)} \dots G_{(j-1+m,j)} \quad F_{(1,j)} \dots F_{(n,j)}]$$

$$\phi_j^T(t) = [-\psi_j(t-1) \dots -\psi_j(t-n_c) \quad \Delta u(t-1) \dots \Delta u(t-j+1-m) \quad y(t-j) \dots y(t-j-n)]$$

Ainsi, la sortie ψ_j , et les vecteurs Φ et θ constituent le modèle où interviennent directement les paramètres du régulateur à GPC. L'algorithme de la GPCAD peut se résumer à:

-1- Identification:

- Calculer la sortie $\psi(t)$ à partir des mesures des variables $y(t)$, $w(t)$, $u(t)$.
- Former le vecteur d'observation $\Phi_j(t)$
- Former les erreurs: $\varepsilon_j(t) = P y(t) - \hat{\theta}_j(t) \cdot \phi_j(t)$
- Estimer le vecteur paramètre $\hat{\theta}_j(t)$

cette étape se répète $N_2 - N_1$ fois.

-2- Commande:

Utiliser l'estimation des vecteurs paramètres et les observations pour calculer la commande $u(t)$ à partir de l'équation (I.39)

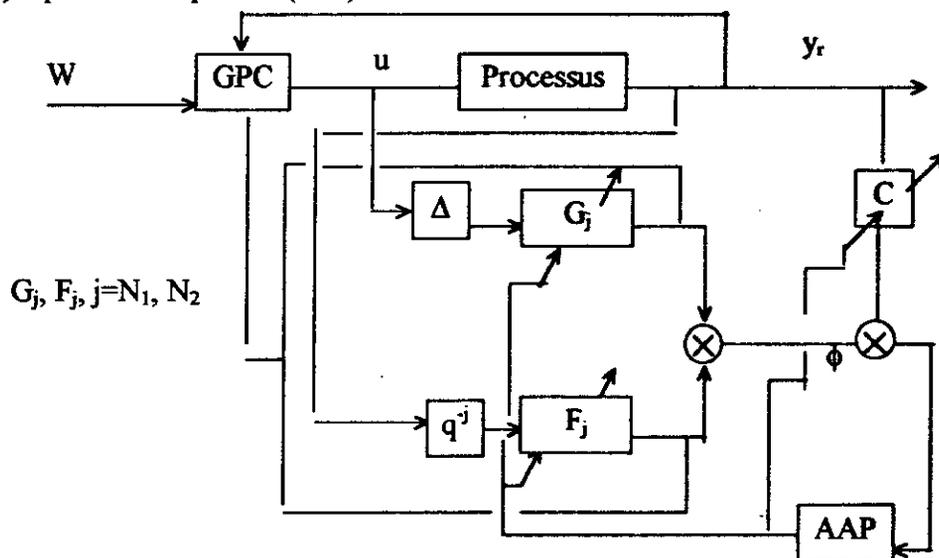
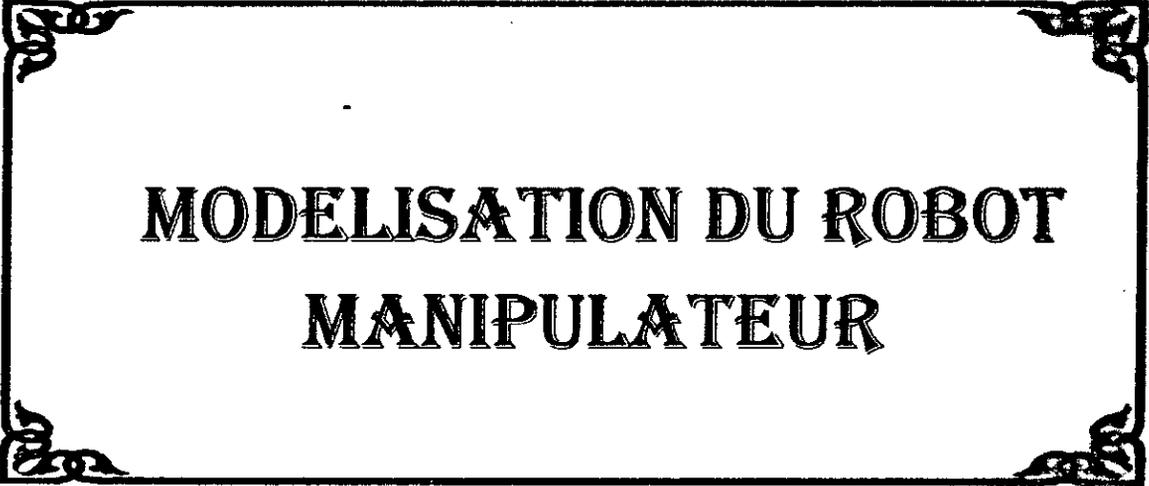


Figure III.6 Schéma bloc de la GPCAD

Enfin, la commande prédictive généralisée adaptative, approche directe, peut être représentée par la structure de réglage de la figure.III.6.

CHAPITRE -IV-



MODELISATION DU ROBOT MANIPULATEUR

MODELISATION DU ROBOT MANIPULATEUR

INTRODUCTION :

L'analyse de la synthèse et la simulation des systèmes dynamiques nécessitent la connaissance des relations entrées-sorties du système. L'ensemble des équations mathématique qui décrivent avec précision le comportement dynamique du système et son interaction avec l'environnement constitue le modèle du système.

On distingue deux types de modèles[6],[12]:

- Modèle de connaissance, obtenue par l'application des lois de la physique.
- Modèle de représentation obtenue par des méthodes d'identifications.

Les robots industriels, tout comme les unités de fabrication modernes, ne sont autres que des systèmes automatisés de haut niveau, qui utilisent des ordinateurs comme partie intégrante de leur chaîne d'asservissement. On sait aussi que ceux-ci constituent d'ailleurs la pièce maîtresse de toute automatisation industrielle.

Tout robot manipulateur peut être considéré comme étant l'enchaînement de plusieurs liaisons rigides connectées par des articulations rotationnelles ou translationnelles actionnées par des moteurs. Une extrémité de la chaîne est attachée à un support de base, tandis que l'autre, elle est liée à un élément terminale dont la fonction est de saisir des objets[13].

Afin d'établir des modèles géométriques et cinématiques du robot on utilise la transformation de Denavit-Hartenberg (D-H); de même le modèle dynamique est obtenue en utilisant le formalisme d'Euler-Lagrange et les matrices définies par la transformation de (D-H).

IV.1 REPRÉSENTATION DU ROBOT:

Les robots manipulateurs peuvent être regroupés en deux catégories ceux qui ont une structure de chaîne cinématique ouverte et ceux qui ont une structure de chaîne cinématique fermée[14], Pour la première catégorie D.STOTEN a donné huit classes de robots[15].

Le robot manipulateur que nous allons utiliser pour notre application est le robot de classe quatre appelé robot portosse, ceci est caractérisé par une articulation rotationnelle θ_2 et deux articulations translationnelles, dont les mouvements sont identifiés par les variables d_1 et d_3 comme il est montrée sur la figure(IV-1).

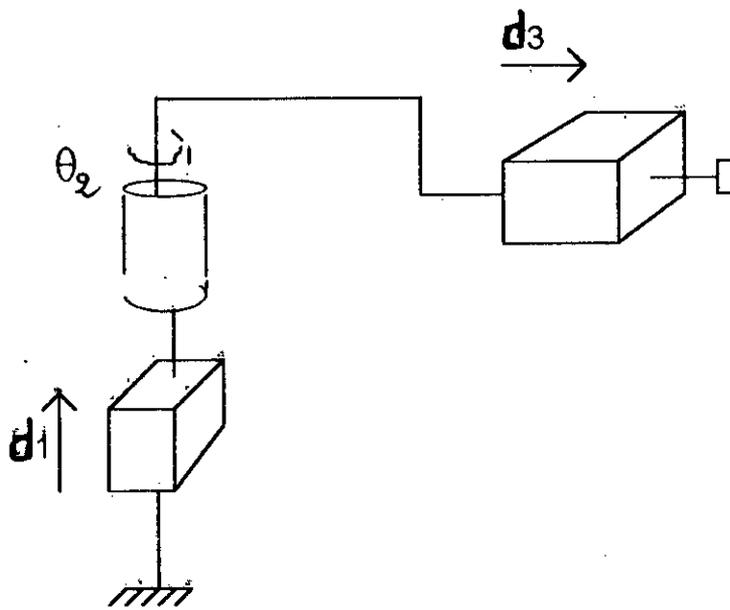


Figure IV-1 : Schéma du robot.

Pour pouvoir établir les différents modèles plusieurs hypothèses simplificatrices doivent être prises en compte :

- Les frottements sont de nature visqueuse, et linéaire par rapport à la vitesse généralisée.

Maillon	variable	α_i	a_i	d_i	θ_i
1	d_1	0	0	d_1	0
2	θ_2	90°	0	0	θ_2
3	d_3	0	0	d_3	0

et ${}_{i-1}T^i$ Matrice de passage du repère $R_i(x_i, y_i, z_i)$ au repère $R_{i-1}(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$. [13],[6].

$${}_{i-1}T^i = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\cos(\alpha_i)\sin(\theta_i) & \sin(\alpha_i)\sin(\theta_i) & a_i \cos(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\alpha_i)\cos(\theta_i) & -\sin(\alpha_i)\cos(\theta_i) & a_i \sin(\theta_i) \\ 0 & \sin(\alpha_i) & \cos(\alpha_i) & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Ainsi nous avons les matrices de transformations homogènes d'un repère à un autre :

$${}^0T^1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} ; {}^1T^2 = \begin{bmatrix} c_2 & 0 & -s_2 & 0 \\ s_2 & 0 & c_2 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} ; {}^2T^3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$c_i = \cos \theta_i, \quad s_i = \sin \theta_i.$$

La matrice de passage du repère $R_0(x_0, y_0, z_0)$ à l'élément terminale est :

$$A = {}^0T^3 = {}^0T^1 {}^1T^2 {}^2T^3.$$

$$A = \begin{bmatrix} c_2 & 0 & -s_2 & -d_3 s_2 \\ s_2 & 0 & c_2 & d_3 c_2 \\ 0 & -1 & 0 & d_1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

On a la relation suivante pour le passage d'un repère à un autre :

$${}^i T^{i+2} = {}^i T^{i+1} {}^{i+1} T^{i+2} \quad (IV-1)$$

IV-2-1- MODELE GEOMETRIQUE [6],[9] :

La position et l'orientation de l'élément terminal se fait par rapport au repère absolu $R_0(x_0, y_0, z_0)$ sous la forme d'une fonction :

$$r(R_0) = F(q) \quad (IV-2).$$

ou :

$q^t = [q_1, q_2, \dots, q_n]$, n: degré de liberté du robot.

$r^t = [x, y, z, 1]$

$F(q) = {}^0 T^n \cdot r^n$

${}_n r^n$: coordonnées de l'élément terminal dans $R_n(x_n, y_n, z_n)$.

F(q): fonction vectorielle.

$$F: R^N \rightarrow R^4$$

$$q \rightarrow r = [x, y, z, 1]^t = [f_1(q), \dots, f_4(q)]^t$$

Dans notre cas où $n = 3$

$$\begin{aligned}
 {}_3R^3 &= [0,0,0,1] \\
 R = {}_0T^3 {}_3R^3 &= [-d_3 s_2, d_3 c_2, d_1, 1]
 \end{aligned}$$

Donc :

$$\begin{cases}
 f_1(q) = -d_3 \sin \theta_2 \\
 f_2(q) = d_3 \cos \theta_2 \\
 f_3(q) = d_1 \\
 f_4(q) = 1
 \end{cases} \quad (IV-3)$$

avec :

$$q^T = [d_1, \theta_2, d_3]$$

L'équation (IV-3) est "le modèle géométrique" du robot.

On a donc :

$$\begin{cases}
 d_1 = z \\
 \theta_2 = \arctang(-x / y) \\
 d_3 = y / \cos(\theta_2).
 \end{cases} \quad (IV-4)$$

pour $y \neq 0, \theta_2 \neq \pi + k\pi, k \in \mathbb{Z}$.

L'équation (IV-4) est "le modèle géométrique inverse" du robot.

IV-2-2- MODELE CINEMATIQUE :

Le modèle cinématique direct consiste à exprimer la vitesse de l'élément terminal \dot{x} avec

$$X = [x, y, z] \text{ en fonction des vitesses généralisées } (\dot{q})$$

Soit X le vecteur position de l'élément terminal dans le repère Ro (x_0, y_0, z_0), en dérivant l'équation du modèle géométrique direct, on obtient :

$$\dot{X} = J(q)\dot{q} \quad (IV - 5)$$

où

$$J(q) = \begin{bmatrix} \frac{\partial x_1(q)}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial x_1(q)}{\partial q_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial x_n(q)}{\partial q_1} & \dots & \frac{\partial x_n(q)}{\partial q_n} \end{bmatrix} \quad (IV - 6)$$

J est la matrice jacobienne.

Ce qui nous permet d'obtenir facilement pour notre cas :

$$J(q) = \begin{bmatrix} 0 & -d_3 c_2 & -s_2 \\ 0 & -d_3 s_2 & c_2 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (IV - 7)$$

Si le robot est non redondant (le nombre de variables généralisées est égal au nombre des coordonnées de l'élément terminal) et si les trajectoires désirées ne présentent pas de singularité, on obtient à partir de l'équation (IV-5)

$$\dot{q} = J(q)^{-1} \dot{X} \quad (IV - 8)$$

qui constitue le modèle cinématique inverse.

$$J(q)^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -c_2/d_3 & -s_2/d_3 & 0 \\ -s_2 & d_3 c_2 & 0 \end{bmatrix} \quad (IV - 9)$$

IV-3- TRAJECTOIRES DE REFERENCES :

En exécutant des tâches, le robot doit passer par un certain nombre de points, selon des trajectoires pré-définies suivant certains critères : des critères liés à l'énergie consommée, ou au temps d'exécution de la tâche (minimisation ou maximisation), d'autre sont choisies pour assurer une évolution continue et lisse de certaines grandeurs physiques (les efforts exigés.....).

Dans cette étude on a choisit une famille de trajectoires qui assurent le dernier critère, dont on trouve les fonctions cycloïdes. une variable $q(t)$ qui change d'une position q_i à une position finale q_f est une fonction cycloïde si elle évolue selon la fonction suivante [12]:

$$q(t) = \begin{cases} q_i + (q_f - q_i)(t / t_f - \sin(2\pi t / t_f) / 2\pi) & ; \quad \text{si } t \leq t_f \\ q_f & ; \quad \text{si } t > t_f \end{cases} \quad (\text{IV} - 10)$$

Par dérivation, on obtient respectivement la vitesse et l'accélération :

$$\dot{q}(t) = \begin{cases} ((q_f - q_i) / t_f)(1 - \cos(2\pi t / t_f)) & \text{si } t \leq t_f \\ 0 & \text{si } t > t_f \end{cases} \quad (\text{IV} - 11)$$

$$\ddot{q}(t) = \begin{cases} 2\pi(q_f - q_i) / t_f^2 \sin(2\pi t / t_f) & \text{si } t \leq t_f \\ 0 & \text{si } t > t_f \end{cases} \quad (\text{IV} - 12)$$

IV-4 MODELISATION DYNAMIQUE :

Il y a plusieurs formalismes de modélisation dynamique dont on choisi le formalisme d'Euler-Lagrange qui est bien adapté pour la synthèse des lois de commande [13].

Cette approche est basée sur l'application des lois de la mécanique lagrangienne. L'équation d'Euler-Lagrange est donnée par[6],[12] :

$$d / dt (\partial L / \partial \dot{q}_i) - \partial L / \partial q_i + \partial E_d / \partial \dot{q}_i = \tau_i \quad i = 1, n \quad (\text{IV} - 13)$$

$L = E_c - E_p$, est le lagrangien.

Où :

E_c : Energie cinétique

E_p : Energie potentielle

E_d : Energie de dissipation

τ_i : Force généralisée.

Nous allons calculer chacune de ces énergies.

IV-4-1- ENERGIE CINETIQUE :

Pour le calcul de la vitesse, on :

$${}^0v^i = \sum_{j=1}^i [u_{ij} Q_j]_i r^i \quad (V-14)$$

tel que :

$$u_{ij} = \begin{cases} {}^0T^{i-1} Q_j {}^{j-1}T^i & j \leq i \\ 0 & j > i \end{cases}$$

et :

$$Q_j = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

;si la liaison est ~~rotative~~

$$Q_j = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

;si la liaison est ~~translationnelle~~.

L'énergie cinétique de l'élément i dans la liaison i est :

$$\begin{aligned}
 dk_i &= 1/2 \text{trace}(v_i v_i^t) dm \\
 &= 1/2 \text{trace} \left(\sum_{p=1}^i \sum_{r=1}^i u_{ip} u_{ir}^t \cdot {}_i r^i dm \cdot ({}_i r^i)^t u_{ip}^t \dot{q}_p \dot{q}_r \right) \quad (IV-15)
 \end{aligned}$$

Donc l'énergie cinétique de la liaison i est

$$K_i = \int dk_i = 1/2 \text{trace} \left(\sum_{p=1}^i \sum_{r=1}^i u_{ip} J_i u_{ir}^t \dot{q}_p \dot{q}_r \right) \quad (IV-16)$$

Avec :

$$J_i = \begin{bmatrix} \int x_i^2 dm & \int x_i y_i dm & \int x_i z_i dm & \int x_i dm \\ \int x_i y_i dm & \int y_i^2 dm & \int y_i z_i dm & \int y_i dm \\ \int x_i z_i dm & \int y_i z_i dm & \int z_i^2 dm & \int z_i dm \\ \int x_i dm & \int y_i dm & \int z_i dm & \int dm \end{bmatrix} \quad (IV-17)$$

Et l'énergie cinétique totale du robot est

$$K = \sum_{i=1}^n k_i + E_{ca} \quad (IV-18)$$

où :

$$E_{ca} = 1/2 \sum_{i=1}^n I_i \dot{q}_i^2 \text{ énergie cinétique introduite par les actionneurs.}$$

I_i : moment d'inertie de l'actionneur ~~l~~ dans le cas de la rotation, et masse de l'actionneur dans le cas de la translation.

IV-4-2- ENERGIE POTENTIELLE :

Elle est donnée par :

$$\begin{aligned}
 P &= \sum_{i=1}^n -m_i g^t {}_0\Gamma^i \\
 &= \sum_{i=1}^n -m_i g^t ({}_0\Gamma^i r^i)
 \end{aligned}
 \tag{IV-19}$$

Avec :

$$g^T = [g, 0, 0, 1]$$

Dans le repère $R_0(x_0, y_0, z_0)$, on a $g^T = (0, 0, -g, 1)$

IV-4-3-ENERGIE DE DISSIPATION :

Elle est donnée par

$$\dot{E}_d = 1/2 \sum_{i=1}^n f_i \dot{q}_i^2 \tag{IV-20}$$

où f_i est un coefficient de frottement visqueux.

IV-4-4- FORCES GENERALISEES :

A partir des équations précédentes, on a :

$$\begin{aligned}
 \tau_i &= \sum_{k=1}^n \sum_{p=1}^k \text{trace}(u_{kp} J_k u_{ki}^t) \dot{q}_p - \sum_{k=i}^n m_k g^t u_{ki k} \Gamma^k \\
 &+ \sum_{k=i}^n \sum_{p=1}^k \sum_{r=1}^k \text{trace}(u_{kpr} J_k u_{ki}^t) \dot{q}_r \dot{q}_p + I_i \ddot{q}_i + f_i \dot{q}_i
 \end{aligned}
 \tag{IV-21}$$

i=1,n

où :

$$u_k = \begin{cases} {}_0\Gamma^{k-1} Q_{k-1} \Gamma^{k-1} Q_{k-1} J & k \leq j \leq n \\ {}_0\Gamma^{j-1} Q_{j-1} \Gamma^{j-1} Q_{k-1} J & j \leq k \leq n \\ 0 & j \leq k \end{cases}$$

Dans le cas du robot de classe quatre, on a :

$$Q_0 = Q_3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; Q_2 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; u_{11} = {}_0T^0 Q_{10} T^1 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$u_{21} = {}_1T^1 Q_{21} T^2 = \begin{bmatrix} -s_2 & 0 & -c_2 & 0 \\ c_2 & 0 & -s_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; u_{32} = {}_0T^1 Q_{21} T^3 = \begin{bmatrix} -s_2 & 0 & -c_2 & -d_3 c_2 \\ c_2 & 0 & -s_2 & -d_3 s_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$u_{33} = {}_0T^2 Q_{32} T^3 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -s_2 \\ 0 & 0 & 0 & c_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; u_{222} = {}_0T^1 Q_{21} T^1 Q_{21} T^2 = \begin{bmatrix} -c_2 & 0 & -s_2 & 0 \\ -s_2 & 0 & -c_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$u_{21} = {}_0T^0 Q_{10} T^2 = u_{11}; u_{31} = {}_0T^0 Q_{10} T^3 = u_{11};$$

$$u_{22} = u_{211} = u_{212} = u_{221} = u_{311} = u_{312} = u_{313} = u_{321} = [0]$$

$$u_{222} = {}_0T^1 Q_{21} T^3 = \begin{bmatrix} c_2 & 0 & s_2 & d_3 s_2 \\ -s_2 & 0 & -c_2 & -d_3 c_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; J_i = \begin{bmatrix} \alpha_i & 0 & 0 & m_i \bar{x}_i \\ 0 & \beta_i & 0 & m_i \bar{y}_i \\ 0 & 0 & \gamma_i & m_i \bar{z}_i \\ m_i \bar{x}_i & m_i \bar{y}_i & m_i \bar{z}_i & m_i \end{bmatrix}$$

Les produits d'inertie sont nuls car $R_i(x_i, y_i, z_i)$ est parallèle au repère principale de la liaison i

Avec :

$$(\bar{r}^i)^{tr} = [\bar{x}_i, \bar{y}_i, \bar{z}_i, 1] \text{ centre de masse de la liaison à relatif au repère } R_i.$$

m_i : masse de la liaison i

$I_i \approx 0$ dynamique des actionneurs est négligeable.

De l'équation (IV-21), on a :

$$\begin{cases} F_1 = (m_1 + m_2 + m_3)(\ddot{q}_1 + g) + f_1 \dot{q}_1 \\ \tau_2 = (\alpha_2 + \gamma_2 + \alpha_3 + \gamma_3 + d_3 m_3 \bar{z}_3 + m_3(d_3 \bar{z}_3 + d_3^2))\ddot{q}_2 \\ \quad + m_3 \bar{x}_3 \ddot{q}_3 + 2m_3(\bar{z}_3 + d_3)\dot{q}_3 \dot{q}_2 + f_2 \dot{q}_2 \\ F_3 = m_3 \bar{x}_3 \ddot{q}_2 + m_3 \ddot{q}_3 - m_3(\bar{z}_3 + d_3)\dot{q}_2^2 + f_3 \dot{q}_3 \end{cases} \quad (IV-22)$$

Suivant la structure de notre robot , on a :

$$\begin{aligned} & \dot{r}^2 = 0; \quad m_2 \approx 0; \quad \alpha_2 = \gamma_2 \approx 0; \quad \bar{x}_2 = \bar{y}_2 = \bar{z}_2 \approx 0; \\ & \bar{x}_1 = \bar{y}_1 \approx 0; \quad \bar{z}_1 = -l_1/2; \quad \bar{x}_3 = \bar{y}_3 = 0; \quad \bar{z}_3 = -l_2/2. \end{aligned}$$

Suivant la figure (IV-3), le calcul de α_3 et se fait comme suit :

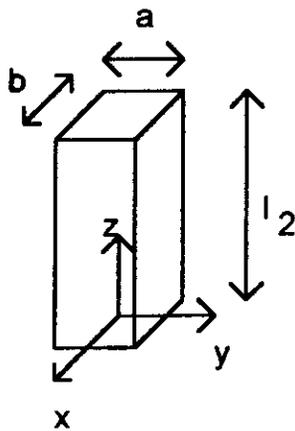


Figure IV-3 : Schéma de la liaison 3.

$$\alpha_3 = \int x^2 dm_3 = m_3 b^2 / 12.$$

$$\gamma_3 = \int z^2 dm_3 = m_3 l_2^2 / 3.$$

En considérant b négligeable devant I_2 , on a $\alpha_3 < \gamma_3$, on prend alors $\alpha_3 \approx 0$, Et en prenant

$$F_1 = k_1 u_1 ; \tau_2 = k_2 u_2 ; F_3 = k_3 u_3.$$

l'équation (IV-22) devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} u_1 = \left(\frac{m_1 + m_3}{k_1} \right) (\ddot{q}_1 + g) + \frac{f_1}{k_1} \dot{q}_1 \\ u_2 = \frac{1}{k_2} \left(m_3 \frac{l_2^2}{3} + 2m_3 z_3 \ddot{q}_3 + m_3 \dot{q}_3^2 \right) \ddot{q}_1 \\ \quad + 2 \frac{m_3}{k_2} (z_3 + q_3) \dot{q}_3 \dot{q}_2 + \frac{f_2}{k_2} \dot{q}_2 \\ u_3 = \frac{m_3}{k_2} \ddot{q}_3 - \frac{m_3}{k_3} (z_3 + q_3) \dot{q}_2^2 + \frac{f_3}{k_3} \dot{q}_3 \end{array} \right. \quad (IV-23)$$

- Mise sous forme d'équation d'état :

Il est préférable de mettre l'équation (IV-23) sous forme d'état de telle façon à avoir

$$\dot{x} = A x + B u + D. \quad (IV-24)$$

$$y = C x.$$

où

$$x^T = (x_1 \ x_2 \ x_3 \ x_4 \ x_5 \ x_6) = (q_1 \ \dot{q}_1 \ q_2 \ \dot{q}_2 \ q_3 \ \dot{q}_3) : \text{vecteur d'état} .$$

$$y^T = (y_1 \ y_2 \ y_3) = (q_1 \ q_2 \ q_3) : \text{vecteur des sorties}.$$

$$u^T = (u_1 \ u_2 \ u_3) : \text{vecteur de commande}.$$

et

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -f_1 / (m_1 + m_3) & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -f_2 / (m_3 J^*) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -f_3 / m_3 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ k_1 / (m_1 + m_3) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_2 / (m_3 J^*) & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & k_3 / m_3 \end{bmatrix}; \quad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D^J = \begin{bmatrix} 0 & -g & 0 & \frac{-2(x_5 - \frac{l_2}{2})x_4 x_6}{J^*} & 0 & (x_5 - \frac{l_2}{2})x_4^2 \end{bmatrix};$$

$$J^* = \frac{l_2^2}{3} - l_2 x_5 + x_5^2.$$

Cette forme d'état nous sera très utile par la suite pour les simulations.

IV-5- IDENTIFICATION DU ROBOT MANIPULATEUR [6],[9] :

Nous allons par la suite utilisé un algorithme d'identification pour déterminer les différents paramètres du modèle, ceci facilite la commande en temps réel.

Le modèle utilisé est linéaire, où la dynamique est supposée découplée, et les interactions seront modélisées par des perturbations. La structure choisie est :

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) + h \quad (IV - 25)$$

Avec :

$h = [h_1, h_2, \dots, h_n]^T$: vecteur absorbant l'effet de couplage

$u(t) = [u_1(t), \dots, u_n(t)]^T$: vecteur des commandes

$y(t) = [y_1(t), \dots, y_n(t)]^T$: vecteur des sorties

$$A(q^{-1}) = \text{diag}[A_1(q^{-1}), \dots, A_n(q^{-1})]$$

$$B(q^{-1}) = \text{diag}[B_1(q^{-1}), \dots, B_n(q^{-1})]$$

Où

$$A_i(q^{-1}) = 1 + a_{i1}q^{-1} + \dots + a_{in_i}q^{-n_i} \quad ; i = 1, n.$$

$$B_i(q^{-1}) = q^{-d_i}(b_{i0}q^{-1} + \dots + b_{im_i}q^{-m_i}) \quad ; i = 1, n ; d_i \geq 0.$$

La $i^{\text{ème}}$ sortie peut s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned} y_i(t) &= -\sum_{l=1}^{n_i} a_{il}y_i(t-l) + \sum_{l=1}^{m_i} b_{il}u_i(t-d_i-l) - h_i \\ &= \hat{\theta}_i^t \phi_i(t) \end{aligned} \quad (IV - 26)$$

Avec:

$$\hat{\theta}_i^t = [a_{i1}, \dots, a_{in_i}, b_{i0}, \dots, b_{im_i}, h_i]$$

$$\phi_i^t = [-y_i(t-1), \dots, -y_i(t-n_i), u_i(t-d_i-1), \dots, u_i(t-d_i-m_i), 1]$$

Le système multi-variable (le robot) est décomposé en n sous systèmes ~~mono~~ mono-variables.

L'algorithme MCR appliqué au $i^{\text{ème}}$ système est alors.

$$\hat{\theta}_i(t+1) = \hat{\theta}_i(t) + F_i(t)\phi_i(t)\varepsilon_i(t+1)$$

$$F_i(t+1) = \frac{1}{\lambda_{ii}} \left[F_i(t) - \frac{F_i(t)\phi_i(t)\phi_i'(t)F_i(t)}{c_i + \phi_i'(t)F_i(t)\phi_i(t)} \right] \quad (IV - 27)$$

$$\varepsilon_i(t+1) = \frac{y_i(t) - \hat{\theta}_i\phi_i(t)}{c_i + \phi_i'F_i(t)\phi_i(t)}$$

$$c_i = \frac{\lambda_{ii}}{\lambda_{i2}}$$

On peut alors illustré

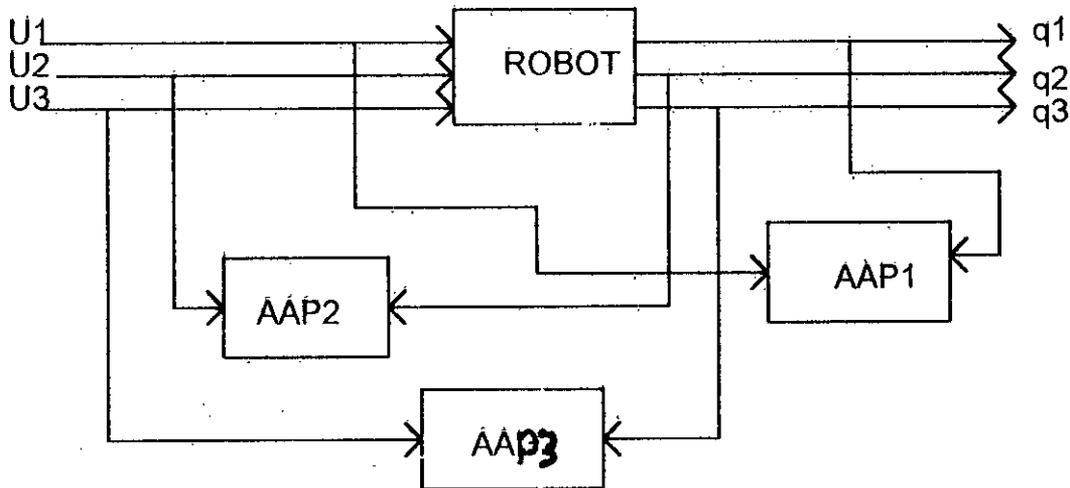


FIGURE IV-4 procédure d'identification.

IV-6- RÉSULTATS DE SIMULATIONS :

Pour simuler le comportement dynamique du robot, nous allons effectuer deux types de simulations .La première étant la simulation du robot en boucle ouverte à l'aide du formalisme d'Euler-Lagrangé, la deuxième étant la simulation pour identifier le modèle structurelle et paramétrique du robot.

IV-6-1- EN BOUCLE ouverte :

La résolution du système d'équations d'états (IV-24) est faite par la méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 (RK 4), avec un pas de 0.001 s. Pour les valeurs numériques , on prend:

$$m_1 = 20 \text{ kg}; m_3 = 10 \text{ kg}; l_2 = 0.75 \text{ m}; g = 9.81 \text{ m/s}^2 ; k_1 = 100 \text{ N/V};$$

$k_2 = 10 \text{ Nm/v}$; $k_3 = 10 \text{ N/V}$; $f_1 = 30 \text{ Nsm}$; $f_2 = 7825 \text{ Nm rad s}$; $f_3 = 20 \text{ Nsm}$.

Les résultats de simulation sont représentés à la figure (IV-5).

IV-6-2-DE L'IDENTIFICATION :

Le comportement du robot peut être assimilé à un double intégrateur, ce qui nous permet de poser :

$$n_1 = n_2 = n_3 = m_1 = m_2 = m_3 = 2; d_1 = d_2 = d_3 = 0.$$

On utilise pour l'identification l'algorithme des ~~moindres~~ carrés récursifs avec un gain initial de 75000, avec $c_1 = c_2 = c_3 = 1$, et période d'échantillonnage de 0.01sec.

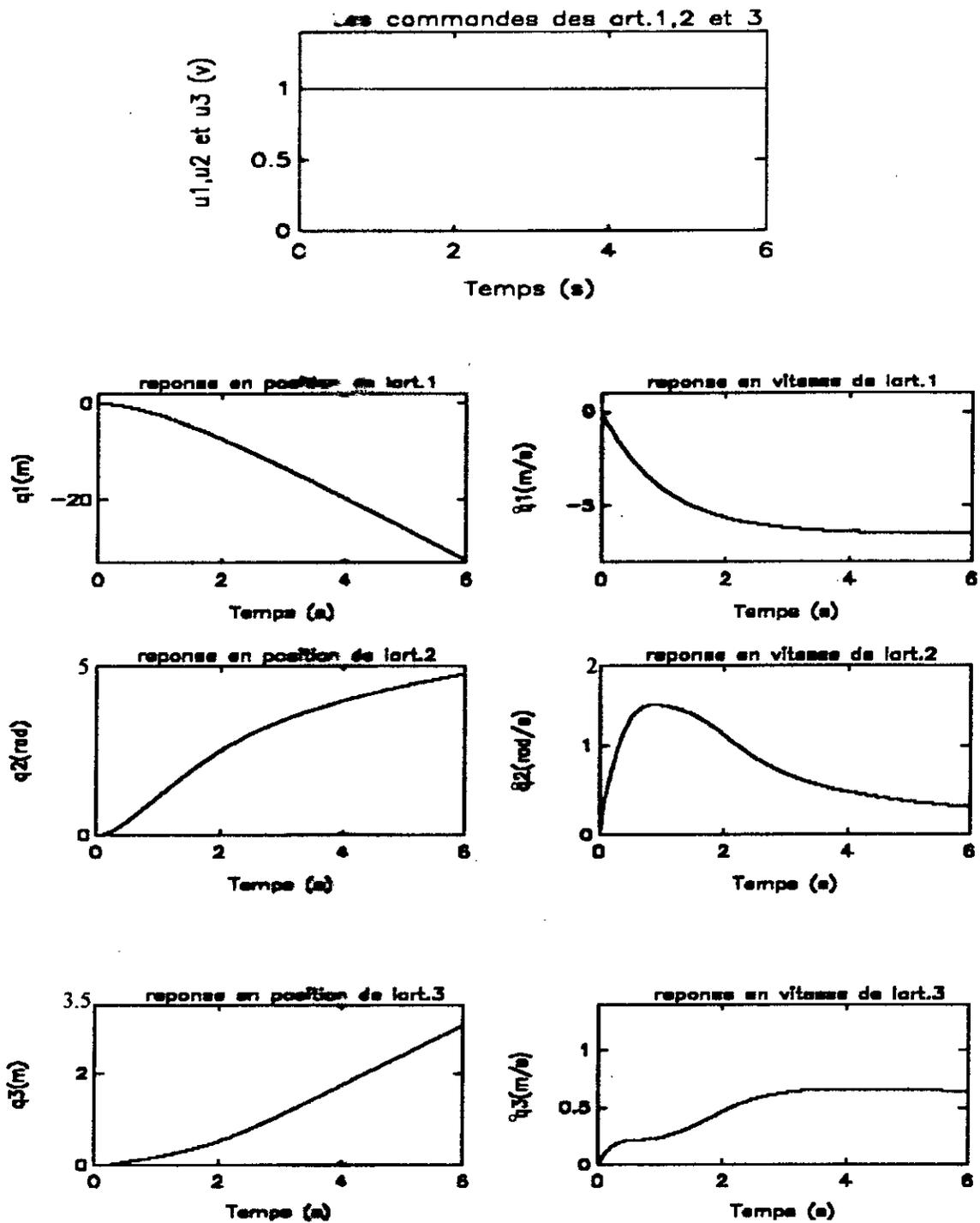


Figure IV.5 Réponse du robot en boucle ouverte

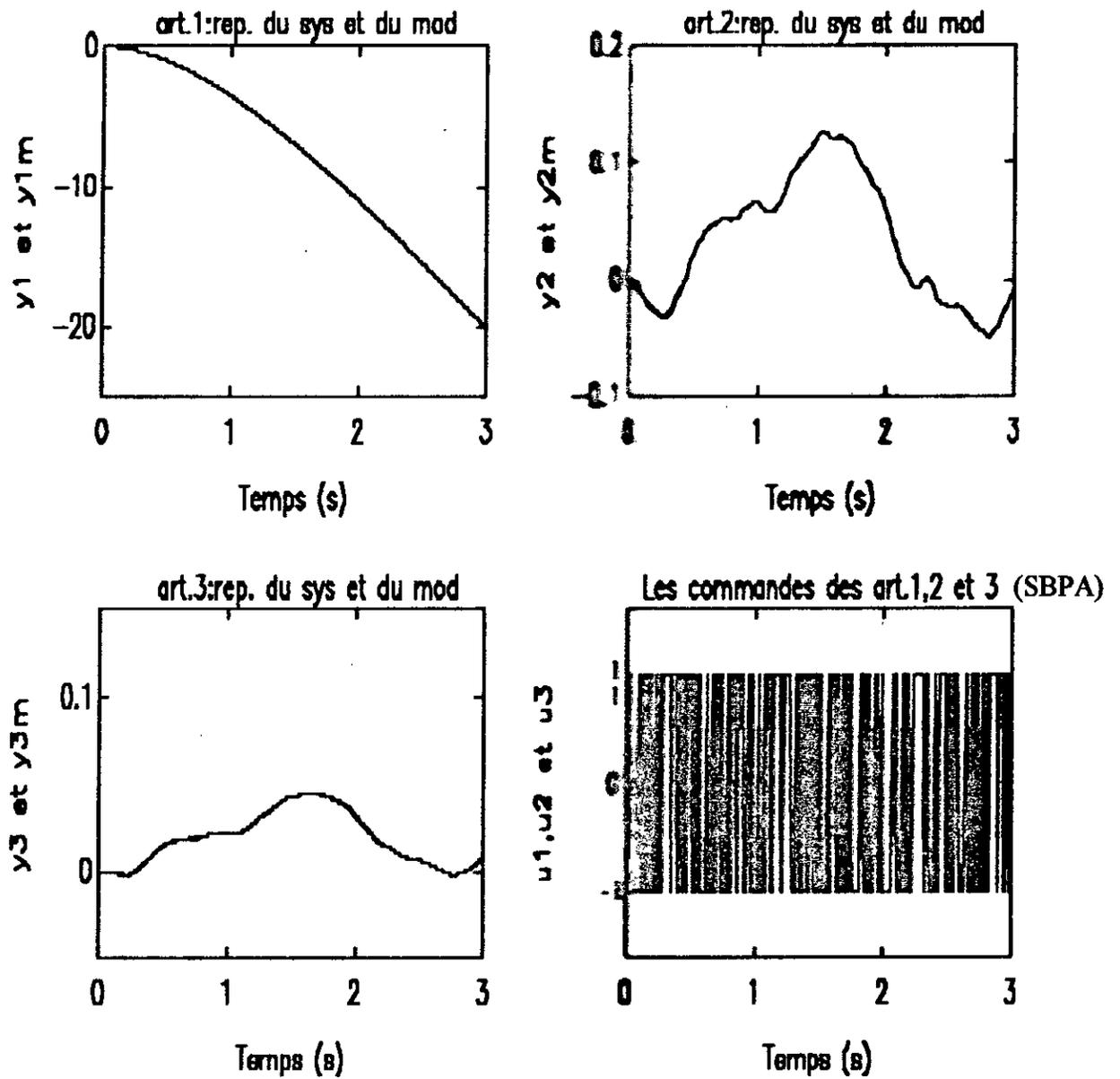


Figure IV.6 Evolution des sorties réelles et de l'identification

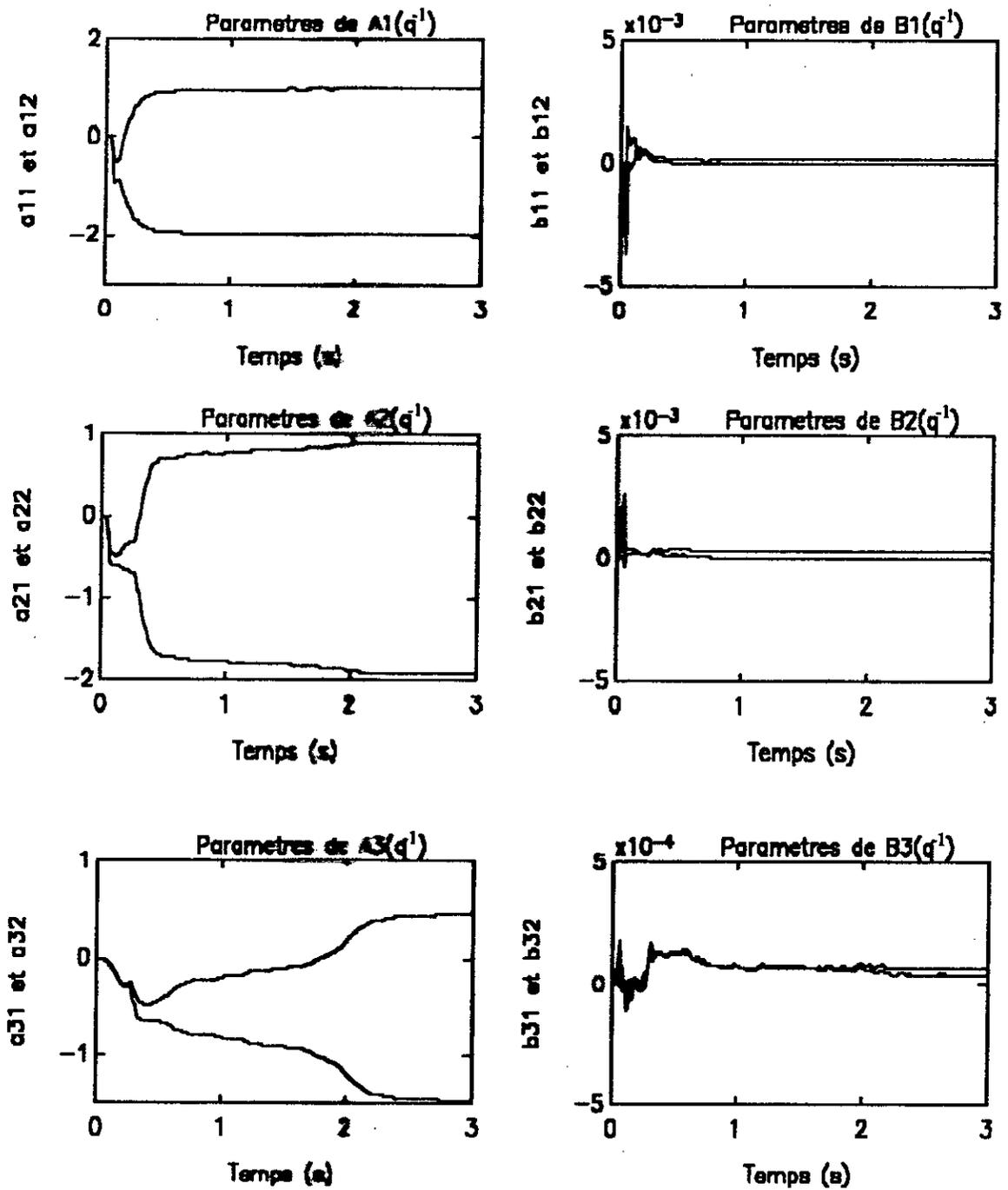
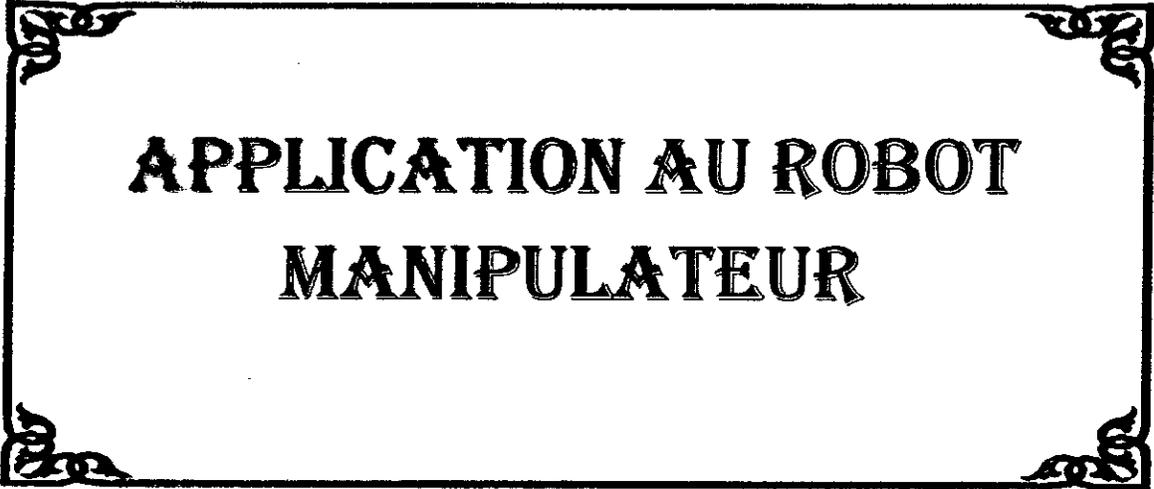


Figure IV.7 Evolution des paramètres du modèle de représentation

CHAPITRE -V-



APPLICATION AU ROBOT
MANIPULATEUR

APPLIQUATION AU ROBOT MANIPULATEUR

La commande prédictive généralisée a connue plusieurs applications dans les domaines chimiques, thermiques, électriques et robotiques. Dans cette partie de notre étude, nous appliquons cette technique à la commande d'un robot manipulateur qui représente un système non linéaire à phase non minimale, et multi-variables.

Notre étude dans les trois premiers chapitres est restreinte au cas des systèmes mono-variables (SISO), nous ne développerons donc pas l'algorithme de la GPC utilisée pour le cas multi-variables (MIMO), qui est ~~est~~ une généralisation seulement.

La version MIMO de la GPC est basée sur un modèle de présentation découplé que nous avons présenté dans le chapitre précédent. Ce type de modèle facilite l'extension de la GPC au cas multi-variables.

Dans ce chapitre, il est présenté en premier la commande MIMO découplée, par la suite la GPC multi-variables et les résultats de simulations.

UN test de robustesse de la commande est ensuite présenté, et nous terminerons par une conclusion.

V.1 COMMANDE MULTI-VARIABLES DECOUPLEE :

La commande multi-variable découplée est définie par opposition à la commande multi-variables complète. Cette dernière est basée sur un modèle de représentation tenant compte de tous les couplages entre les entrées $u_i(t)$, et les sorties $y_i(t)$. On supposant que le nombre d'entrées est égale au nombre de sorties et égale à n .

La structure du modèle est :

$$A(q^{-1}) \cdot y_i(t) = B_i(q^{-1}) \cdot u_i(t-d-1) + \omega_i(t)$$

ou : A, B sont des matrices polynomiales données en paragraphes (IV.5).

Cette technique presente les avantages suivantes :

- Chaque boucle de commande peut recevoir des spécifications différentes .
- Le modèle de représentation ainsi choisit permet une spécification des paramètres de la synthèse de la GPC pour chaque sous système.

V.2 GPC MULTI-VARIABLES ADAPTATIVE :

Le modèle de représentation peut être considéré comme plusieurs modelés monodimensionnels pour des matrices A ,et B diagonales .Ces modelés sont décrits par[3] :

$$\hat{A}_i(q^{-1}).y_i(t)=\hat{B}_i(q^{-1}).u_i(t-d-1)+\omega_i(t)$$

avec : $\omega_i(t) = \hat{h}_i(t) + (\hat{C}_i(q^{-1})/\Delta(q^{-1})).\xi(t)$
 on prend : $C_i(q^{-1})=1$

d'ou :

$$\hat{A}_i(q^{-1}).y_i(t) = \hat{B}_i(q^{-1}).u_i(t-d-1) + \hat{h}_i(t) + (1/\Delta(q^{-1})).\xi(t)$$

L'estimation des paramètres de ces modelés est obtenus par l'algorithme d'identification. C'est l'approche indirecte de la GPC adaptative .

La loi de commande de chaque sous système est identique à celle donnée dans le premier chapitre par l'équation (I.24).

l'application de la GPC adaptative au robot manipulateur peut être représenté par la structure suivante :

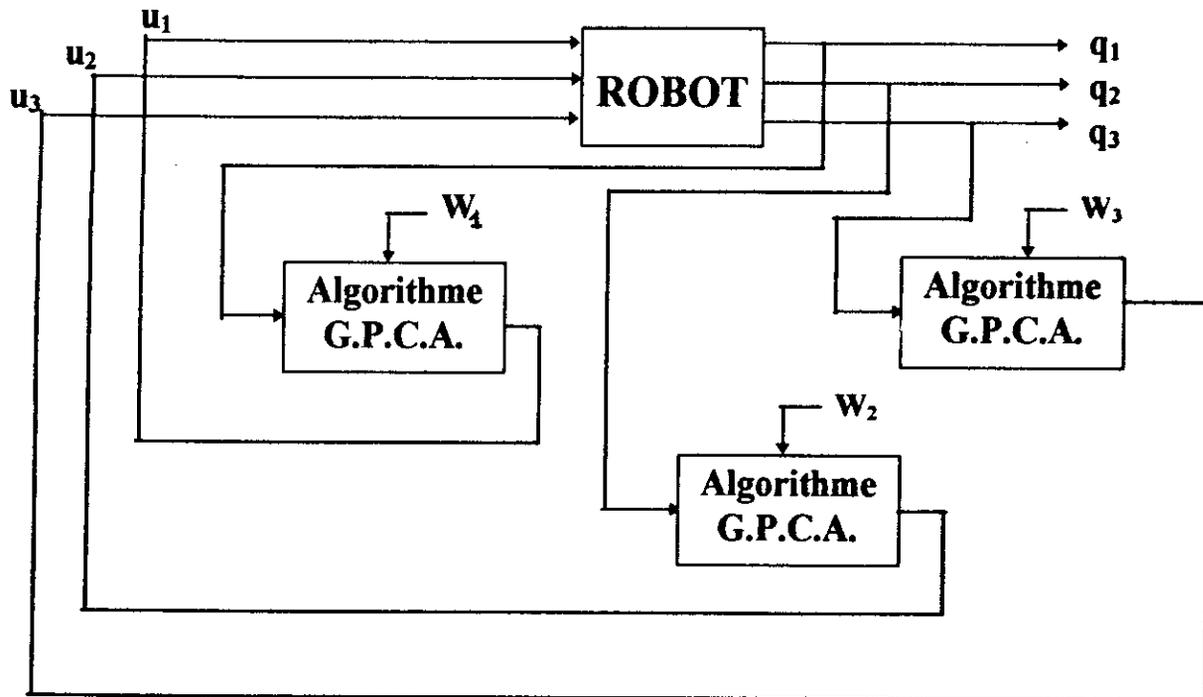


Figure V-1 : Structure du G.P.C adaptatif de robot.

V.3.RESULTATS DE SIMULATIONS:

La trajectoire de référence est une cycloïde définie par l'équation (IV.10), elle sera appliquée à toutes les articulations. L'approche indirecte de la GPC adaptative est ainsi utilisée dans toutes les simulations.

La commande du robot nécessite un algorithme d'identification rapide vu le comportement ^{non} linéaire de celui-ci. Dans un premier temps, on a utilisé l'algorithme de MCR. Avec un choix optimal des paramètres de la GPC, on a obtenu le résultat présenté à la figure (V.2) qui nous donne des commandes oscillatoires.

L'algorithme de MCR à trace constante sera utilisé dans toutes les simulations qui suivront (à partir de la figure V.3)

-La figure (V.3) représente les résultats de simulation lors d'un choix meilleur de paramètres de synthèse suivant : $N1 = 1$, $N2 = 10$, $NU = 1$, $\lambda_1 = 5 \cdot 10^{-5}$, $\lambda_2 = 10^{-3}$, $\lambda_3 = 10^{-4}$

-La figure (V.3) représente les résultats de simulation lors d'un choix meilleurs de paramètres de synthèse suivant : $N1 = 1$, $N2 = 10$, $NU = 1$, $\lambda_1 = 5 \cdot 10^{-5}$, $\lambda_2 = 10 \cdot 10^{-3}$, $\lambda_3 = 10^{-4}$.

Ce choix nous a permis d'obtenir de bonnes performances en poursuite, ainsi que des commandes lisses et douces.

Remarque:

Le choix des paramètres $N1$, $N2$, NU peut être choisis différents pour les trois articulations.

- Afin de voir l'influence des paramètres de synthèse de la GPC sur les performances du robot nous simulons pour différents choix de ces paramètres.
- -Dans les figures (V.3) ,(V.4) ,(V.11) on garde les mêmes valeurs de $N1$, $N2$, NU et on fait varier les coefficients de pondérations de commande λ_1 , λ_2 , λ_3 .
- On remarque pour des petites variations de λ_1 , λ_2 , λ_3 , elles introduisent de variations dans les commandes. On peut dire ^{donc} ~~dans~~ qu'une augmentation de λ_1 , λ_2 , λ_3 provoquent une dégradation des sorties mais les très faibles ^{valeurs} ~~valeurs~~ de ces coefficients provoquent des commandes très oscillatoires ^{voies}.

-Dans les figures V.5 et V.6 on garde les mêmes valeurs de $N1$, $N2$, NU , λ_1 , λ_2 , λ_3 et on fait varier $N1$. On remarque que même pour une grande variation de $N1$, les résultats sont presque identiques.

-A partir des figures (V.4),(V.7),(V.8) on remarque les valeurs 10 ,15 de $N2$ donnent de bons résultats .Donc $N2$ doit être choisis dans cet intervalle.

-Dans les figures (V.7) ,et (V.10) on maintient les mêmes valeurs de $N1$, $N2$, λ_1 , λ_2 , λ_3 et on fait varier NU .ON remarque que la valeur un de NU donne des commandes assez douces .

-La figure (V.9) donne un compromis de résultats entre l'erreur sur les sorties et l'efforts de la commande.

Test de robustesse:

Afin d'évaluer la robustesse de la GPC vis-à-vis des variations du modèle, il est donc nécessaire d'étudier l'influence de variations des paramètres sur les performances de la commande .

Pour cela , nous faisons varier la masse ^{de} la troisième articulation m_3 jusqu'à 150% de sa valeur.

le robot est simulé avec les paramètres de synthèse suivantes : $N1 = 1$, $N2 = 10$, $Nu = 1$
 $\lambda_1 = 5 \cdot 10^{-5}$, $\lambda_2 = 10 \cdot 10^{-3}$, $\lambda_3 = 10^{-4}$.

Nous avons donc effectués des essais de simulation en faisant varier la masse m_3 de $m_0 + m_3$ vers m_3 à l'instant $t = 5$ s .

Ou m_0 est la masse de la charge qui prend les valeurs suivantes : 5 , 7.5 ,10 ,12.5 ,15 Kg

Les figures V.12 ,V.13,V14,V.15,etV.16 présente respectivement les résultats obtenus pour ces variations différentes.

les résultats obtenues montrent que la variation de la masse a une influence négligeable sur les performances du système,d'ou on peut conclure la robustesse de la GPC adaptative.

CONCLUSION:

Le but de ce chapitre est d'appliquer l'algorithme de GPC adaptative à un système complexe comme le robot manipulateur. Ceci est un système non linéaire et multi-variables à phase non minimale.

Nous avons considéré plusieurs applications pour voir l'influence de paramètres de synthèse de la GPC ,ainsi que l'influence de variation de la masse sur les performances du système .

L'algorithme d'identification choisi est celui des MCR à trace constante ,sachant qu'il est mieux adaptée pour l'identification des paramètres variants dans le temps.

Enfin ,nous pouvons dire que la bonne poursuite des trajectoires désirées ne peut être réalisées que par un choix adéquat des paramètres de synthèse de la GPC.

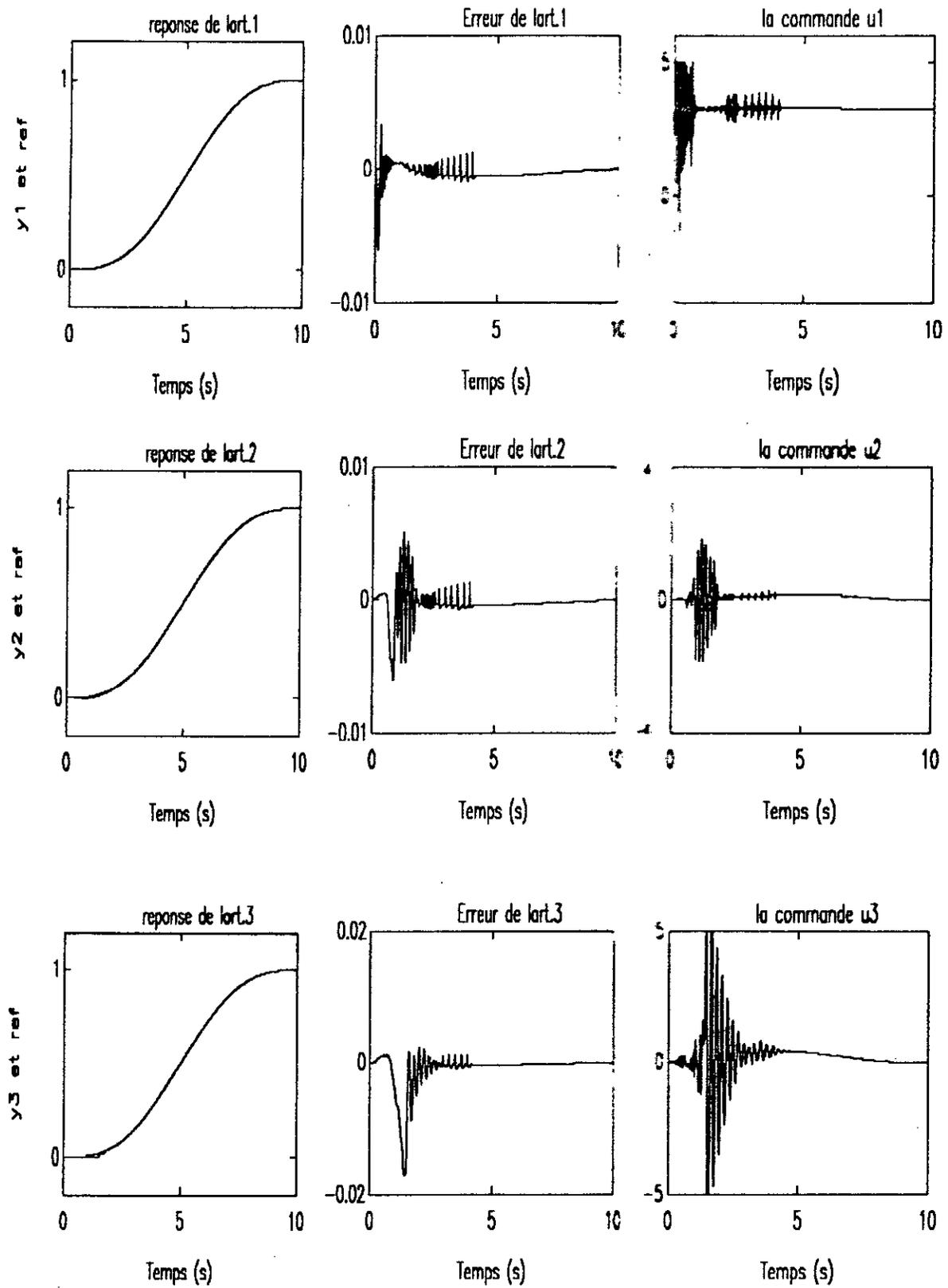


Figure V.2 GPC appliquée au robot avec MCR: réponses pour
 $N1=1$ $N2=15$ $NU=1$ $\lambda_1=10^{-5}$ $\lambda_2=7.10^{-4}$ $\lambda_3=7.10^{-5}$

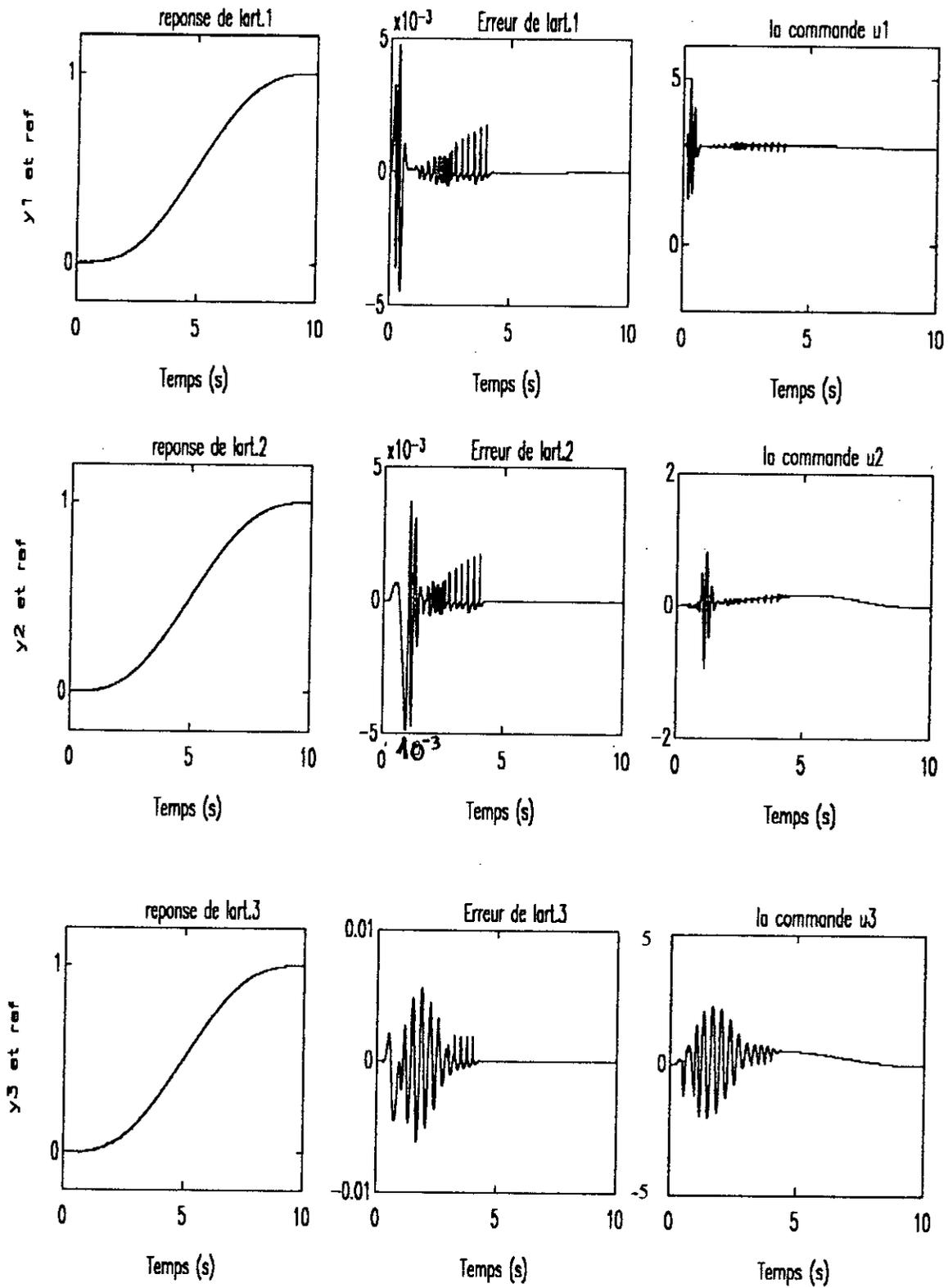


Figure V.3 réponses du robot pour $N_1=1$ $N_2=10$ $N_U=1$ $\lambda_1=5 \cdot 10^{-5}$ $\lambda_2=10^{-3}$ $\lambda_3=10^{-4}$

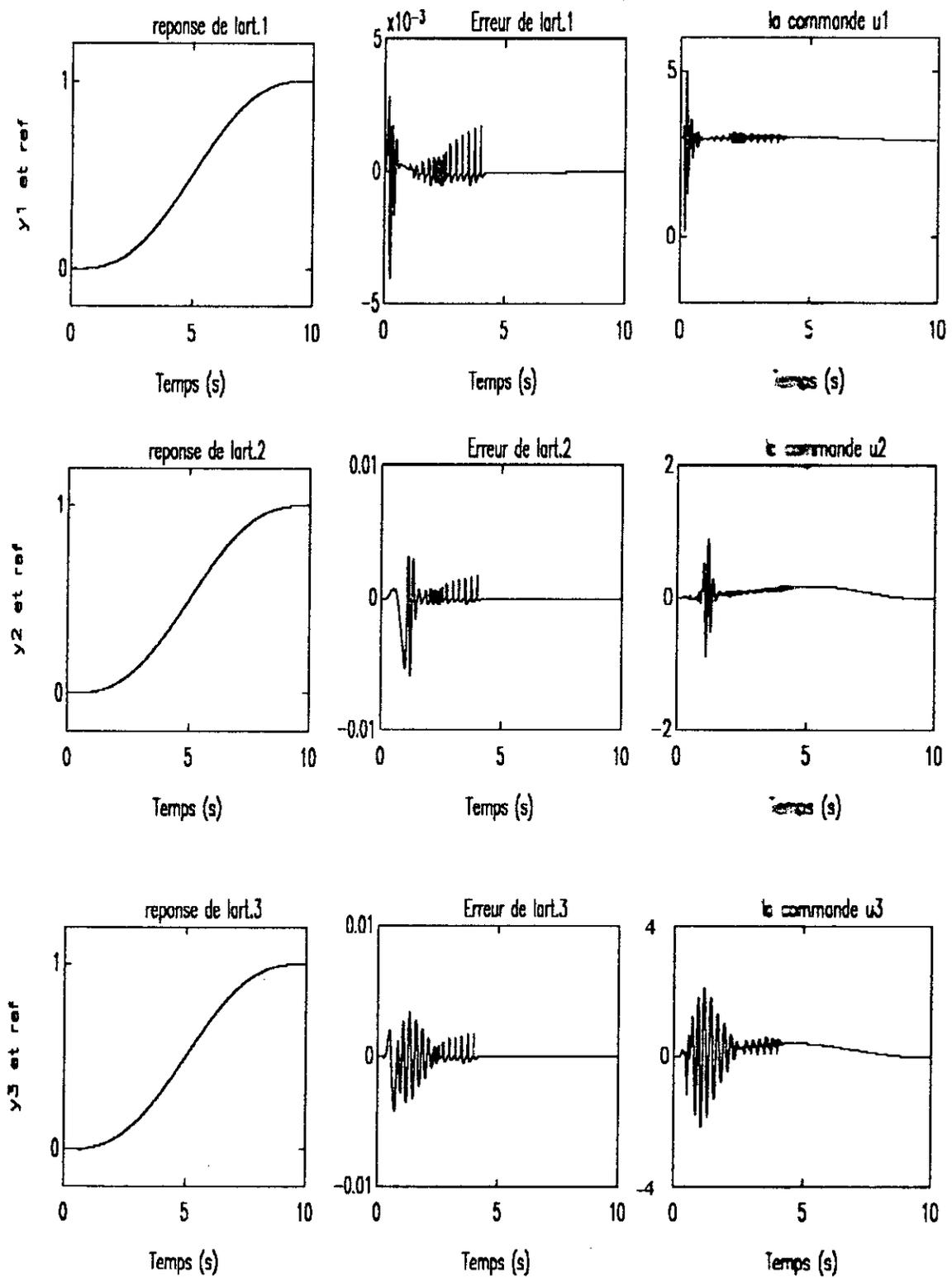


Figure V.4 réponses du robot pour $N1=1$ $N2=10$ $NU=1$ $\lambda_1 = 5 \cdot 10^{-6}$ $\lambda_2 = 10^{-3}$ $\lambda_3 = 5 \cdot 10^{-5}$

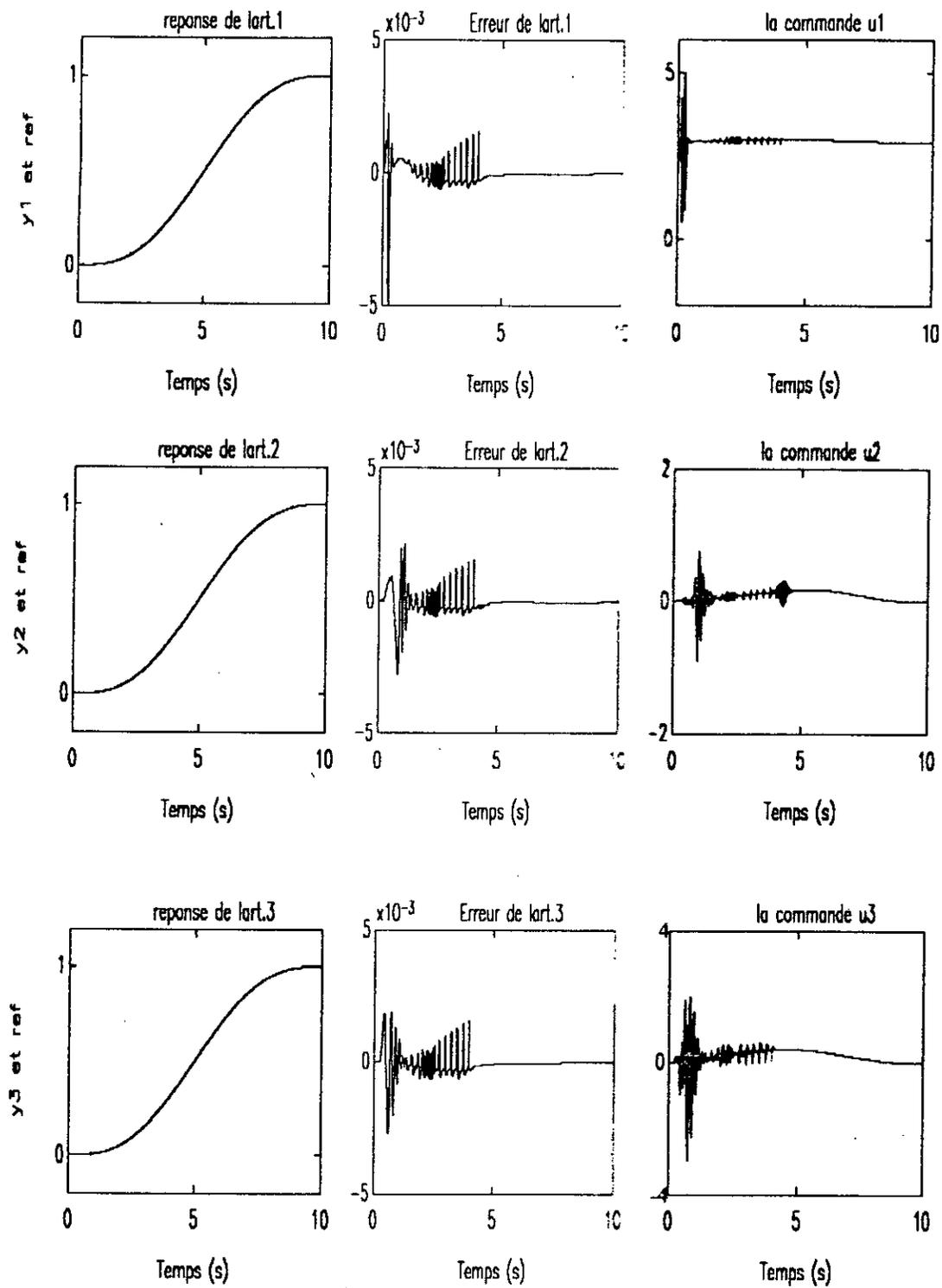


Figure V.5 réponse du robot pour $N1=1$ $N2=15$ $NU=1$ $\lambda_1=5.10^{-6}$ $\lambda_2=10^{-3}$ $\lambda_3=5.10^{-3}$

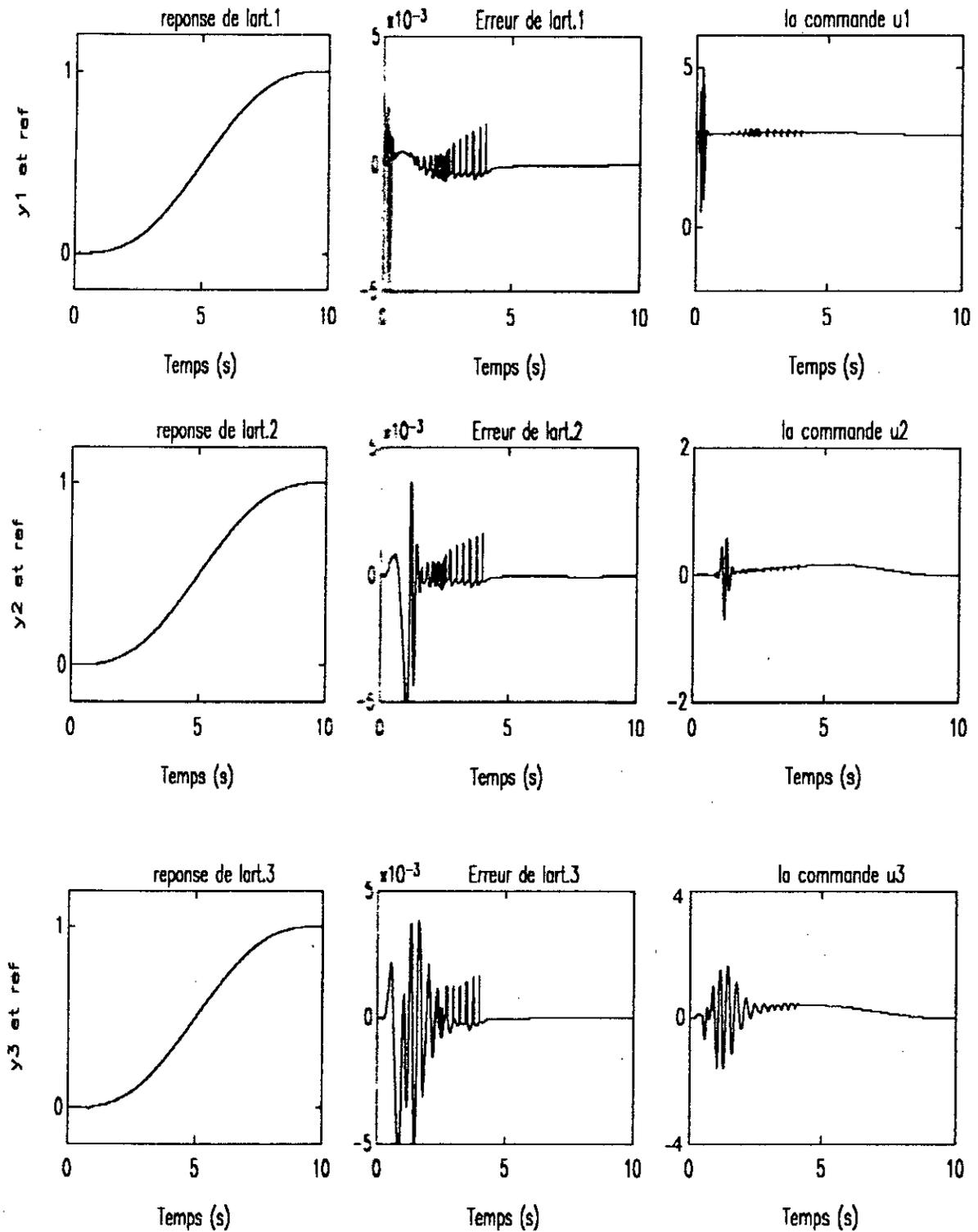


Figure V.6 réponse du robot pour $N1=1$ $N2=15$ $NU=1$ $\lambda_1=5.10^{-6}$ $\lambda_2=5.10^{-3}$ $\lambda_3=5.10^{-4}$

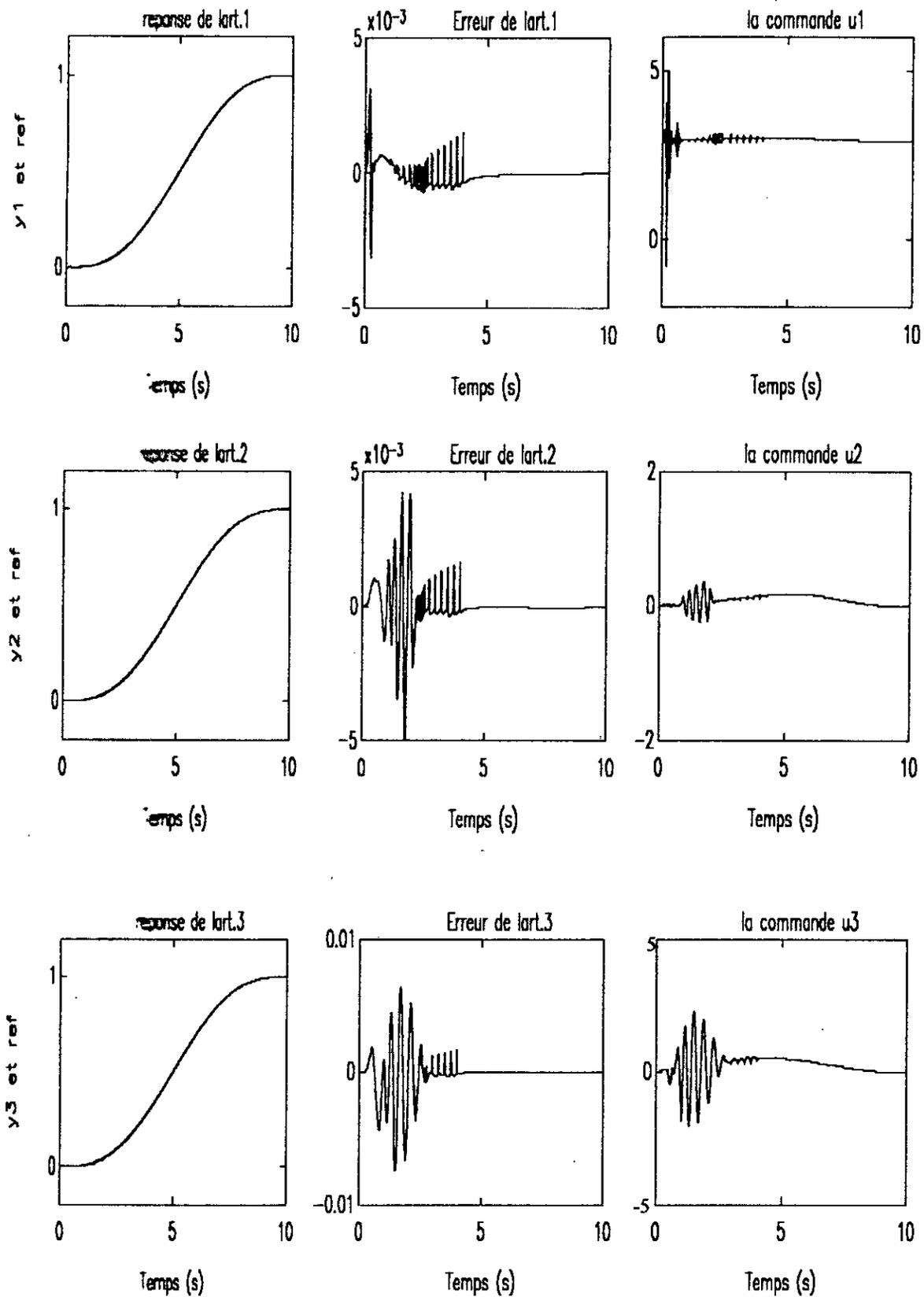


Figure v.7 réponses du robot pour $N_1=10$ $N_2=15$ $N_3=1$ $\lambda_1 = 5.10^{-6}$ $\lambda_2 = 5.10^{-3}$ $\lambda_3 = 5.10^{-4}$

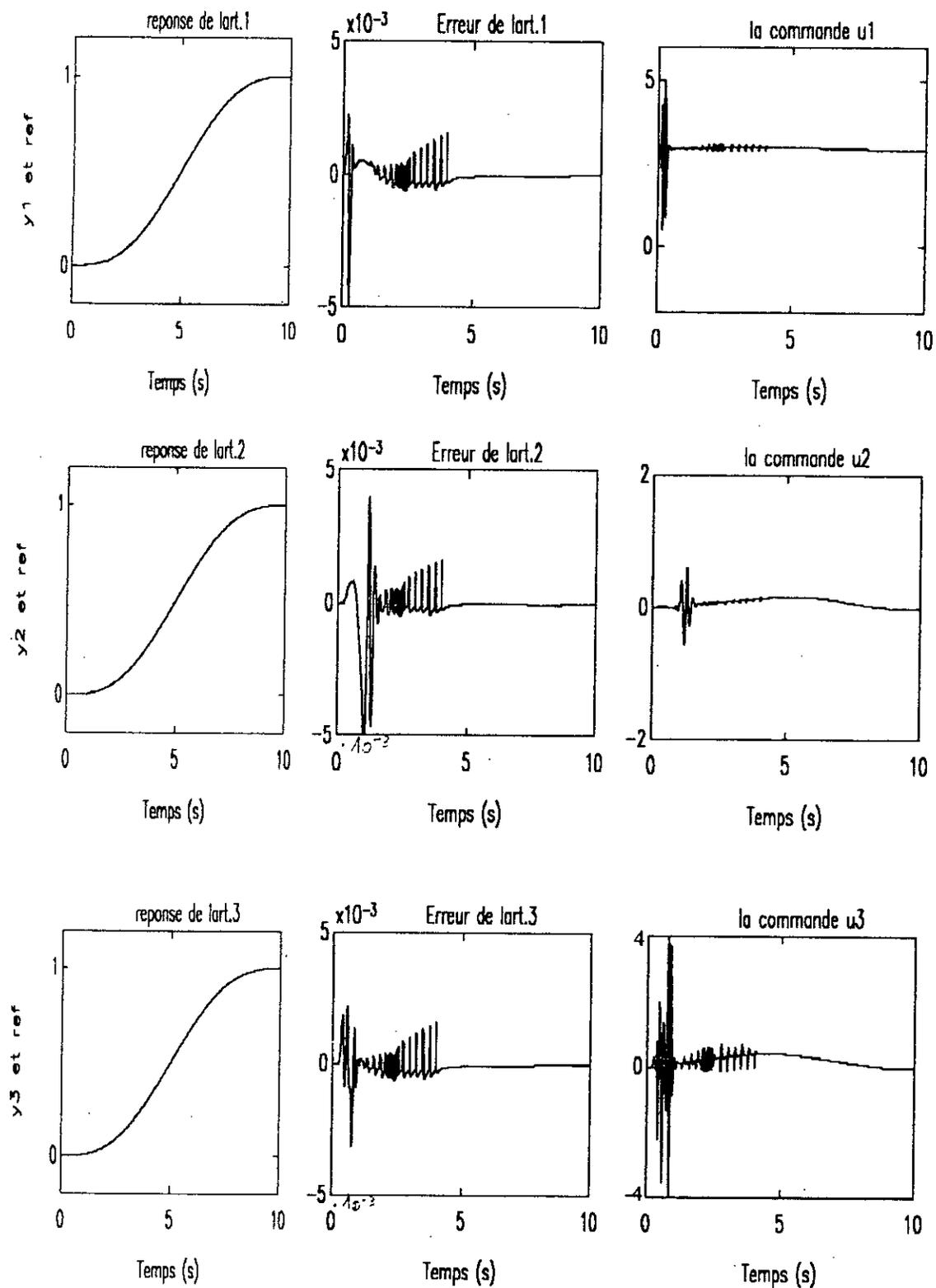


Figure V.8 réponses du robot pour $N1=1$ $N2=15$ $NU=1$ $\lambda_1 = 5 \cdot 10^{-6}$ $\lambda_2 = 5 \cdot 10^{-3}$ $\lambda_3 = 10^{-5}$

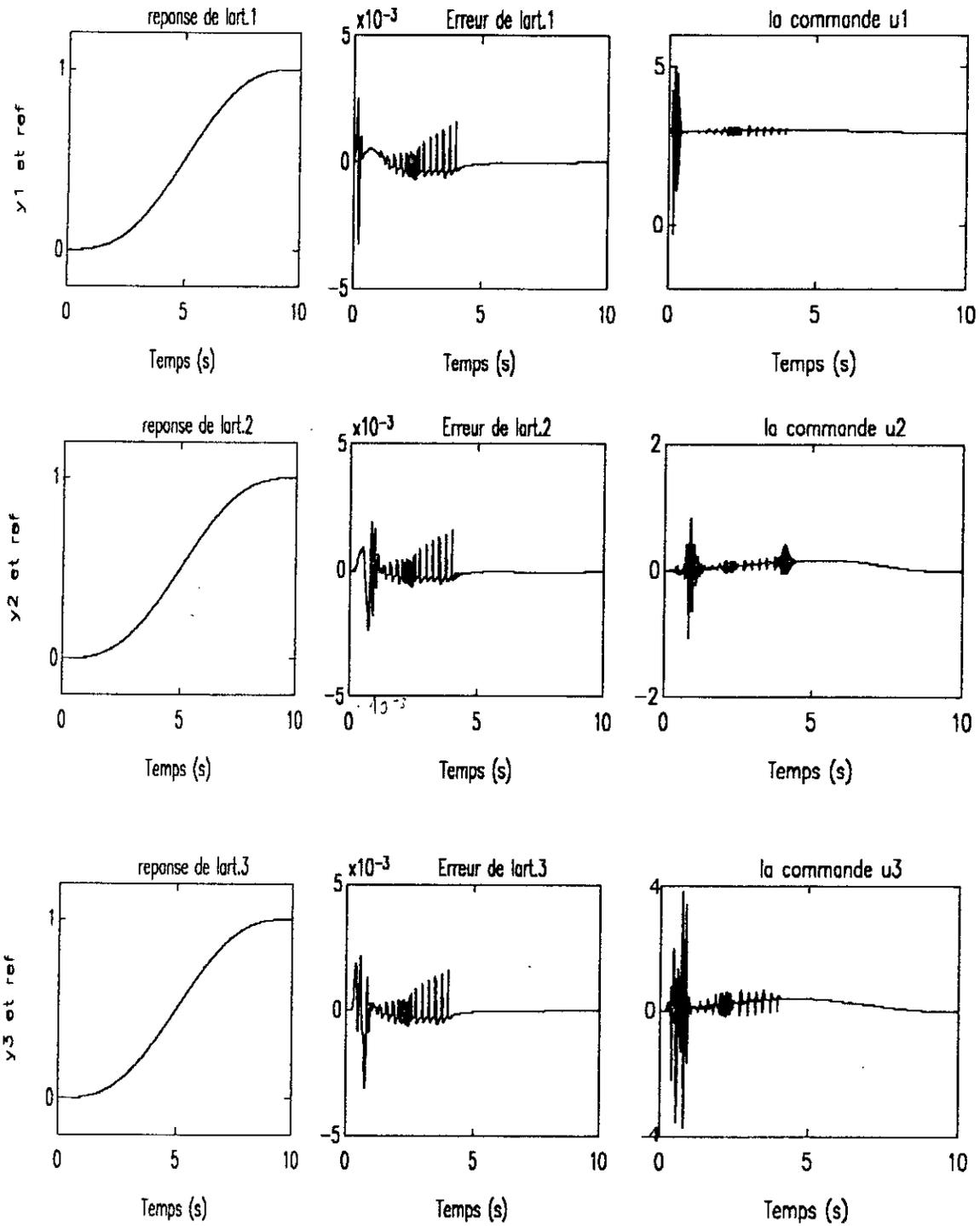


Figure V.9 réponses du robot pour $N1=1$ $N2=15$ $NU=1$ $\lambda_1 = 5.10^{-7}$ $\lambda_2 = 5.10^{-4}$ $\lambda_3 = 10^{-5}$

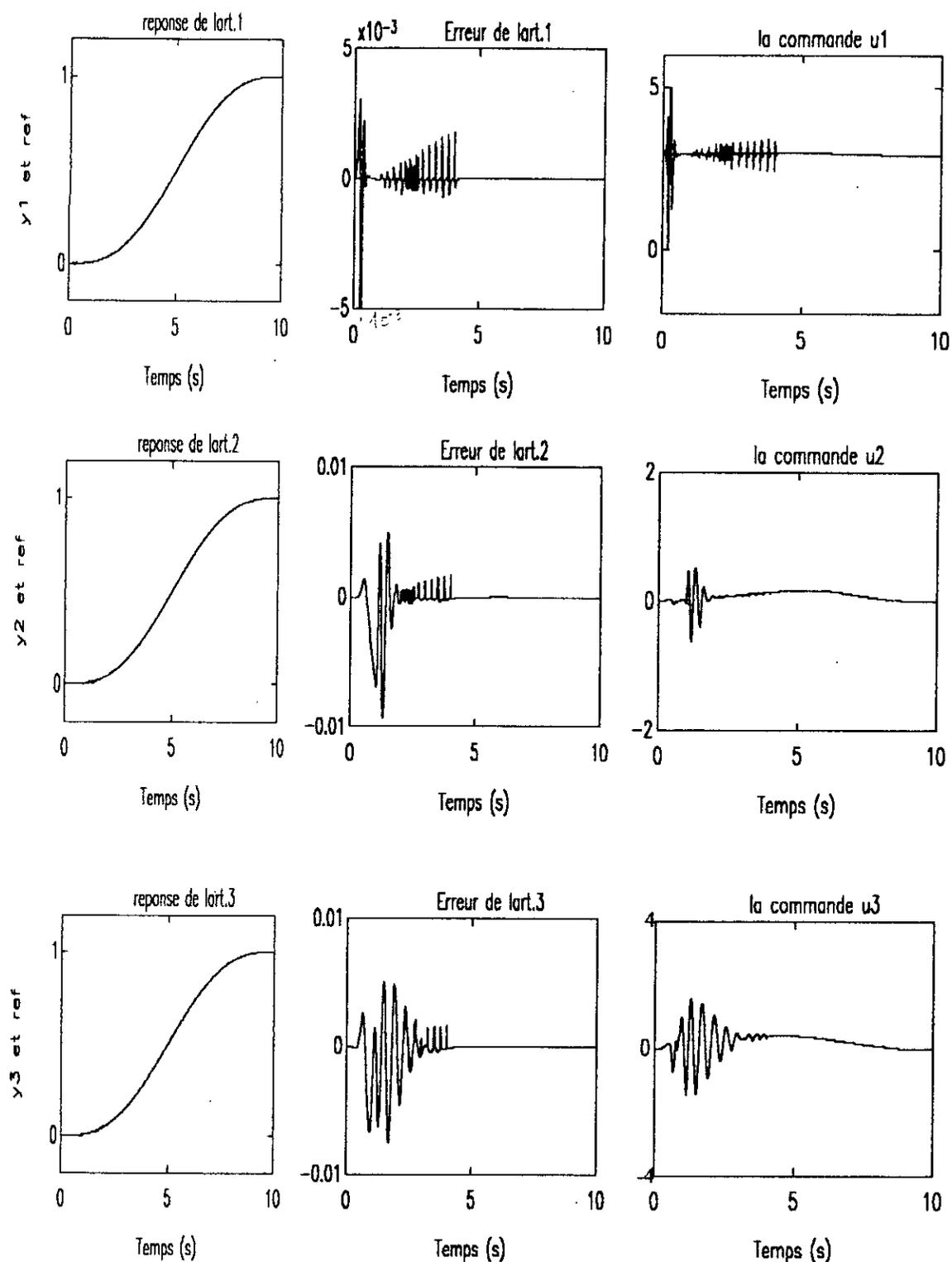


Figure V.10 réponses du robot pour $N_1=1$ $N_2=15$ $N_3=3$ $\lambda_1=5 \cdot 10^{-6}$ $\lambda_2=5 \cdot 10^{-3}$ $\lambda_3=5 \cdot 10^{-4}$

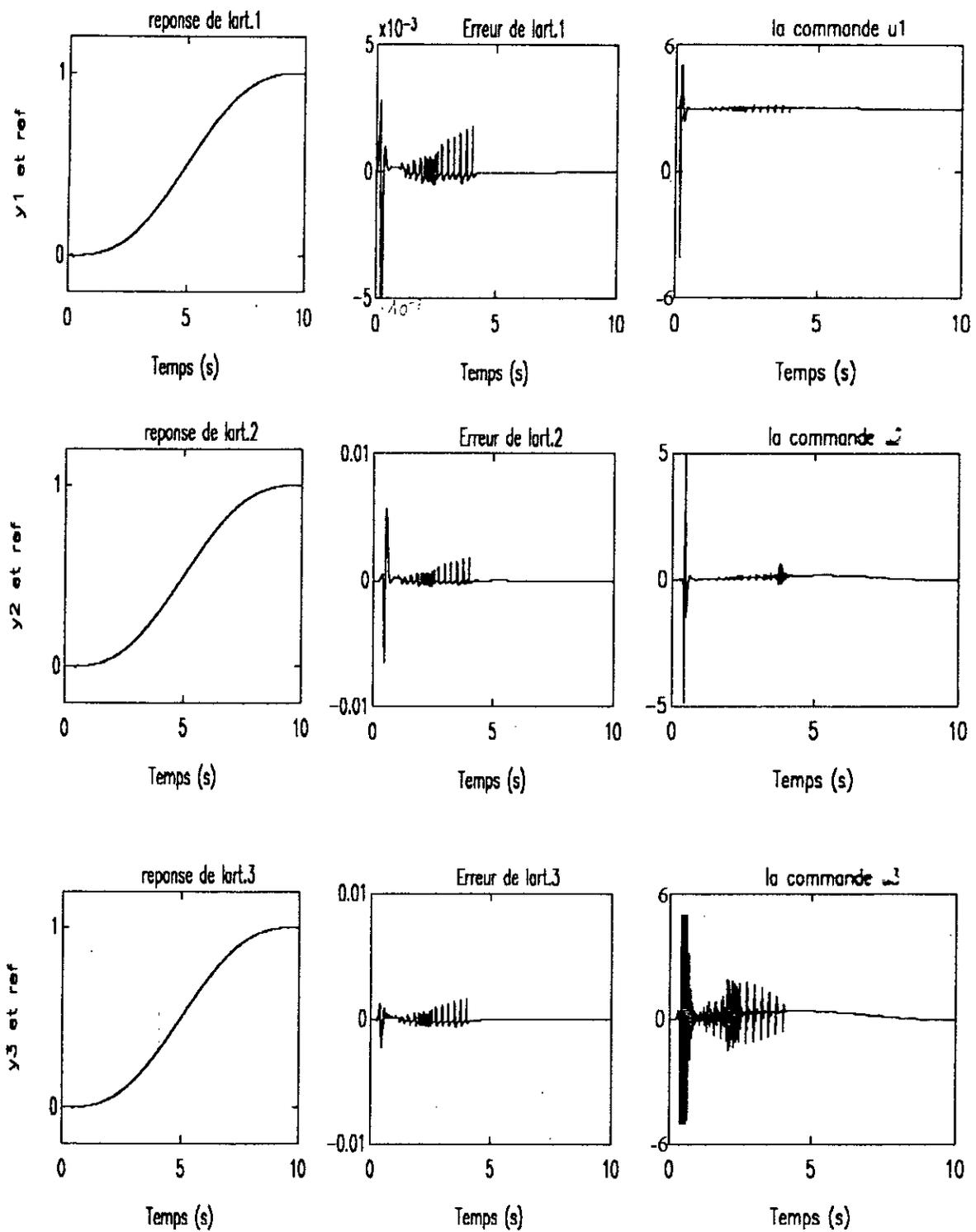


Figure V.11 réponses du robot pour $N1=1$ $N2=10$ $NU=1$ $\lambda_1 = 0$ $\lambda_2 = 0$ $\lambda_3 = 0$

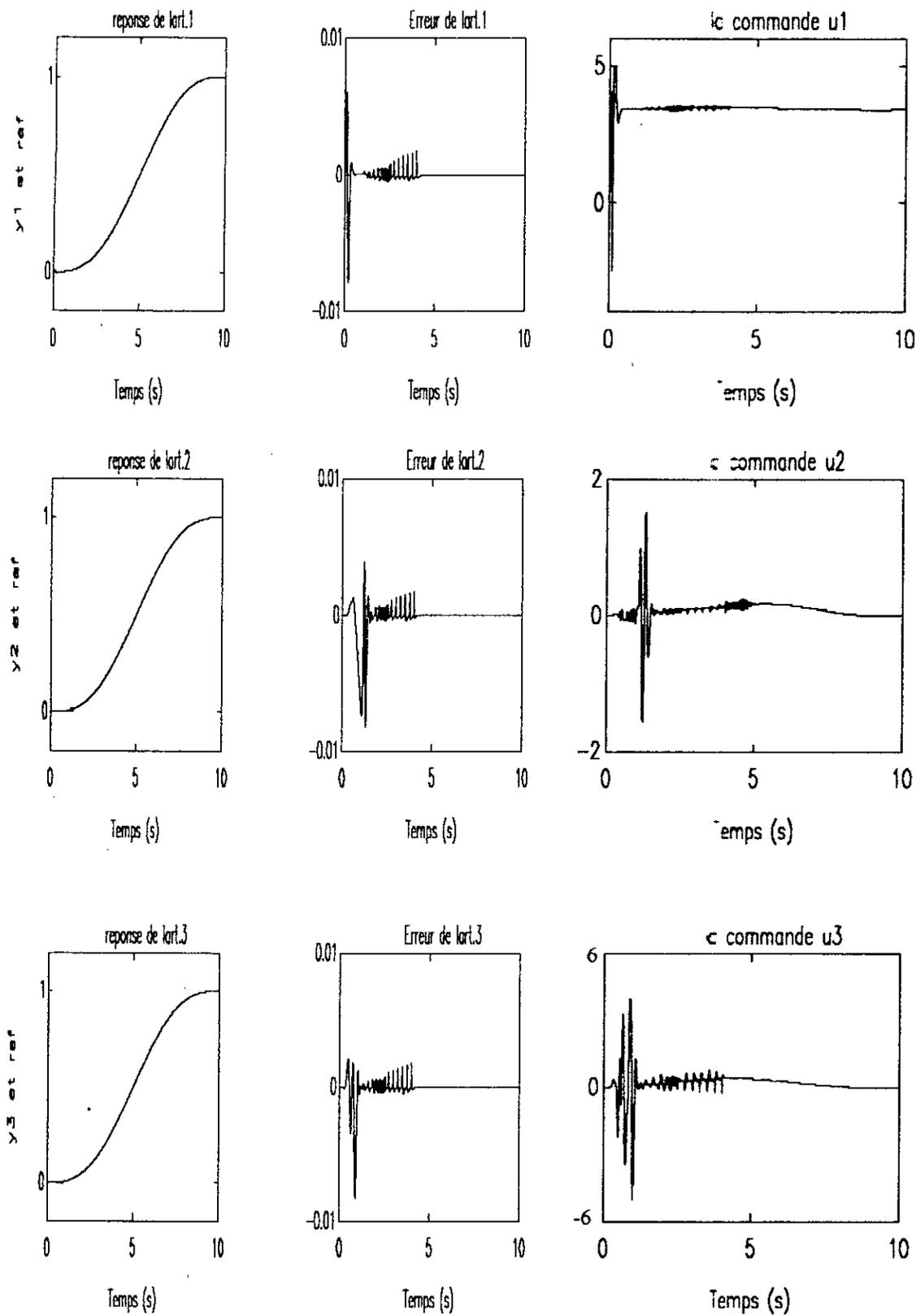


Figure.V.12 GPC avec variation de masse de 50%

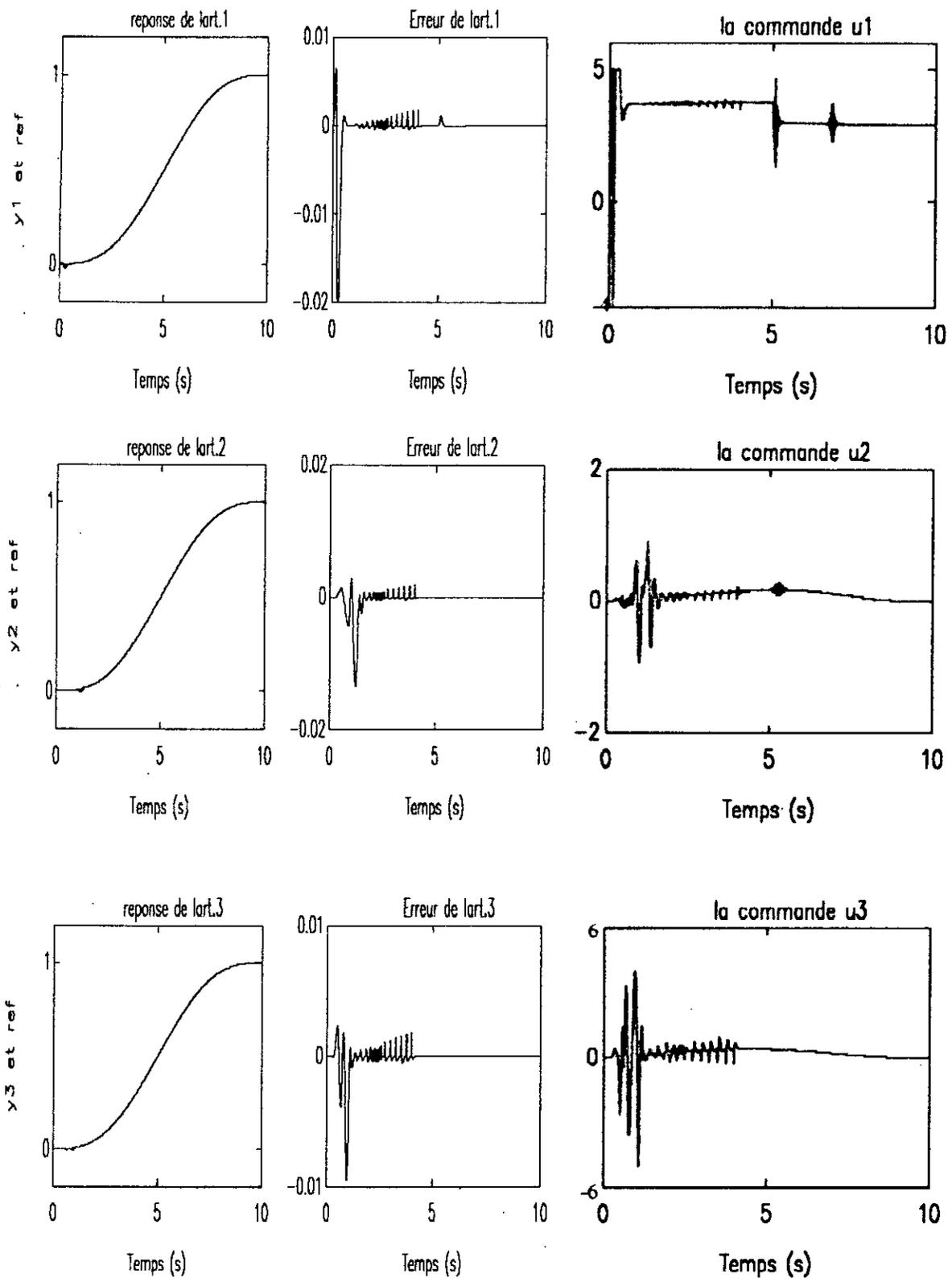


Figure.V .13 GPC appliquée au robot avec variation de masse de 75%

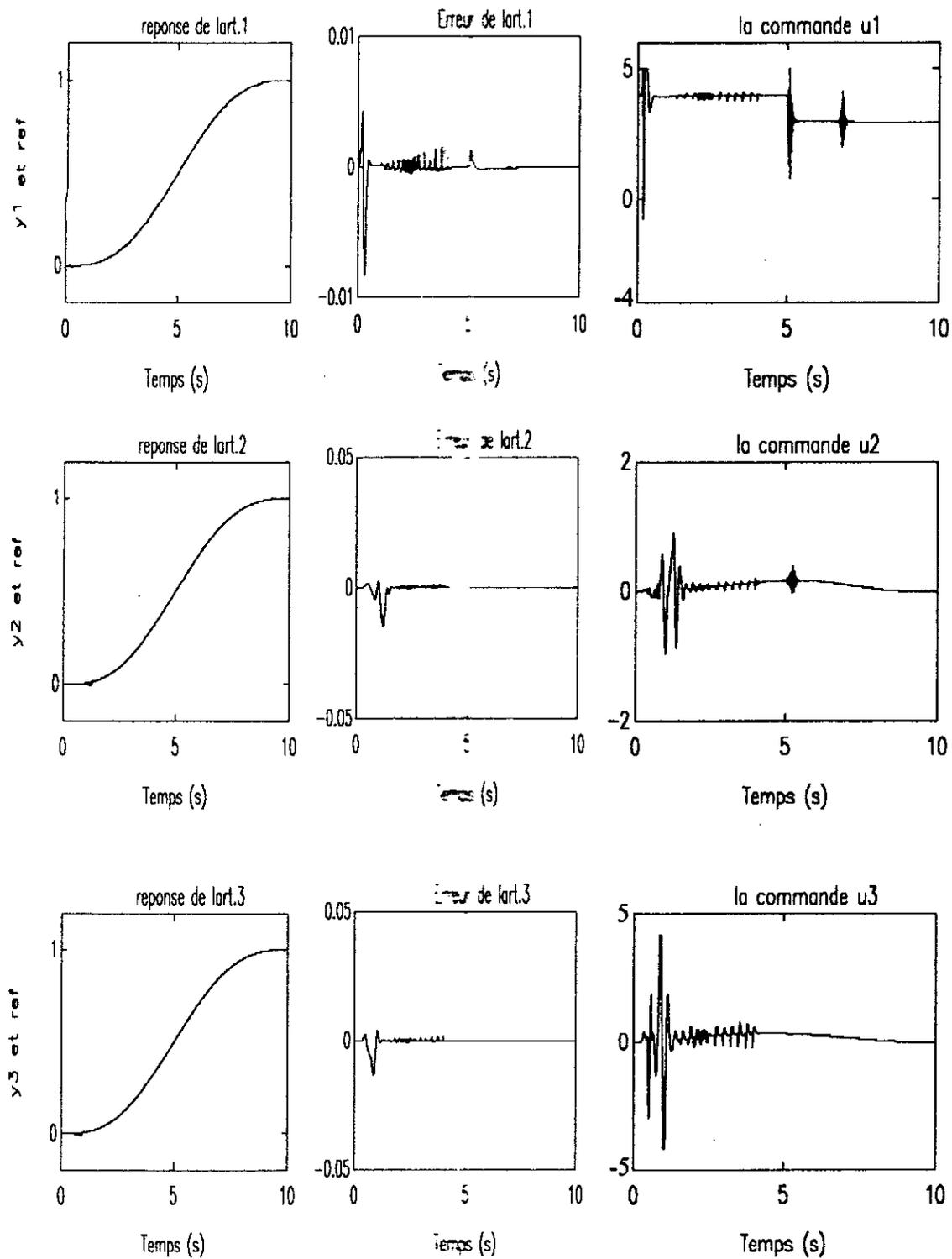


Figure .V.14. GPC appliquée au robot avec variation de masse de 100%

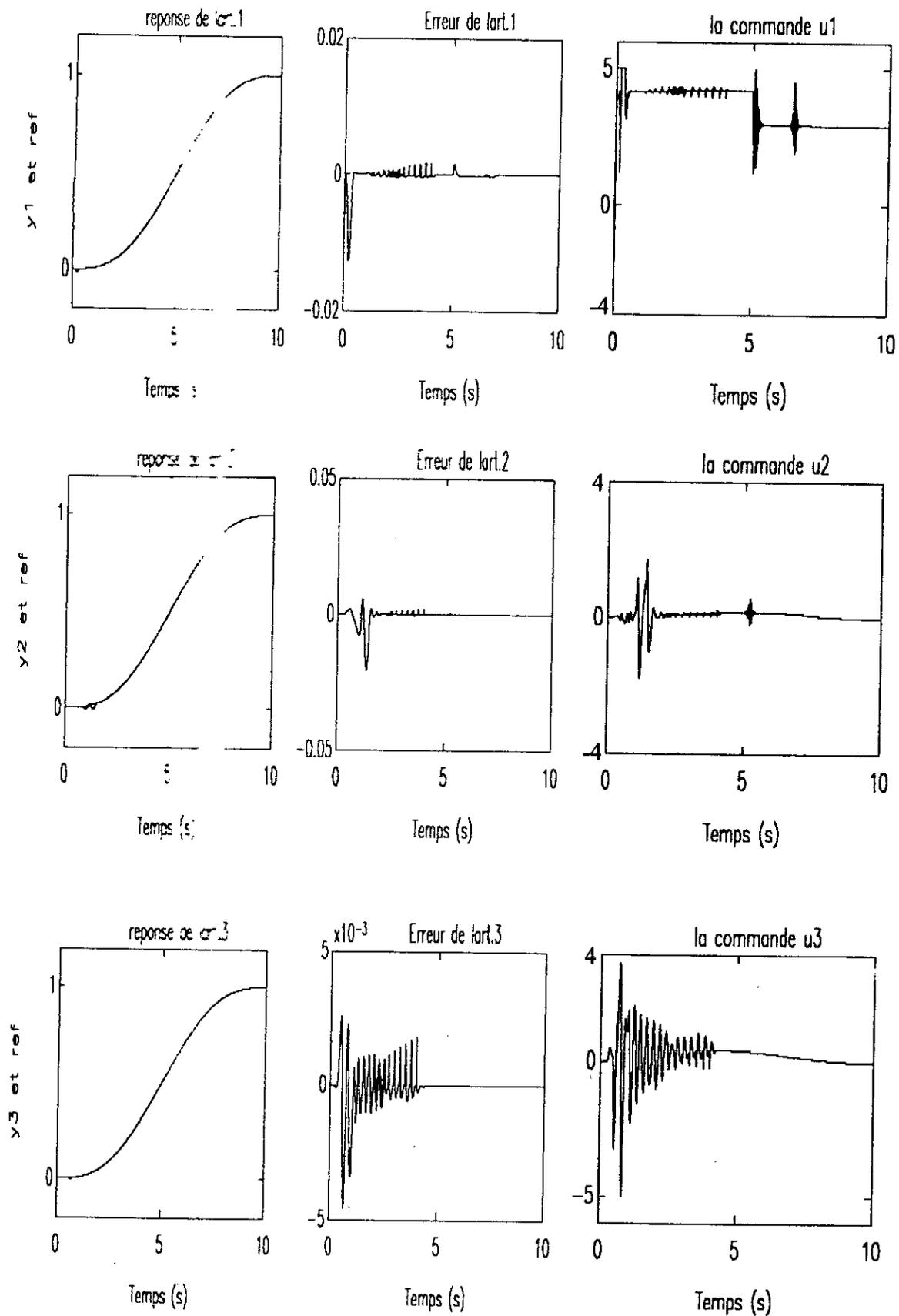


Figure V.15. GPC appliquée au robot ave variation de masse de 125%

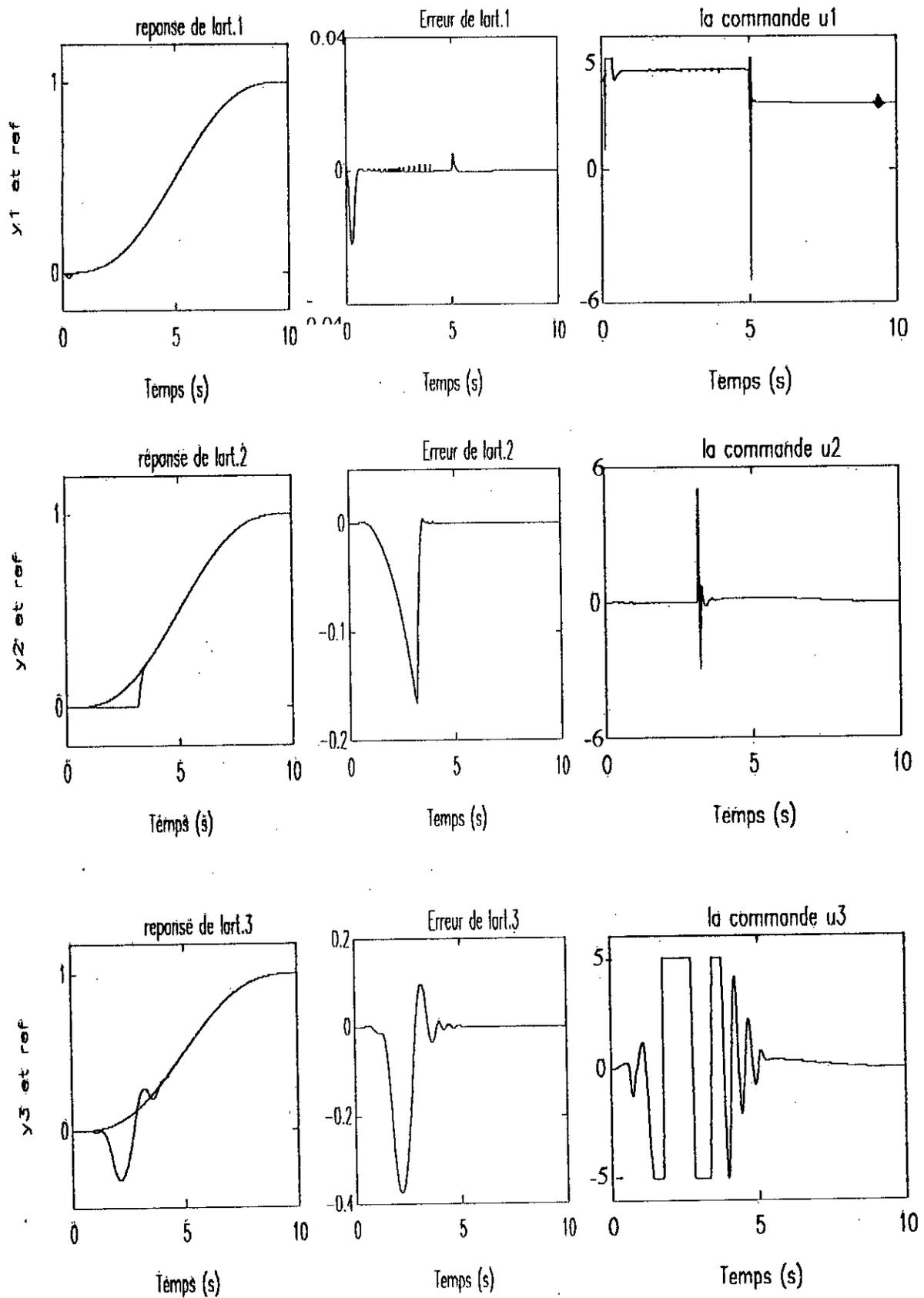
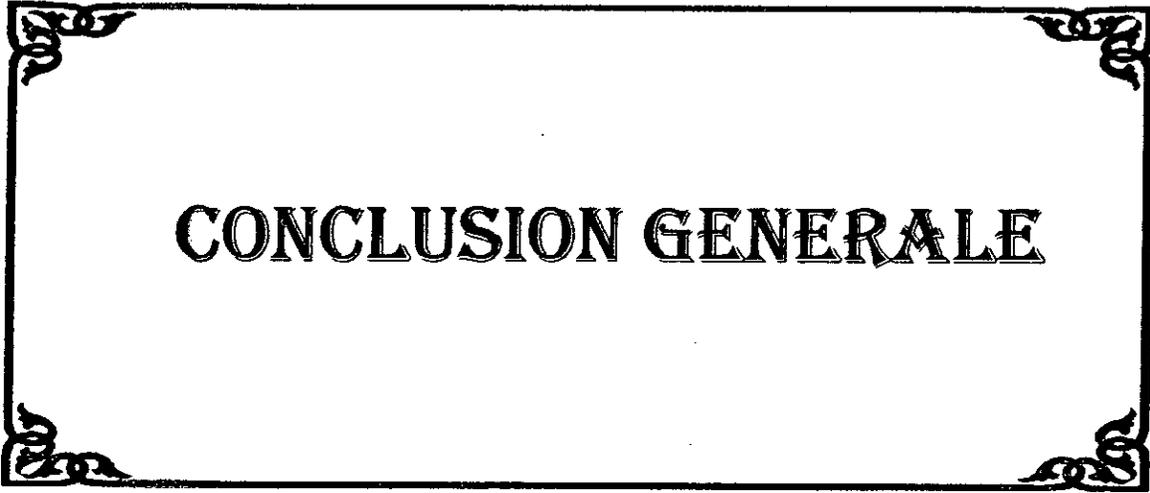


Figure V.16. GPC appliquée au robot avec variation de masse de 150 %



CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire nous avons fait une étude sur l'un des algorithmes de prédictions ^à savoir l'algorithme de commande prédictive généralisée appliquée à un bras du robot manipulateur.

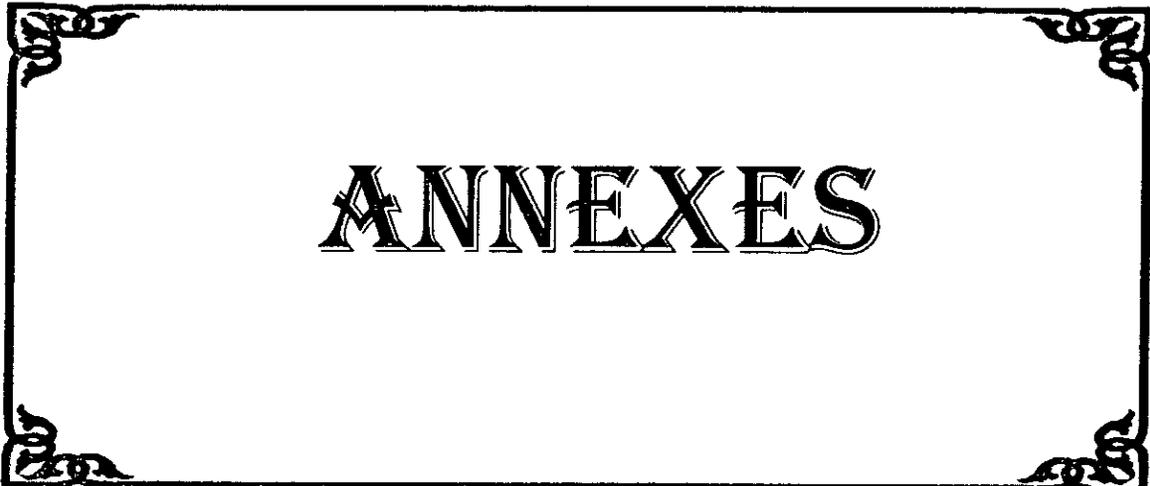
Les essais de simulation ont montrés que l'approche de la GPC bute sur le choix difficile des paramètres de commande pour lesquels nous n'avons pas de connaissance à priori, ce problème porte préjudice à cette technique. Cependant un jeu de paramètres a pu être choisi, et a donné assez bonnes performances. En effet, le paramètre N1 doit être choisit supérieur au retard, N2 doit être choisit de façon à ce qu'il correspond au temps de système, on a pu remarquer aussi qu'une valeur de NU égale à Un est adéquate.

L'avantage de la GPC réside dans le fait qu'elle est caractérisé par de restriction ^{sur} sur le système à commander, et elle est caractérisée par son vaste domaine d'application: le procédé peut être instable, à phase non minimum, avec retard pur inconnu.....

La détermination des paramètres dans le cas de variations paramétriques imposent l'introduction d'un outil intermédiaire entre le système, et le calcul de la commande, qui est l'identification, dont on a utilisé l'algorithme d'identification à trace constante qui offre une bonne poursuite du modèle, et des paramètres. La GPC assure une bonne poursuite et régulation, même en présence de perturbations.

Un autre paramètre paraît très important pour l'obtention d'une bonne poursuite de la trajectoire, c'est la limitation de la commande. Cette limitation a donnée de bonnes résultats et c'est dans ces conditions qu'une étude de la robustesse de la commande face aux variations de modèle a été introduite. Cette étude a montrée que la commande prédictive généralisée réagit bien aux variations du modèle. Ainsi, la limitation est introduite pour réduire les efforts de la commande et de la maintenir dans une amplitude fixe.

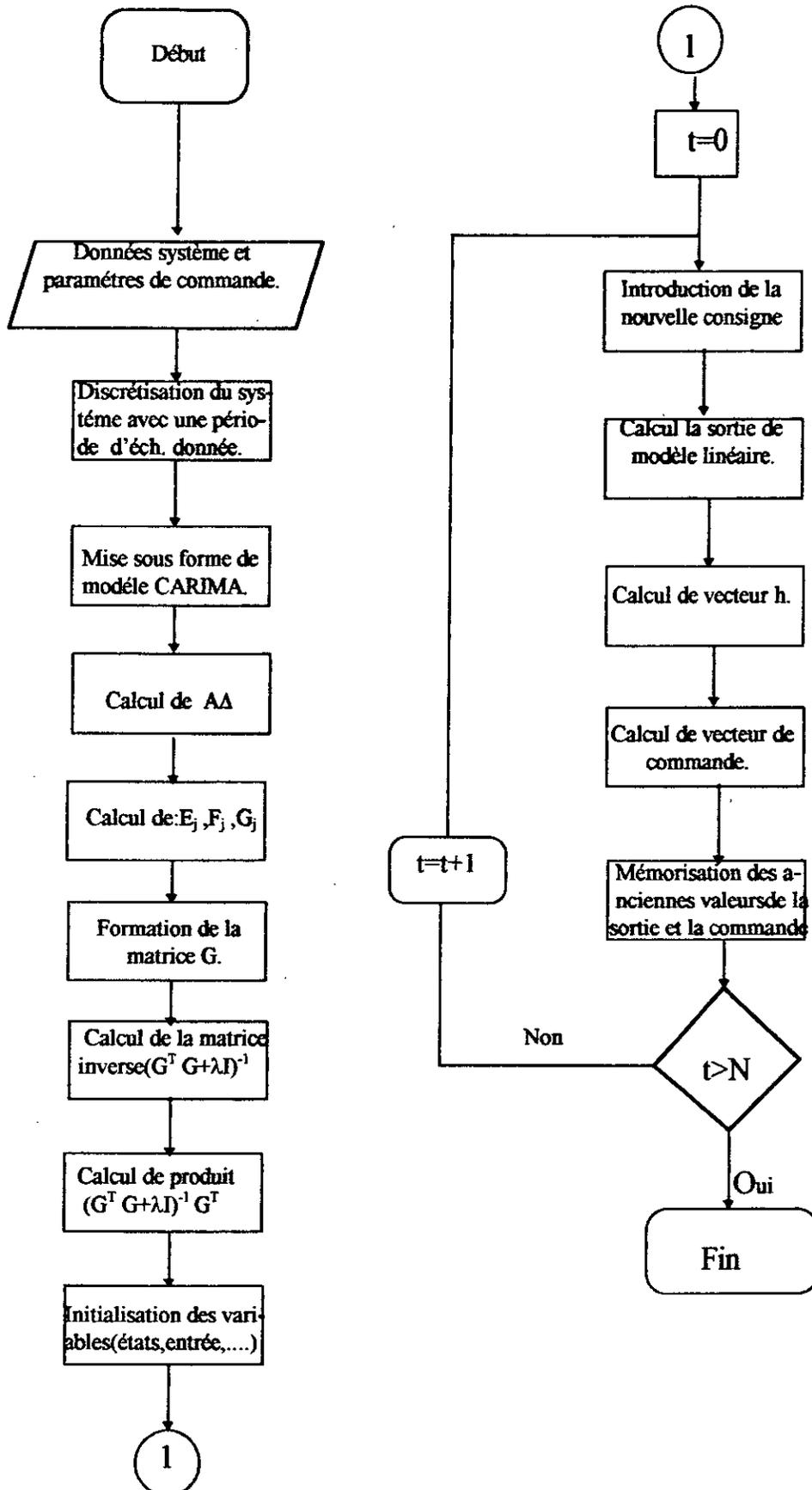
Dans le but d'obtenir de très bonnes résultats de simulations soit dans le cas adaptatif ou non adaptatif, une attention doit être donnée aux choix des paramètres de synthèse, puisqu'il représentent la puissance de la GPC.



ANNEXES

ANNEXE I

L'organigramme de l'algorithme de base de la GPC est représenté dans la figure suivante



Annexe: 2

TRANSFORMATION DE DENAVIT ET HARTENBERG

Denavit et Hartenberg (D-H) proposent une approche généralisée et systématique pour décrire et représenter la géométrie spatiale des liaisons du robot par rapport à un repère référentiel. Cette méthode utilise une matrice (4×4) dite de transformation homogène pour décrire les déplacements des liaisons mécaniques rigides et adjacentes et transformer le problème de la cinématique et de la modélisation à trouver des matrices (4×4) décrivant les déplacements spatiales des liaisons.

I.1. PARAMETRES DE LA TRANSFORMATION DE D-H:

Pour déterminer les paramètres utilisés dans la matrice de transformation de (D-H) on suit les étapes suivantes:

-Etape 1:

Numéroter chaque liaison, en commençant de la base notée jusqu'à celle de l'effecteur (l'élément terminal) notée n. La liaison i se déplace par rapport à la liaison i+1.

-Etape 2 :

Etablir les repères de chaque articulation en suivant les règles suivantes:

-L'axe Z_{i-1} est choisi le long de l'axe de mouvement de l'articulation i.

-L'axe X_i est choisi perpendiculaire à Z_{i-1} dont le sens peut être choisi arbitrairement (ou : $X_i = Z_{i-1} \wedge Z_i$).

-L'axe Y_i est choisi de telle sorte à former un trièdre droit.

-Etape 3:

Définir les paramètres de transformation:

θ_i : angle entre X_{i-1} et X_i , obtenue par rotation de X_{i-1} vers X_i autour de Z_{i-1} .

d_i : Coordonnée de O_i et R_{i-1} (le long de Z_{i-1}).

a_i : distance entre Z_{i-1} et Z_i le long de X_i .

α_i : Angle entre Z_{i-1} et Z_i .

Ces paramètres sont représentés sur la figure (Ann.I.1).

A.2.MATRICE DE LA TRANSFORMATION DE (D-H):

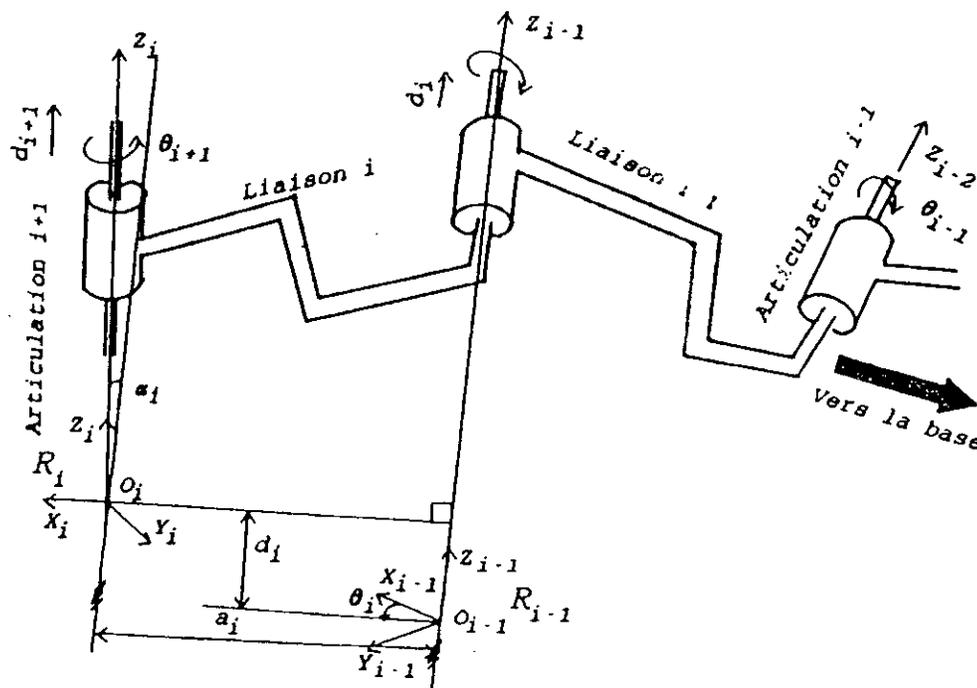
La matrice T, de passage d'un repère $R_i (O_i X_i Y_i Z_i)$, à un repère $R_{i-1} (O_{i-1} X_{i-1} Y_{i-1} Z_{i-1})$.

est donnée par : [12]

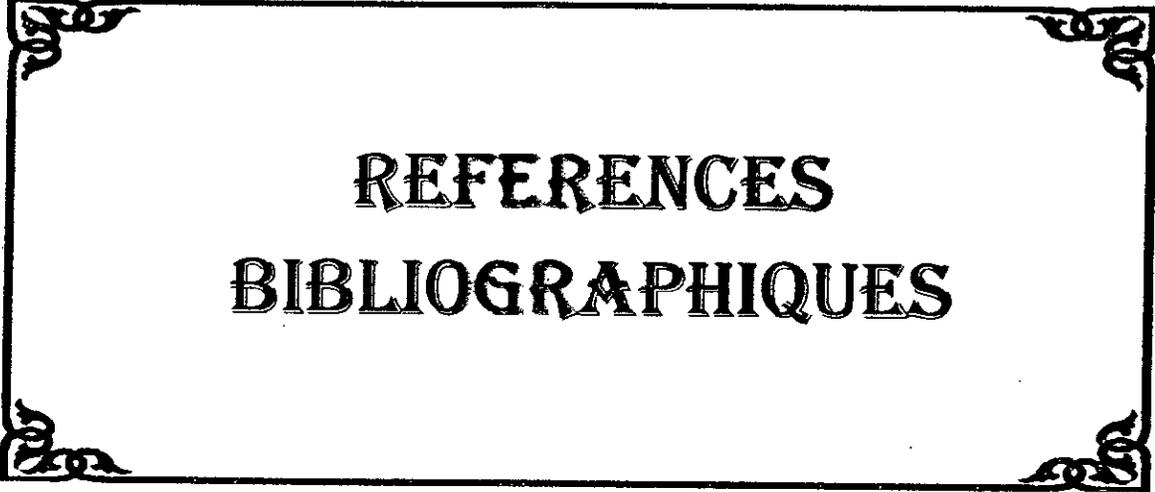
$$T_{i-1}^i = \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i s\alpha_i & s\theta_i s\alpha_i & a_i c\theta_i \\ s\theta_i & c\theta_i c\alpha_i & -c\theta_i c\alpha_i & a_i s\theta_i \\ 0 & s\alpha_i & c\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{Ann.I.1})$$

La matrice de passage du repère R_i vers le repère $R_j (j < i)$ est donnée par:

$$T_j^i = \sum_{k=j}^{i-1} T_k^{k+1} \quad (\text{Ann.I.2})$$



Figure(Ann.I.1) Représentation des repères de la transformation de (D-H).



REFERENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

REFERENCES
BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] I.D. LANDAU, Identification et commande des systèmes, Hermes, Paris, 1993.
- [2] D.W. CLARKE & A. Generalized predictive control, Part I: the basic algorithm, Part II: Extensions and interpretation. Automatica., Vol. 23 N°2, pp 137-160.
- [3] N.BALI, Etude des performances de la commande prédictive généralisée. Thèse magister ENP, Alger 1995
- [4] K.NAJIM & G MURATET, Optimisation et commande en genie des procédés. Masson 1987.
- [5] F.BENMILOUD. Simulation de la commande prédictive généralisée d'un actionneur asynchrone. Thèse magister, ENP, Alger 1994.
- [6] L.GUENFAF, Etude de différentes stratégies de commande adaptative, application à un robot manipulateur. Thèse magister, ENP, Alger 1995.
- [7] D.W.CLARKE & P J.GAWTHROOP , Self tuning control. Proc. IEE , Vol. 126 , N°6 pp 633-640,1979.
- [8] D.W.CLARKE, Self tuning control of non minimum phase-systems. Automtica, Vol. 20 N°5,pp 501-517. 1984.
- [9] A.BENALIA & M BELHOUS, Commande adaptative des systemes à phase non minimale, application à un robot manipulateur. Thèse de PFE, ENP, 1996.
- [10] I.D.LANDAU. Commande adaptative: aspects pratiques et théoriques. Masson 1986.
- [11] O.KAMEL & F FNAIECH, Commande prédictive de systeme à paramètres, retard et ordre variables dans le temps. 11^{ème} J.T.E.A. '91.
- [12] Z.TIDJANIE & M F.BELAZREG, Commande adaptative non-linéaire d'un bras de robot manipulateur. Thèse PFE ,ENP, 1995.
- [13] H.S.EU, robotic control, sensing , vision and intellegent. Mc Graw Hill 1987
- [14] N.AIT AHMED, Contribution à la modélisation géométrique et dynamique des robots parallèles. Thèse de doctorat 3^{ème} cycle Toulouse 1993.
- [15] D.P. STOTEN, Generalised manipulator dynamics, with regard to model reference adaptative control. INT. J.Control, Vol 50,N°6 pp 2249-2268. 1989.
- [16] D.W. CLARKE, Application of generalized predictive control to industrial processes.IEEE C.S.M. pp 49-55, 1988.