

32-530-708-2

République Algérienne Démocratique et Populaire

MINISTRE AUX UNIVERSITES ET DE LA RECHERCHE
UNIVERSITE DE BLIDA
INSTITUT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MAGISTER
Spécialité: Electronique
Option: Contrôle

Présente par : DOUDOU F. Zohra

Thème :

Faiza

COMMANDES ADAPTATIVES DE RÉGULATION
DE L'HYPERTENSION ARTÉRIELLE

Présenté devant le jury constitué de :

M. H. SALHI
M. M.S. BOUCHERIT
M. B. KAZED
M. H. BENCHOUBANE

Président. MC. Université de Blida
Examineur. MC. ENP. Alger
Examineur. C.C. Université de Blida
Rapporteur. M.C. Université de Blida

Blida, Algérie
Octobre, 1998

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à ma maman chérie **Baya** et mon papa chéri **Hocine**, qui m'ont soutenue tout le long de mon travail, sans oublier mes très chers frères **Nadjib, Abdelhak, Chafik, Hakim**, mes petits-neveux, et tous ceux qui me sont chers.

Que dieu me les garde !

Je dédie ce travail, à mon cher pays.

Que dieu tout puissant, le fasse sortir vers sa lumière !

Faiza

Remerciement

Je remercie Dieu tout puissant, de m'avoir accordé cette chance de terminer mes études, et de pouvoir côtoyer les hommes de la science et du savoir.

Je remercie, mon directeur de thèse, qui m'a permis de faire un grand pas dans le monde du contrôle. De ses encouragements, de ses conseils et pour m'avoir transmis toutes ses connaissances dans ce vaste domaine, et toute la confiance qu'il m'a accordée. Ainsi que, l'effort qu'il a consenti pour ma réussite, aussi je ne pourrais jamais le remercier assez. Sans oublier toute la famille Benchoubane, en particulier sœur Farida et petite fleur Nesrine.

Je ne s'aurais remercier aussi monsieur Salhi, pour toute l'aide qu'il me l'a offerte, monsieur Guessoum, les conseils de monsieur Bencherchali, l'aide de Mlle Chentir, et tous les enseignants de l'institut d'électronique, en particulier tous les membres du jury. Sans oublier de remercier toute l'équipe du labo, et mes collègues et amis de l'institut d'aéronautique, pour leur précieux soutien.

Résumé : Deux classes de commandes adaptatives, ont été appliquées en simulation pour la gestion de patients hypertensifs, suite à une chirurgie, utilisant le sodium nitroprusside. La classe des commandes à modèle de référence tel que l'algorithme, MRAC, MCS, EMCS, VSS, et celles des commandes auto-ajustables tel que, le GMV, GPC, par placement de pôle et le LQG, dans le cas déterministique et stochastique. Le modèle utilisé, a été développé par Slate. Ce modèle, comprend le terme de recirculation et les activités internes telle que, les activités stochastiques, la composante respiratoire et les réflexes RAS et ENP. Dans ce travail, nous avons essayer de voir l'effet de la variation des paramètres, dont le système leur est très sensible, tel qu'un changement du gain de sensibilité du patient au cours du temps, l'effet des activités internes, en ajoutant celui de la saturation. De plus, ce modèle possède deux temps de retard variables au cours du temps, dont la majorité des commandes proposées, échouent lors de sa variation. Pour surmonter ce problème, nous avons décidé alors, d'appliquer le prédicteur de Smith à chacune de ces commandes, afin d'éliminer le temps de retard de l'approche de ces dernières. Ce qui a permet de résoudre ce problème avec succès.

Mots clés : Commande adaptative, pression artérielle, biomédical.

Abstract : Two controllers classes's were applied in simulation to the management of hypertensive patients following surgery, using sodium nitroprusside. The model reference adaptive controllers classes's, like MRAC, MCS, EMCS, and VSS, and thos self-tuning controllers classes's, like GMV, GPC, pole-assignment and LQG, in deterministic and stochastic case. The model was developped by Slate, including the recirculation terme, and the background activity like, the stochastic activity, the respiration component, and the two reflex RAS and ENS. In this work, we have try to see, parameter variation effect wich is system's sensible, like a change in sensitivity patient's during simulation, in adding saturation effect. Morover, in the model is includ two time varying delay, and most proposed controllers can't cope with his variation's. To overcome this problem, we decid to applied the Smith predictor to this controllers, to eliminate the time delay in their design, and this had resolve this problem with succes.

Keywords : Adaptive control, Blood pressure, Biomedical.

TABLE DES MATIERES

Présentation du travail de la thèse	3
Chapitre I : Commandes adaptatives	4
Introduction, 4	
• Introduction sur la commande adaptative, 4	
• L'adaptation, 4	
• Le contrôle adaptatif, 4	
• Systèmes adaptatifs actifs et passifs, 4	
A. Commandes passives :	
Introduction, 5	
• Commande MRAC, 5	
• Commande MCS, 6	
• Commande MCSE, 7	
• Commande EMCS, 7	
• Commande EMCSE, 8	
• Modifications σ , 8	
• Modification e , 8	
• Commande VSS, 8	
B. Commandes actives :	
Introduction, 9	
• Commandes auto-ajustables, 9	
• Estimation réursive des paramètres, 9	
• Description du système, 10	
• Algorithme des moindres carrés récursif -RLS-, 10	
• Algorithme étendu des moindres carrés récursif -RELS-, 10	
• Conditions initiales, 10	
• Factorisation UDU, 11	
• Le facteur d'oubli variable, 11	
• Moindres carrés avec modification de la matrice de covariance, 11	
• Résolution de l'équation de diophantine, 11	
B1. Commandes auto-ajustables implicites, 12	

- Commande GMV, 12
- Commande GPC, 13

B2. Commandes auto-ajustables explicites, 15

- Commande par placement de pôle, 15
- Commande LQG, 16

Chapitre II : Commandes de régulation de l'hypertension artérielle

19

Introduction, 19

- Position du problème, 21
- Description du modèle, 28
- Présentation du système discret, 24
- Présentation du système temporel, 24
- Contraintes imposées sur le système physique, 25
- Spécification du modèle de référence, 25
- Périodes d'échantillonnages, 25
- Initialisation de l'identification, 26
- Présentation des différentes simulations, 26
- Travaux déjà faits, 28
 - C1. Commandes classiques, 28
 - C2. Commandes adaptatives, 28

Chapitre III : Commandes passives de l'hypertension artérielle

34

Introduction, 34

- Commande MRAC de la pression artérielle, 34
- Commande MRAC avec modification σ de la pression artérielle, 37
- Commande MRAC avec modification e de la pression artérielle, 39
- Commande MCS de la pression artérielle, 42
- Commande MCS avec modification σ de la pression artérielle, 44
- Commande MCS avec modification e de la pression artérielle, 46
- Commande MCSE de la pression artérielle, 49
- Commande MCSE avec modification σ de la pression artérielle, 51
- Commande MCSE avec modification e de la pression artérielle, 53
- Commande EMCS de la pression artérielle, 56

- Commande EMCS avec modification σ de la pression artérielle,58
- Commande EMCS avec modification e de la pression artérielle,60
- Commande EMCSE de la pression artérielle,63
- Commande EMCSE avec modification σ de la pression artérielle,65
- Commande EMCSE avec modification e de la pression artérielle,67
- Commande VSS de la pression artérielle,70
- Conclusion sur les commandes passives de la pression artérielle,72

Chapitre IV : Commandes actives de l'hypertension artérielle

75

Introduction,75

- Commande GMV avec identification RLS de la pression artérielle,75
 - Commande GMV avec identification RELS de la pression artérielle,78
 - Commande GPC avec identification RLS de la pression artérielle,81
 - Commande GPC avec identification RELS de la pression artérielle,84
 - Commande par placement de pôle avec identification RLS de la pression artérielle,88
 - Commande par placement de pôle avec identification RELS de la pression artérielle,92
 - Commande LQG avec identification RLS de la pression artérielle,95
 - Commande LQG avec identification RELS de la pression artérielle,97
- Conclusion générale sur les commandes actives de la pression artérielle,100

Chapitre V : Prédicteur de Smith -SP-

102

A. Commandes passives à prédicteur de Smith de la pression artérielle, 102

Introduction,102

- SP appliqué à la commande MRAC de la pression artérielle,103
- SP appliqué à la commande MRAC avec modification σ de la pression artérielle,106
- SP appliqué à la commande MRAC avec modification e de la pression artérielle,108
- SP appliqué à la commande MCS de la pression artérielle,111
- SP appliqué à la commande MCS avec modification σ de la pression artérielle,113
- SP appliqué à la commande MCS avec modification e de la pression artérielle,115
- SP appliqué à la commande MCSE de la pression artérielle,118
- SP appliqué à la commande MCSE avec modification σ de la pression artérielle,120
- SP appliqué à la commande MCSE avec modification e de la pression artérielle,122
- SP appliqué à la commande EMCS de la pression artérielle,125

- SP appliqué à la commande EMCS avec modification σ de la pression artérielle,127
- SP appliqué à la commande EMCS avec modification e de la pression artérielle,129
- SP appliqué à la commande EMCSE de la pression artérielle,132
- SP appliqué à la commande EMCSE avec modification σ de la pression artérielle,134
- SP appliqué à la commande EMCSE avec modification e de la pression artérielle,136
- SP appliqué à la commande VSS de la pression artérielle,139

Conclusion générale sur le prédicteur de Smith appliqué aux commandes passives de la pression artérielle,142

B. Commandes actives à prédicteur de Smith de la pression artérielle, 144

Introduction,144

- SP appliqué à la commande GMV avec identification RLS de la pression artérielle,144
- SP appliqué à la commande GMV avec identification RELS de la pression artérielle,147
- SP appliqué à la commande GPC avec identification RLS de la pression artérielle,150
- SP appliqué à la commande GPC avec identification RELS de la pression artérielle,152
- SP appliqué à la commande par placement de pôle avec identification RLS de la pression artérielle,155
- SP appliqué à la commande par placement de pôle avec identification RELS de la pression artérielle,157
- SP appliqué à la commande LQG avec identification RLS de la pression artérielle,160
- SP appliqué à la commande LQG avec identification RELS de la pression artérielle,162

Conclusion générale sur le prédicteur de Smith appliqué aux commandes actives de la pression artérielle,165

Comparaisons, Conclusions et perspectives,

167

Annexe

PRESENTATION DU TRAVAIL DE LA THESE

Les patients souffrant d'hypertension chronique, où il est nécessaire d'injecter un médicament pour maintenir la pression artérielle du patient à certaines limites, et de tels médicaments ont souvent des effets secondaires et grave action sur les performances cardiaques. Souvent, le taux d'injection de médicaments, diverge considérablement de la valeur désirée et de là, il devient indispensable de leur injecter de façon continue par une personne assistante. La principale application du contrôle automatique pour l'infusion du SPN, est dans les soins intensifs après une opération à cœur ouvert, où l'infusion peut être nécessaire sur plusieurs périodes de jours. Le contrôle manuel, devient alors très pénible et très demande, et doit être à l'écart de toute autre fonction et laisse transparaître de mauvaises qualités.

PRESENTATION DU TRAVAIL DE LA THESE

L'objectif est de baisser la pression artérielle de 50 mm Hg à partir d'une pression initiale de 150 mm Hg à une référence de 100 mmHg. Pour cela, deux classes de contrôleurs seront conçues et appliquées en simulation pour le contrôle de la MAP, utilisant le sodium nitroprusse ou SNP. Plusieurs simulations seront réalisées pour voir l'efficacité de ces contrôleurs. Nous simulerons le modèle de Slave, en introduisant les différentes activités physiologiques telles que la respiration, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP, qui ont été négligés dans la majorité des travaux faits, en ajoutant l'effet de la saturation.

En premier, nous présenterons la classe des contrôleurs passifs telle que la commande MRAC, MRAS et ENFX. Puis la classe des commandes actives comme le GMV, CPC, processus de base et la LQR. Enfin, pour résoudre au problème de la présence du temps de retard variable, dans le système des contrôleurs échouent lors de sa variation, nous appliquons alors, le contrôleur de Smith à chacun de ces contrôleurs.

Cette thèse se compose de cinq chapitres, le premier concerne les différents concepts des contrôleurs passifs et actifs, le second, les commandes de régulation de l'HITA, le troisième, les commandes basées de la pression artérielle, le quatrième, les commandes basées de la pression artérielle, le dernier, le prédicteur de Smith et enfin une conclusion comparative.

COMMANDES ADAPTATIVES

INTRODUCTION

Les exigences de contrôle en général et du contrôle automatique en particulier, ont connu une croissance constante dans la société moderne, chaque fois que les systèmes sociaux et technologiques deviennent de plus en plus complexes et forment les «blocs» variables.

CHAPITRE I

Un système de commande et un système de contrôle est tel que quantités désirées sont maintenues par le système avec précision autour d'une valeur prédéfinie.

L'essence de ce concept consiste en : une mesure, une comparaison et une correction. En mesurant la quantité à contrôler, la comparer avec la valeur désirée et utiliser l'erreur pour corriger le processus, la chaîne fermée de cercles et d'effets dans le processus est convertie en une boucle fermée d'événements interdépendants. Ainsi, beaucoup de problèmes techniques nécessitent un contrôle automatique.

COMMANDES

ADAPTATIVES

1.1. INTRODUCTION A LA COMMANDE ADAPTATIVE

1.1.1. L'ADAPTATION

L'adaptation est considérée comme un processus de modification de paramètres de la structure du système et les actions de contrôle. L'information courante est utilisée pour obtenir un état défini du système quand les conditions d'opération sont incertaines et variables au cours du temps. [5]

1.1.2. LE CONTROLE ADAPTATIF

Un contrôle de système adaptatif doit fournir une information continue à propos de l'état présent du système, pour cela, il doit identifier le processus, il doit comparer les performances du système présent avec la performance désirée ou optimale et produire une décision pour adapter le système de telle sorte qu'il tend vers la performance optimale, et finalement, il doit appliquer sa propre modification de telle sorte à conduire le système vers l'équilibre. Ces trois fonctions sont inhérentes dans un système adaptatif. [5]

1.1.3. SYSTEMES ADAPTATIFS ACTIFS ET PASSIFS

Les méthodes de contrôle adaptatives sont classées selon deux catégories, les systèmes de contrôle actif et ceux de contrôle passif. Les contrôleurs adaptatifs sont utilisés en plus de

COMMANDES ADAPTATIVES

INTRODUCTION

Les questions de contrôle en général et du contrôle automatique en particulier, ont assumé une importance majeure dans la société moderne, chaque fois que les systèmes sociaux et technologiques deviennent de plus en plus complexes et fortement liés. Nous voulons qualitativement dire par «contrôle de processus», l'aptitude à diriger, modifier ou améliorer son comportement et un «système de contrôle» est tel que quantités désirées sont maintenues plus ou moins avec précision autour d'une valeur prescrite.

L'essence de ce concept consiste-en : une mesure, une comparaison et une correction. En mesurant la quantité à contrôler, la comparer avec la valeur désirée et utiliser l'erreur pour corriger le processus, la chaîne familière de causes et d'effets dans le processus est convertie en une boucle fermée d'événements interdépendants. Ainsi, beaucoup de problèmes techniques nécessite un contrôle automatique dans la présence de systèmes avec de larges variations de caractéristiques, tels qu'un changement de la fonction de transfert du système dû au changement de l'ordre du système à cause des variations environnementales, aux perturbations stochastiques, au changement de la nature de l'entrée, à la variation du temps de retard ou au comportement non linéaire, comme les systèmes chimiques et biomédicaux. [5,6,7,8]

1.1. INTRODUCTION A LA COMMANDE ADAPTATIVE

1.1.1. L'ADAPTATION

L'adaptation est considérée comme un processus de modification de paramètres de la structure du système et les actions de contrôle. L'information courante est utilisée pour obtenir un état défini du système quand les conditions d'opération sont incertaines et variantes au cours du temps. [5]

1.1.2. LE CONTROLE ADAPTATIF

Un contrôle de système adaptatif doit fournir une information continue à propos de l'état présent du système, pour cela, il doit identifier le processus, il doit comparer les performances du système présent avec la performance désirée ou optimale et prendre une décision pour adapter le système de telle sorte qu'il tend vers la performance optimale; et finalement il doit initier sa propre modification de telle sorte à conduire le système vers l'optimum. Ces trois fonctions sont inhérentes dans un système adaptatif. [5]

1.1.3. SYSTÈMES ADAPTATIFS ACTIFS ET PASSIFS

Les méthodes de contrôle adaptatives sont classées selon deux catégories, les systèmes de contrôle actif et ceux de contrôle passif. Les contrôleurs adaptatifs actifs utilisent en plus de

$$H(s) = \frac{y_m(s)}{u_m(s)} = \frac{K_m}{\tau_m s + 1} \quad (1.2)$$

possédant une constante de temps de τ_m et un gain k_m . Ce modèle est représenté par (1.3) du premier ordre

$$\dot{y}_m = A_m y_m + B_m r \quad (1.3)$$

avec r le signal de référence et y_m la sortie du modèle de dimension 1, A_m et B_m sont de dimension 1. Un choix commun du signal MRAC est donné par une extension de la stratégie de contrôle linéaire par retour d'état LMFC. [12]

$$u = - (k_c - k(t)) y + (k_{cr} + k_r(t)) r \quad (1.4)$$

ou k_c et k_{cr} sont les gains constants, les termes k et k_r sont les changements adaptatifs à ces gains, qui résultent usuellement des effets du terme d sur la trajectoire d'état y . Une méthode pour générer ces gains est résumée dans [12,13], de même que l'erreur dynamique du système en boucle fermée.

Pour une parfaite poursuite du modèle de référence par le système physique, les conditions d'Erzberger doivent être satisfaites, de même que la condition d'hyperstabilité est garantie si P est une solution positive définie de l'équation de Lyapunov. Alors, l'erreur en sortie approche l'état d'équilibre stable si l'inégalité de Popov est vérifiée voir [12,13,14].

1.3 LA COMMANDE MCS

Introduction

L'algorithme MCS qui a été sujet de nombreuses récentes investigations théoriques et pratiques. Dans tous les cas, l'algorithme MCS a montré qu'il est une stratégie efficace dans la présence de toute poursuite inconnue : les paramètres du système physique, les non-linéarités du système physique, les interconnexions du système physique et les perturbations externes. En fait, le MCS est une extension significative du MRAC mais plus spécialement, cette stratégie ne nécessite pas la connaissance du système physique, il lui suffit seulement de connaître la dimension du système physique, sans qu'on ait à calculer les gains du contrôleur. De plus on a une indépendance totale entre la commande et le système physique. [13]

Détermination de la commande

Pour le même système physique représenté par l'équation d'état (1.1) du premier ordre et le modèle de référence par (1.3), l'approche du MCS assume que les gains constants sont nuls [13] et que les paramètres du système physique sont inconnus, cependant comme il est formulé ci-dessus, la structure du système (à part le nombre de degrés de liberté et la dimension du vecteur d'état), est assumée être connue. Ainsi (1.4) devient

$$u = k(t) y + k_r(t) r \quad (1.5)$$

La condition d'hyperstabilité est garantie et l'erreur en sortie approche l'état d'équilibre stable voir [12], de même que les gains variables satisfaisant l'inégalité de Popov citées dans [13].

1.4 LA COMMANDE MCSE

Introduction

Cette nouvelle approche de l'algorithme MCS, permet d'augmenter les performances de cette commande, en ajoutant à la commande un gain proportionnel à l'erreur en sortie. Ainsi (1.5) devient alors :

$$u = k(t) y + k_r(t) r + k_e(t) e \quad (1.6)$$

Le reste des équations est formulé de la même façon que l'algorithme MCS simple, le couplet des gains variables k et k_r est donné dans [13], pour plus de détaille voir Annexe.

1.5 LA COMMANDE EMCS

Introduction

Il est noté que l'algorithme MCS, quand il est appliqué au contrôle du système physique en présence de rapides variations de perturbations, peut conduire à la stabilité, mais seulement avec des erreurs dynamiques bornées.

Avec quelques modifications, le MCS peut susciter la globale asymptotique stabilité de l'erreur dynamique, chaque fois qu'il y a présence de rapidité dans la variation des perturbations. L'algorithme est appelé EMCS, il peut être appliqué en présence de perturbations externes, des variations des paramètres internes, entrées externes et des non-linéarités. En commun avec la philosophie générale du MCS, il est assumé que tous les paramètres nominaux du système et les perturbations des paramètres sont inconnues.

Le but de la nouvelle stratégie « EMCS » est d'arriver à annuler l'erreur de poursuite en présence de rapides variations de perturbations, en introduisant un terme quasi-commutation à l'équation standard de contrôle. L'algorithme EMCS a pour effet non seulement de tendre l'erreur de poursuite vers zéro, mais aussi de rejeter les effets des variations rapides et bornées des paramètres du système, d'entrées externes et de non-linéarités du système physique. [15]

Détermination de la commande

On assume que le modèle physique du premier ordre peut être décrit par l'équation d'état (1.1) et que le modèle de référence est représenté par (1.3). De même que le MCS, les gains constants K_c et K_{cr} sont nuls et les gains variables sont représentés dans [13,15]. Soit l'équation de contrôle de l'EMCS

$$u = K(t) y + K_r(t) r + N.g(y_n) \quad (1.7)$$

Le signal de contrôle EMCS est tout simplement le signal standard MCS u , augmenté par $N.g(y_n)$. Les limites de saturation du signal de contrôle sont usuellement connues et déterminent les bornes de la constante N et $g(y_n)$ est définis dans [15] en fonction de ξ qui est une constante petite positive qui sera choisie plus tard, voir ChapIII-3.10.

1.6 LA COMMANDE EMCSE

Introduction

De la même manière que l'algorithme MCSE, nous avons aussi introduit cette nouvelle approche à l'algorithme EMCS, par suite (1.7) devient

$$u = K(t)y + K_r(t)r + K_e(t)e + N.g(y_n) \quad (1.8)$$

La détermination des gains variables est résumé dans [13,14] et pour plus de détail voir l'annexe I.

1.7 MODIFICATION σ

Le principe de cette modification, consiste à modifier le calcul des gains variables de la commande. Ceci, en considérant le gain variable comme une variable d'état dont le calcul est donné par une équation d'état en boucle fermée, voir [13,14].

1.8 MODIFICATION e

Dans ce cas aussi, le calcul des gains variables se fait de la même façon que dans le paragraphe précédent, sauf que dans l'équation d'état en boucle fermée, il est figuré la variable de sortie de l'erreur dynamique du système, voir [13, 14].

1.9 SYSTEMES A STRUCTURE VARIABLES

Introduction

Le nom de structure variable vient du fait que la structure du contrôleur peut être changée, les schémas à VSS pour les systèmes de commandes ont été introduits en premier lieu par [16]. Ils ont été appliqués pour le contrôle adaptatif par [17,18] et dans les systèmes de puissance.

La commande est discontinue sur un nombre d'hyperplans commutables et la réponse du système est insensible à certaines variations de paramètres et de perturbations. Cette loi possède la caractéristique d'être insensible aux changements des paramètres du système en ayant comme donnée que les bornes des paramètres et non le type de changement.

Loi de commande

Soit notre système défini par (1.1), le modèle de référence par (1.3) et soit la surface de glissement σ définie comme étant le produit de la solution de Lyapunov, de l'erreur en sortie et de la matrice B^T , la commande u prendra la forme

$$u = \psi^T z + K_s \quad (1.9)$$

où ψ est un scalaire et K_s de même, ces coefficients dépendent des paramètres du modèle de référence et des limites de variation des paramètres du système physique. Le terme K_s sert à annuler l'effet du terme de non-linéarité du système $d(t)$, et z est un vecteur en fonction de l'erreur e en sortie, de la référence r et de la sortie y . [16]

B. LES COMMANDES ACTIVES

Introduction

Les « auto-ajustables » appelés aussi STC, représentent une classe importante de commandes adaptatives, elles sont faciles à implémenter et sont applicables à des processus complexes avec de larges variétés de caractéristiques résolvant des paramètres inconnus, la présence de temps de retard avec des dynamiques de processus variables au cours du temps, et des perturbations stochastiques. L'idée originelle du contrôleur auto-ajustable a été introduite en premier par [19], puis développée par [20], mais la majeure perception vient avec le « régulateur auto-ajustable » de [21].

Alors que l'idée de base du MRAC est de conduire asymptotiquement la sortie d'un système inconnu à celle du modèle de référence, la procédure de base de l'auto-ajustable est de choisir une approche pour un système de paramètres connus et les appliquer au système inconnu, en utilisant de manière récursive les valeurs estimées de ces paramètres. La commande auto-ajustable est une approche au problème de l'ajustement automatique. [6,22]

1.10 COMMANDES AUTO - AJUSTABLES IMPLICITES ET EXPLICITES

Les contrôleurs minimums variance auto - ajustables sont appelés les implicites STC car ils sont basés sur une estimation de modèle de processus implicite. Dans les algorithmes implicites les paramètres sont directement adaptés. De tels implicites STC sont développés en se basant sur la théorie du contrôle prédictif et requièrent la connaissance du temps de retard du système physique.

Pour éviter cela, les explicites STC ont été développés et dans lesquels le temps de retard peut être estimé comme une partie de la dynamique du processus. Cependant, de telles méthodes demandent plus de temps de calcul. Dans ce cas, l'identification des paramètres est suivie par un bloc séparé pour le calcul de la loi de commande. [6]

1.11 ESTIMATION RECURSIVE DES PARAMETRES

La commande auto - ajustable est conçu en commençant avec un système connu. L'algorithme de contrôle est développé en introduisant une estimation récursive des paramètres. Puis les

vrais paramètres sont remplacés par leurs valeurs estimées pour déterminer la loi de contrôle. Plusieurs schémas d'estimation des paramètres récursive peuvent être utilisés, tels que l'approximation stochastique, les moindres carrés, maximum de vraisemblance, variable instrumentale, etc... [6]

1.11.1. DESCRIPTION DU SYSTEME

Assumant que le modèle complet du système physique est représenté par la forme discrète suivante [4] (obtenue par la technique de la transformée en z et incluant un bloqueur d'ordre zéro) représenté sous forme de modèle ARMAX

$$y(t) = z^{-k} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(t) + \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})} \eta(t) + PC \quad (1.10)$$

où

$y(t)$ est la sortie à contrôlée

$u(t)$ est l'entrée ou la commande

$\eta(t)$ est une séquence indépendante de variable de distribution Gaussienne avec une valeur moyenne nulle et une variance de σ^2

k est le temps de retard entier et PC représente l'offset DC

$$\begin{aligned} \text{Avec } A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{na} z^{-na} \\ B(z^{-1}) &= b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{nb} z^{-nb} \\ C(z^{-1}) &= 1 + c_1 z^{-1} + \dots + c_{nc} z^{-nc} \end{aligned} \quad (1.11)$$

1.11.2 ALGORITHME DES MOINDRES CARREES RECURSIVE - RLS -

Appelé aussi algorithme estimation des moindres carrés récursive [23] qui est l'une des méthodes la plus largement utilisée, c'est une méthode robuste et facile à implémenter. Dans ce cas, le polynôme $C(z^{-1}) = 1$.

1.11.3 ALGORITHME ETENDU DES MOINDRES CARREES RECURSIVE -RELS-

Ce n'est que l'algorithme étendu des moindres carrés récursives, dans ce cas le polynôme $C(z^{-1}) \neq 1$, voir [23].

1.11.4 CONDITIONS INITIALES

Chaque algorithme récursif requiert quelques conditions initiales pour commencer ou s'initialiser. Dans les deux algorithmes précédents, nous avons besoin de $\hat{\theta}(0)$ et $P(0)$ c'est à dire au temps $t = 0$ seconde. Le vecteur des paramètres est initialisé à zéro, à part le premier élément du polynôme $B(z^{-1})$ qui sera initialisé à 1 et la matrice de covariance $P(t)$, elle sera telle que $P(0) = 10^2 I$ où I désigne la matrice identité, en pratique il est préférable de la prendre, plus élevée par exemple à $10^6 I$. [23]

1.11.5 FACTORISATION UDU

La célèbre factorisation connue sous le nom de factorisation U-D permet à la matrice de covariance $P(t)$ de garder l'aspect de positive définie, ceci peut être décrit comme une décomposition de Cholesky normalisée. Pour cela $P(t)$ s'écrit comme

$$P(t) = U(t) D(t) U^T(t) \quad (1.12)$$

où $U(t)$ est une matrice triangulaire supérieure avec tous les éléments diagonaux égaux à 1 et $D(t)$ est une matrice diagonale. Des expériences étendues dans le cas du filtre de Kalman ont montré que cette factorisation possède une bonne stabilité numérique. [23]

1.11.6 LE FACTEUR D'OUBLIE VARIABLE

Du fait des variations des paramètres du système au cours du temps, il devient nécessaire d'introduire un facteur d'oubli variable. Ce facteur d'oubli a été introduit en utilisant la technique de normalisation de données. Ce qui prévient le phénomène de "l'éclatement" de la matrice $P(t)$. [24]

1.11.7 MOINDRES CARREES AVEC MODIFICATION DE LA COVARIANCE

Dans le cas de système variant au cours du temps, par exemple [25], suggèrent l'utilisation des moindres carrés mais ajoute au terme de la matrice de covariance, un terme additionnel lorsque des changements dans le système sont détectés, pour éviter que la matrice P ne s'annule. Cet algorithme est donné dans [26].

1.11.8 RESOLUTION DE L'EQUATION DE DIOPHANTINE

Dans l'approche de contrôle des auto-ajustables explicites, une sous-routine est insérée entre la phase d'estimation des paramètres et celle de la génération de la commande de contrôle [6,22,27]. Soit l'équation de diophantine suivante en supposant que A^1 et B^1 soient solution de cette dernière on a alors

$$A^1(z^{-1})F(z^{-1}) + z^{-k} B^1(z^{-1}) G(z^{-1}) = T(z^{-1}) \quad (1.13)$$

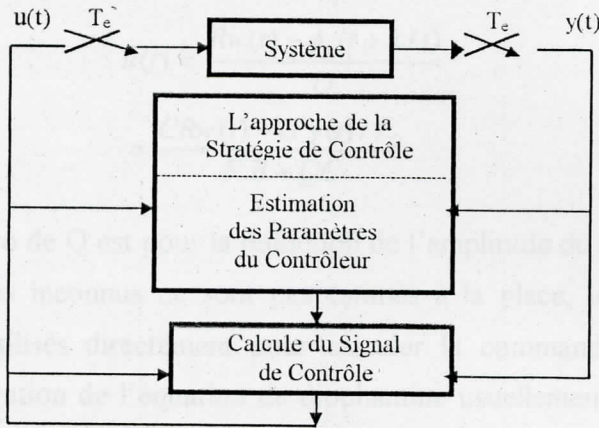
où F et G représentent deux polynômes de degré spécifié par l'approche de la commande utilisée. Il est noté que le polynôme C est omis. Les polynômes F et G doivent être déterminés à chaque période d'échantillonnage, en utilisant A et B et le polynôme caractéristique spécifié de la boucle fermée.

Les algorithmes pour résoudre de telles équations, sont données dans [28,29]. L'erreur ici, est simplement due à l'ajustement des erreurs des paramètres, et l'algorithme RLS peut être utilisé pour estimer les polynômes \hat{F} et \hat{G} en utilisant, la même base de routine que lors de l'estimation des polynômes A et B c'est à dire \hat{A} et \hat{B} .

B.1. COMMANDES AUTO-AJUSTABLES IMPLICITES

Dans cette première approche, une solution pour le problème du contrôle adaptatif est que les paramètres du système sont estimés en-line et les paramètres du contrôleur sont ajustés en se basant sur ces estimés. Une telle procédure se réfère à une identification implicite. [6]

Le cycle des auto-ajustables implicites [6]



1.12 LA COMMANDE A MINIMUM VARIANCE GENERALISEE - GMV -

Ce contrôleur permet à la fois de minimiser la variation de la commande et la variance de la sortie contrôlée, en considérant toujours notre système représenté par (1.10) et soit la fonction coût donnée

$$J = E[\phi^2(t+k)|t] \tag{1.14}$$

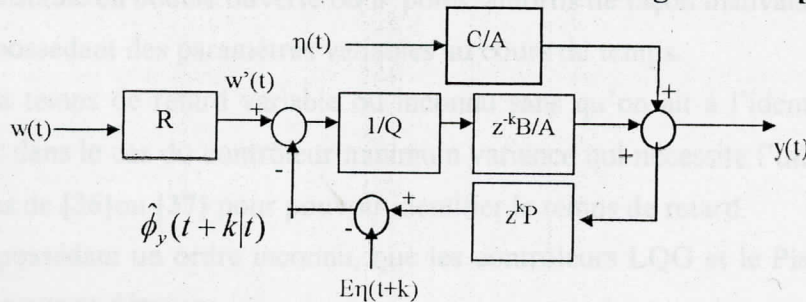
où l'extension à (t+k) est conditionnée sur toute donnée d'entrée/sortie acquise jusqu'à ce temps t. Dans (1.14) on note que la commande minimise la variance de la sortie auxiliaire $\phi(\cdot)$ (et non la sortie actuelle du système), qui est donnée par

$$\phi(t+k) = P(z^{-1})y(t+k) + Q(z^{-1})u(t) - R(z^{-1})w(t) \tag{1.15}$$

où $P(z^{-1}) = P_N(z^{-1}) / P_D(z^{-1})$, $w(t)$ est connu comme étant le signal de référence au temps t, et les fonctions de transferts P, Q et R peuvent être librement choisies dépendant de la réponse caractéristique requise (pouvant être des intégrateurs).

Remarque: Dans ce qui a précédé "algorithme à un pas de prédiction", les polynômes P et R ont été pris à 1. Cet algorithme n'est qu'un cas particulier de l'algorithme GMV étendu.

Fig.1.2 : Système du contrôleur à variance minimale généralisé [22]



Comme $R=1$ par suite $w'=w$ qui n'est autre que le référence r . Introduisons l'identité suivante à partir de laquelle seront déterminés les polynômes F' et G' .

$$\frac{C(z^{-1})P_N(z^{-1})}{A(z^{-1})P_D(z^{-1})} = F'(z^{-1}) + \frac{z^{-1}G'(z^{-1})}{A(z^{-1})P_D(z^{-1})} \quad (1.16)$$

où l'ordre de F' et G' est donné dans [4] et la commande optimale $u(t)$ est :

$$\begin{aligned} u(t) &= \frac{Rw(t) - \hat{\phi}_y(t+k/t)}{Q} \\ &= \frac{CRw(t) - G'y(t)/P_D}{F'B + QC} \end{aligned} \quad (1.17)$$

L'effet du non-zéro de Q est pour la réduction de l'amplitude du signal de contrôle. Il est noté que les paramètres inconnus ne sont pas estimés à la place, les paramètres du modèle de prédiction sont utilisés directement pour calculer la commande. Cette procédure évite la nécessité de la solution de l'équation de diophantine usuellement résolue dans le calcul de la commande. [6,22,26,30,31,32]

1.13 LA COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE - GPC -

Introduction

La commande adaptatif GPC fait partie de la classe des contrôleurs auto-ajustables et a été développé par [33,34] voir aussi [32,35]. Ce contrôleur possède les avantages de certains contrôleurs tels que le GMV ou le P. A (placement de pôle) il est de plus capable de dépasser les inconvénients rencontrés par ces contrôleurs. Cette méthode de descente d'horizon dépend sur la prédiction de la sortie du système sur plusieurs pas basés sur la supposition des actions de contrôle futures.

Une supposition est qu'il y a un « horizon de contrôle » au-delà duquel tous les contrôles incréments deviennent nuls. Il montre alors qu'il est bénéfique en terme de robustesse et fournit un calcul simplifié. Toutes les méthodes de contrôle ne peuvent être appliquées à n'importe quel type de système ou en même temps comme à :

- un système à phase non minimale.
- un système instable en boucle ouverte ou à pôles amortis de façon mauvaise.
- un système possédant des paramètres variables au cours du temps.
- un système à temps de retard variable ou inconnu sans qu'on ait à l'identifier, qui est un inconvénient dans le cas du contrôleur minimum variance qui nécessite l'utilisation de l'une des méthodes de [36] ou [37] pour pouvoir identifier le temps de retard.
- un système possédant un ordre inconnu, que les contrôleurs LQG et le Placement de Pôle Explicite ne peuvent dépasser.

La méthode décrite ici apparaît capable de dépasser tous ces problèmes décrits ci-dessus. L'approche du GPC est basée sur une formulation explicite du système, peut bien traiter le cas du temps de retard variable comme le cas du contrôleur par placement de pôle mais qui ne peut surmonter le problème de surparamétrisation dont le GPC ne trouve aucun problème.

Pour dériver le $j^{\text{ème}}$ avance de pas prédictor de $y(t+j)$ basé sur (1.10) modifié en un modèle CARIMA en et considérons l'identité suivante

$$T(z^{-1}) = E_j(z^{-1})A\Delta + z^{-1}F_j(z^{-1}) \quad (1.18)$$

où E_j et F_j sont des polynômes définis uniquement en donnant $A(z^{-1})$ et l'intervalle de prédiction j . Dans le développement du contrôleur GMV seule la prédiction $\hat{y}(t+k|t)$ est utilisée, où k est assumé comme étant le temps de retard du système physique. Ici, on considère l'ensemble entier de prédictions pour lequel j se calcule du minimum jusqu'à une large valeur et il est noté par «minimum et maximale horizon de prédiction». Pour $j < k$ la prédiction du processus $\hat{y}(t+j|t)$ dépend entièrement des données disponibles, mais pour $j \geq k$ les suppositions ont besoin d'être faites sur le futur contrôle. Ces suppositions sont l'approche angulaire du GPC.

L'objectif de la loi de contrôle de prédiction est de conduire les futures sorties du système $y(t+j)$ à $w(t+j)$, sachant que l'activité de contrôle se fait ainsi. Ceci est fait en utilisant l'approche de l'horizon de décente qui à toute période d'échantillonnage t , la future séquence de référence est calculée, le modèle de prédiction est utilisé pour générer un ensemble de sorties prédites avec les erreurs prédites correspondantes, de même qu'une fonction quadratique appropriée des erreurs futures et de la commande est minimisée. Le premier élément $u(t)$ de la séquence est imposé et les vecteurs de données appropriés sont déplacés ainsi le calcul peut être répété au prochain instant d'échantillonnage.

Considérant la fonction coût de la forme

$$J(N_1, N_2) = E \left\{ \sum_{N_1}^{N_2} [y(t+j) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_2} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \right\} \quad (1.19)$$

où N_1 est le minimum coût horizon

N_2 est le maximum coût horizon

$\lambda(j)$ est le facteur de pesée de la séquence de contrôle

Pour le choix de N_1, N_2 voir [33,38]. Pour des raisons de simplicité $\lambda(j)$ sera pris comme une constante, N_1 à 1 et N_2 à N «horizon de la sortie».

La commande $u(t)$ est donné par

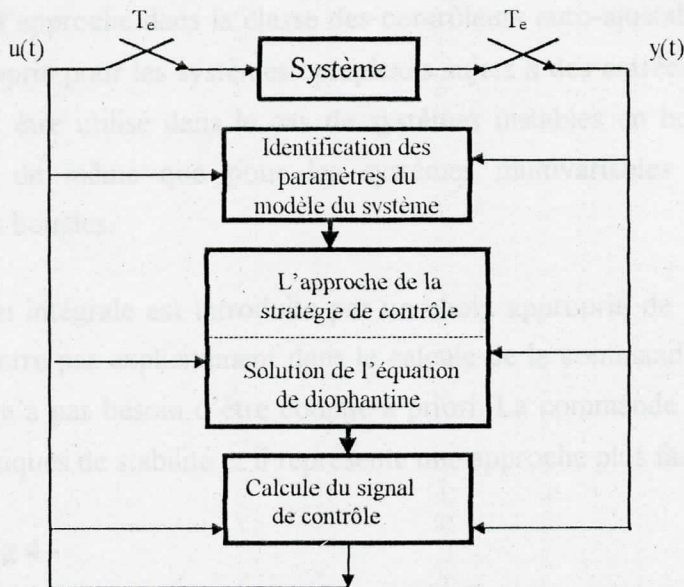
$$u(t) = u(t-1) + \bar{g}^T (w - f) \quad (1.20)$$

où g^T et f représentent les gains polynomiaux de la commande qui doivent être déterminés dont les paramètres sont générés par une forme récursive.

Le choix de $T(z^{-1})$ suit la procédure adoptée dans l'approche du GMV [38,39]. Si des contraintes de minimum variance de la solution sont exigées, $C(z^{-1})$ doit être estimé et T sera pris égal à C , mais pour des applications pratiques T peut être pris comme un polynôme fixe du premier ordre où $1/T$ est un filtre passe bas.

B.2 LES COMMANDES EXPLICITES AUTO- AJUSTABLES

Les explicites STC sont basés sur un placement de pôle et ne requièrent pas la connaissance du temps de retard. Le modèle physique standard décrit par l'équation (1.10) est estimé. Une gamme de temps de retard peut être considérée par une surparamétrisation du polynôme B . Cependant, cela conduit à un calcul additionnel, déjà citée auparavant. [6]



Le cycle des algorithmes auto-ajustables explicites [6]

1.11 LA COMMANDE PAR PLACEMENT DE POLE EXPLICITE

Introduction

L'approche de placement de pôle élimine quelques inconvénients des contrôleurs à variance-minimum. L'algorithme de placement de pôle est très robuste quand le système à contrôler présente une phase non minimale ou possède un temps de retard inconnu ou même variable au cours du temps. [40,41,42]

L'objectif est de désigner un régulateur qui assigne les pôles en boucles fermées aux valeurs spécifiées par l'utilisateur. Le système représenté par l'équation aux différences (1.10), en introduisant la loi de contrôle de la forme

$$u(t) = G(z^{-1}) (1 + F(z^{-1}))^{-1} (y_{ref} - y(t)) \quad (1.21)$$

où F et G sont définis voir [4,6,22] de même que le polynôme défini par la suite T.

Les pôles en boucle fermée doivent se déplacer vers les valeurs spécifiées par le polynôme $1 + T(z^{-1})$ défini par

$$T(z^{-1}) = t_1 z^{-1} + \dots + t_{nt} z^{-nt} \tag{1.22}$$

en remplaçant ceci

$$(A(z^{-1})(1+F(z^{-1}))+z^{-k}B(z^{-1})G(z^{-1})) = (1 + T(z^{-1}))C(z^{-1}) \tag{1.23}$$

Les coefficients du régulateur sont obtenus en résolvant l'identité (1.23). Cette identité est résolue comme un ensemble d'équations à solution unique, avec la contrainte suivante

$$n_f = n_b + k - 1, \quad n_g = n_a - 1 \quad \text{et} \quad n_t \leq n_a + k - n_c$$

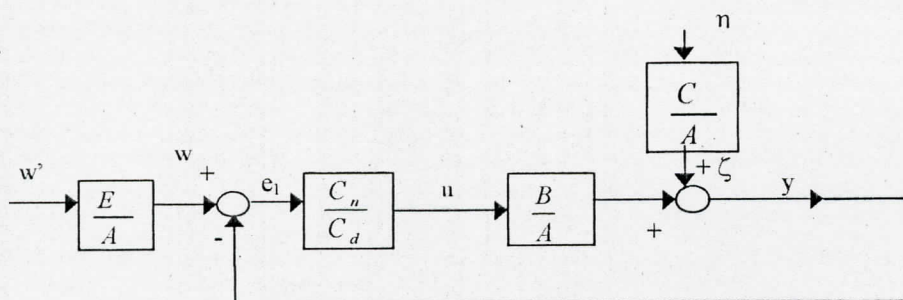
1.13 LA COMMANDE LINEAIRE QUADRATIQUE GAUSSIENNE -LQG -

Introduction

La procédure de l'approche du quadratique linéaire peut aussi être utilisée comme une méthode d'approche dans la classe des contrôleurs auto-ajustables. L'auto-ajustable LQG est plus approprié pour les systèmes complexes sujets à des entrées bruitées. La commande LQG peut aussi être utilisée dans le cas de systèmes instables en boucle ouverte ou à phase non minimale, de même que pour les systèmes multivariables avec différents retards dans différentes boucles.

Une action intégrale est introduite par un choix approprié de la fonction coût. Le temps de retard n'entre par explicitement dans le calcul de la commande, ainsi la magnitude du temps de retard n'a pas besoin d'être connue a priori. La commande possède une robustesse et des caractéristiques de stabilité et il représente une approche plus facile que la commande par

- Fig 4 -



placement de pôle et nécessite donc moins de calcul [6,22,26,32]. Soit toujours le système décrit par (1.10). Avec le rapport $\frac{C_n}{C_d}$ représentant la fonction de transfert du contrôleur, et $\frac{E}{A}$ celui de la référence.

Dans notre cas on suppose que $E=A$ telle que $w^r = w = r$ fixé par l'utilisateur. On applique la factorisation spectrale généralisée introduite par [43] pour l'analyse. Soient l'erreur du critère de performance et la fonction de contrôle de pesée, dénotées respectivement par Q_1 et R_1 . Soit la fonction coût à minimisée définie par :

$$J = E\{Q_1 e^2(t) + R_1 u^2(t)\} \quad (1.24)$$

l'équation suivante

$$AH + BG = P_1 C \quad (1.25)$$

et le polynôme caractéristique en boucle fermée $p_c = P_1 C$ [44]

A, B, et \tilde{P}_1 sont premiers entre eux, et l'ordre des polynômes H et G est donné dans [6]. La solution de l'équation résultante (1.25) est unique, comme il est vu dans [45].

Critère fixé : On assume que Q_1 et R_1 sont fixés. Pour calculer P_1 de (1.25), on requiert un algorithme de factorisation spectrale on-line, voir [28].

COMMANDES
DE REGULATION
DE L'HYPERTENSION
ARTERIELLE

COMMANDES DE REGULATION DE L'HYPERTENSION ARTERIELLE

CHAPITRE II

COMMANDES DE REGULATION DE L'HYPERTENSION ARTERIELLE

COMMANDES DE REGULATION DE L'HYPERTENSION ARTERIELLE

INTRODUCTION

La pression du sang dans les artères de la grande circulation ou pression systémique, qui définit ce que les médecins et leurs patients désignent sous le nom de tension artérielle, est une grandeur éminemment variable. Cette pression, en effet est souvent assez différente d'un individu à l'autre, de plus elle change chez un même sujet avec l'âge et même d'un moment à l'autre au cours du nyctémère, en fonction de l'activité physique, du stress émotionnel, de l'état de veille ou de sommeil et de nombreux facteurs de l'environnement.

Ainsi, chez un adulte normal, l'enregistrement continu de la pression artérielle par un dispositif approprié autorisant une activité normale, montre d'importantes fluctuations allant de 180 - 100 mm Hg, lors d'un stress physique ou mental, à 80 - 50 mm Hg au cours du sommeil profond. Il s'agit là de variations dont la plus grande amplitude dépasse 100 % pour les maxima, ce qui est considérable. La définition de l'hypertension artérielle est donc un exercice difficile qui exige certaines précisions et elle ne peut s'exprimer en une simple phrase. [46]

A. Position du problème

Il existe plusieurs situations cliniques où il est nécessaire d'injecter un médicament pour garder la pression artérielle du patient à certaines limites et de tels médicaments ont souvent une puissante et courte action sur les performances cardiaques. Souvent le taux d'injection de médicaments diverge considérablement de la valeur désirée et de là, il devient indispensable de faire suivre de façon continue par une personne assistante. [47,48]

Les complications post-chirurgicales d'hypertension peuvent produire des patients cardiaques. Ceci est particulièrement évident à la suite d'une chirurgie à cœur ouvert [4,41,49] (tel que des procédures évitant la greffe d'artères coronaires), ceci est dû à de sévères resserrements de vaisseaux, et peut être diminué par une infusion continue de médicaments vasodilatateur, tel que le sodium nitroprusside (SNP) ou le triméthaphan camsylate. Ce dernier réduit la résistance systémique (c'est pour cela que la réduction de la pression sanguine ait lieu) principalement à travers un blocus ganglionnaire, alors que le SNP en faisant décroître la résistance systémique, fait croître la capacité veineuse par une action directe sur l'étouffement du muscle vasculaire.

La principale utilisation du contrôle automatique pour l'infusion du SNP est dans les soins intensifs après une opération à cœur ouvert, où l'infusion peut être nécessaire sur plusieurs

périodes de jours. Le contrôle manuel devient alors très pénible et très demandé et doit être à l'écart de toutes autres fonctions.

Sans oublier qu'il existe une grande partie de patients sensibles à la nipride. Il est nécessaire pour cela de contrôler l'infusion de nipride avec prudence jusqu'à atteindre la pression sanguine désirée. La maintenance de cette dernière requiert une surveillance constante et un ajustement fréquent du taux de médicament injecté.

Le contrôle manuel de la MABP utilisant le SNP est souvent compliqué par les variations de la réponse des patients à ce médicament de contrôle de pression. De plus, l'utilisation simultanée de différents médicaments et l'état émotionnel des patients ont une grande influence sur la pression sanguine. Ainsi la grande majorité du temps du personnel clinique est sacrifié à la surveillance et l'ajustement continu de l'infusion du taux d'SNP.

Par ailleurs, l'enquête de neuf hôpitaux à travers les Etats Unis d'Amérique [31] a estimé que plus de 73% patients classé dans le cas de revascularisation miocardiale, souffrent d'hypertension post-opérative et requièrent un contrôle de la pression sanguine. La même enquête a estimé que plus de 26% du temps des soins intensifs des infirmières est consacré aux soins de ces patients.

Par conséquent, le contrôle manuel de la pression artérielle par un personnel clinique est très exigeant et prend un temps important et parfois donne même de mauvaises qualités. L'inexpérience de ce personnel peut échouer à considérer le temps de retard dans la réponse de circulation, la grande rangée de patients sensibles au médicament et le changement de caractéristiques des patients au cours du temps. Ceci peut conduire à un changement oscillatoire de la pression, dû à la surcorrection.

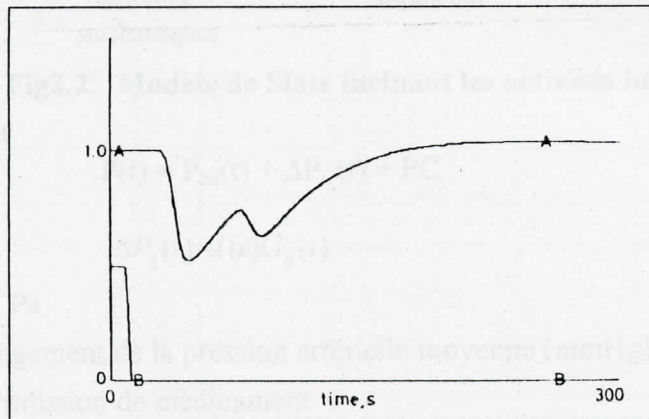
Le besoin d'améliorer les précautions critiques de patients malades requiert un système de contrôle adaptatif pour une régulation efficace, précise et pour une administration automatique du médicament, ce qui réduira de façon significative la charge du personnel d'assistance.

Ainsi, pour baisser des chances de complications, il est nécessaire de réduire le seuil de la pression sanguine à la mesure du possible. Une infusion continue de médicaments de dilatation de vaisseaux comme le " sodium nitroprusside " (Nipride), peut rapidement faire baisser de la pression sanguine de la majorité des patients. Cependant, une surdose de nipride cause une intoxication et d'autres effets secondaires. Les expériences cliniques reportées dans la littérature ont montré que de telles procédures automatiques est une sécurité efficace et souvent supérieure aux méthodes manuelles. [50,51,52,53]

B. DESCRIPTION DU MODÈLE

Un modèle de la pression artérielle et sa réponse au médicament **SNP** a été développé [1,2], en utilisant un signal PRBS en entrée et une analyse de corrélation [4]. Ils trouvent, que la réponse impulsionnelle du modèle est similaire aux réponses moyennes impulsionnelles obtenues dans [3].

Ils concluent un temps de retard initial comparable au temps de circulation sanguine (0.5 min), minimal à 1min (correspondant à une dépression maximale de la pression artérielle moyenne) et à 1.75 min (un abaissement de la pression dû au terme de recirculation), et un retour à la ligne de référence au moins de 5min (fig 2.1). Ces caractéristiques communes dans les réponse impulsionnelles motivent l'utilisation du modèle de Slate complet dans la conception du contrôleur.



- Fig2.1 - Réponse impulsionnelle typique à partir du modèle de base de Slate

Le modèle dynamique linéarisé reliant le taux d'infusion de nitroprusside comme entrée u et la pression artérielle moyenne comme sortie y dérivée d'une analyse par corrélation avec "une entrée binaire pseudo - aléatoire", possède la fonction de transfert [4] suivante, développée par [1].

$$G_d(s) = \frac{k_p e^{-T_i s} (1 + \alpha e^{-T_c s})}{(1 + \tau s)} \quad (2.1)$$

Cette fonction de transfert, possède une sortie notée par $y(t)$ et une entrée notée par $u(t)$.

où

$y(t)$ dénote la déviation de la pression artérielle moyenne de la valeur nominale

$u(t)$ dénote le taux d'infusion

T_i le temps de retard initial

T_c le temps de retard de recirculation

K_p est la sensibilité au médicament

α dénote la fraction de recirculation

τ dénote la constante de temps.

Le modèle est représenté par la figure suivante :

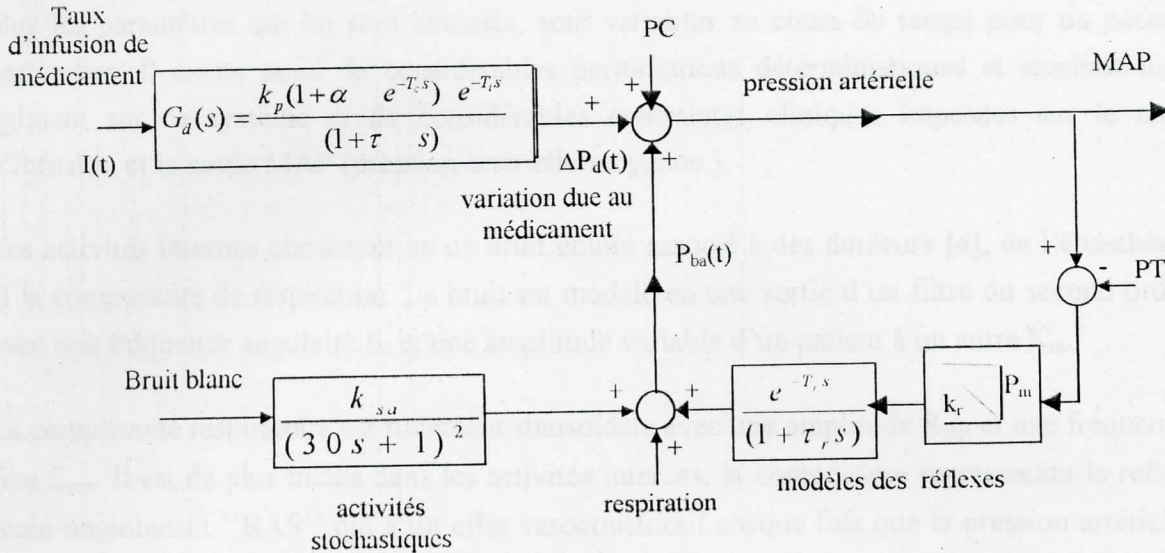


Fig2.2: Modèle de Slate incluant les activités internes [4]

où la pression est

$$P(t) = P_{ba}(t) + \Delta P_d(t) + PC \tag{2.2}$$

et

$$\Delta P_d(t) = I(t)G_d(t) \tag{2.3}$$

1 mmHg = 133.3 Pa

$\Delta P_d(t)$ est le changement de la pression artérielle moyenne (mmHg) due au médicament,

$I(t)$ est le taux d'infusion de médicament

$P_{ba}(t)$ représente les activités internes

PC est la pression sanguine actuelle

PT seuil des réflexes RAS et ENP

P_m limite de la commande $\delta P_r(t)$ des réflexes RAS et ENP

K_{sa} gain du filtre de bruit ou activités stochastiques

MAP est la pression artérielle moyenne

Les valeurs nominales, minimales et maximales des paramètres du système physique [4,47,48] sont résumés sur la table suivante :

Paramètre	Minimum	Maximum	Nominale
K_p	- 0.25	- 9	- 0.72 (mmHg/(ml/hl))
α	0	0.4	0.4
T_c	30	60	45 (sec)
T_i	15	45	30 (sec)
τ	30	60	40 (sec)

- Table 1 -

Ainsi la fonction de transfert possède deux temps de retards initialement inconnus [4,47], de plus les paramètres qui lui sont associés, sont variables au cours du temps pour un patient particulier. Il existe aussi de considérables perturbations déterministiques et stochastiques agissant sur ce système et de considérables contraintes cliniques imposées sur le taux d'infusion et la sortie MAP (pression artérielle moyenne).

Les activités internes consistent en un bruit coloré associé à des douleurs [4], de l'anesthésie et la composante de respiration. Le bruit est modelé en une sortie d'un filtre du second ordre avec une fréquence angulaire f_N et une amplitude variable d'un patient à un autre K_{sa} .

La composante respiratoire est rudement sinusoidale avec une amplitude R_{esp} et une fréquence fixe f_{resp} . Il est de plus inclus dans les activités internes, la composante représentant le reflex renin-angiotensin "RAS" qui a un effet vasoconstrictif chaque fois que la pression artérielle dépasse le niveau de seuil autorisé.

Les réflexes norepinephrines et epinephrines "ENP" ont le même effet que les réflexes RAS, mais a action plus rapide et sont représentés par cette composante. Ces réflexes de système de contrôle, ont pour effet de maintenir le système circulatoire homeostasie, en dépit des perturbations, et peuvent être motivés durant l'infusion d'SNP aux patients hypertensifs. Ces réflexes, sont modelés comme des chaînes de retour à relais, qui consiste en un niveau de seuil (PT) et d'une partie d'un gain linéaire. Le niveau de seuil est de 60 à 70 mmHg, mais pour certaines maladies telles que l'hypertension renovasculaire, il peut excéder les 100mmhg. [4]

La table représentant les différents paramètres de la composante respiratoire, les activités stochastiques et les modèles réflexes est [4]:

Paramètres	minimaux	maximaux
K_{sa}	2	10
R_{esp}	4	5
K_{ras}	-0.9	-2
K_{enp}	-0.5	-2

- Table 2 -

et
$$0 \leq \delta P_r \leq 35 \text{ mmHg (saturation) } \quad (2.4)$$

Dues aux limitations physiques du système, la commande peut seulement s'étendre dans une certaine rangée. Le patient ne peut recevoir un dosage négatif de médicament. Pour des

raisons de sécurité, les dosages ne doivent pas excéder le maximum de la limite [48,50,51,52].
La rangée dans laquelle l'entrée peut s'étendre est :

$$0 \leq U_m \leq 180 \text{ ml/hr} \tag{2.5}$$

et la concentration est telle que

$$0 \leq SNP \leq 10 \mu \text{g/min.kg} \tag{2.6}$$

a. Présentation du système discret

Assumant que le modèle complet du système physique est représenté [4] par la forme discrète suivante (obtenue par la technique de la transformée en z et incluant un bloqueur d'ordre zéro) représenté sous forme de modèle ARMAX par (1.10)

$$y(t) = z^{-k} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(t) + \frac{C(z^{-1})}{A(z^{-1})} \eta(t) + PC$$

où

y(t) est la sortie à contrôlée (MAP : pression artérielle moyenne)

u (t) est l'entrée ou la commande représentant le taux de médicament infusé (taux d'SNP)

η(t) est une séquence indépendante de variables de distribution Gaussienne

avec une valeur moyenne nulle et une variance de σ².

k est le temps de retard entier

et PC représente l'offset DC

Et par suite le modèle mathématique reliant la sortie MAP à l'entrée SNP est représenté comme suit

$$y(t) = z^{-1} \frac{(b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} + b_5 z^{-5})}{(1 + a_1 z^{-1})} u(t) + \frac{(1 + c_1 z^{-1})}{(1 + a_1 z^{-1})} \eta(t) + PC \tag{2.7}$$

L'expansion du polynôme B(z⁻¹) doit couvrir toute la rangée du temps de retard du patient (T_i=20 à 60s). Le système est à non minimum de phase.

Le modèle représenté par (1.10) ou (2.7) sera diminuer de un degré afin d'annuler l'erreur en régime permanent [4], désormais le modèle reliant la pression artérielle au taux d'SNP infusée sera représenté par

$$y(t) = \frac{z^{-1} B(z^{-1})}{\Delta A(z^{-1})} \delta u(t) + \frac{\Delta C(z^{-1})}{\Delta A(z^{-1})} \eta(t) \tag{2.8}$$

où Δ = 1 - z⁻¹ et δu(t) = commande incrémentale.

b. Présentation du système temporel

Soit fonction de transfert représenté par la fonction de transfert (2.1) qui peut être représenté par l'équation différentielle suivante

$$\dot{y} = Ay + Bu + D \tag{2.9}$$

avec y représentant la sortie à contrôlée autrement dit la pression artérielle moyenne, u est la commande ou le taux d'SNP à injecter et D est le terme des non linéarités. Le reste est comme suit

$$A = -\frac{1}{\tau}, \quad B = \frac{-k_p(1+\alpha)}{\tau} \quad \text{et} \quad D = \frac{-k_p(T_i + \alpha(T_i + T_c))}{\tau} \frac{du}{dt}$$

Pour plus de détail voir l'annexe 1

c. Contraintes imposées sur le système physique

L'objectif est de baisser la pression d'une valeur de 150mm Hg à une pression désirée de 100mm Hg et ceci durant 5 à 20min environ. Cela doit être accompli sans un dépassement excédant 5 à 10 mmHg et sans offset, en respectant toute la gamme du gain en régime permanent, les temps de retard et la constante de temps. Le contrôleur appliqué doit maintenir la pression autour du point désiré avec ± 5 mm Hg en dépit des perturbations, en respectant les bornes imposées sur l'entrée (2.5) et sur la concentration (2.6). [4,48]

d. Spécification du modèle de référence

Soit L'objectif est de baisser la pression artérielle de 50 mm Hg à partir d'une pression initiale de 150 mm Hg. Ce modèle est représenté par la fonction de transfert suivante

$$H(s) = \frac{y_m(s)}{u_m(s)} = \frac{1}{35s + \tau} \quad (2.10)$$

Représenté par l'équation différentielle suivante :

$$\dot{y}_m = A_m y_m + B_m r \quad (2.11)$$

avec $A_m = 1/\tau_m$ $B_m = -1/\tau_m$ et $r = 100\text{mmHg}$

Possédant une constante de temps τ_m de 35 secondes, sachant qu'elle est inférieure à la constante de temps nominale du système physique. [48,49,51].

e. Périodes d'échantillonnage

La période d'échantillonnage pour le contrôleur a été fixée $T_e = 5\text{s}$. Cette valeur doit être dans la gamme recommandée par [54] pour produire une bonne estimation des paramètres du processus et le calcul de la commande. [54] suggère pour achever en général un bon contrôle que l'intervalle d'échantillonnage doit être entre 7%-25% de 95% du temps de réponse de la réponse transitoire du processus.

On applique une impulsion triangulaire de base de 40s et d'amplitude de 160 ml/h (approximativement une impulsion en entrée) au modèle du patient et on mesure le temps que prenne la MAP à produire 95% de sa valeur initiale [31]. On trouve par suite que 95% du temps de réponse est de 180s. Nous avons choisis l'intervalle d'échantillonnage de 5s sachant que l'entrée est retardée.

Pour achever une bonne estimation, la période d'échantillonnage du contrôleur doit être cinq fois celle de l'estimateur pour permettre aux paramètres une bonne convergence, qui serviront ensuite au calcul de la loi de commande. [31,48]

f. Initialisation de l'identification

En pratique, pour obtenir les paramètres du patient et d'en déduire par la suite ceux du signal de contrôle, le taux d'infusion peut être choisi comme une séquence binaire pseudo-aléatoire d'amplitude limitée durant la période initiale d'identification, dans le cas de simulation nous utiliserons un signal PRBI suffisamment excité, riches en fréquences pour bien exciter toute la dynamique du système et obtenir une convergence rapide des paramètres.

En pratique l'amplitude du signal PRBI est fixée par un médecin spécialiste, mais pour l'instant cette amplitude peut être la même que le médecin doit fixer initialement. Durant la période initiale où il n'y a pas de contrôle automatique, le médecin peut facilement ajuster l'amplitude du PRBI à tout moment. Après, la période initiale d'estimation (approximativement 4mn), le contrôleur doit prendre la tâche de la régulation.

En général, la durée de la période d'estimation initiale dépend de l'ordre n du modèle du patient, du temps de retard, et du taux de convergence des paramètres estimés du contrôleur. Nous établissons qu'une période de 220s (à peu près de 4mn) est nécessaire pour initier le processus de contrôle. Le rapport utilisé signal sur bruit est $S/N > 5$. [4,31,47]

g. Présentation des différentes simulations

Afin d'éclaircir notre travail nous allons présenter les différentes simulations qui se feront dans les chapitres suivants, nous avons sélectionné les plus intéressantes pour voir l'efficacité de chaque algorithme utilisé. Ces simulations sont :

1. Le modèle de Slate : Les paramètres du système physique prennent leurs valeurs nominales données dans la table 1 de ce chapitre.
2. Différentes variations sont appliquées sur les paramètres, exemple : le gain de sensibilité k_p .

Les résultats cliniques montrent [1,2,52,55] à cause de la photosensibilité du médicament ou d'autres phénomènes non connus, que la sensibilité du patient peut changer progressivement avec le temps. Ainsi, il a été observé que le changement de la solution du médicament en la doublant fait doubler le gain du patient.

Tous ces résultats cliniques ont été réalisés par simulation sur le modèle du patient. Pour cela nous avons essayé de voir différentes variations en faisant augmenter le gain de sensibilité du patient dont le système est plus sensible à sa variation que la constante de temps τ .

- Une variation brusque : k_p double de valeur au temps $t = 450s$ en variant de $k_p = 1-2$
- Une variation en exponentielle : $k_p(t) = k_p(0)(2 - e^{-\frac{t}{\gamma}})$ avec $\gamma = 90s$

3. Effet du filtre de bruit ou activités stochastiques avec celui de la composante respiratoire à partir de $t=0s$.
4. Effet des réflexes RAS et ENP à $t=450s$.

NB : Noter que, l'amont du médicament croît lors de l'introduction des réflexes RAS ou ENP. Ce résultat peut s'expliquer en utilisant la technique de la transformée de Laplace. En fermant, le block diagramme de la boucle ouverte du modèle de la fig2.2 de ce chapitre et en négligeant le bruit) on peut montrer [1] que le taux d'infusion peut s'exprimer comme suit :

$$I(s) = \frac{G_c(s)}{1 - K_r G_r(s) G_d(s)} \left\{ (1 - K_r G_r(s)) y_r - (PC - K_r G_r(s) PT) \right\}$$

où $G_c(s)$ est la fonction de transfert du contrôleur, $G_r(s)$ celle des réflexes, PT le niveau de seuil, PC la pression constante, $G_d(s)$ la fonction de transfert du médicament, K_r le gain du réflexe et y_r la pression désirée. En utilisant le théorème de la valeur finale pour la transformée de Laplace, pour calculer la réponse de l'état permanent du taux d'infusion au changement impulsionnel de la référence, on obtient [1,4]

$$I(\infty) = \frac{1}{K_p} (y_r - PC) + \frac{K_r}{K_p} (PT - y_r) \quad (\text{réflexe actif})$$

$$I(\infty) = \frac{1}{K_p} (y_r - PC) \quad (\text{réflexe inactif})$$

5. Effet du gain de sensibilité $k_p = 9$, c'est le cas d'un patient très sensible au SNP.
6. Effet de la saturation : Nous avons essayé d'introduire l'effet de la saturation par infusion d'un dosage d'SNP, en faisant augmenter la quantité infusée par faible dose de manière à respecter la limite maximum U_m et la concentration limitée de $10\mu\text{g kg/min}$ et ceci pour un certain moment sans que la sortie ne dépasse la référence désirée. [1,4]
7. La variation du facteur de recirculation a été aussi introduite pour voir l'effet de la variation du temps de retard face à la robustesse de certains commandes qui peuvent surmonter ce type de problème telle que la commande GPC et les deux dernières commandes explicites.

NB : La commande ou l'entrée représentant le taux d'SNP injecté est en (ml/hr), la sortie à contrôlée représentant la pression artérielle moyenne est en (mmHg), de même que la sortie du modèle de référence et la référence. Toutes ces simulations, ont été faites à l'aide du logiciel SIMNON.

Walker et al en 1982, considèrent l'utilisation des contrôleurs auto-ajustables. La réponse de la pression artérielle moyenne au taux d'infusion de nitroprusside a été modélisée comme un modèle ARMA à une seule entrée et une seule sortie avec un temps de retard connu. Les techniques des moindres carrés récursives et du maximum vraisemblance ont été employées pour l'estimation des paramètres et le contrôle en boucle fermée a été fourni par l'algorithme minimum-variance sous l'assomption que le système est minimum de phase.

John. Arnsparger. Bayliss, C, McINNIS. John R, Glover, JR et Nils A. Normann '1983'[30] : développent des contrôleurs stochastiques adaptatifs, pour le contrôle automatique de la pression sanguine durant l'infusion de médicaments cardio-stimulateur ou vasoactif. Un algorithme adaptatif, basé sur la loi de contrôle de minimum-variance a été présenté, en incluant le taux de changement du signal de contrôle pour rendre cet algorithme plus performant. Ce qui a résulter en un contrôleur à un pas de prédiction, stable. En effet, sous des considérations théoriques et des résultats expérimentaux sur les animaux, ces contrôleurs adaptatifs, ont prouvé une performance significative de l'infusion de médicament dans des applications cliniques.

Serna et al en 1983 explorent via simulation, le contrôle de la sortie cardiaque et la pression artérielle moyenne utilisant le SNP et la DOP, en appliquant un MRAC.

Arnsparger et al 1983, sont parmi les premiers à inclure la minimisation de variation en entrée comme une partie du schéma adaptatif à un pas de prédiction, pour le contrôle de la MABP. Dont le but, est de réduire les fluctuations de l'action du contrôleur. Cependant, l'évaluation de leur expérience du système de contrôle d'infusion, avait un dépassement important de 30% et une faible précision lors de l'introduction de changements du seuil de la pression désirée. En implémentant le contrôleur auto-ajustable à un pas de prédiction.

Kaufman et R.Roy et Xinhé XU [51] : utilisent un contrôleur adaptatif par modèle de référence, où le patient a été modélisé en utilisant le modèle simplifié de Slate et la référence a été prise du premier ordre retardé de 30s, possédant une constante de temps de 40s (plus petit que celui du patient en assumant qu'elle est de 50s) 1984.

McINNIS et al 1985 développent et testent via simulation, un système pour le contrôle adaptatif de la MAP et la CO et la pression pulmonaire interne par variation de la pression pneumatique gauche et droite. Ceci, par commande d'un cœur artificiel utilisant un contrôleur auto-ajustable avec une fonction coût incluant la variation du signal de contrôle.

McINNIS et al 1985, présentent un schéma de contrôle adaptatif multivariable MIMO, en considérant le couplage de l'effet des médicaments du type inotropique (qui influent sur la contraction des muscles cardiaques) et vasoactifs (agent qui affecte le diamètre des vaisseaux

sanguins), pour maintenir la pression artérielle et la pression veineuse au seuil désiré. Un modèle bilinéaire a été utilisé pour représenter la dynamique du système et un contrôleur à un pas de prédiction a été implémenté.

Meline teste en 1985, une combinaison d'un algorithme de contrôle adaptatif proportionnel et dérivé et du minimum-variance. Il a été le premier, à utiliser le contrôle adaptatif à modèles multiples.

Meline et al en 1985 et Walker et al en 1982, appliquent le contrôleur auto-ajustable, qui minimise la déviation de la pression artérielle moyenne du seuil désiré, en essayant d'accommoder les changements dans les caractéristiques de la réponse du patient. Mais, sans que cet algorithme considère l'optimisation du seuil total du médicament infusé.

H.Kaufman and Rob Roy [50] considèrent en 1986, des procédures de contrôle adaptatif à modèle multiple ou MMAC, par un calcul basé sur un système à rétroaction, pour régler le taux d'infusion de médicament SNP dans le but de maintenir la pression sanguine désirée. Ceci, en maintenant des spécifications en régime permanent et en transitoire. Une étude a été faite sur un contrôleur PI, basé sur un système MMAC pour le contrôle de la pression sanguine. En particulier, il se focalise sur la partition des paramètres du système, l'approche d'une banque de contrôleurs et une banque de modèles et l'algorithme lui-même. Le MMAC assume que le système à n'importe quel moment, peut être représenté par l'un des nombres de sous modèles. L'approche du processus, entraîne la sélection de ces modèles en désignant un contrôleur pour chaque modèle, en concevant un algorithme pour sélectionner le modèle approprié. C'est la grande complexité de ce contrôleur, mais certains patients restent en dehors de tout l'ensemble de modèles.

Martin, Shneider, Quinn, Smith présentent en 1987, une nouvelle approche de contrôle adaptatif de l'hypertension artérielle utilisant le SNP. Pour prévenir de sur- réactions possibles pour maintenir la réponse du système en particulier. Un contrôleur a été désigné, pour achever la réponse désirée avec un superviseur autour, afin de limiter des sur- réactions potentielles dans la présence de perturbations, telle qu'une détection de données erronées ou un changement physiologique rapide dans la MABP. Tout ceci, avec une limitation sur le taux de médicament infusé. Le contrôleur choisi est le MMAC.

Gregory et al utilisent un contrôleur auto-ajustable multivariable pour le contrôle de la MAP et la CO simultanément, dans l'anesthésie d'un chien. Cela, par infusion simultanée du SNP et la DOP. Le contrôleur auto-ajustable a été basé sur un CAMAC, détermine la sortie du contrôleur à chaque échantillon, pour minimiser la différence entre la référence désirée et la sortie prédite au temps où elle l'atteint ou qu'elle soit plus grande qu'elle et le temps de retard du système.

N.E.Mansour and D.A.Linkens [4]. Un contrôleur auto-ajustable par placement de pôle 1989 pour la gestion des patients hypertensifs suite à une chirurgie, a été considérée via des études de larges simulations sur l'évaluation du modèle cliniquement. Les résultats ont montré la performance de l'auto-ajustable en présence de bruit coloré comme obtenus en clinique. Ce modèle contient des complexités ; incluant le terme de recirculation et deux boucles de réflexes à seuil commutables dues aux angiotensine et epinephrine et l'effet de la composante respiratoire. Dans ce travail, d'autres extensions ont été faites incluant les effets de la saturation du médicament, la variation du gain des patients et le changement de la concentration du médicament. Dans la plus part des travaux déjà faits, le terme de recirculation a été négligé et donc le modèle simplifié de Slate a été considéré, la composante respiratoire, les boucles des réflexes et les activités stochastiques ont été considérées comme une constante.

N.E. Mansour and Linkens 1990 [41]. Le même algorithme a été considéré mais avec une extension au contrôle multivariable de la pression sanguine humaine des patients post-opératifs. Le travail est basé sur deux modèles non linéaires non pulsatile pour le système cardiovasculaire dû à **Moller et Wessling et al**. Ces modèles, incluent plusieurs réflexes de systèmes de contrôle qui sont inhérents dans le corps humain. Deux formes de contrôle sont présentées, le premier considère la réponse dynamique du contrôleur, qui manipule le taux cardiaque et la résistance systemique. La seconde stratégie de contrôle, inclue la dynamique du médicament pour le sodium nitroprusside et la dopamine lors de leur administration de façon simultanée. Les deux schémas de contrôle, donnent une bonne performance utilisant l'auto-ajustable par placement de pôle, la première approche a donner des interactions significatives entre les boucles.

Barney et Kaufman [21] : développent en 1990, une procédure pour sélectionner une adaptation de pesée d'un système 2×2 , pour le contrôle de la pression sanguine et la sortie cardiaque, utilisant la dopamine et le sodium nitroprusside, en appliquant un contrôleur adaptatif à modèle de référence.

Grazyna.A. Pajunen and Michael Steinmetz [52] développent en 1990, un contrôleur adaptatif à modèle de référence pour un système convergeant exponentiellement, avec des contraintes en sortie et en entrée. Le modèle de référence est stochastique variable au cours du temps, a été développé et utilisé pour le contrôle de pression sanguine. Un ajustement automatique de la référence a été proposé, dans le but d'optimiser les performances de la boucle fermée du système, en maintenant les contraintes cliniques imposées sur le taux d'infusion et la pression sanguine moyenne. Les simulations, ont montré la robustesse de ce contrôleur proposé dans la présence de niveau de seuil du bruit relativement élevé, d'une importante variation des paramètres du système s'étendant sur toute leur gamme. Mais la

présence d'une variation du temps de retard, est restée un problème à résoudre par une identification.

Khosrow Behbehani, Russel R. Cross, [31]: en 1991, considèrent la stratégie d'un contrôleur auto-ajustable, qui essaie de minimiser la déviation de la MABP de la valeur désirée et d'optimiser la totalité de médicament administrée. Cette stratégie, mène à un contrôle précis de la MABP et optimise l'infusion de médicament, sans créer de déformation dans le contrôle de la pression. L'algorithme, accomplit l'optimisation du médicament infusé par une restriction des variations de l'infusion durant la phase transitoire du contrôle, en évitant d'introduire une déformation sur la réponse, par rejet de la restriction de l'infusion dans l'état permanent. Dans ces travaux, l'identification du temps de retard a été incluse. Cette stratégie devient très intéressante, dans le cas du traitement de femmes en ceintes toxique ou de patients à hypertension chronique sévère.

Voss et al, utilisent un CAMAC pour le contrôle de la sortie cardiaque et de la pression sanguine par plusieurs médicaments infusés. Ils appliquent aussi, le contrôleur GPC pour le contrôle de l'infusion de médicament.

Xu contrôle la pression sanguine par un modèle SISO, en utilisant un contrôleur MRAC dont le modèle de référence a été désigné par **Sobel et al.**

He et al contrôlent la pression sanguine en utilisant un MMAC.

COMMANDES PASSIVES DE LA PRESSION ARTERIELLE

CHAPITRE III

COMMANDES PASSIVES

DE LA PRESSION ARTERIELLE

1.1 LA COMMANDE MRAC

Le signal de contrôle MRAC est donné par (1.1) où les gains constants et les termes k_1 et k_2 pour les changements adaptatifs à ces gains définis dans (1.13). Voir l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig.1.1: En premier lieu, on simule le modèle State, on remarque une convergence un peu lente du système physique vers le modèle de référence avec quelques oscillations en régime permanent. La commande est négative au début ceci est dû aux conditions imposées au système, comme elle ne peut être négative donc elle est nulle puis augmente et se stabilise. La norme des gains constants et variables ne converge pas rapidement et l'écart tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig.1.2-3.1.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité $k_1 = 1 \times 10^2$. La commande MRAC n'est pas robuste dans le cas de la variation brusque de k_1 , cette dernière génère une instabilité et l'erreur reste bornée de même que la norme des gains, le dépassement dépasse les limites imposées cliniquement, le taux d'SAP mesuré devient très excité. Alors que, la seconde simulation est lente, avec quelques oscillations

COMMANDES PASSIVES DE LA PRESSION ARTERIELLE

Introduction

Dans cette partie nous allons appliquer les différentes commandes adaptatives à modèle de référence telle la commande MRAC, MCS, MCSE, EMCS, EMCSE puis en dernier la commande VSS. Nous introduirons ensuite, à part la commande VSS, la modification σ et la modification e .

Soit le système décrit par (2.1) reliant l'entrée SNP à la sortie MAP, déjà présenté dans le chapitre II par l'équation différentielle du premier ordre (2.9) linéarisé. L'objectif est de baisser la pression artérielle de 50 mm Hg à partir d'une pression initiale de 150 mm Hg à une référence r fixe. Ce modèle de référence est représenté par la fonction de transfert (2.10) et l'équation différentielle suivante déjà présentée par (2.11). Afin que l'erreur en sortie approche l'état d'équilibre stable il faut que l'inégalité de Popov soit vérifiée pour cela il suffit de choisir un scalaire Q et d'en déduire l'autre noté P de l'équation de Lyapunov qui n'est autre que la solution de l'équation de Lyapunov.

$$\text{On a } Q = 10^{-4} \text{ et } P = 175 \cdot 10^{-4}$$

3.1 LA COMMANDE MRAC

Le signal de contrôle MRAC est donné par (1.4) où les gains constants et les termes k et k_r sont les changements adaptatifs à ces gains définis dans [12,13]. Voir l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.1.1: En premier lieu, on simule le modèle Slate, on remarque une convergence un peu lente du système physique vers le modèle de référence avec quelques oscillations en régime transitoire. La commande est négligeable au début ceci est dû aux conditions imposées sur elle, comme elle ne peut être négative donc elle est nulle puis augmente et se stabilise. La norme des gains constants et variables ne converge pas rapidement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.1.2-3.1.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité $k_p = 1$ à 2. La commande MRAC n'est pas robuste dans le cas de la variation brusque de k_p , cette dernière génère une instabilité et l'erreur reste bornée de même que la norme des gains, le dépassement dépasse les limites imposées cliniquement, le taux d'SNP injecté devient très excité. Alors que, la seconde simulation est lente, avec quelques oscillations

en régime transitoire, le taux d'SNP injecté se stabilise lentement et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.1.4: Montre toujours l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. La convergence est lente avec un offset borné dans la limite imposée, et le taux d'SNP injecté reste borné de même que l'erreur en régime permanent, ceci est à cause de la nature de la composante respiratoire.

Fig3.1.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Dans ce cas, la convergence est assez rapide avec quelques oscillations en régime permanent, le taux d'SNP augmente lors de l'introduction de ces réflexes, l'erreur tend toujours vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.1.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$ qui est le cas d'un patient très sensible au SNP. La convergence est assez lente avec un important dépassement en régime transitoire et quelques oscillations avec une erreur négligeable en régime permanent.

Fig3.1.7: Représente l'effet de la saturation. Le taux d'SNP subit une variation très rapide, ce qui crée un dépassement et quelques oscillations, l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent et la convergence est lente du système physique et de la norme des gains.

Graphes de la commande MRAC

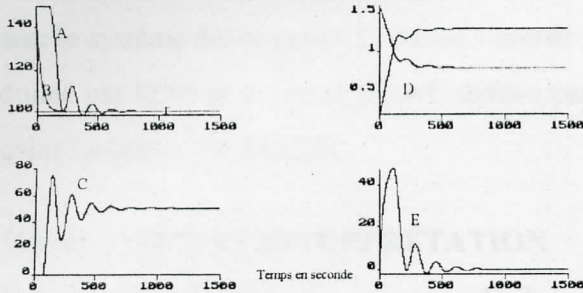


Fig3.1.1: La commande MRAC, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_r: 45s$, $\tau: 40s$ $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 0.34$, $\beta_1: 10$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

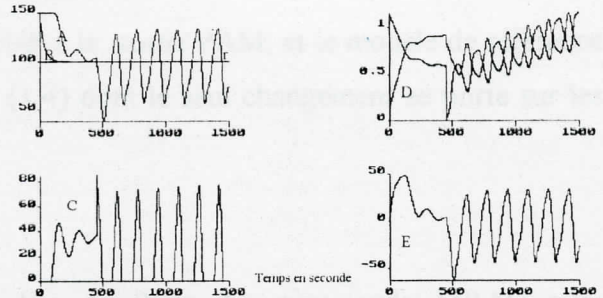


Fig3.1.2: Même cas que la fig3.1.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.15$, $\beta_1: 5$.

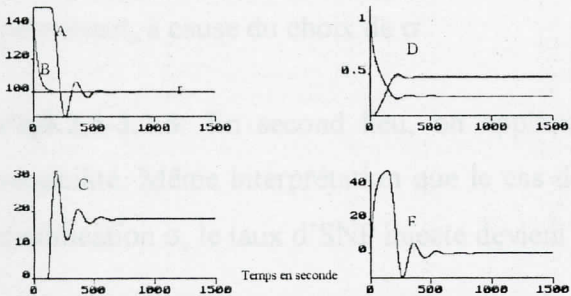


Fig3.1.3: Même cas que la fig3.1.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$, $\alpha_1: 0.045$, $\beta_1: 0.1$.

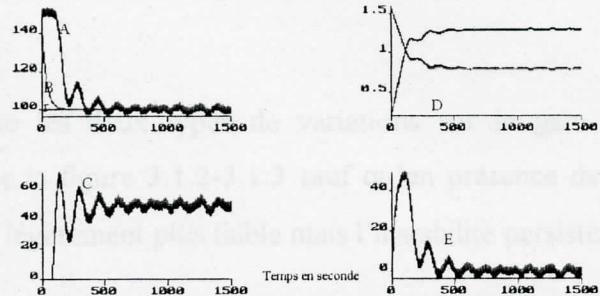


Fig3.1.4: Même cas que la fig3.1.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10$, $R_{esp}: 2$, $\alpha_1: 0.31$, $\beta_1: 10$.

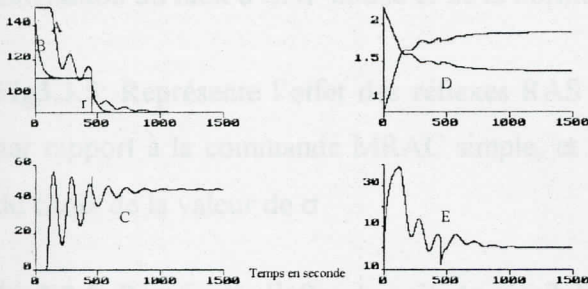


Fig3.1.5: Même cas que la fig3.1.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP: 10$, $\alpha_1: 0.31$, $\beta_1: 10$.

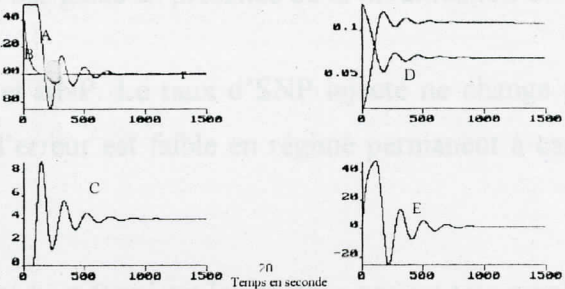


Fig3.1.6: Même cas que la fig3.1.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.0031$, $\beta_1: 0.01$.

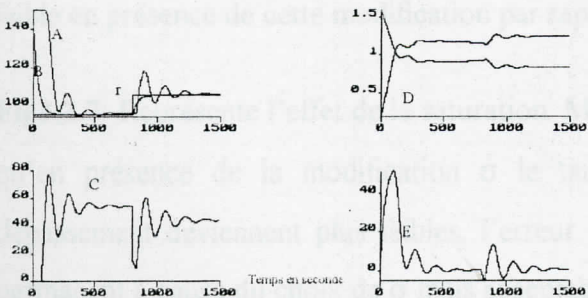


Fig3.1.7: Même cas que la fig3.1.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.31$, $\beta_1: 10$.

3.2 COMMANDE MRAC AVEC MODIFICATION σ

Soit le système décrit par (1.1) reliant l'entrée SNP à la sortie PAM, et le modèle de référence donné par (2.9) et le signal MRAC définie par (1.4) dont le seul changement se porte sur les gains variables voir [13,14].

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig3.2.1: En premier lieu, on simule le modèle de Slate. La commande MRAC avec modification σ assure une convergence un peu plus rapide du système physique vers le modèle de référence avec quelques oscillations, le taux d'SNP est moins important en appliquant la modification σ . La norme des gains constants et variables, converge plus rapidement et diminue en appliquant cette modification et l'erreur tend vers une très faible valeur en régime permanent, à cause du choix de σ .

Fig3.2.2-3.2.3: En second lieu, on applique les deux types de variations sur le gain de sensibilité. Même interprétation que le cas de la figure 3.1.2-3.1.3 sauf qu'en présence de la modification σ , le taux d'SNP injecté devient légèrement plus faible mais l'instabilité persiste.

Fig3.2.4: Montre toujours l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig3.1.4 avec une faible diminution du taux d'SNP infusé et de la norme des gains en présence de la modification σ .

Fig3.3.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le taux d'SNP injecté ne change pas par rapport à la commande MRAC simple, et l'erreur est faible en régime permanent à cause du choix de la valeur de σ .

Fig3.2.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$ qui est le cas d'un patient très sensible au SNP. La convergence est lente, avec un important dépassement en régime transitoire, plus faible en présence de cette modification par rapport à la commande MRAC simple.

Fig3.2.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.1.7 sauf qu'en présence de la modification σ le taux d'SNP injecté, la norme des gains et le dépassement deviennent plus faibles, l'erreur tend toujours vers une faible valeur en régime permanent à cause du choix de σ mais acceptable.

Graphes de la commande MRAC avec modification σ

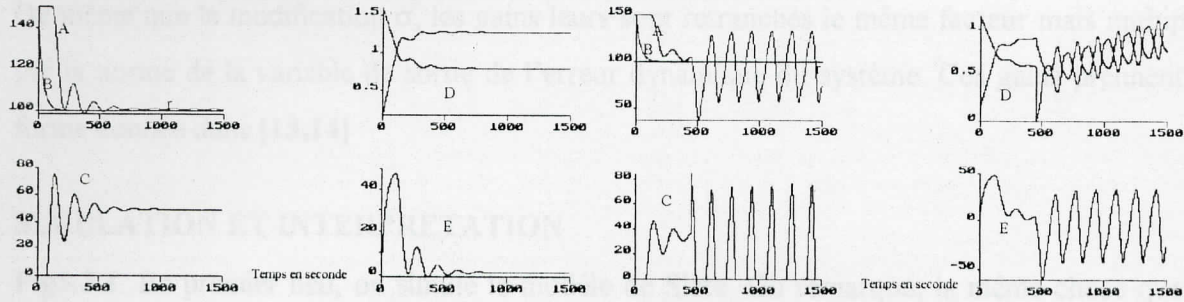


Fig3.2.1: La commande MRAC avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.34, \beta_1: 10$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande .
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

Fig3.2.2: Même cas que la fig3.2.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.15, \beta_1: 5$.

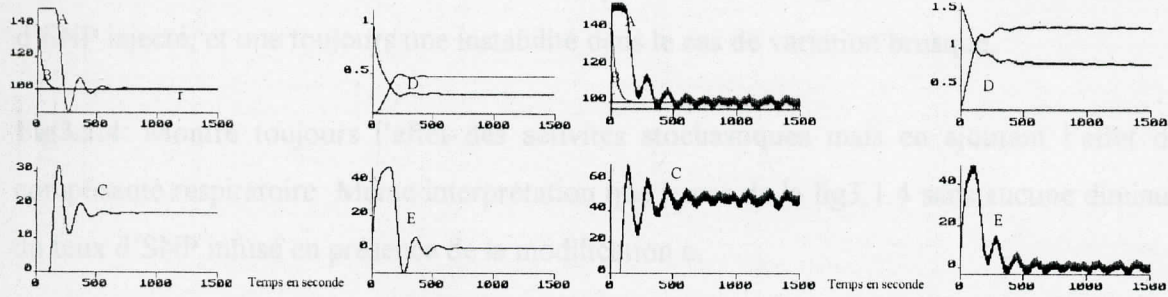


Fig3.2.3: Même cas que la fig3.2.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.15, \beta_1: 5$.

Fig3.2.4: Même cas que la fig3.2.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 0.31, \beta_1: 10$.

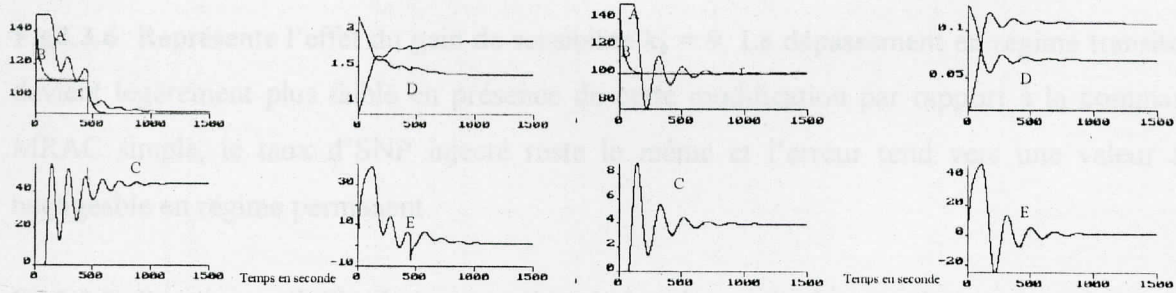


Fig3.2.5: Même cas que la fig3.2.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{erp}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 0.31, \beta_1: 10$.

Fig3.2.6: Même cas que la fig3.2.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.0031, \beta_1: 0.01$.

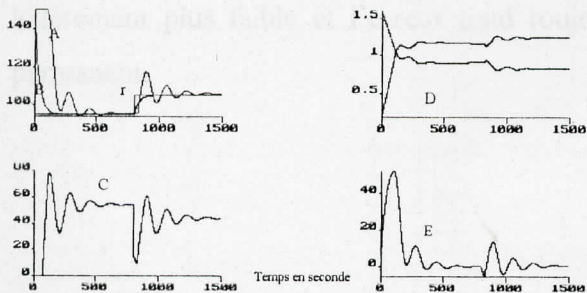


Fig3.2.7: Même cas que la fig3.2.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.31, \beta_1: 10$.

3.3 MRAC AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. Ces gains prennent la forme donnée dans [13,14]

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig3.3.1: En premier lieu, on simule le modèle de Slate. On remarque, la même chose que le cas de la fig3.1.1, le taux d'SNP injecté reste le même, mais cette modification fait diminuer légèrement du dépassement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.3.2-3.3.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . On constate la même chose, que le cas de la fig3.1.2-3.1.3 avec le même taux d'SNP injecté, et une toujours une instabilité dans le cas de variation brusque.

Fig3.2.4: Montre toujours l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig3.1.4 sans aucune diminution du taux d'SNP infusé en présence de la modification e .

Fig3.3.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Cette simulation n'introduit aucun dépassement et l'erreur tend toujours vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.3.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Le dépassement en régime transitoire devient légèrement plus faible en présence de cette modification par rapport à la commande MRAC simple, le taux d'SNP injecté reste le même et l'erreur tend vers une valeur très négligeable en régime permanent.

Fig3.3.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.1.7 en présence de la modification e le taux d'SNP injecté reste le même et le dépassement devient légèrement plus faible et l'erreur tend toujours vers une valeur très négligeable en régime permanent.

Graphes de la commande MRAC avec modification e

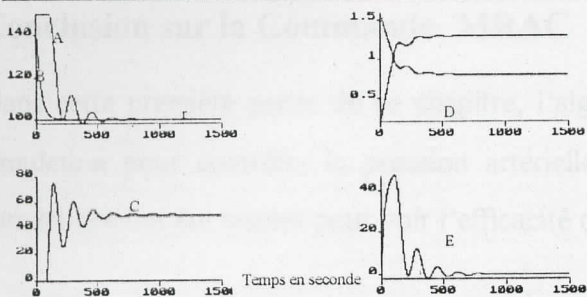


Fig3.3.1: La commande MRAC avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.34, \beta_1: 10$. valeurs nominales des paramètres du système
A : sortie
B : modèle de référence - r : référence.
C : commande .
D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
E : erreur sur la sortie

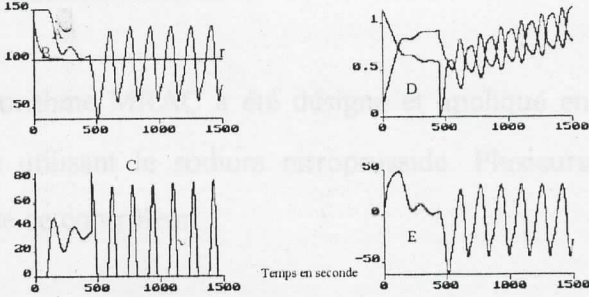


Fig3.3.2: Même cas que la fig3.3.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.15, \beta_1: 5$.

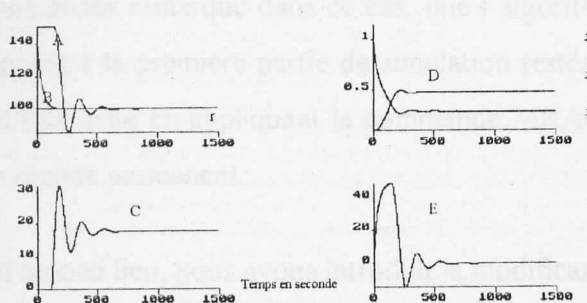


Fig3.3.3: Même cas que la fig3.3.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.15, \beta_1: 5$.

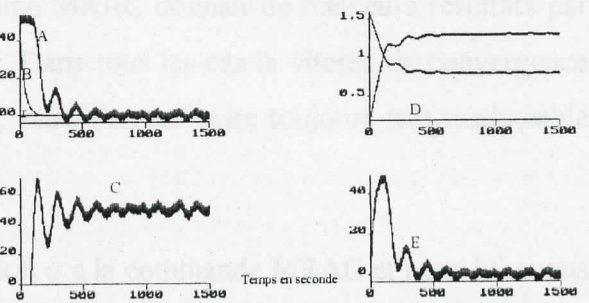


Fig3.3.4: Même cas que la fig3.3.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 0.31, \beta_1: 10$.

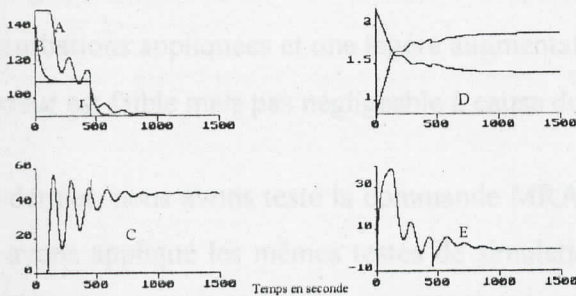


Fig3.3.5: Même cas que la fig3.3.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_i: 10, \alpha_1: 0.31, \beta_1: 10$.

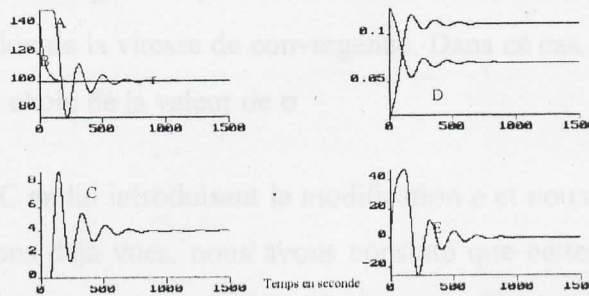


Fig3.3.6: Même cas que la fig3.3.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.0031, \beta_1: 0.01$.

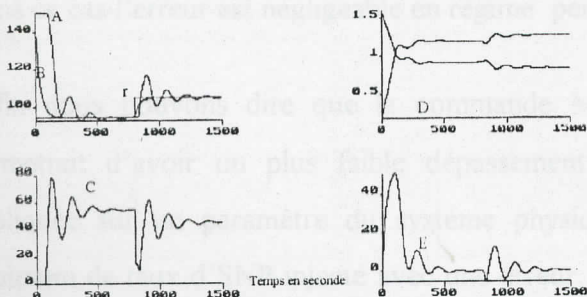


Fig3.3.7: Même cas que la fig3.3.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.31, \beta_1: 10$.

Conclusion sur la Commande MRAC

Dans cette première partie de ce chapitre, l'algorithme MRAC a été désigné et appliqué en simulation pour contrôler la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Plusieurs simulations ont été testées pour voir l'efficacité de ce contrôleur.

En appliquant différentes variations sur le gain de sensibilité k_p , nous avons constaté que ces dernières génèrent soit une instabilité ou un dépassement supérieur à la limite imposée cliniquement. Nous avons introduit par la suite les différentes activités internes telle que la respiration, les activités stochastiques, la composante respiratoire et les réflexes RAS et ENP, nous avons remarqué dans ce cas, que l'algorithme MRAC donnait de meilleurs résultats par rapport à la première partie de simulation testée. Dans tous les cas la vitesse de convergence est très lente en appliquant la commande MRAC mais l'erreur reste toujours très négligeable en régime permanent.

En second lieu, nous avons introduit la modification σ à la commande MRAC et nous lui avons appliqué les mêmes testes de simulations, nous avons remarquer que cette modification introduisait quelques améliorations telle qu'une diminution du taux d'SNP injecté, de la norme des gains constants et variables, du dépassement généré par l'une des variations ou perturbations appliquées et une légère augmentation de la vitesse de convergence. Dans ce cas, l'erreur est faible mais pas négligeable à cause du choix de la valeur de σ .

En dernier, nous avons testé la commande MRAC en lui introduisant la modification e et nous lui avons appliqué les mêmes testes de simulations déjà vues, nous avons constaté que cette modification gardait le même taux d'SNP injecté que la commande MRAC simple, mais faisait légèrement baisser du dépassement introduit par une variation ou une perturbation appliquée. Dans ce cas l'erreur est négligeable en régime permanent.

Enfin nous pouvons dire que la commande MRAC en lui appliquant la modification σ permettait d'avoir un plus faible dépassement pouvant être introduit par une variation appliquée sur un paramètre du système physique ou des perturbations internes avec un minimum de taux d'SNP injecté avec une erreur tendant vers une valeur très faible en régime permanent, mais la commande MRAC n'assure pas une rapidité de convergence élevée ni une bonne robustesse lors de la variation du gain de sensibilité k_p .

3.4 COMMANDE MCS

Le signal de commande MCS prend la forme de celui du MRAC en assumant que les gains constants sont nuls (1.5) et la détermination des gains variables est résumée dans [13].

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.4.1: En premier lieu, on simule le modèle de Slate. La commande MCS assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence avec une très faible oscillation, le taux d'SNP est presque lisse et se stabilise rapidement, de même on remarque une convergence rapide de la norme de gains variables avec une erreur négligeable en régime permanent

Fig3.4.2-3.4.3: En second lieu, on applique une variation brusque sur le gain de sensibilité k_p . Cette première variation génère un dépassement très important qui dépasse la limite imposée, mais sans créer aucune instabilité. On remarque quelques oscillations, à cet instant le taux d'SNP diminue presque de moitié. Alors que, dans le second cas, la convergence est plus rapide avec une faible oscillation. L'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

Fig3.4.4: Montre l'effet, de la composante respiratoire et des activités stochastiques. La convergence est rapide et l'erreur est bornée, ceci est dû à la nature de la composante respiratoire mais dans la limite imposée.

Fig3.4.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide avec quelques oscillations en régime transitoire, l'introduction de ces réflexes provoque une augmentation rapide du taux d'SNP, et l'erreur devient négligeable en régime permanent.

Fig3.4.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend sa valeur maximale 9. C'est le cas d'un patient très sensible à la SNP. La convergence reste toujours rapide du système physique et des normes des gains variables, avec un léger dépassement inférieur à la limite imposée cliniquement, le taux d'SNP devient très faible. et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.4.7: Représente l'effet de la saturation. Nous avons remarqué que cette saturation lorsqu'elle est arrêtée le taux d'SNP subit une variation très rapide ce qui crée un dépassement, l'erreur est négligeable en régime permanent et la convergence est assez lente.

Graphes de la commande MCS

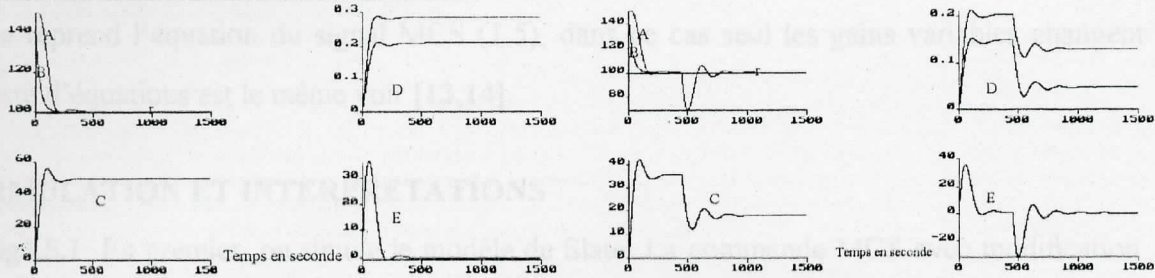


Fig3.4.1: La commande MCS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 0.0032$, $\beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande
 D : norme de gains K et K_i respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

Fig3.4.2: Même cas que la fig3.4.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0025$, $\beta_1: 0.09$.

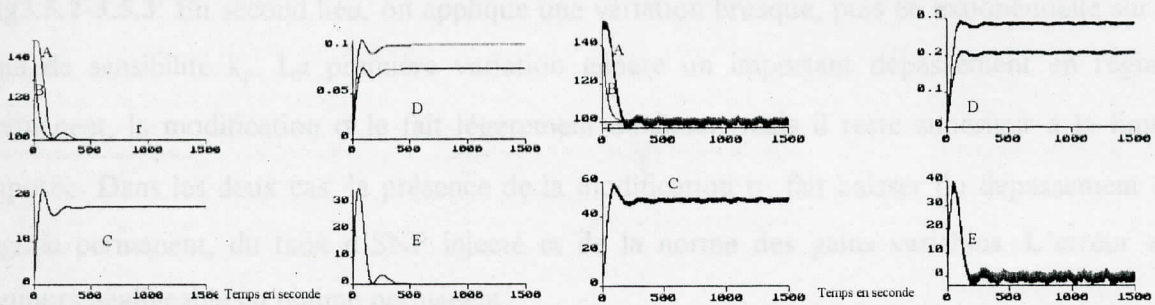


Fig3.4.3: Même cas que la fig3.3.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$, $\alpha_1: 0.0012$, $\beta_1: 0.06$.

Fig3.4.4: Même cas que la fig3.4.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10$, $R_{sp}: 2$, $\alpha_1: 0.0032$, $\beta_1: 0.1$.

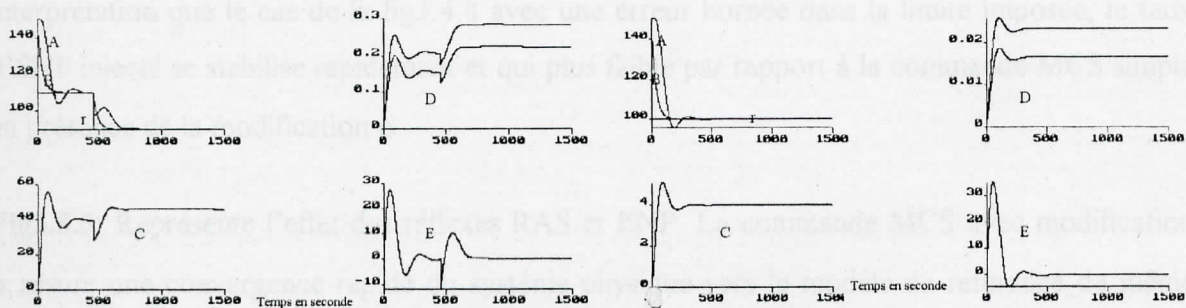


Fig3.4.5: Même cas que la fig3.4.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ra}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP: 10$, $\alpha_1: 0.0042$, $\beta_1: 0.15$.

Fig3.4.6: Même cas que la fig3.4.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.00032$, $\beta_1: 0.01$.

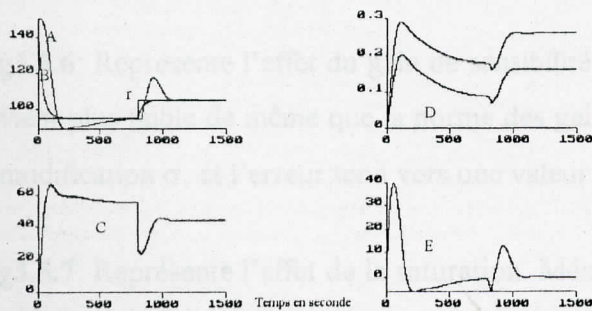


Fig3.4.7: Même cas que la fig3.4.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034$, $\beta_1: 0.1$.

3.5 COMMANDE MCS AVEC MODIFICATION σ

On reprend l'équation du signal MCS (1.5), dans ce cas seul les gains variables changent le reste d'équations est le même voir [13,14].

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.5.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La commande MCS avec modification σ assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence et fait baisser du taux d'SNP injecté et de la norme des gains variables dont la convergence est rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.5.2-3.5.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . La première variation génère un important dépassement en régime permanent, la modification σ le fait légèrement diminuer, mais il reste supérieur à la limite imposée. Dans les deux cas, la présence de la modification σ , fait baisser du dépassement en régime permanent, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains variables. L'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

Fig3.5.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig3.4.4 avec une erreur bornée dans la limite imposée, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement et qui plus faible par rapport à la commande MCS simple en présence de la modification σ .

Fig3.5.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La commande MCS avec modification σ assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence de même que la norme des gains variables et fait diminuer le taux d'SNP et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.5.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend la valeur 9. Le taux d'SNP devient plus faible de même que la norme des gains variables et le dépassement en présence de la modification σ , et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.5.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.4.7 sauf qu'en présence de la modification σ le taux d'SNP injecté, la norme des gains et le dépassement deviennent plus faibles.

Graphes de la commande MCS avec modification σ

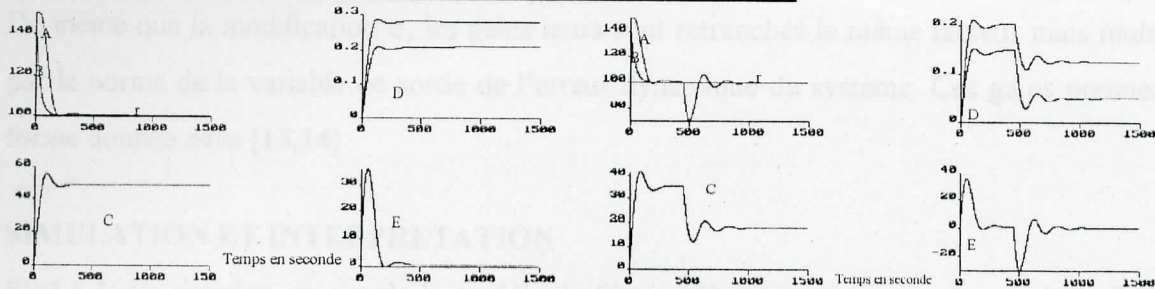


Fig3.5.1: La commande MCS avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0032, \beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_t respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

Fig3.5.2: Même cas que la fig3.5.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0025, \beta_1: 0.09$.

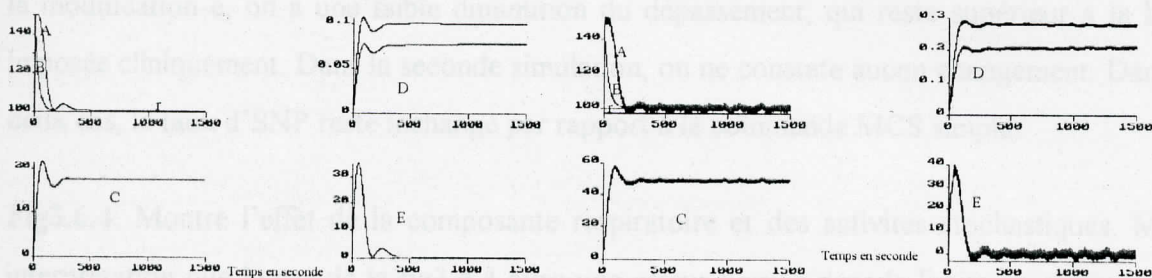


Fig3.5.3: Même cas que la fig3.5.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.0012, \beta_1: 0.06$.

Fig3.5.4: Même cas que la fig3.5.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 0.0032, \beta_1: 0.1$.

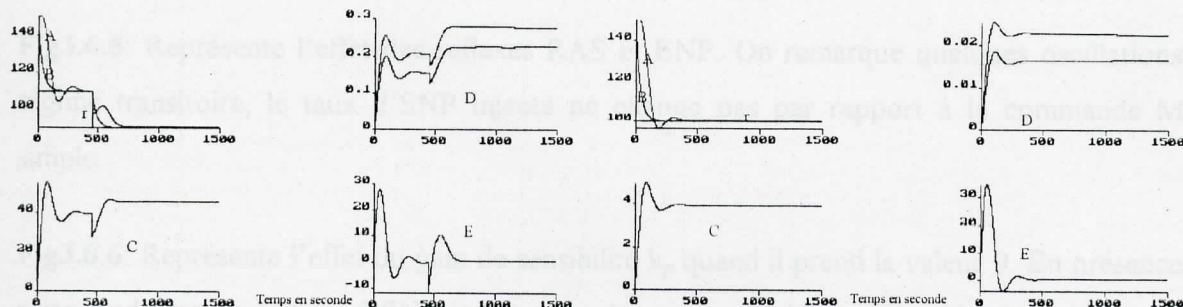


Fig3.5.5: Même cas que la fig3.5.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.0042, \beta_1: 0.15$.

Fig3.5.6: Même cas que la fig3.5.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00032, \beta_1: 0.01$.

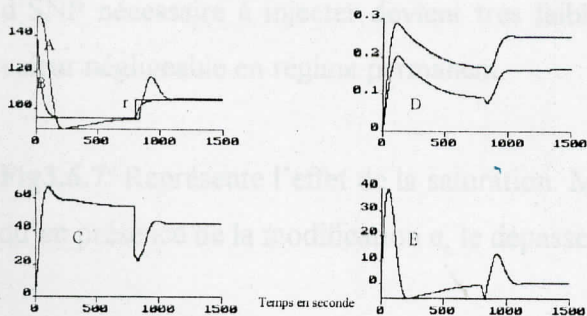


Fig3.5.7: Même cas que la fig3.5.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

3.6. COMMANDE MCS AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. Ces gains prennent la forme donnée dans [13,14]

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig3.6.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Même remarque que le cas de la fig3.4.1 sans changer du taux d'SNP injecté et une erreur est négligeable en régime permanent

Fig3.6.2-3.6.3: En second lieu, on applique une variation brusque au gain de sensibilité k_p . Cette variation génère un dépassement très important en régime permanent, mais en appliquant la modification e , on a une faible diminution du dépassement, qui reste supérieur à la limite imposée cliniquement. Dans la seconde simulation, on ne constate aucun changement. Dans les deux cas, le taux d'SNP reste inchangé par rapport à la commande MCS simple.

Fig3.6.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig3.4.4 avec une erreur bornée dans la limite imposée, le taux d'SNP injecté ne change pas par rapport à la commande MCS simple, l'effet des activités stochastiques est visible car K_{sa} prend une valeur assez élevée.

Fig3.6.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. On remarque quelques oscillations en régime transitoire, le taux d'SNP injecté ne change pas par rapport à la commande MCS simple.

Fig3.6.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend la valeur 9. En présence de cette modification, le taux d'SNP et la norme des gains variables restent identique à ceux de la commande MCS simple mais on constate une très faible diminution du dépassement, le taux d'SNP nécessaire à injecter devient très faible quand k_p augmente et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.6.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.4.7 sauf qu'en présence de la modification e , le dépassement devient légèrement plus faible.

3.6. COMMANDE MCS AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. Ces gains prennent la forme donnée dans [13,14]

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig3.6.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Même remarque que le cas de la fig3.4.1 sans changer du taux d'SNP injecté et une erreur est négligeable en régime permanent

Fig3.6.2-3.6.3: En second lieu, on applique une variation brusque au gain de sensibilité k_p . Cette variation génère un dépassement très important en régime permanent, mais en appliquant la modification e , on a une faible diminution du dépassement, qui reste supérieur à la limite imposée cliniquement. Dans la seconde simulation, on ne constate aucun changement. Dans les deux cas, le taux d'SNP reste inchangé par rapport à la commande MCS simple.

Fig3.6.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig3.4.4 avec une erreur bornée dans la limite imposée, le taux d'SNP injecté ne change pas par rapport à la commande MCS simple, l'effet des activités stochastiques est visible car K_{sa} prend une valeur assez élevée.

Fig3.6.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. On remarque quelques oscillations en régime transitoire, le taux d'SNP injecté ne change pas par rapport à la commande MCS simple.

Fig3.6.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend la valeur 9. En présence de cette modification, le taux d'SNP et la norme des gains variables restent identique à ceux de la commande MCS simple mais on constate une très faible diminution du dépassement, le taux d'SNP nécessaire à injecter devient très faible quand k_p augmente et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.6.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.4.7 sauf qu'en présence de la modification e , le dépassement devient légèrement plus faible.

Graphes de la Commande MCS avec modification e

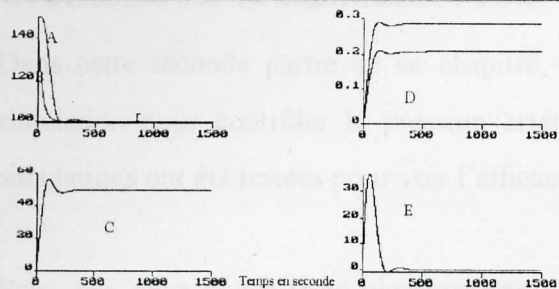


Fig3.6.1: La commande MCS avec modification e, modèle de Slade.
 $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0032,$
 $\beta_1: 0.1$ valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

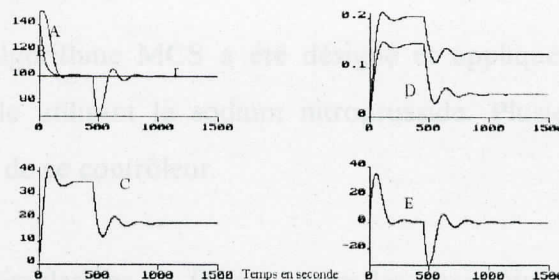


Fig3.6.2: Même cas que la fig3.6.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0025, \beta_1: 0.09$.

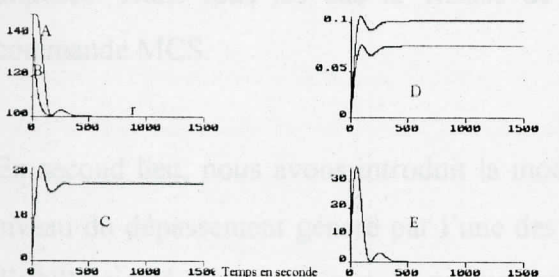


Fig3.6.3: Même cas que la fig3.6.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2, \alpha_1: 0.0012, \beta_1: 0.06$.

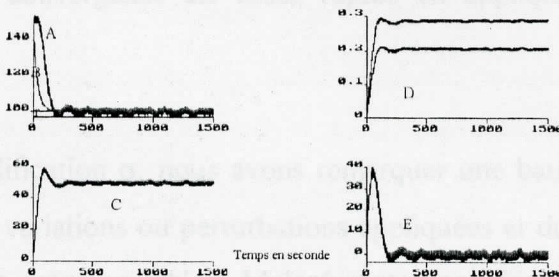


Fig3.6.4: Même cas que la fig3.6.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{ep}: 2, \alpha_1: 0.0032, \beta_1: 0.1$.

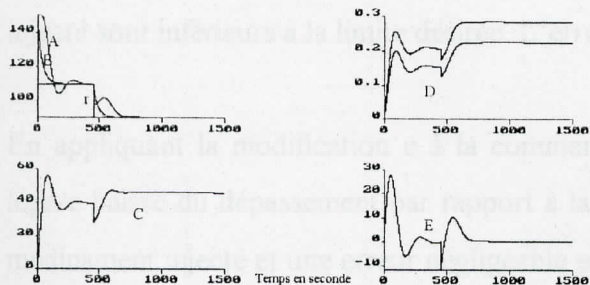


Fig3.6.5: Même cas que la fig3.6.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{ep}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.0042, \beta_1: 0.15$.

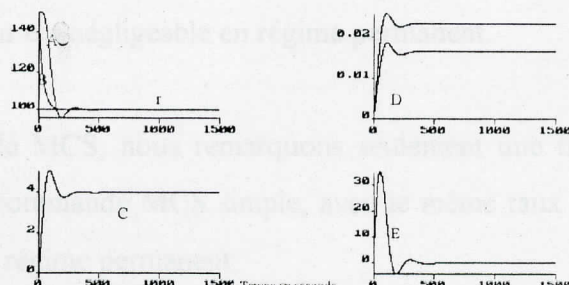


Fig3.6.6: Même cas que la fig3.6.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00032, \beta_1: 0.01$.

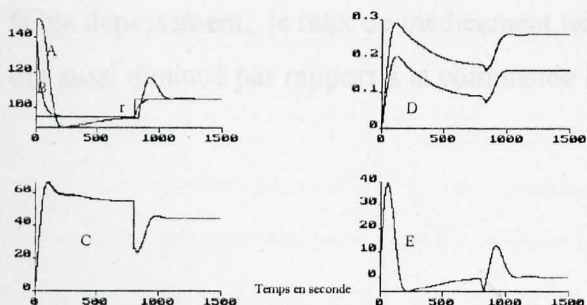


Fig3.6.7: Même cas que la fig3.6.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

Conclusion sur la commande MCS

Dans cette seconde partie de ce chapitre, l'algorithme MCS a été désigné et appliqué en simulation pour contrôler la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Plusieurs simulations ont été testées pour voir l'efficacité de ce contrôleur.

Pour cela nous avons testé plusieurs cas de simulations en faisant varier les paramètres du système physique et en introduisant les différentes activités internes. Dans chacun des cas, la commande MCS a prouvé son efficacité. En effet, à part la variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité k_p qui a généré un dépassement supérieur à la limite désirée, dans les autres cas de simulations le dépassement et le taux d'SNP injecté sont restés inférieurs à la limite imposée. Dans tous les cas la vitesse de convergence est assez rapide en appliquant la commande MCS.

En second lieu, nous avons introduit la modification σ , nous avons remarquer une baisse au niveau du dépassement généré par l'une des variations ou perturbations appliquées et du taux d'SNP injecté de même que la norme des gains variables. Malgré cette modification, le dépassement généré par la variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité reste toujours supérieur à la limite imposée. Dans tous les autres cas le dépassement et le taux de médicament injecté sont inférieurs à la limite désirée. L'erreur est négligeable en régime permanent.

En appliquant la modification e à la commande MCS, nous remarquons seulement une très légère baisse du dépassement par rapport à la commande MCS simple, avec le même taux de médicament injecté et une erreur négligeable en régime permanent.

Ainsi, l'application de la modification σ à la commande MCS nous a permis d'avoir un plus faible dépassement, le taux de médicament nécessaire à injecter et la norme des gains variables ont aussi diminué par rapport à la commande MCS simple.

3.7 LA COMMANDE MCSE

Comme l'approche du MCS celle du MCSE assume que les gains constants sont nuls et le signal de commande est donné par (1.6) où les gains variables seront définis dans l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.7.1: En premier lieu, on commence par simuler le modèle de Slate. La commande MCSE assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP est presque lisse, la norme des gains variables converge rapidement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.7.2-3.7.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La première simulation, rend la convergence lente, et fait diminuer le taux d'SNP presque de moitié. Le dépassement est supérieur à la limite imposée, la commande MCSE fait diminuer légèrement du dépassement par rapport à la commande MCS et l'erreur est négligeable en régime permanent. Dans le second cas, la convergence est plus rapide avec une très faible oscillation.

Fig3.7.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. L'effet de ces activités est visible sur la sortie du système, mais l'erreur reste bornée ceci est dû à la nature de la composante respiratoire, dans la limite imposée.

Fig3.7.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. On remarque quelques oscillations en régime transitoire, le taux d'SNP injecté augmente brusquement lors de l'introduction de ces réflexes et l'erreur devient négligeable vers 700s en régime permanent.

Fig3.7.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend sa valeur maximale 9. La convergence est rapide, avec un léger dépassement légèrement inférieur à celui généré par la commande MCS simple mais peu supérieur à la limite imposée, le taux d'SNP devient très faible dans ce cas.

Fig3.7.7 : Représente l'effet de la saturation. Nous avons remarqué que cette saturation lorsqu'elle est arrêtée, le taux d'SNP subit une variation rapide, ce qui crée un dépassement dans la limite imposée, mais légèrement inférieur à celui de la commande MCS simple. La convergence est assez lente.

Graphes de la commande MCSE

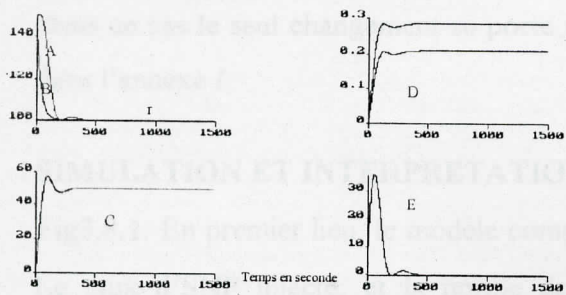


Fig3.7.1: La commande MCSE, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 0.0032$, $\beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_i respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

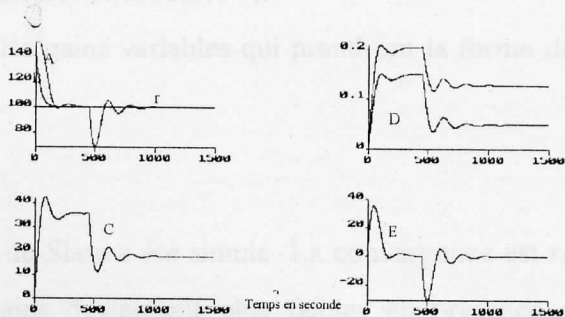


Fig3.7.2: Même cas que la fig3.7.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à $450s$, $\alpha_1: 0.0025$, $\beta_1: 0.09$.

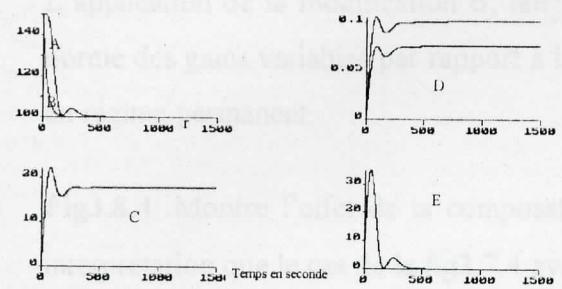


Fig3.7.3: Même cas que la fig3.7.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $\alpha_1: 0.0012$, $\beta_1: 0.06$.

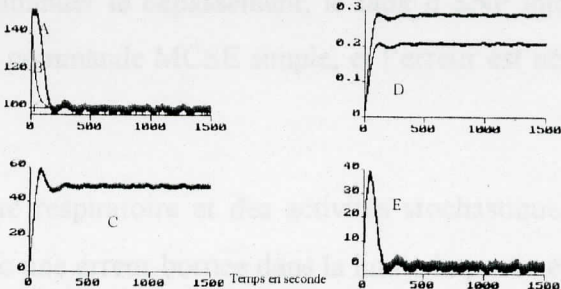


Fig3.7.4: Même cas que la fig3.7.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$, $\alpha_1: 0.0032$, $\beta_1: 0.1$.

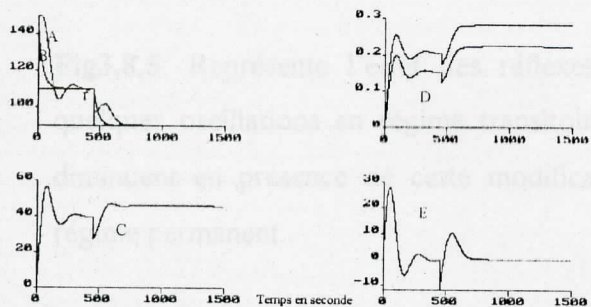


Fig3.7.5: Même cas que la fig3.3.1, en incluant l'effet des reflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP_r: 10$, $\alpha_1: 0.0042$, $\beta_1: 0.15$.

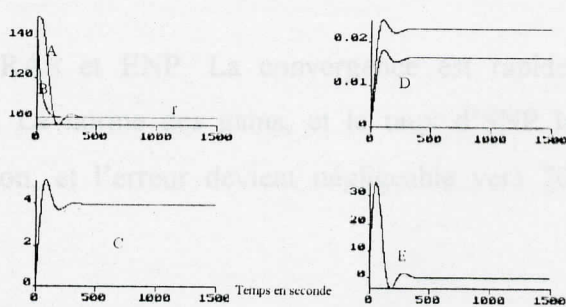


Fig3.7.6: Même cas que la fig3.3.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.00032$, $\beta_1: 0.01$.

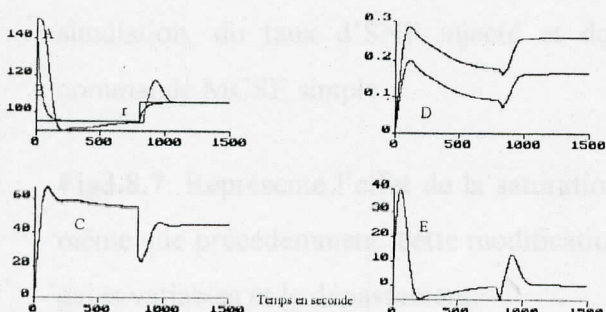


Fig3.7.7: Même cas que la fig3.7.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034$, $\beta_1: 0.1$.

3.8 LA COMMANDE MCSE AVEC MODIFICATION σ

Dans ce cas le seul changement se porte sur les gains variables qui prendront la forme définie dans l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.8.1: En premier lieu, le modèle complet de Slate a été simulé. La convergence est rapide. Le taux d'SNP injecté, et la norme des gains deviennent plus faibles en présence de la modification σ et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.8.2-3.8.3: En second lieu, on applique sur le gain de sensibilité k_p une variation brusque, puis en exponentielle. Le dépassement est supérieur à la limite imposée, dans le premier cas. L'application de la modification σ , fait diminuer le dépassement, le taux d'SNP injecté et la norme des gains variables par rapport à la commande MCSE simple, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.8.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig3.7.4 avec une erreur bornée dans la limite imposée et un taux d'SNP légèrement moins faible, de même que la norme des gains, par rapport à la commande MCSE simple.

Fig3.8.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide avec quelques oscillations en régime transitoire. La norme des gains, et le taux d'SNP injecté, diminuent en présence de cette modification, et l'erreur devient négligeable vers 700s en régime permanent.

Fig3.8.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend la valeur 9. Même interprétation que la figure 3.7.6 avec une diminution du dépassement généré par cette simulation, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains variables par rapport à la commande MCSE simple.

Fig3.8.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas e la fig3.7.7, de même que précédemment, cette modification fait diminuer, le taux d'SNP injecté, la norme des gains variables et le dépassement.

Graphes de la commande MCSE avec modification σ

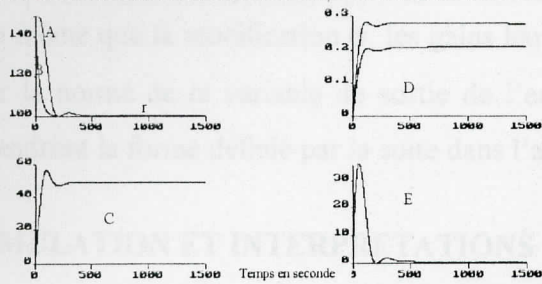


Fig3.8.1: La commande MCSE avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0032, \beta_1: 0.1$, valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

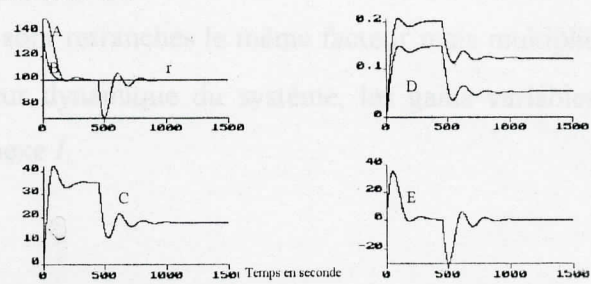


Fig3.8.2: Même cas que la fig3.8.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0025, \beta_1: 0.09$.

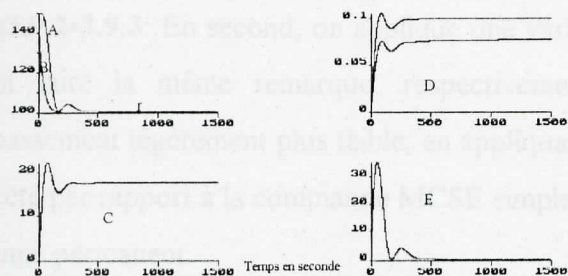


Fig3.8.3: Même cas que la fig3.8.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $\alpha_1: 0.0012, \beta_1: 0.06$.

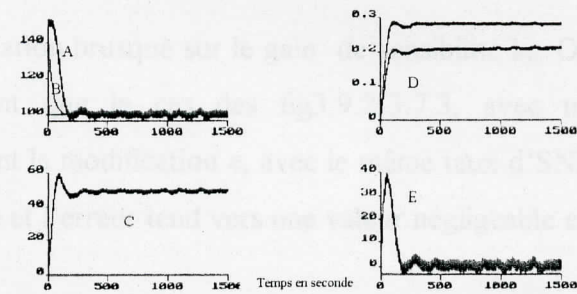


Fig3.8.4: Même cas que la fig3.8.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 0.0032, \beta_1: 0.1$.

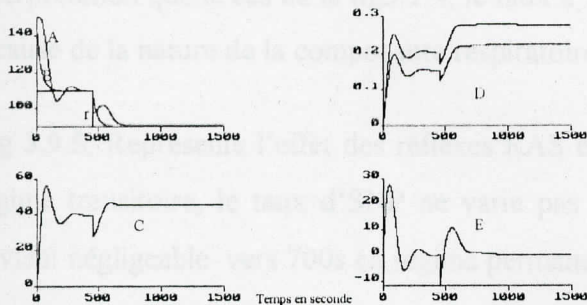


Fig3.8.5: Même cas que la fig3.8.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{esp}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.0042, \beta_1: 0.15$.

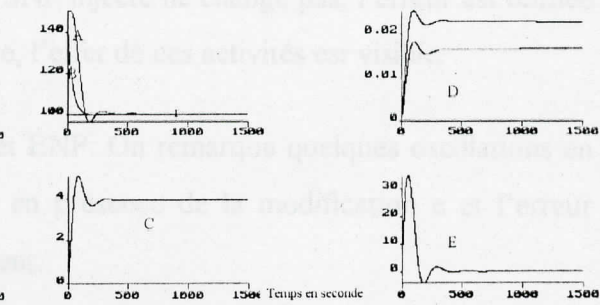


Fig3.8.6: Même cas que la fig3.8.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00032, \beta_1: 0.01$.

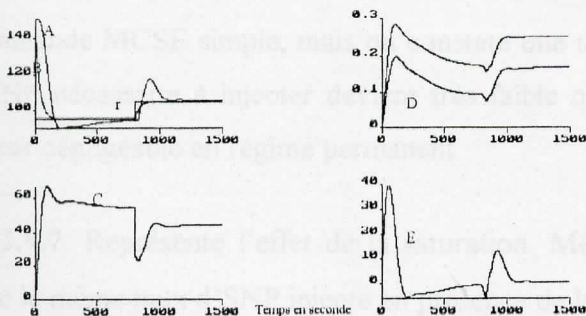


Fig3.8.7: Même cas que la fig3.8.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

3.9 LA COMMANDE MCSE AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système, les gains variables prendront la forme définie par la suite dans l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.9.1: En premier, le modèle complet de Slate a été simulé. La commande MCSE avec modification e assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence de même que la norme des gains variables. Le taux d'SNP injecté reste inchangé dans le cas de la modification e et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.9.2-3.9.3: En second, on applique une variation brusque sur le gain de sensibilité k_p . On peut faire la même remarque, respectivement que le cas des fig3.9.2-3.7.3, avec un dépassement légèrement plus faible, en appliquant la modification e , avec le même taux d'SNP injecté par rapport à la commande MCSE simple et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.9.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig3.7.4, le taux d'SNP injecté ne change pas, l'erreur est bornée à cause de la nature de la composante respiratoire, l'effet de ces activités est visible.

Fig 3.9.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. On remarque quelques oscillations en régime transitoire, le taux d'SNP ne varie pas en présence de la modification e et l'erreur devient négligeable vers 700s en régime permanent.

Fig3.9.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend la valeur 9. En présence de cette modification, le taux d'SNP et la norme des gains variables, restent identique à ceux de la commande MCSE simple, mais on constate une très faible diminution du dépassement, le taux d'SNP nécessaire à injecter devient très faible quand k_p augmente et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.9.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.7.7, avec le même taux d'SNP injecté en présence de la modification e .

Graphes de la commande MCSE avec modification e

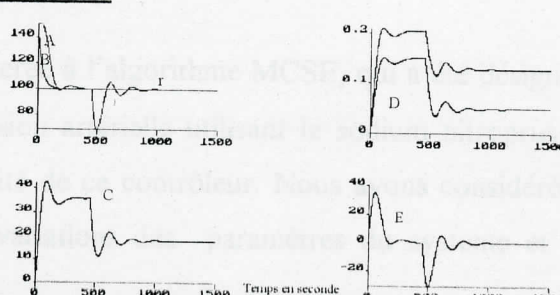
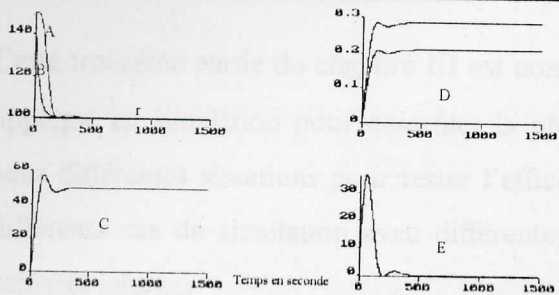


Fig3.9.1: La commande MCSE avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0032, \beta_1: 0.1$, valeurs nominales des paramètres du système

Fig3.9.2: Même cas que la fig3.9.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à $450s, \alpha_1: 0.0025, \beta_1: 0.09$.

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

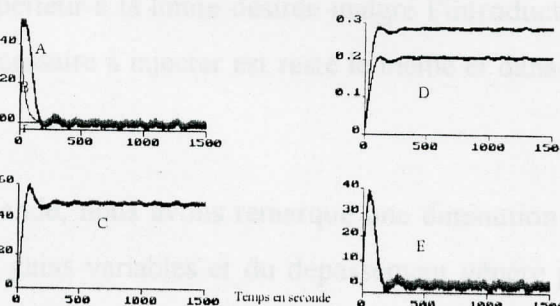
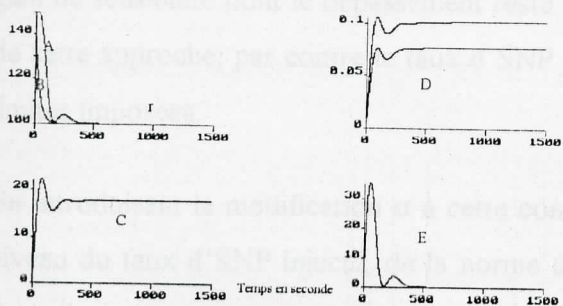


Fig3.9.3: Même cas que la fig3.9.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2, \alpha_1: 0.0012, \beta_1: 0.06$.

Fig3.9.4: Même cas que la fig3.9.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{sp}: 2, \alpha_1: 0.0032, \beta_1: 0.1$.

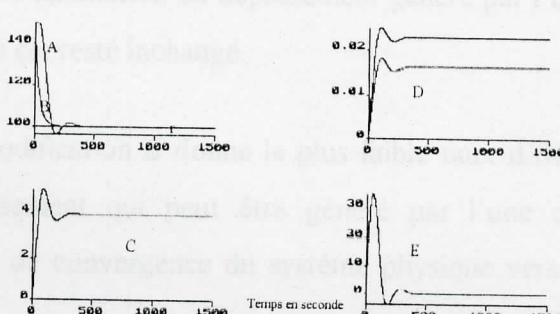
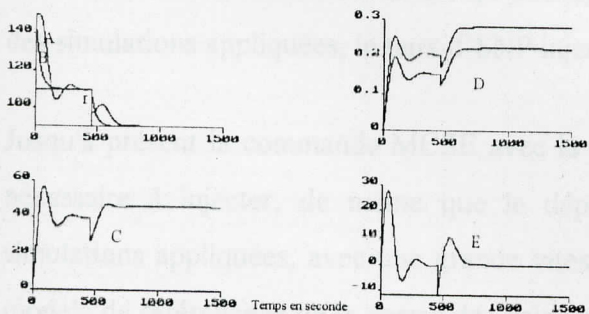


Fig3.9.5: Même cas que la fig3.9.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_i: 10, \alpha_1: 0.0042, \beta_1: 0.15$.

Fig3.9.6: Même cas que la fig3.9.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00032, \beta_1: 0.01$.

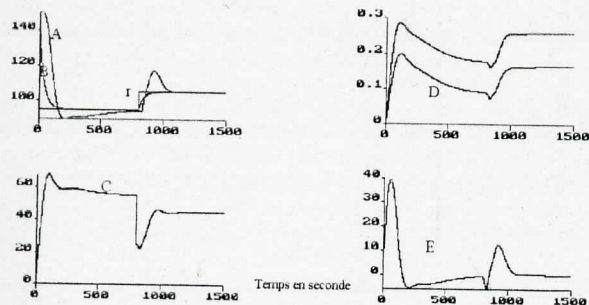


Fig3.9.7: Même cas que la fig3.9.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

Conclusion sur la commande MCSE

Cette troisième partie du chapitre III est consacrée à l'algorithme MCSE, qui a été désigné et appliqué en simulation pour contrôler la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside sous différentes situations pour tester l'efficacité de ce contrôleur. Nous avons considéré les différents cas de simulation avec différentes variations des paramètres du système et des activités internes.

Nous avons remarqué que cette approche appliquée à la commande MCS donnait de meilleurs résultats en ce qui concerne le dépassement généré par l'une des variations ou des perturbations appliquées en le rendant plus faible, à part la variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité dont le dépassement reste supérieur à la limite désirée malgré l'introduction de cette approche, par contre le taux d'SNP nécessaire à injecter est resté le même et dans les limites imposées.

En introduisant la modification σ à cette commande, nous avons remarqué une diminution au niveau du taux d'SNP injecté, de la norme des gains variables et du dépassement généré par l'une des variations ou des activités internes appliquées.

Alors que la modification e n'assure qu'une légère diminution du dépassement généré par l'une des simulations appliquées, le taux d'SNP injecté est resté inchangé.

Jusqu'à présent la commande MCSE avec la modification σ donne le plus faible taux d'SNP nécessaire à injecter, de même que le dépassement qui peut être généré par l'une des simulations appliquées, avec une grande vitesse de convergence du système physique vers le modèle de référence et de la norme des gains.

3.10 COMMANDE EMCS

L'équation de contrôle de l'EMCS (1.7) et la condition sur N est telle que u_{sat+} et u_{sat-} sont respectivement les bornes supérieure et inférieure du signal de contrôle u , dans notre cas $u_{sat-} = 0$ ml/h et $u_{sat+} = 180$ ml/h

Mais nous limiterons N à : $0 < N < 100$ ml/h

Et la fonction $g(i_n)$ définie [15] en fonction de ξ qui est une constante petite positive dans notre cas de problème est choisie $\xi = 0.1$.

SIMULATION ET INTERPRÉTATIONS

Fig3.10.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté est presque lisse, la norme des gains variables converge de façon rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.10.2-3.10.3: En second lieu, on fait appliquer une variation brusque puis en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . La convergence est plus lente dans le premier cas, avec un important dépassement, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.10.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. L'effet de ces activités est bien visible sur la sortie, la convergence est rapide, et l'erreur est bornée dans la limite imposée à cause de la nature de la composante respiratoire.

Fig3.10.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide avec une petite oscillation en régime transitoire, le taux d'SNP injecté double lors de l'introduction de ces réflexes, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.10.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend sa valeur maximale 9. La convergence est toujours rapide avec un léger dépassement inférieur à la limite imposée cliniquement, le taux d'SNP devient très faible et l'erreur est négligeable en régime permanent.

fig3.10.7: Représente l'effet de la saturation. La variation du taux d'SNP crée un dépassement légèrement supérieur à la limite imposée cliniquement, l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent, la commande EMCS assure dans ce cas une convergence assez lente du système physique et de la norme des gains.

Graphes de la commande EMCS

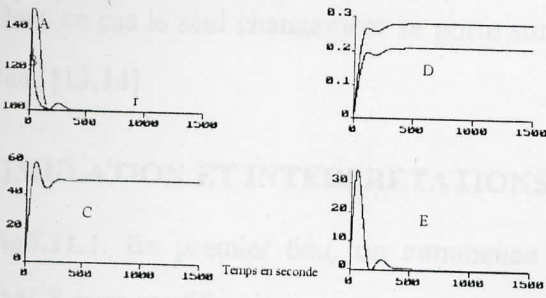


Fig3.10.1: La commande EMCS, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande .
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

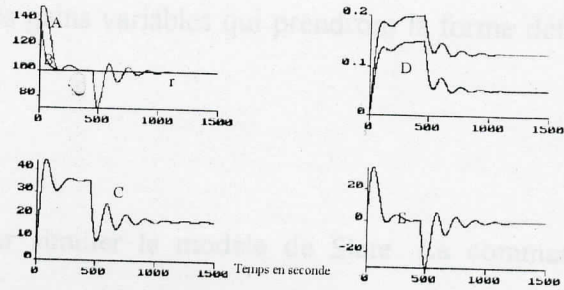


Fig3.10.2: Même cas que la fig3.10.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0025, \beta_1: 0.09$.

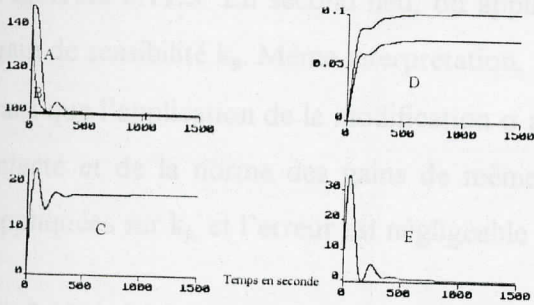


Fig3.10.3: Même cas que la fig3.10.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.00123, \beta_1: 0.015$.

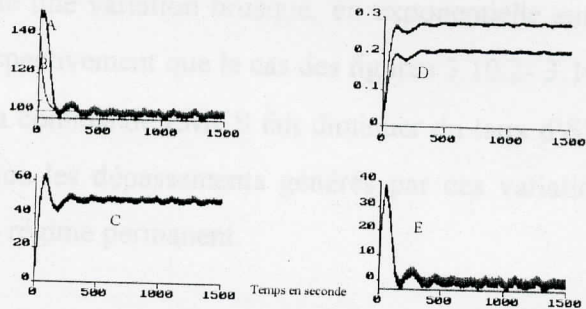


Fig3.10.4: Même cas que la fig3.10.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

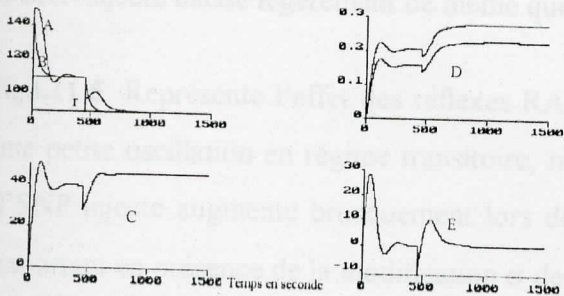


Fig3.10.5: Même cas que la fig3.10.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{cap}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

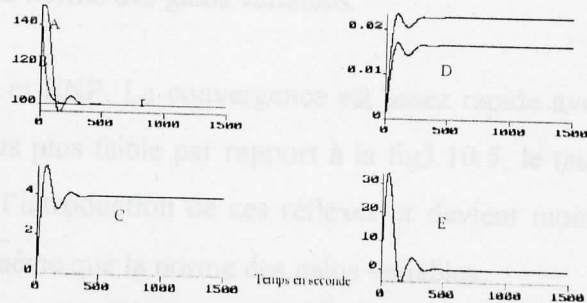


Fig3.10.6: Même cas que la fig3.10.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00035, \beta_1: 0.01$.

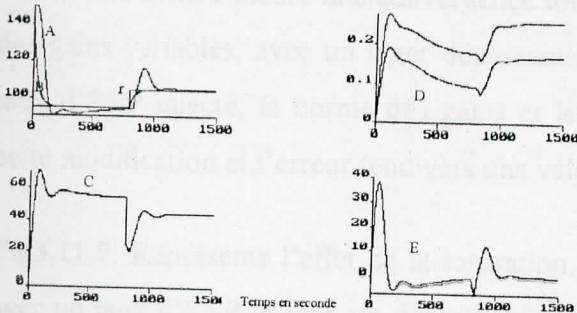


Fig3.10.7: Même cas que la fig3.10.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

3.11 COMMANDE EMCS AVEC MODIFICATION σ

Dans ce cas le seul changement se porte sur les gains variables qui prendront la forme définie dans [13,14].

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.11.1: En premier lieu, on commence par simuler le modèle de Slate. La commande EMCS avec modification σ assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence en diminuant du taux d'SNP injecté, de la norme des gains variables et du dépassement avec une erreur négligeable en régime permanent.

Fig3.11.2-3.11.3: En second lieu, on applique une variation brusque, en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . Même interprétation, respectivement que le cas des figures 3.10.2- 3.10.3 sauf que l'application de la modification σ à la commande EMCS fait diminuer du taux d'SNP injecté et de la norme des gains de même que les dépassements générés par ces variations appliquées sur k_p , et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.11.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig3.10.4 avec une erreur bornée dans la limite imposée, le taux d'SNP injecté baisse légèrement de même que la norme des gains variables.

fig3.11.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est assez rapide avec une petite oscillation en régime transitoire, mais plus faible par rapport à la fig3.10.5, le taux d'SNP injecté augmente brusquement lors de l'introduction de ces réflexes et devient moins important en présence de la modification σ de même que la norme des gains variables.

Fig3.11.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend sa valeur maximale 9. La commande EMCS assure une convergence toujours rapide du système physique et de la norme des gains variables, avec un léger dépassement inférieur à la limite imposée cliniquement, le taux d'SNP injecté, la norme des gains et le dépassement généré diminuent en présence de cette modification et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.11.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.10.7 avec un taux d'SNP injecté, un dépassement et une norme des gains plus faibles à cause de la présence de la modification σ .

Graphes de la commande EMCS avec modification σ

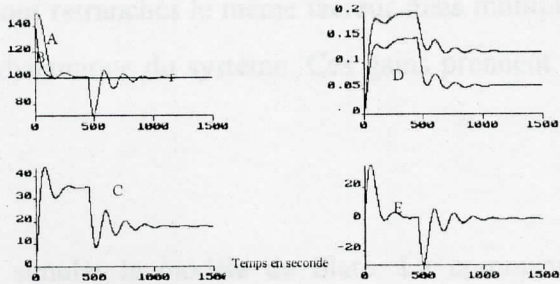
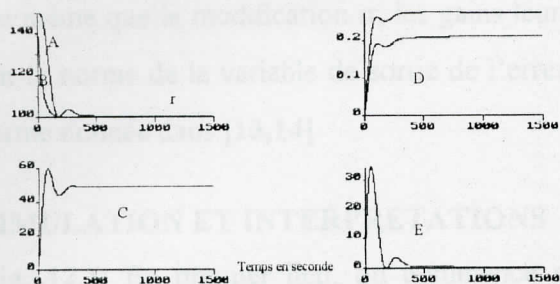


Fig3.11.1: La commande EMCS avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système

Fig3.11.2: Même cas que la fig3.11.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0026, \beta_1: 0.07$.

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

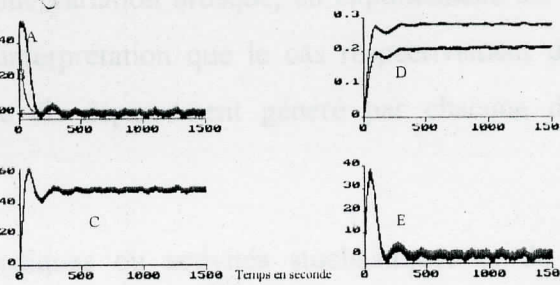
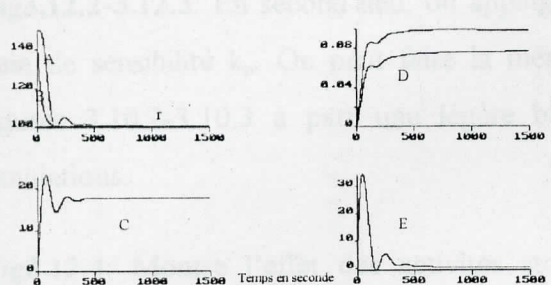


Fig3.11.3: Même cas que la fig3.11.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.00123, \beta_1: 0.015$.

Fig3.11.4: Même cas que la fig3.11.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

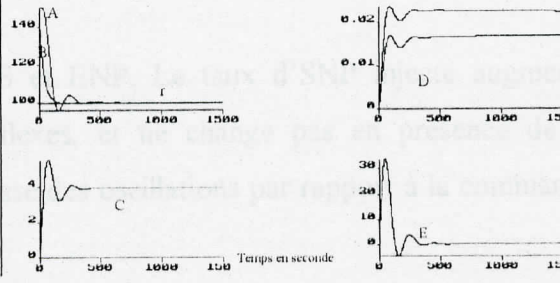
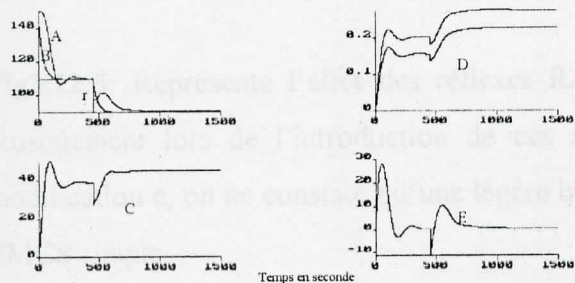


Fig3.11.5: Même cas que la fig3.11.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{cap}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

Fig3.11.6: Même cas que la fig3.11.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00035, \beta_1: 0.01$.

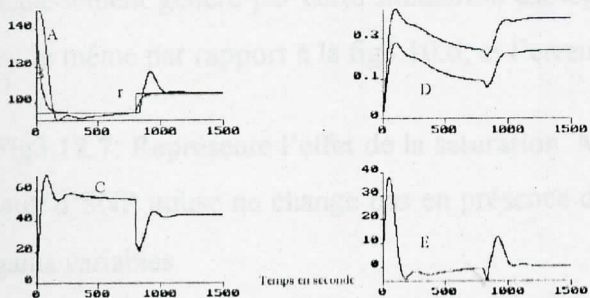


Fig3.11.7: Même cas que la fig3.11.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

Graphes de la commande EMCS avec modification σ

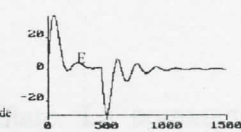
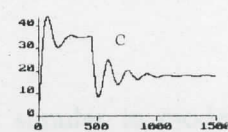
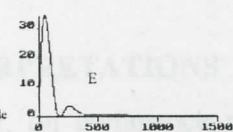
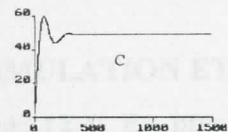
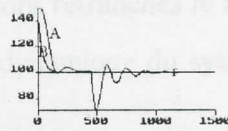
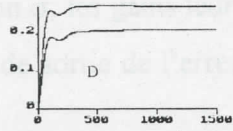
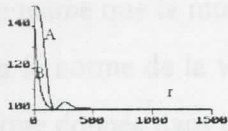


Fig3.11.1: La commande EMCS avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$, valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

Fig3.11.2: Même cas que la fig3.11.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0026, \beta_1: 0.07$.

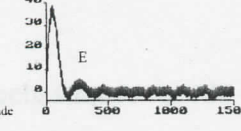
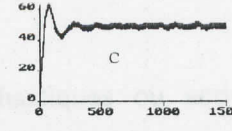
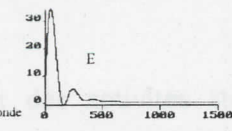
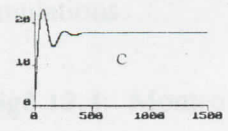
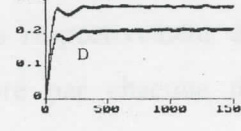
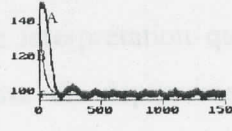
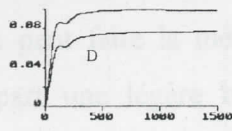
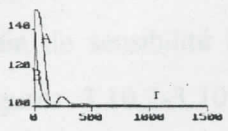


Fig3.11.3: Même cas que la fig3.11.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.00123, \beta_1: 0.015$.

Fig3.11.4: Même cas que la fig3.11.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{sp}: 2, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

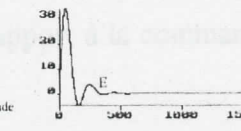
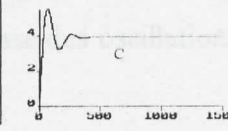
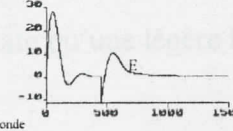
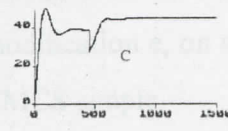
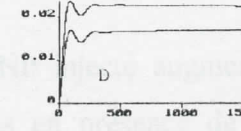
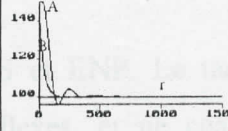
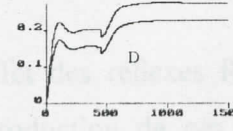
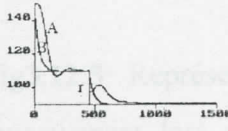


Fig3.11.5: Même cas que la fig3.11.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

Fig3.11.6: Même cas que la fig3.11.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00035, \beta_1: 0.01$.

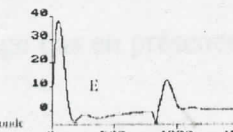
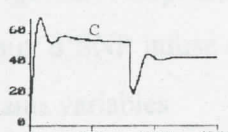
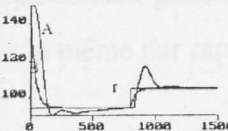


Fig3.11.7: Même cas que la fig3.11.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

3.12 COMMANDE EMCS AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. Ces gains prennent la forme donnée dans [13,14]

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.12.1: En premier lieu, on commence par simuler le modèle de Slate. La commande EMCS avec modification e assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence sans changer du taux d'SNP injecté, la convergence de la norme des gains variables est rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.12.2-3.12.3: En second lieu, on applique une variation brusque, en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . On peut faire la même interprétation que le cas respectivement des figures 3.10.2-3.10.3 à part une légère baisse du dépassement généré par chacune des simulations.

Fig3.12.4: Montre l'effet des activités stochastiques ou activités stochastiques et de la composante respiratoire. La convergence est rapide, et on ne constate aucun changement dans la norme des gains et le taux d'SNP par rapport à la commande EMCS simple, l'erreur reste bornée dans les limites imposées dû à la composante respiratoire.

Fig3.12.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le taux d'SNP injecté augmente brusquement lors de l'introduction de ces réflexes, et ne change pas en présence de la modification e , on ne constate qu'une légère baisse des oscillations par rapport à la commande EMCS simple.

Fig3.12.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend sa valeur maximale 9. Le dépassement généré par cette simulation est légèrement plus faible, mais le taux d'SNP infusé est le même par rapport à la fig3.10.6, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.12.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.10.7 le taux d'SNP infusé ne change pas en présence de la modification e , de même que la norme des gains variables.

Graphes de la commande EMCS avec modification e

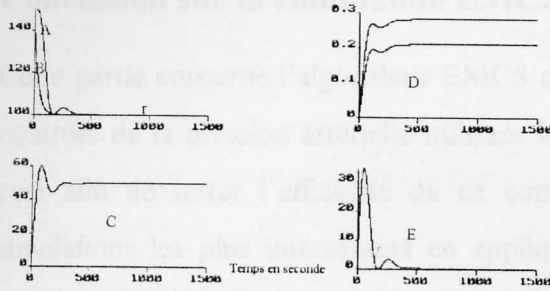


Fig3.12.1: La commande EMCS avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$, valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

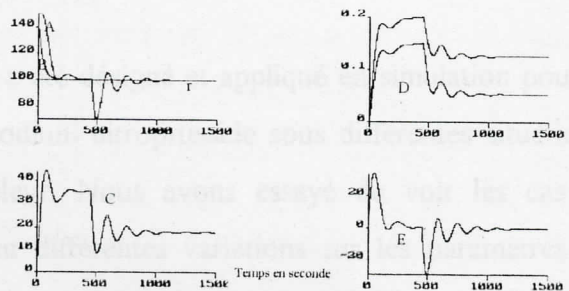


Fig3.12.2: Même cas que la fig3.12.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0026, \beta_1: 0.07$.

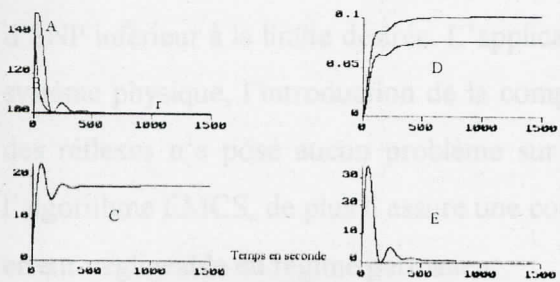


Fig3.12.3: Même cas que la fig3.12.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.00123, \beta_1: 0.015$.

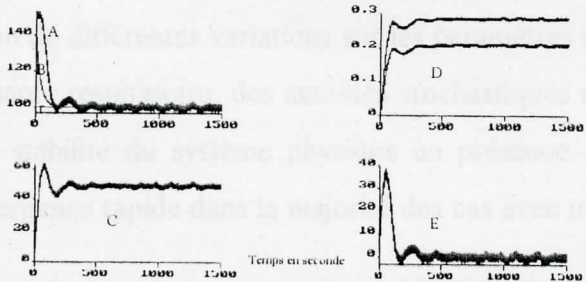


Fig3.12.4: Même cas que la fig3.12.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{sp}: 2, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

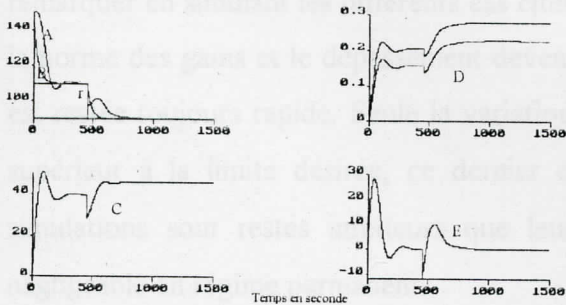


Fig3.12.5: Même cas que la fig3.12.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

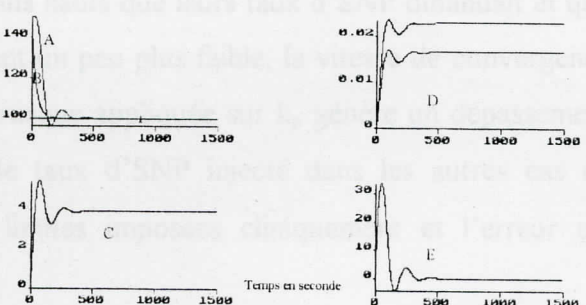


Fig3.12.6: Même cas que la fig3.12.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00035, \beta_1: 0.01$.

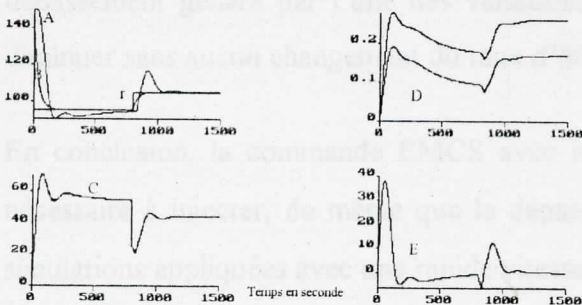


Fig3.12.7: Même cas que la fig3.12.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

Conclusion sur la commande EMCS

Cette partie concerne l'algorithme EMCS qui a été désigné et appliqué en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside sous différentes situations, ceci afin de tester l'efficacité de ce contrôleur. Nous avons essayé de voir les cas de simulations les plus intéressants en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique, en introduisant les différentes activités internes et en faisant varier leurs paramètres.

A part la variation brusque sur le gain de sensibilité qui a généré un dépassement supérieur à la limite imposée cliniquement, les autres cas de simulations ont donné un dépassement et un taux d'SNP inférieur à la limite désirée. L'application de différentes variations sur les paramètres du système physique, l'introduction de la composante respiratoire, des activités stochastiques ou des réflexes n'a posé aucun problème sur la stabilité du système physique en présence de l'algorithme EMCS, de plus il assure une convergence rapide dans la majorité des cas avec une erreur négligeable en régime permanent.

En second, nous avons introduit la modification σ à l'algorithme EMCS. Nous avons remarquer en simulant les différents cas cités plus hauts que leurs taux d'SNP diminuait et que la norme des gains et le dépassement devenaient un peu plus faible, la vitesse de convergence est restée toujours rapide. Seule la variation brusque appliquée sur k_p génère un dépassement supérieur à la limite désirée, ce dernier et le taux d'SNP injecté dans les autres cas de simulations sont restés inférieurs que leurs limites imposées cliniquement et l'erreur est négligeable en régime permanent.

En appliquant la modification e , la vitesse de convergence est restée toujours rapide mais le dépassement généré par l'une des variations ou perturbations appliquées a très légèrement diminuer sans aucun changement du taux d'SNP à injecter.

En conclusion, la commande EMCS avec modification σ donne le plus faible taux d'SNP nécessaire à injecter, de même que le dépassement pouvant être généré par l'un des cas de simulations appliquées avec une rapide vitesse de convergence.

3.13 LA COMMANDE EMCSE

De même que le EMCS, les gains variables constants K_e et K_{er} sont nuls, le signal de commande est donné par (1.8) et les gains variables sont définis dans l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.13.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La commande EMCSE assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté reste le même par rapport à la commande EMCS, la norme des gains variables converge rapidement et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.13.2-3.13.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur gain de sensibilité. Dans le cas de la variation en exponentielle, la convergence est plus rapide, et le dépassement est moins important. Le taux d'SNP injecté reste identique par rapport à la commande EMCS et les dépassements générés deviennent légèrement plus faible. L'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

Fig3.13.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. On remarque que l'erreur est bornée dans la limite imposée due à la nature de la composante respiratoire, et la convergence rapide.

Fig3.13.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est lente avec de légères oscillations en régime transitoire, le taux d'SNP injecté augmente brusquement lors de l'introduction de ces réflexes, le taux d'SNP injecté reste inchangé par rapport à la commande EMCS.

Fig3.13.6: Représente l'effet du gain de sensibilité k_p quand il prend sa valeur maximale 9. Le dépassement est inférieur à la limite imposée, le taux d'SNP infusé reste identique par rapport à la commande EMCS, la norme des gains variables converge assez rapidement, de même que la sortie du système et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.13.7: Représente l'effet de la saturation. Le taux d'SNP subit une variation très rapide ce qui crée un dépassement inférieur à la limite imposée, plus faible que le cas de la commande EMCS, de même que la commande et la norme des gains, l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Graphes de la commande EMCSE

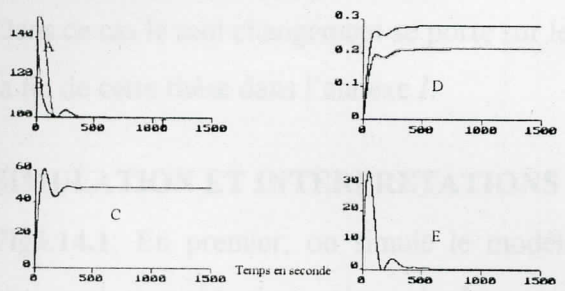


Fig3.13.1: La commande EMCSE, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

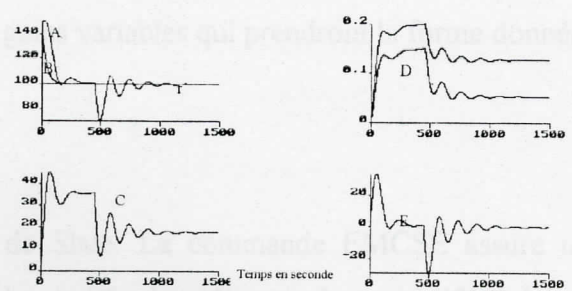


Fig3.13.2: Même cas que la fig3.13.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0026, \beta_1: 0.07$.

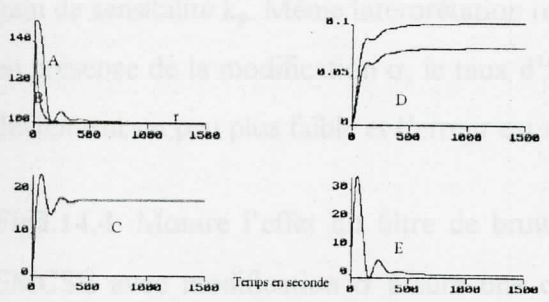


Fig3.13.3: Même cas que la fig3.13.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2, \alpha_1: 0.00123, \beta_1: 0.015$.

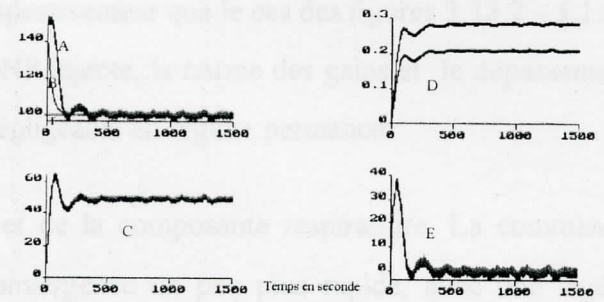


Fig3.13.4: Même cas que la fig3.13.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{exp}: 2, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

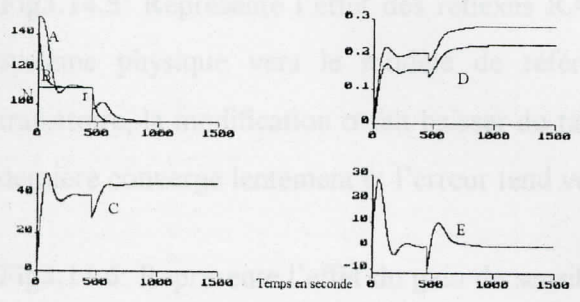


Fig3.13.5: Même cas que la fig3.13.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{exp}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

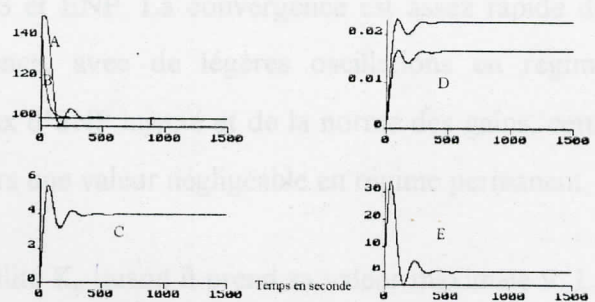


Fig3.13.6: Même cas que la fig3.13.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00035, \beta_1: 0.01$.

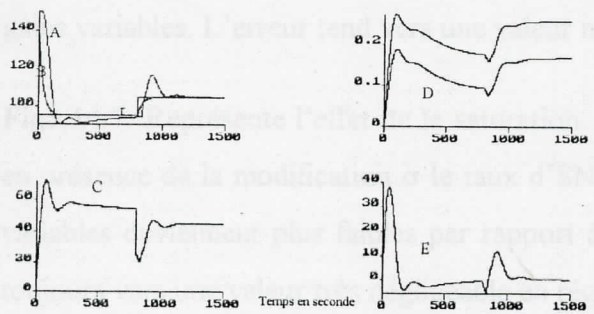


Fig3.13.7: Même cas que la fig3.13.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

Graphes de la commande EMCSE

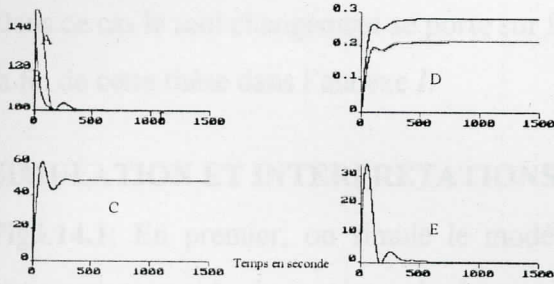


Fig3.13.1: La commande EMCSE, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 0.0035$, $\beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

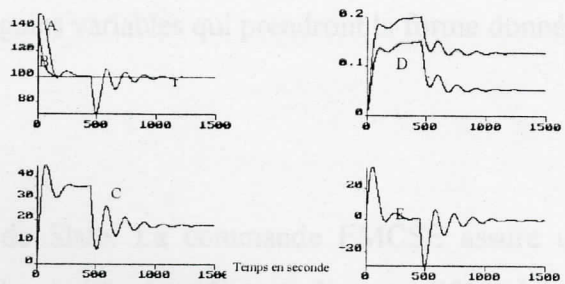


Fig3.13.2: Même cas que la fig3.13.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0026$, $\beta_1: 0.07$.

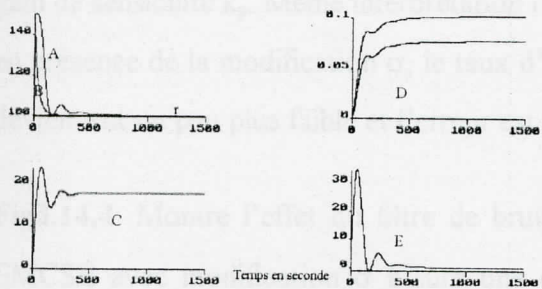


Fig3.13.3: Même cas que la fig3.13.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $\alpha_1: 0.00123$, $\beta_1: 0.015$.

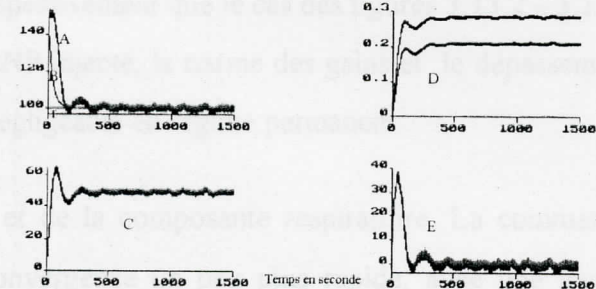


Fig3.13.4: Même cas que la fig3.13.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10$, $R_{exp}: 2$, $\alpha_1: 0.0035$, $\beta_1: 0.1$.

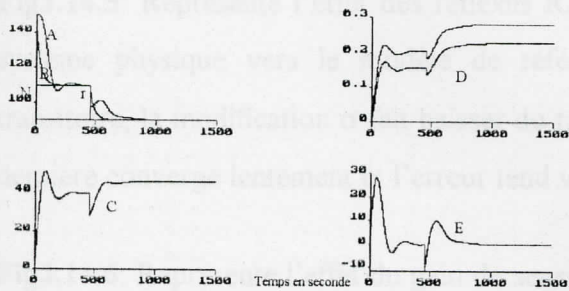


Fig3.13.5: Même cas que la fig3.13.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{exp}: 1.4$, $dP: 10$, $\alpha_1: 0.0035$, $\beta_1: 0.1$.

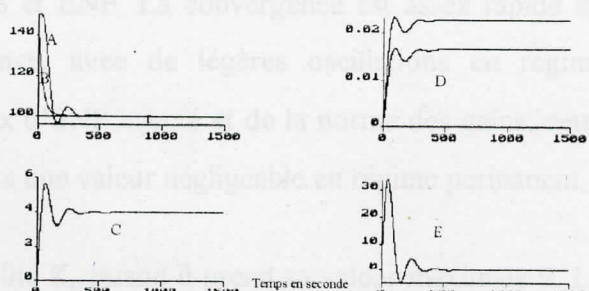


Fig3.13.6: Même cas que la fig3.13.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.00035$, $\beta_1: 0.01$.

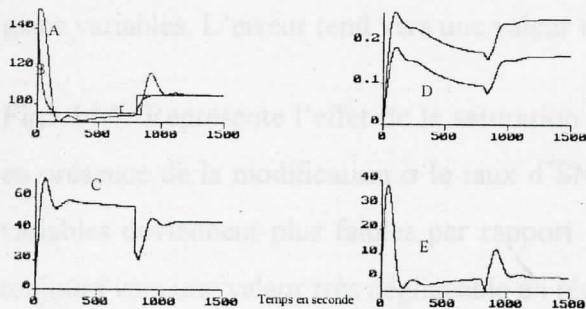


Fig3.13.7: Même cas que la fig3.13.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034$, $\beta_1: 0.1$.

3.14 COMMANDE EMCSE AVEC MODIFICATION σ

Dans ce cas le seul changement se porte sur les gains variables qui prendront la forme donnée à la fin de cette thèse dans l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.14.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La commande EMCSE assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté devient moins important en introduisant la modification σ à cette approche, de même que la norme des gains, avec une erreur négligeable en régime permanent.

Fig3.14.2-3.14.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur gain de sensibilité k_p . Même interprétation respectivement que le cas des figures 3.13.2 - 3.13.3 en présence de la modification σ , le taux d'SNP injecté, la norme des gains et le dépassement deviennent un peu plus faible et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig3.14.4: Montre l'effet du filtre de bruit et de la composante respiratoire. La commande EMCSE avec modification σ assure une convergence un peu plus rapide, avec une légère diminution du taux d'SNP, et de la norme des gains variables, avec une erreur bornée.

Fig3.14.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est assez rapide du système physique vers le modèle de référence, avec de légères oscillations en régime transitoire, la modification σ fait baisser du taux d'SNP injecté et de la norme des gains, cette dernière converge lentement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.14.6: Représente l'effet du gain de sensibilité K_p quand il prend sa valeur maximale 9. La convergence est rapide, avec un dépassement légèrement plus faible que celui généré par la commande EMCS avec modification σ , de même que le taux d'SNP infusé et la norme des gains variables. L'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig3.14.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.13.7, en présence de la modification σ le taux d'SNP injecté, le dépassement et la norme des gains variables deviennent plus faibles par rapport à la commande EMCSE simple et l'erreur tend toujours vers une valeur très négligeable en régime permanent.

Graphes de la Commande EMCSE avec modification σ

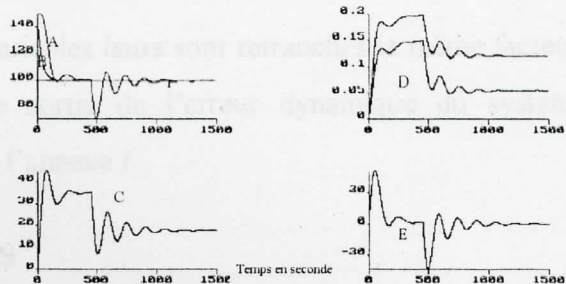
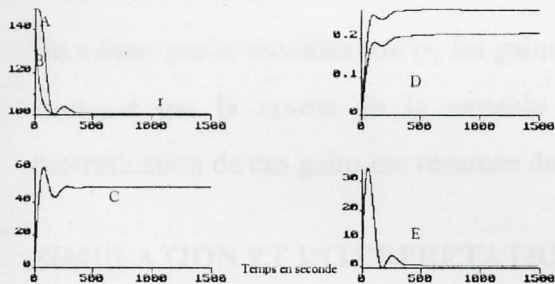


Fig3.14.1: La commande EMCSE avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

Fig3.14.2: Même cas que la fig3.14.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0026, \beta_1: 0.07$.

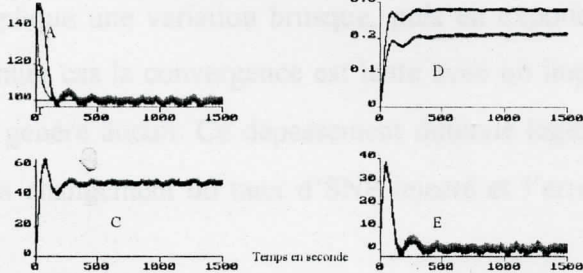
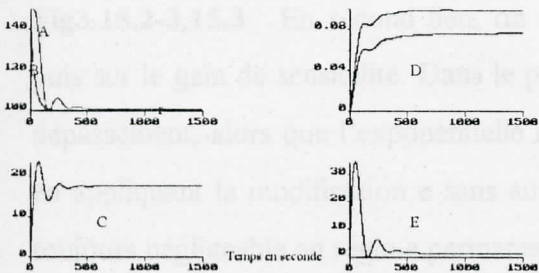


Fig3.14.3: Même cas que la fig3.14.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.00123, \beta_1: 0.015$.

Fig3.14.4: Même cas que la fig3.14.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{sp}: 2, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

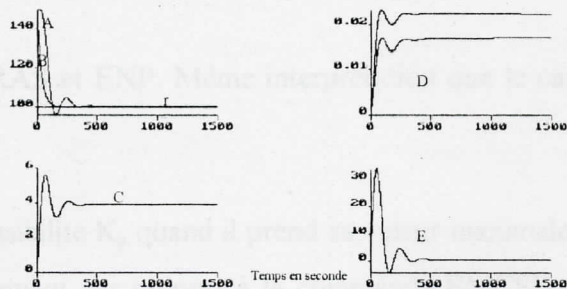
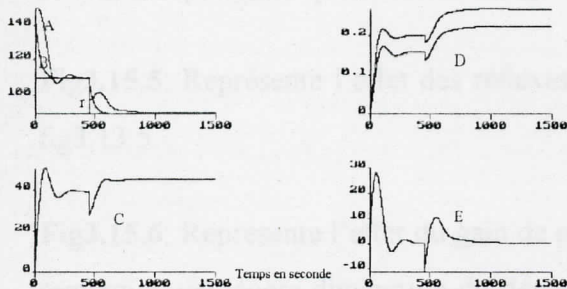


Fig3.14.5: Même cas que la fig3.14.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

Fig3.14.6: Même cas que la fig3.14.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00035, \beta_1: 0.01$.

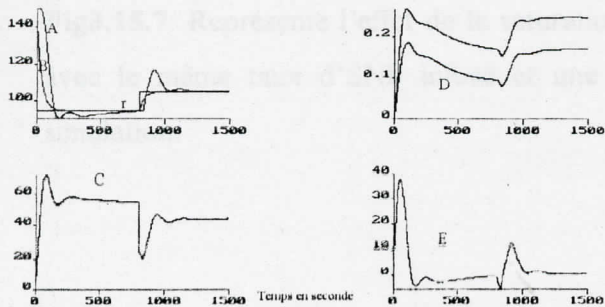


Fig3.14.7: Même cas que la fig3.14.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

3.15 LA COMMANDE EMCSE AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains variables leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. La détermination de ces gains est résumée dans l'annexe I.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig3.15.1: En premier lieu, on simule le modèle de Slate. La commande EMCSE assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté ne change pas en introduisant la modification e à cette approche, le reste est le même par rapport à la fig 3.13.1.

Fig3.15.2-3.15.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle puis sur le gain de sensibilité. Dans le premier cas la convergence est lente avec un important dépassement, alors que l'exponentielle ne génère aucun. Ce dépassement diminue légèrement en appliquant la modification e sans aucun changement du taux d'SNP injecté et l'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

Fig3.15.4: Montre toujours l'effet des activités stochastiques et de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig3.13.4 avec le même taux d'SNP injecté.

Fig3.15.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Même interprétation que le cas de la fig3.13.5.

Fig3.15.6: Représente l'effet du gain de sensibilité K_p quand il prend sa valeur maximale 9. On remarque une légère diminution du dépassement par rapport à la commande EMCSE simple, alors que le taux d'SNP infusé reste inchangé.

Fig3.15.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig3.13.7 avec le même taux d'SNP infusé et une légère baisse du dépassement généré par cette simulation.

Graphes de la commande EMCSE avec modification e

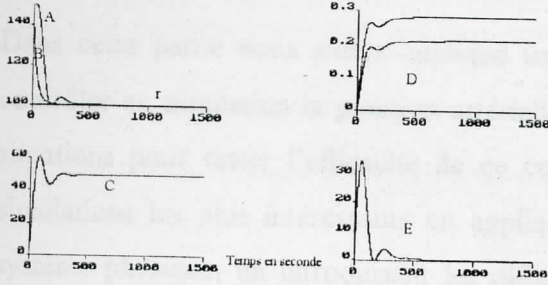


Fig3.16.1: La commande EMCSE avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$ valeurs nominales des paramètres du système
 A: sortie
 B: modèle de référence - r : référence.
 C: commande.
 D: norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E: erreur sur la sortie

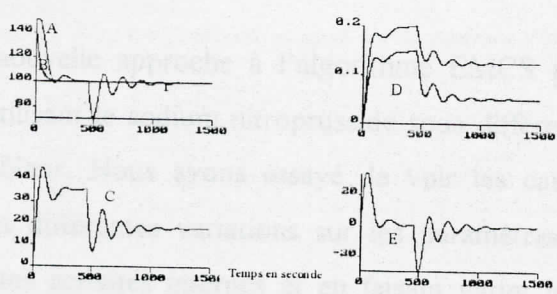


Fig3.16.2: Même cas que la fig3.16.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.0026, \beta_1: 0.07$.

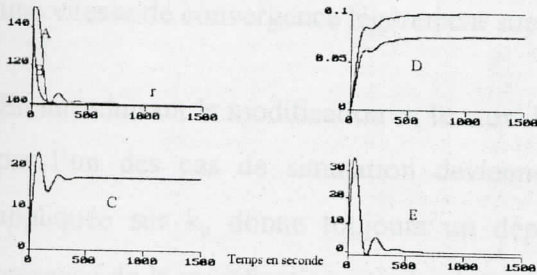


Fig3.16.3: Même cas que la fig3.16.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $\alpha_1: 0.00123, \beta_1: 0.015$.

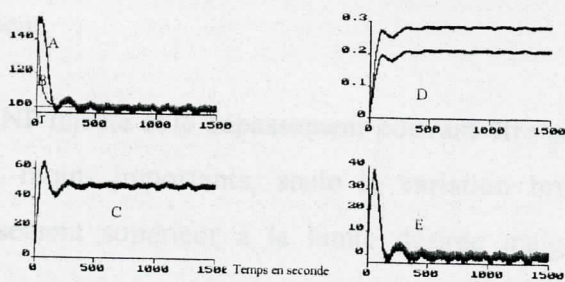


Fig3.16.4: Même cas que la fig3.16.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{ss}: 10, R_{exp}: 2, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

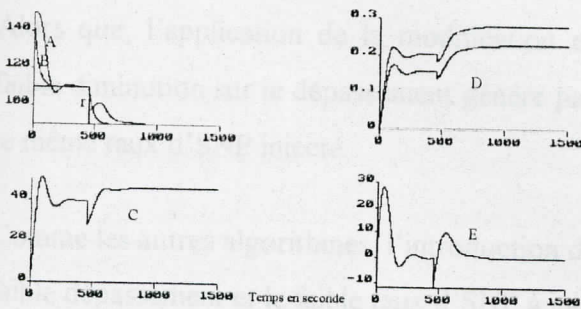


Fig3.16.5: Même cas que la fig3.16.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{exp}: 1.4, dP_i: 10, \alpha_1: 0.0035, \beta_1: 0.1$.

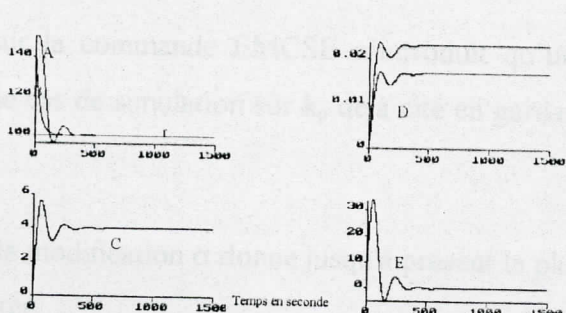


Fig3.16.6: Même cas que la fig3.16.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.00035, \beta_1: 0.01$.

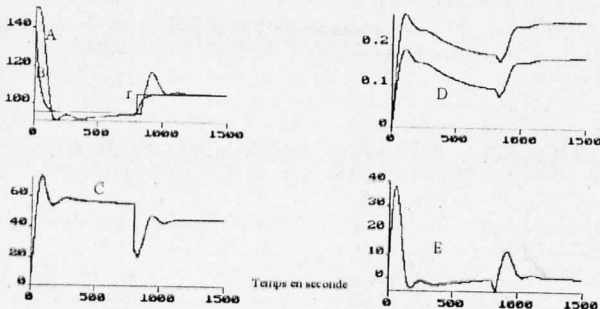


Fig3.16.7: Même cas que la fig3.16.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.0034, \beta_1: 0.1$.

Conclusion sur la commande EMCSE

Dans cette partie nous avons appliqué une nouvelle approche à l'algorithme EMCS pour contrôler en simulation la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside sous différentes situations pour tester l'efficacité de ce contrôleur. Nous avons essayé de voir les cas de simulations les plus intéressants en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique, en introduisant les différentes activités internes et en faisant varier leurs paramètres.

En appliquant l'algorithme EMCSE, nous avons constaté une diminution du dépassement généré par l'une des variations appliquées de l'introduction des activités internes et une légère baisse de façon générale dans le taux d'SNP injecté par rapport à la commande EMCS avec une vitesse de convergence légèrement supérieure.

En introduisant la modification σ , le taux d'SNP injecté et le dépassement pouvant être généré par l'un des cas de simulation deviennent moins importants, seule la variation brusque appliquée sur k_p donne toujours un dépassement supérieur à la limite désirée malgré la présence de la modification σ et la vitesse de convergence reste toujours rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Alors que, l'application de la modification e sur la commande EMCSE n'introduit qu'une faible diminution sur le dépassement généré par le cas de simulation sur k_p déjà cité en gardant le même taux d'SNP injecté.

Comme les autres algorithmes, l'introduction de la modification σ donne jusqu'à présent le plus faible dépassement et le faible taux d'SNP à injecter.

3.16 LA COMMANDE VSS

Le signal de commande VSS est représenté par (1.9) où ψ , K_s et z sont déjà définis dans le paragraphe 1.7 du chapitre I.

SIMULATION ET INTERPRETATION

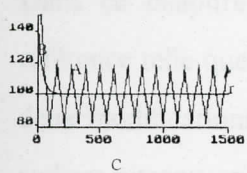
Dans les différents cas de simulation, que ce soit le modèle de Slate avec ou sans variations de ses paramètres ou l'introduction des différentes activités internes sur le système avec ou sans la variation de leurs paramètres, le taux d'SNP injecté reste très excité et atteint sa valeur maximale, l'erreur en sortie reste bornée mais le dépassement dépasse les limites imposées cliniquement, et en augmentant le gain de sensibilité à sa valeur maximale, le système devient instable. La commande VSS dans le cas de ce système n'assure pas la stabilité, la commande est très importante et très excitée et le dépassement de même.

Conclusion sur la commande VSS

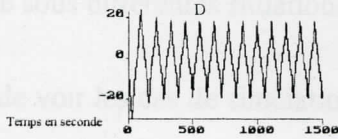
Cette partie concerne l'algorithme VSS qui a été désigné et appliqué en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside sous différentes situations. Pour tester l'efficacité de cette commande, nous avons essayé de voir les cas de simulations les plus intéressants en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique, en introduisant les différentes activités internes et en faisant varier leurs paramètres.

Nous avons constaté que l'application de la commande VSS à notre système ne pouvait pas assurer une poursuite stable selon les contraintes imposées sur la commande et le dépassement, ce dernier restait borné mais importants dans la plus part des simulations et en augmentant le gain de sensibilité à sa valeur maximale le système devenait instable.

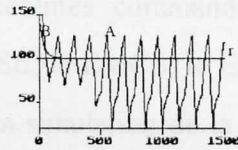
Graphes de la commande VSS



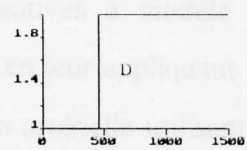
C



D



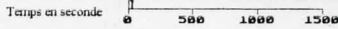
C



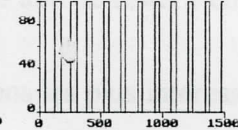
D



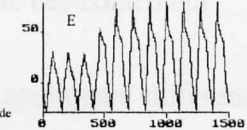
C



D



C

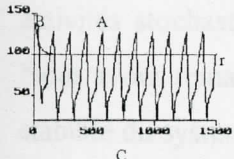


E

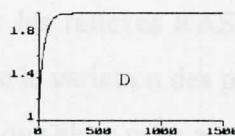
Fig3.16.1: La commande VSS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$ $\alpha: 0.4$, valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
B : modèle de référence - r : référence .
C : commande .
D : erreur sur la sortie

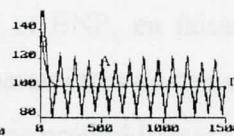
Fig3.16.2: Même cas que la fig3.16.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s.



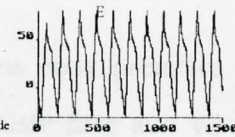
C



D



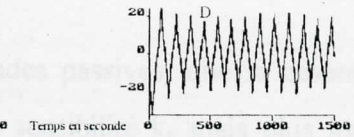
C



E



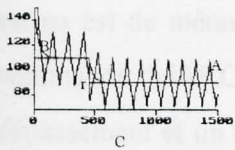
C



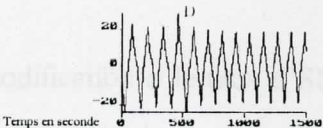
D

Fig3.16.3: Même cas que la fig3.16.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$.

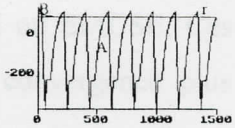
Fig3.16.4: Même cas que la fig3.16.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$.



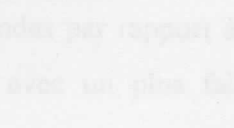
C



D



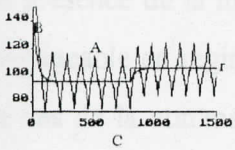
C



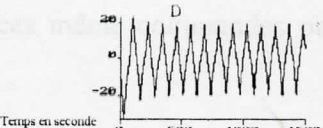
D

Fig3.16.5: Même cas que la fig3.16.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dp_r: 10$.

Fig3.16.6: Même cas que la fig3.16.1, avec $K_p: 9$.



C



D

Fig3.16.7: Même cas que la fig3.16.1, en incluant l'effet de la saturation.

Conclusion sur les commandes passives de la pression artérielle

Dans ce chapitre nous avons appliqué différentes commandes adaptatives à modèle de référence telle que le MRAC, le MCS, le MCSE, le EMCS, le EMCSE, en leur appliquant les deux modifications σ et e , pour le contrôle en simulation de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside sous différentes situations afin de tester l'efficacité de ces contrôleurs.

Nous avons essayé de voir les cas de simulations les plus intéressants en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique tel que le gain de sensibilité k_p et la constante de temps τ , comme le système physique est plus sensible aux variations de k_p que celle de τ , nous avons préféré laisser que les graphes concernant la variation du paramètre k_p . Par la suite nous avons introduit les différentes activités internes telle que la respiration, les activités stochastiques et les réflexes RAS et ENP, en faisant aussi varier leurs paramètres. Nous avons remarqué que la variation des paramètres de ces activités n'a pas d'influence sur la stabilité du système physique alors nous avons préféré laisser que l'essentiel.

Nous avons constaté dans cette première partie de commandes passives, que la commande MRAC est la moins robuste face aux variations du gain de sensibilité k_p mais plus lors de l'introduction des activités internes avec une vitesse de convergence lente. Alors que les commandes MCS et EMCS sont plus robustes et moins sensibles aux mêmes variations, ce qui est en est de même pour la commande MCSE ou EMCSE. Ces commandes par rapport à la commande MRAC assurent une vitesse de convergence plus élevée avec un plus faible dépassement et un taux d'SNP moins variable.

En introduisant la modification σ le taux d'SNP injecté, la norme des gains et le dépassement pouvant être généré par l'un des cas de simulation, deviennent moins importants, seule la variation brusque appliquée sur k_p donne un dépassement supérieur à la limite désirée, malgré la présence de la modification σ , la vitesse de convergence est toujours rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent alors qu'elle tend vers une valeur très faible acceptable dans le cas de la commande MRAC à cause du choix de la valeur de σ . Dans ce cas aussi nous avons constaté que ces mêmes commandes par rapport à la commande MRAC offraient une meilleure robustesse.

Alors que l'application de la modification e sur ces commandes n'introduisait qu'une faible diminution sur le dépassement généré par l'une des simulations appliquée, en gardant le même taux d'SNP injecté et la même norme de gains avec une erreur négligeable ne régime permanent.

En dernier nous avons appliqué la commande adaptative VSS, nous avons remarqué que celle ci ne peut garantir une bonne stabilité du système, en effet les contraintes imposées sur le dépassement et le taux d'SNP n'étaient plus respectés, cette commande conduisait dans la majorité ou dans tous les cas à l'instabilité.

Après avoir testé toutes ces commandes, nous avons conclu que la commande EMCSE en lui appliquant la modification σ , permet d'avoir les plus faibles dépassement et taux d'SNP dans les limites imposées cliniquement avec une erreur négligeable en régime permanent. En rappelant que cette commande est très robuste dans le cas de variation interne des paramètres du système, de perturbations externes et de non linéarités. De plus, il y a une indépendance totale entre le système physique et la commande, ce qui n'est pas le cas de la commande MRAC. Le seul inconvénient de cette commande est qu'elle est très sensible à la variation du temps de retard, ce qui est aussi le cas des autres commandes appliquées dans ce chapitre. Ce problème va être résolu dans le chapitre V, en introduisant le prédicteur de Smith.

COMMANDES ACTIVES DE LA PRESSION ARTERIELLE

Introduction

Après avoir présenté les différents commandés auto-ajustables dans le chapitre I, nous allons

présenter une commande active de la pression artérielle utilisant le SNP. Nous allons tout d'abord appliquer les commandes auto-ajustables simplifiées puis dans une seconde partie les expliciter après avoir identifié les paramètres du système et les paramètres du contrôleur par l'usage des méthodes d'identification RLS ou RELS.

Le but est de faire baisser la pression artérielle d'une pression initiale de 150mmHg à 100mmHg. Nous assumons que le modèle reliant la pression artérielle au taux d'SNP infusé est représenté par l'équation (2.8) du chapitre II.

COMMANDES

ACTIVES

DE LA PRESSION

ARTERIELLE

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig.4.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La commande GMV avec identification RLS, assure une convergence assez rapide du système physique vers la référence, avec une petite oscillation en régime transitoire, la commande se stabilise rapidement, de même que les paramètres du système et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig.4.1.3-4.1.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur la gain de sensibilité. La convergence est assez lente, due à la variation appliquée, avec un dépassement important suivie par de légères oscillations, qui s'atténuent lentement. Ces dernières, sont dues à celles générées par les paramètres du modèle qui nécessitent encore une perturbation pour converger. Le taux d'SNP doit être prescrite de manière à être constant tout le temps, le dépassement est moins important, mais en augmentant le facteur de proportionnalité λ , cela fait considérablement diminuer le dépassement et atténuer les oscillations, la convergence devient même plus rapide en régime transitoire. L'erreur est négligeable en régime permanent.

COMMANDES ACTIVES DE LA PRESSION ARTERIELLE

Introduction

Après avoir présenté les différentes commandes auto-ajustables dans le chapitre I, nous allons maintenant les appliquer pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le SNP. Nous allons tout d'abord appliquer les commandes auto-ajustables implicites puis dans une seconde partie les explicites après avoir identifier les paramètres du système et les paramètres du contrôleur par l'une des méthodes d'identification RLS ou RELS.

Le but est de faire baisser la pression artérielle d'une pression initiale de 150mmHg à 100mmHg. Nous assumons que le modèle reliant la pression artérielle au taux d'SNP infusée est représenté par l'équation (2.8) du chapitre II.

4.1 COMMANDE GMV AVEC IDENTIFICATION RLS

La fonction coût est donnée par (1.14) minimisée par la loi de contrôle à un pas de prédiction (1.17) après avoir posé les polynômes $P=R=1$, et déterminer les polynômes F et G de l'équation de diophantine (1.16) :

$F = 1 - a_1$ et $G = 1$ avec le polynôme Q défini dans [22] comme étant un filtre PI, contenant un facteur proportionnel λ et un facteur intégrateur μ .

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.1.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La commande GMV avec identification RLS, assure une convergence assez rapide du système physique vers la référence, avec une petite oscillation en régime transitoire, la commande se stabilise rapidement, de même que les paramètres du système et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig4.1.2-4.1.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est assez lente, due à la variation appliquée, avec un dépassement important suivie par de légères oscillations, qui s'atténuent lentement. Ces dernières, sont dues à celles générées par les paramètres du modèle qui finissent malgré cette perturbation par converger. Le taux d'SNP diminue presque de moitié. Dans le second cas, le dépassement est moins important, mais en augmentant le facteur de proportionnalité λ , cela fait considérablement diminuer le dépassement et amortir les oscillations, la commande devient moins brusque en régime transitoire. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig4.1.4: Montre l'effet du bruit et de la respiration. La convergence est rapide, avec une erreur bornée due à la présence de la composante respiratoire mais acceptable. L'effet de cette perturbation est visible sur les paramètres du modèle, dont la convergence est rapide.

Fig4.1.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La commande GMV assure une convergence assez rapide du système physique vers la référence, le taux d'SNP augmente brusquement après l'introduction des deux perturbations, à cet instant les paramètres du modèle présentent des oscillations puis convergent rapidement. Mais l'erreur est négligeable en régime permanent, on ne remarque aucun dépassement mais de faibles oscillations.

Fig4.1.6 : Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Le dépassement est important en régime transitoire. Mais en augmentant le facteur λ , les oscillations deviennent plus faibles, ce qui est aussi constaté au niveau des paramètres. Le dépassement devient acceptable et la commande moins importante, et l'erreur tend est négligeable en régime permanent.

Fig4.1.7 : Représente l'effet de la saturation. Nous avons remarqué que cette saturation lorsqu'elle est arrêtée, le taux d'SNP subit une variation très rapide, à cet instant les paramètres du modèle génèrent une oscillation, puis convergent très rapidement, la convergence est assez rapide, avec un faible dépassement en régime transitoire et une erreur négligeable en régime permanent.

Graphes de la commande GMV avec identification RLS

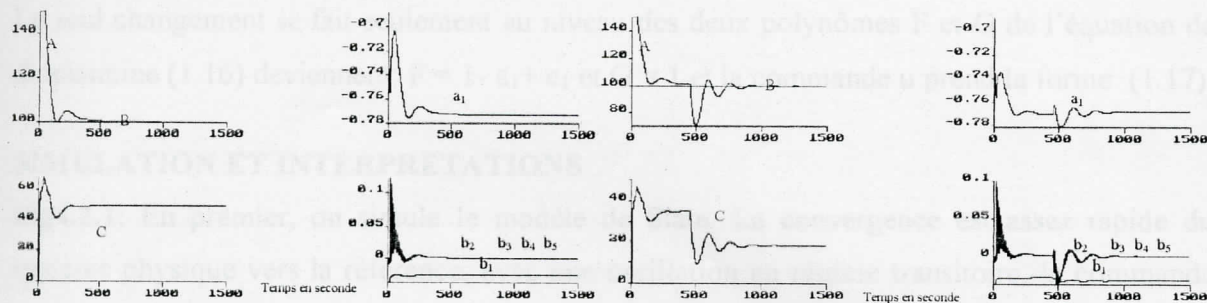


Fig 4.1.1: Commande GMV avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_1: 10s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \lambda: 1.1, \mu: 0.05$ valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.
B : référence
C : commande
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig4.1.2 : Même cas que la fig4.1.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\lambda: 1.6, \mu: 0.05$.

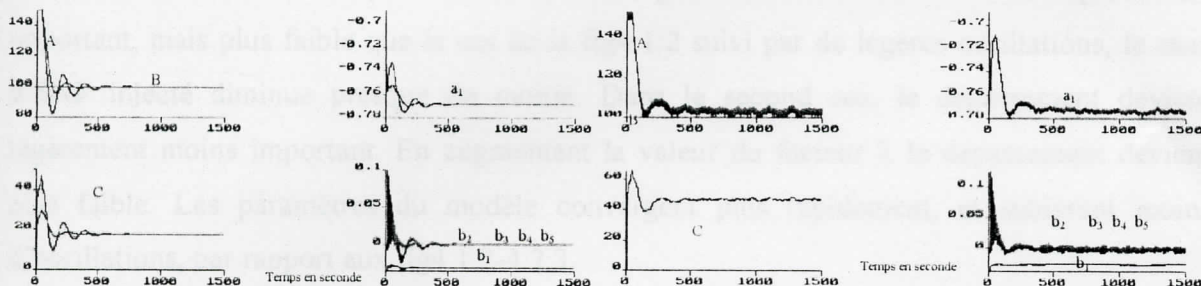


Fig4.1.3 : Même cas que la fig4.1.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \lambda: 1.6-2.5, \mu: 0.05$.

Fig4.1.4 : Même cas que la fig4.1.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{sp}: 2, \lambda: 1.2, \mu: 0.05$.

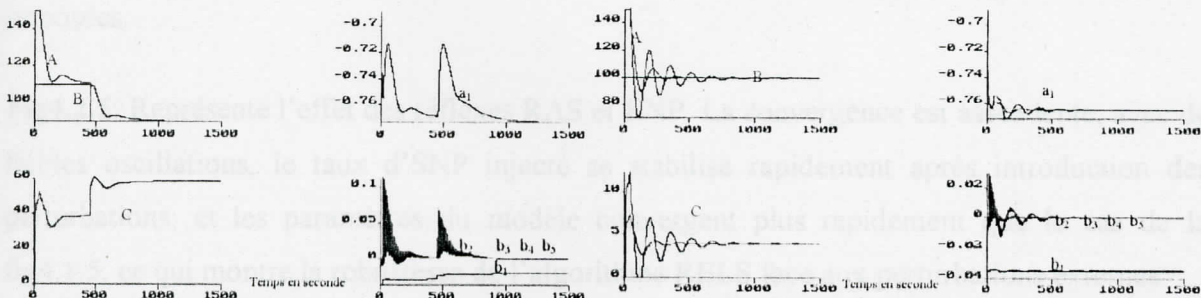


Fig4.1.5 : Même cas que la fig4.1.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_r: 10, \lambda: 1.1, \mu: 0.05$.

Fig4.1.6 : Même cas que la fig4.1.1, avec $K_p: 9, \lambda: 6-10, \mu: 0.05$.

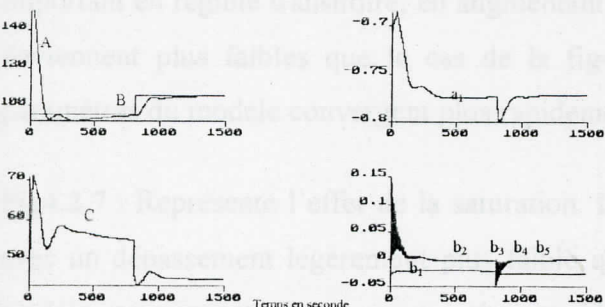


Fig4.1.7 : Même cas que la fig4.1.1, en incluant l'effet de la saturation, $\lambda: 1.2, \mu: 0.05$.

4.2 COMMANDE GMV AVEC IDENTIFICATION RELS

Le seul changement se fait seulement au niveau des deux polynômes F et G de l'équation de diophantine (1.16) deviennent: $F = 1 - a_1 + c_1$ et $G = 1$ et la commande u prend la forme (1.17).

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.2.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est assez rapide du système physique vers la référence, avec une oscillation en régime transitoire, la commande se stabilise rapidement et l'erreur est négligeable en régime permanent. On remarque une convergence plus rapide des paramètres du modèle que le cas de la fig4.1.1.

Fig4.2.2-4.2.3: En second, lieu on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. Dans le premier cas, la convergence est assez lente avec un dépassement important, mais plus faible que le cas de la fig4.1.2 suivi par de légères oscillations, le taux d'SNP injecté diminue presque de moitié. Dans le second cas, le dépassement devient légèrement moins important. En augmentant la valeur du facteur λ le dépassement devient plus faible. Les paramètres du modèle convergent plus rapidement, et subissent moins d'oscillations, par rapport aux fig4.1.2-4.2.3.

Fig4.2.4 : Montre l'effet du bruit et de la respiration. La convergence reste toujours rapide, la sortie reste bornée à cause de la nature de la composante respiratoire dans les limites imposées.

Fig4.2.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est assez lente, avec de faibles oscillations, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement après introduction des perturbations, et les paramètres du modèle convergent plus rapidement que le cas de la fig4.1.5, ce qui montre la robustesse de l'algorithme RELS face aux perturbations externes.

Fig4.2.6 : Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. On remarque un dépassement important en régime transitoire, en augmentant le facteur λ les oscillations et le dépassement, deviennent plus faibles que le cas de la fig4.1.6, la commande moins importante et les paramètres du modèle convergent plus rapidement avec moins d'oscillations.

Fig4.2.7 : Représente l'effet de la saturation. La convergence dans ce cas, est un peu lente, avec un dépassement légèrement plus faible que le cas de la fig4.1.7, et les paramètres du modèle convergent dans ce cas plus rapidement. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Graphes de la commande GMV avec identification RELS

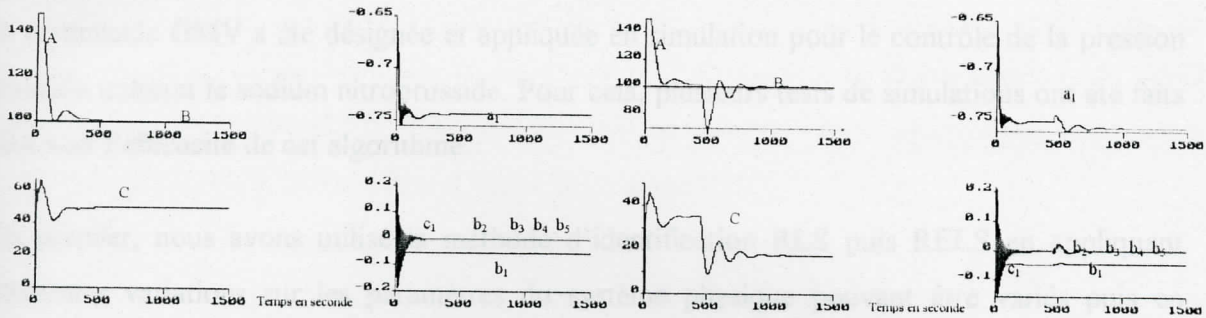


Fig 4.2.1: Commande GMV avec identification RELS, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 10s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \lambda: 1.1, \mu: 0.05$.
valeurs nominales des paramètres du système
A : sortie.
B : référence
C : commande.
 a_1 et b_1 : paramètres estimés du modèle.

Fig4.2.2 : Même cas que la fig4.1.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à $450s, \lambda: 1.6, \mu: 0.05$.

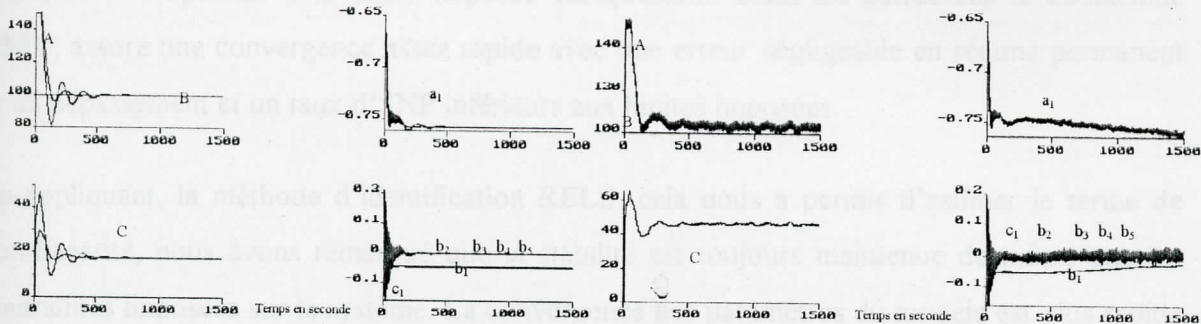


Fig4.2.3 : Même cas que la fig4.2.1, avec une variation exponentielle de $K_p: 1-2, \lambda: 1.6-2.5, \mu: 0.05$.

Fig4.2.4 : Même cas que la fig4.2.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{esp}: 2, \lambda: 1.2, \mu: 0.05$.

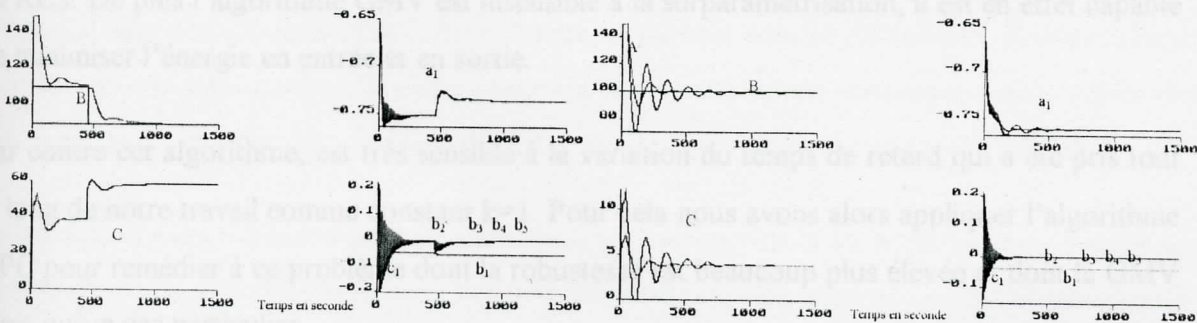


Fig4.2.5 : Même cas que la fig4.2.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dp_r: 10, \lambda: 1.1, \mu: 0.05$.

Fig4.2.6 : Même cas que la fig4.2.1, avec $K_p: 9, \lambda: 6-10, \mu: 0.05$.

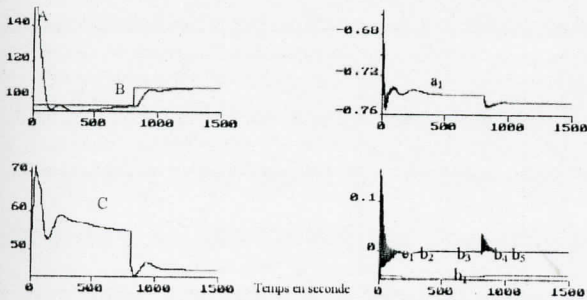


Fig4.2.7 : Même cas que la fig4.2.1, en incluant l'effet de la saturation, $\lambda: 1.2, \mu: 0.05$.

Conclusion sur la commande GMV

La commande GMV a été désignée et appliquée en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Pour cela, plusieurs tests de simulations ont été faits pour voir l'efficacité de cet algorithme.

En premier, nous avons utilisé la méthode d'identification RLS puis RELS en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique pouvant être variés puis en introduisant les activités internes telle que la composante respiratoire, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP pour voir leur effet sur la pression sanguine. D'après les résultats obtenus, seule la variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité donne un dépassement supérieur à la limite imposée cliniquement. Dans les autres cas la commande GMV, assure une convergence assez rapide avec une erreur négligeable en régime permanent et un dépassement et un taux d'SNP inférieurs aux limites imposées.

En appliquant, la méthode d'identification RELS, cela nous a permis d'estimer le terme de non-linéarité, nous avons remarqué que la stabilité est toujours maintenue de même que les contraintes imposées sur le système. La convergence des paramètres du modèle est plus rapide avec moins d'oscillations, ce qui prouve la bonne robustesse de l'algorithme RELS par rapport au RLS. De plus l'algorithme GMV est insensible à la surparamétrisation, il est en effet capable de minimiser l'énergie en entrée et en sortie.

Par contre cet algorithme, est très sensible à la variation du temps de retard qui a été pris tout le long de notre travail comme constant $k=1$. Pour cela nous avons alors appliqué l'algorithme GPC pour remédier à ce problème dont la robustesse est beaucoup plus élevée et dont le GMV n'est qu'un cas particulier.

4.3 LE CONTROLEUR PREDICTIVE GENERALISE OU GPC

La fonction coût (1.19) est minimisée par la loi de contrôle (1.20) avec λ représentant un facteur de pesée, les G_j sont déterminés à partir de l'équation de diophantine (1.18) après l'avoir initialiser. [33,34,35,39]. Deux cas simulations sont considérés, sachant que nous avons pris $N_1=1$ et $NU=1$, λ fixe en faisant varier N_2 comme suit :

dans un premier cas N_2 atteint la 9^{ème} prédiction

dans un second cas N_2 atteint la 12^{ème} prédiction

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.3.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est assez rapide du système physique vers la référence, sans aucun dépassement, le taux d'SNP injecté se stabilise lentement. Mais en augmentant N_2 la vitesse de convergence augmente considérablement et le taux d'SNP injecté augmente plus rapidement, il est lisse et l'erreur est négligeable en régime permanent. Les paramètres du modèle convergent assez rapidement.

Fig4.3.2-4.3.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est assez lente, avec un dépassement important suivi par une oscillation en régime permanent, le taux d'SNP diminue presque de moitié. En augmentant N_2 la convergence devient plus rapide, mais crée plus d'oscillations qui s'atténuent lentement, avec un dépassement légèrement supérieur au précédent. Dans le second cas, le dépassement est légèrement supérieur que la limite imposée. On remarque, une convergence plus rapide des paramètres du modèle, dans le second cas à cause de la nature de la variation appliquée.

Fig4.3.4a-4.3.4b: Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. La convergence est assez rapide du système physique et des paramètres du modèle, avec une erreur bornée dans la limite imposée. L'effet de ces deux perturbations est bien visible sur la sortie. En augmentant N_2 la vitesse de convergence augmente, ce qui crée quelques oscillations même au niveau de la commande. Cette perturbation n'a aucune influence sur la stabilité du système.

Fig4.3.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La commande GPC assure une convergence assez rapide du système physique vers la référence, le taux d'SNP augmente rapidement à l'introduction des deux réflexes. Lorsque N_2 augmente, cela fait accélérer la vitesse de convergence. Les paramètres du modèle convergent assez rapidement à cause de la nature de la perturbation sur lesquels l'effet est bien visible.

Fig4.3.6: Représente l'effet du gain de sensibilité K_p lorsqu'il est égal à 9. La convergence est assez lente, la commande est lisse. En augmentant N_2 la vitesse de convergence augmente, en créant un dépassement un peu supérieur à la limite imposée, le taux d'SNP devient très faible dans le cas de cette simulation. L'erreur est toujours négligeable en régime permanent. Dans ce cas, on remarque une convergence assez rapide des paramètres du modèle.

Fig4.3.7: Effet de la saturation. Dans ce cas de simulation, la convergence est assez lente avec un dépassement avant et après l'arrêt du dosage, le taux d'SNP injecté subit des variations lentes. Lorsque N_2 est augmenté, la vitesse de convergence augmente ce qui fait augmenter le dépassement mais l'erreur est négligeable en régime permanent. L'effet de cette perturbation est aussi visible sur les paramètres du modèle dont la convergence est plus ou moins lente.

Fig4.3.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α en lui appliquant une variation brusque. La commande GPC avec identification RLS assure une convergence assez lente du système physique vers la référence. Cette variation génère un dépassement supérieur à la limite désirée. En augmentant N_2 la convergence devient plus rapide, de même que le dépassement et la vitesse de variation du taux d'SNP. Dans tous les cas l'erreur est négligeable en régime permanent et les paramètres convergent assez rapidement.

Graphes de la commande GPC avec identification RLS

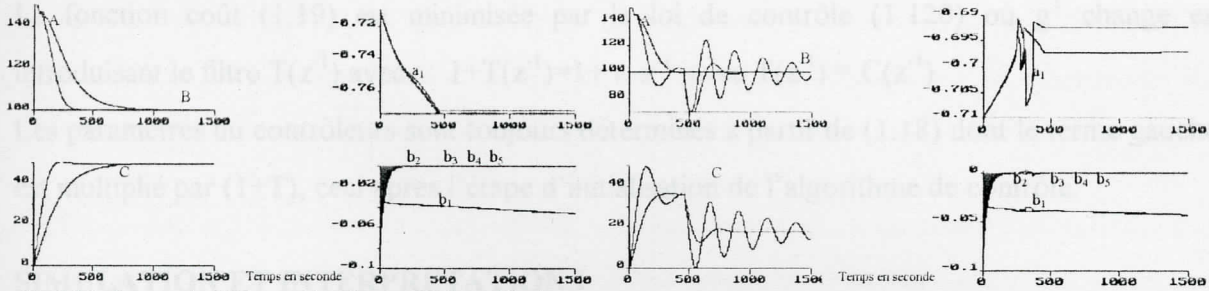


Fig 4.3.1: Commande GPC avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_1: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\lambda: 0.8$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.
B : référence
C : commande.

a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig4.3.2 : Même cas que la fig4.3.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\lambda: 0.8$.

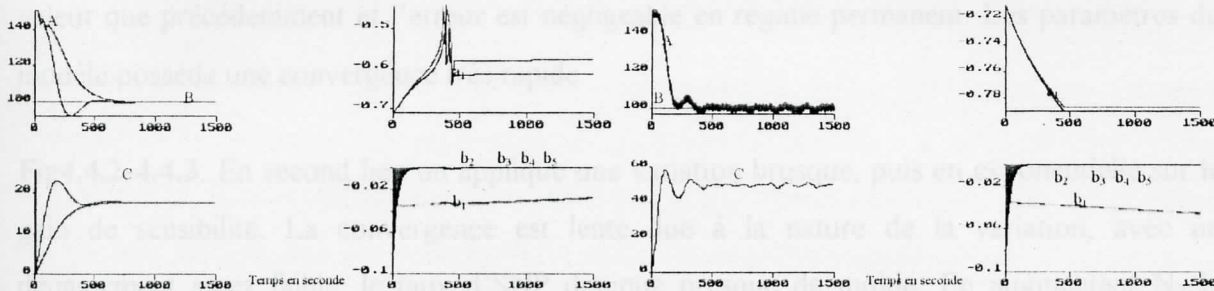


Fig4.3.3 : Même cas que la fig4.3.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$, $\lambda: 0.8$.

Fig4.3.4 : Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{sp}: 2$, $\lambda: 0.8$.

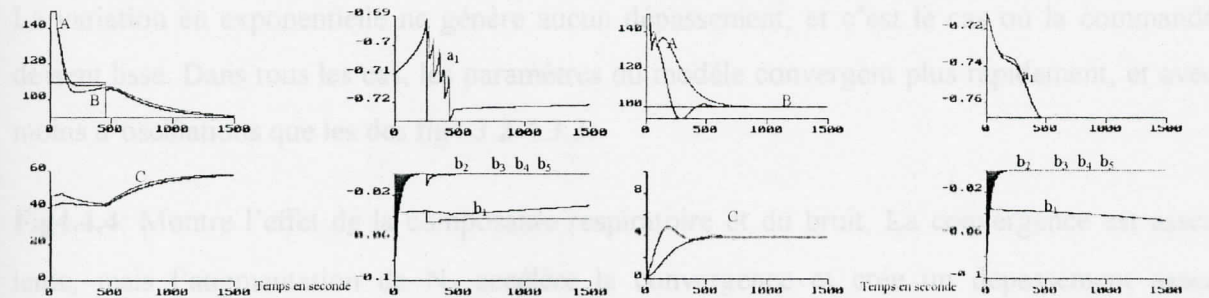


Fig4.3.5 : Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dp: 10$, $\lambda: 0.8$.

Fig4.3.6 : Même cas que la fig4.3.1, avec $K_p: 9$, $\lambda: 0.8$.

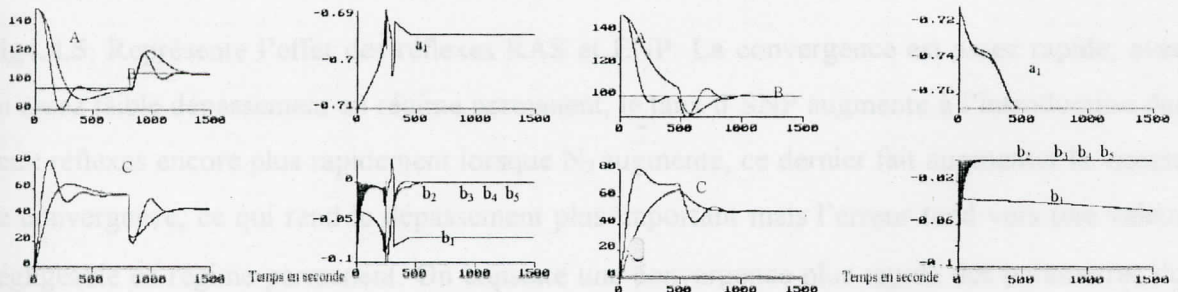


Fig4.3.7 : Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet de la saturation, $\lambda: 0.8$.

Fig4.3.8 : Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet de la variation brusque de $\alpha: 0-0.4$ à 450s, $\lambda: 0.8$.

4.4. LE CONTROLEUR PREDICTEUR GENERALISE ET LE FILTRE $T(z^{-1})$

La fonction coût (1.19) est minimisée par la loi de contrôle (1.120) où g^T change en introduisant le filtre $T(z^{-1})$ avec : $1+T(z^{-1})=1+t_1 z^{-1}$ avec $T(z^{-1}) = C(z^{-1})$

Les paramètres du contrôleurs sont toujours déterminés à partir de (1.18) dont le terme gauche est multiplié par $(1+T)$, ceci après l'étape d'initialisation de l'algorithme de contrôle.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.4.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est assez lente sans aucun dépassement, le taux d'SNP injecté est lisse. En augmentant N_2 la vitesse de convergence augmente considérablement, en générant un dépassement légèrement supérieur à la limite imposée, dans ce cas aussi le taux d'SNP injecté augmente plus rapidement et atteint la même valeur que précédemment et l'erreur est négligeable en régime permanent. Les paramètres du modèle possède une convergence très rapide.

Fig4.4.2-4.4.3: En second lieu on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est lente due à la nature de la variation, avec un dépassement assez faible, le taux d'SNP diminue presque de moitié. En augmentant N_2 la convergence devient plus rapide, mais crée un dépassement légèrement supérieur au précédent. La variation en exponentielle ne génère aucun dépassement, et c'est le cas où la commande devient lisse. Dans tous les cas, les paramètres du modèle convergent plus rapidement, et avec moins d'oscillations que les des fig4.3.2-4.3.3.

Fig4.4.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. La convergence est assez lente, mais l'augmentation de N_2 accélère la convergence et crée un dépassement assez important. L'erreur est bornée dans la limite imposée, l'effet du bruit est bien visible car $k_{sa}=10$. La convergence des paramètres du modèle est plus rapide que le cas de la fig4.3.4.

Fig4.4.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est assez rapide, avec un assez faible dépassement en régime permanent, le taux d'SNP augmente à l'introduction des deux réflexes encore plus rapidement lorsque N_2 augmente, ce dernier fait augmenter la vitesse de convergence, ce qui rend le dépassement plus important mais l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent. On constate une convergence plus rapide des paramètres du modèle avec moins d'oscillations, ce qui prouve la bonne robustesse de l'algorithme RELS dans l'estimation du terme de non linéarité.

Fig4.4.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p=9$. La convergence est lente avec d'importantes oscillations. La commande se stabilise lentement, le taux d'SNP devient très faible dans le cas de cette simulation et l'erreur est négligeable en régime permanent. En augmentant N_2 la vitesse de convergence augmente, avec un dépassement assez important

Fig4.4.7 : Représente l'effet de la saturation. La commande GPC avec identification RELS fait converger assez lentement le système physique vers la référence avec un important dépassement durant l'effet de la saturation et au moment où on l'arrête. En augmentant N_2 le dépassement augmente et la vitesse de convergence augmente. Le taux d'SNP se stabilise lentement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent, avec une meilleure convergence des paramètres du modèle par rapport à la fig4.3.7.

Fig4.4.8 : Représente l'effet du facteur de recirculation α , en lui appliquant une variation brusque. La convergence est lente, avec un dépassement supérieur à la limite désirée. En augmentant N_2 le dépassement augmente, de même que la vitesse de convergence. On constate une meilleure convergence des paramètres du modèle avec moins d'oscillations et plus rapide.

Graphes de la commande GPC avec le filtre T

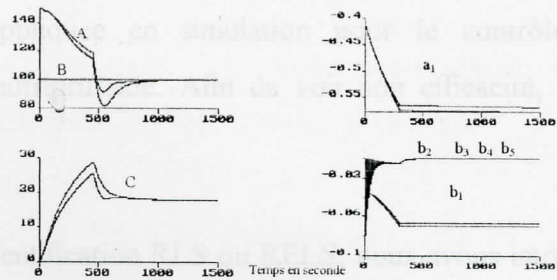
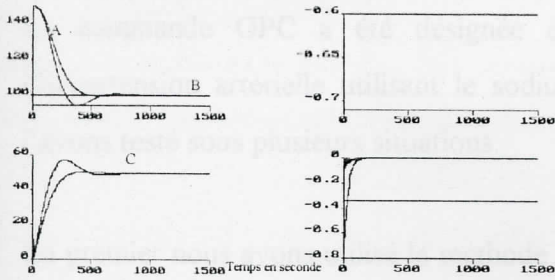


Fig4.4.1: La commande GPC avec identification RELS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_1: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\lambda: 0.8$. valeurs nominales des paramètres du système
 A_i : sortie
 B_i : référence
 C_i : commande
 a_i, b_i, c_i : paramètres du modèle.

Fig4.4.2: La commande GPC avec identification RELS, variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\lambda: 0.8$. les paramètres du système prennent leurs valeurs

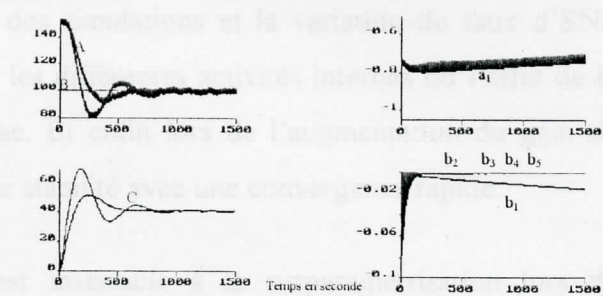
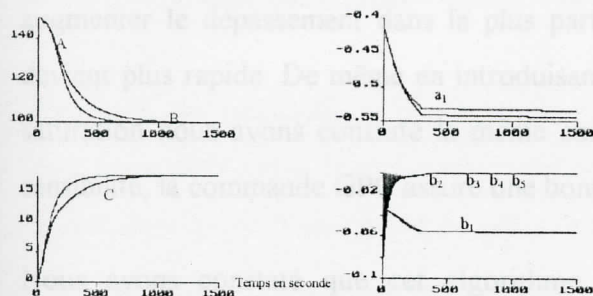


Fig4.3.3: Même cas que la fig4.3.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$, $\lambda: 0.8$.

Fig4.3.4: Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{sp}: 2$, $\lambda: 0.8$

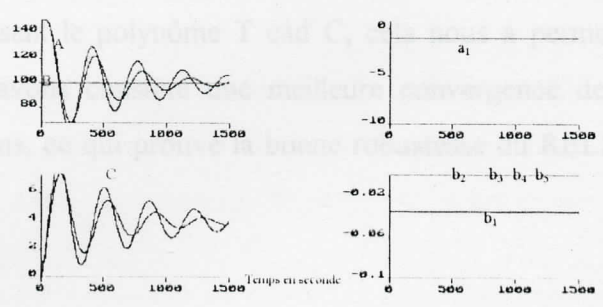
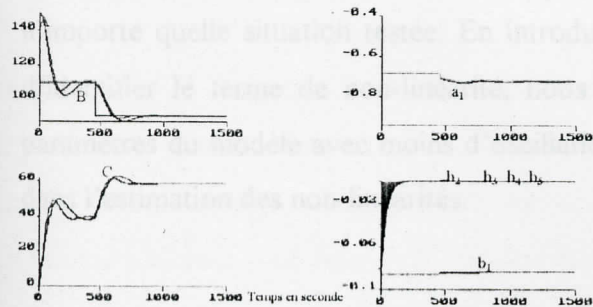


Fig4.3.5: Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{exp}: 1.4$, $dP_1: 10$, $\lambda: 0.8$.

Fig4.3.6: Même cas que la fig4.3.1, avec $K_p: 9$, $\lambda: 0.8$.

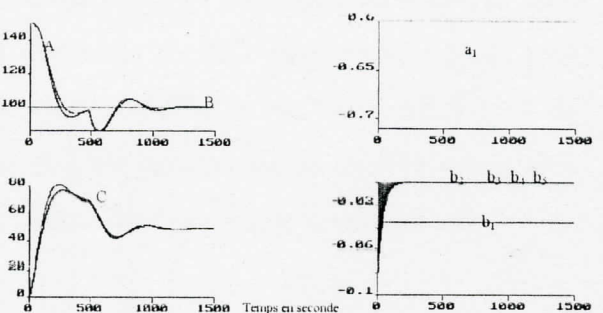
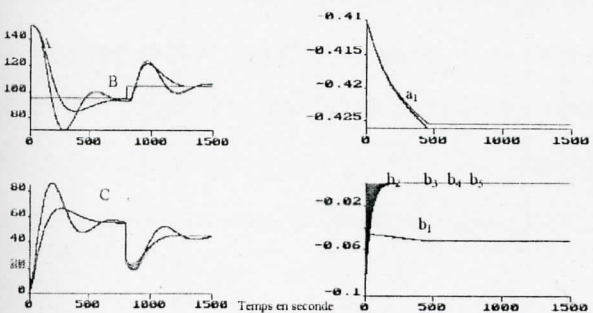


Fig4.3.7: Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet de la saturation, $\lambda: 0.8$.

Fig4.3.8: Même cas que la fig4.3.1, en incluant l'effet de la variation brusque de $\alpha: 0-0.4$ à 450s, $\lambda: 0.8$.

Conclusion sur la commande GPC

La commande GPC a été désignée et appliquée en simulation pour le contrôle de l'hypertension artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Afin de voir son efficacité, nous l'avons testé sous plusieurs situations.

En premier nous avons utilisé la méthode d'identification RLS ou RELS, nous avons introduit la commande GPC en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique, nous avons remarqué que la convergence est assez lente du système physique vers la référence avec un taux d'SNP presque lisse et un dépassement plus ou moins important selon les simulations. En augmentant le facteur N_2 , la vitesse de convergence augmente en faisant augmenter le dépassement dans la plus part des simulations et la variation du taux d'SNP devient plus rapide. De même en introduisant les différentes activités internes ou l'effet de la saturation nous avons constaté la même chose. Et enfin lors de l'augmentation du gain de sensibilité, la commande GPC assure une bonne stabilité avec une convergence rapide.

Nous avons constaté que cet algorithme est insensible à la surparamétrisation lors de l'introduction des activités internes ou à la variation du terme de recirculation qui introduit la variation du temps de retard, la robustesse de cet algorithme est toujours maintenue dans n'importe quelle situation testée. En introduisant le polynôme T c-à-d C, cela nous a permis d'identifier le terme de non-linéarité, nous avons constaté une meilleure convergence des paramètres du modèle avec moins d'oscillations, ce qui prouve la bonne robustesse du RELS dans l'estimation des non-linéarités.

4.5 LE CONTROLEUR PAR PLACEMENT DE POLE EXPLICITE AVEC IDENTIFICATION RLS

La loi de contrôle de la forme (1.26) où $F(z^{-1})$ et $G(z^{-1})$ sont déterminés après résolution de l'équation de diophantine (1.28) en spécifiant le polynôme $T(z^{-1})$ (1.27) voir [4] tel que :

$$1+T(z^{-1})=1-0.82 z^{-1}$$

Ce pôle correspond à une constante de temps de 75,6s dérivée de la réponse en boucle fermée.

Noter que le temps d'établissement est de 378s qui correspond avec la gamme recommandée par [1,2,3]. L'expansion du polynôme $B(z^{-1})$, peut introduire le problème d'annulation de pôles et de zéros, ceci peut conduire à des difficultés avec la solution de l'équation de diophantine [57], quand l'ordre du polynôme $A(z^{-1})$ n'est pas bien choisi [33]. Pour éviter tout problème de ce genre, une solution de résoudre l'équation de diophantine :

$$AF + z^k BG = T$$

Est proposée par minimisation récursive de $((AF + z^k BG) - T)$ de manière des moindres carrées, qui n'aura pas à faire à une inversion de matrice, pouvant générer le problème de singularité dans le cas d'annulation de pôles et de zéros [27]. Cependant, cela fera augmenter le temps de calcul de façon considérable. Nous avons alors utilisé cette méthode, déjà citée dans le paragraphe 1.11.7 du chapitre I. Les pôles en boucle fermée doivent se déplacer vers les valeurs spécifiées par le polynôme $T(z^{-1})$ avec la contrainte que

$$n_f = n_b + k - 1, \quad n_g = n'_a - 1 \quad \text{et} \quad n_t \leq n'_a + k - n'_c$$

où $n'_a = n_a + 1$ et $n'_c = n_c + 1$ avec n'_a l'ordre de $\Delta A(z^{-1})$ et n'_c celui de $\Delta C(z^{-1})$. Dans notre cas $n_a=1$ donc $n_g=1$ est un scalaire, $n_b=5$ et comme $k=1$ alors $n_f = n_b$. Dans le cas où l'algorithme des moindres carrés récursif RLS serait utilisé, le polynôme $C(z^{-1}) = 1$ et les seuls polynômes à estimer sont donc $A(z^{-1})$ et $B(z^{-1})$.

Avant de lancer le contrôle par l'auto-ajustable, il est préférable de commencer le contrôle durant 20 périodes d'échantillonnages par un contrôleur PID fixe par raison de sécurité, qui a été désigné par le modèle simplifié. Les valeurs optimales du PID obtenue voir [4,6] sont ajustées pour générer une faible commande initiale pour les différents cas de patient. Le but de commencer à contrôler par un PID fixe, est pour que les paramètres du modèle soient plus sensibles que leurs valeurs initiales nulles. Pour un patient dont le gain de sensibilité est :

$$K_p = -9 \text{ à } -2 \quad p_{11} = 0.06, \quad p_{22} = -0.02, \quad p_{33} = -0.1$$

$$K_p = -2 \text{ à } -0.25 \quad p_{11} = 0.2, \quad p_{22} = -0.1, \quad p_{33} = -0.4$$

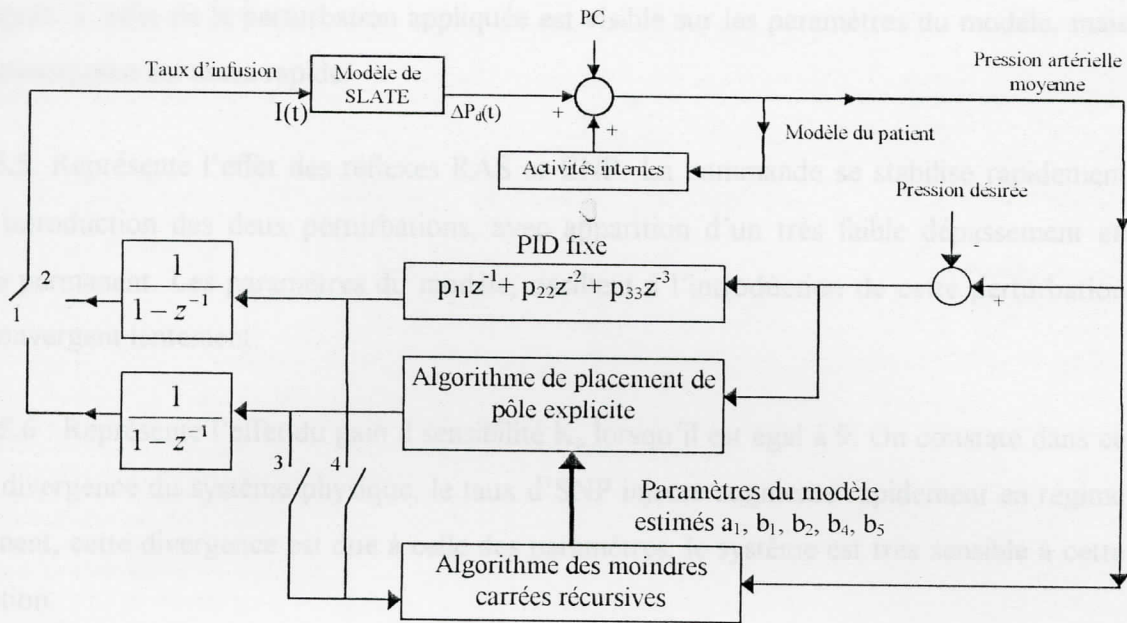


Fig : Diagramme block de simulation, incluant l'auto-ajustable par placement de pôle et le schéma d'initialisation

1. Initialement, le relais 2 est fermé (contrôle par le PID fixe)
2. Puis, le relais 2 et 4 sont fermés (estimation et contrôle par PID fixe durant 10 périodes d'échantillonnage)
3. Finalement, les relais 1 et 3 sont fermés (2 et 4 sont ouverts) (contrôleur par l'auto-ajustable)

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.5.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La commande par placement de pôle explicite avec identification RLS, assure une convergence assez lente du système physique vers la référence, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement de même, la convergence des paramètres du modèle est assez rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig4.5.2-4.5.3: En second lieu, on applique une variation brusque, en exponentielle sur k_p . On remarque un important dépassement suivi par de légères oscillations. Le taux d'SNP diminue presque de moitié, alors qu'il se stabilise plus rapidement dans le second cas de simulation, avec une convergence plus rapide. Ces oscillations sur la commande et la sortie du système, sont dues aux oscillations des paramètres du modèle, qui convergent lentement après introduction de cette perturbation.

Fig4.5.4 : Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. La convergence est assez lente avec un léger dépassement et une erreur bornée dans la limite imposée, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement et l'erreur tend vers une valeur assez négligeable en régime

permanent. L'effet de la perturbation appliquée est visible sur les paramètres du modèle, mais leur convergence est assez rapide.

Fig4.5.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La commande se stabilise rapidement après introduction des deux perturbations, avec apparition d'un très faible dépassement en régime permanent. Les paramètres du modèle, oscillent à l'introduction de cette perturbation puis convergent lentement.

Fig 4.5.6 : Représente l'effet du gain de sensibilité K_p lorsqu'il est égal à 9. On constate dans ce cas la divergence du système physique, le taux d'SNP injecté augmente rapidement en régime permanent, cette divergence est due à celle des paramètres, le système est très sensible à cette simulation.

Fig4.5.7: Représente l'effet de la saturation. Le dépassement est important au moment où on arrête le dosage, ceci est encore dû à l'importante oscillation générée par les paramètres du modèle qui convergent par la suite lentement. Le taux d'SNP se stabilise lentement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig4.5.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α , en lui appliquant une variation brusque. Cette variation, génère un dépassement supérieur à la limite désirée avec une erreur négligeable en régime permanent. L'effet de la variation du temps de retard n'a aucun effet sur la stabilité du système physique.

permanent. L'effet de la perturbation appliquée est visible sur les paramètres du modèle, mais leur convergence est assez rapide.

Fig4.5.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La commande se stabilise rapidement après introduction des deux perturbations, avec apparition d'un très faible dépassement en régime permanent. Les paramètres du modèle, oscillent à l'introduction de cette perturbation puis convergent lentement.

Fig 4.5.6 : Représente l'effet du gain de sensibilité K_p lorsqu'il est égal à 9. On constate dans ce cas la divergence du système physique, le taux d'SNP injecté augmente rapidement en régime permanent, cette divergence est due à celle des paramètres, le système est très sensible à cette simulation.

Fig4.5.7: Représente l'effet de la saturation. Le dépassement est important au moment où on arrête le dosage, ceci est encore dû à l'importante oscillation générée par les paramètres du modèle qui convergent par la suite lentement. Le taux d'SNP se stabilise lentement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig4.5.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α , en lui appliquant une variation brusque. Cette variation, génère un dépassement supérieur à la limite désirée avec une erreur négligeable en régime permanent. L'effet de la variation du temps de retard n'a aucun effet sur la stabilité du système physique.

Commande par placement de pôle explicite avec identification RLS

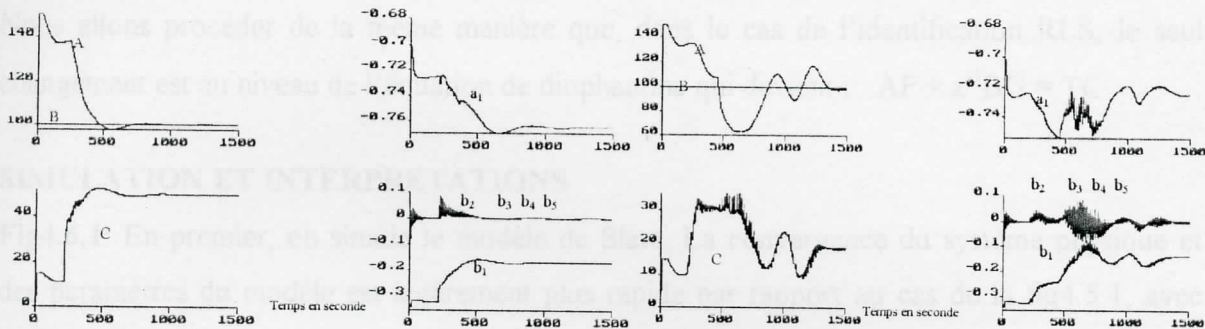


Fig 4.5.1: Commande par placement de pôle avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$. Valeurs nominales des paramètres du système

Fig4.5.2: Même cas que la fig4.1.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s.

A : sortie.
 B : référence
 C : commande.
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

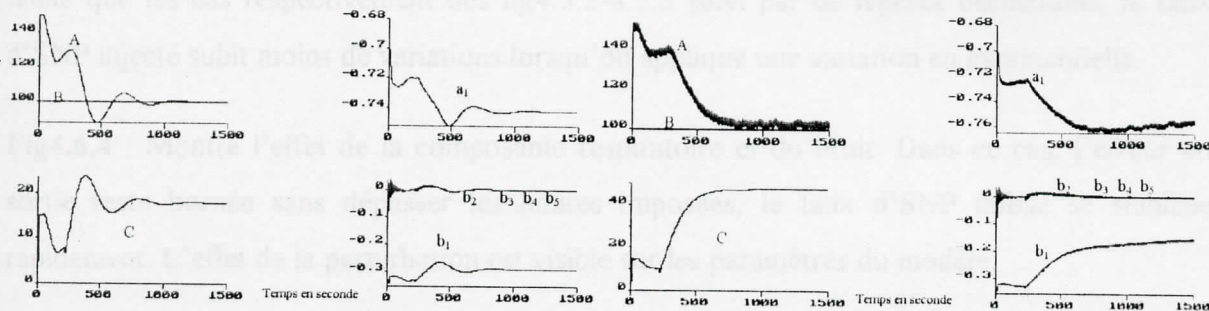


Fig4.5.3 : Même cas que la fig4.5.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$.

Fig4.5.4: Même cas que la fig4.5.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{sp}: 2$.

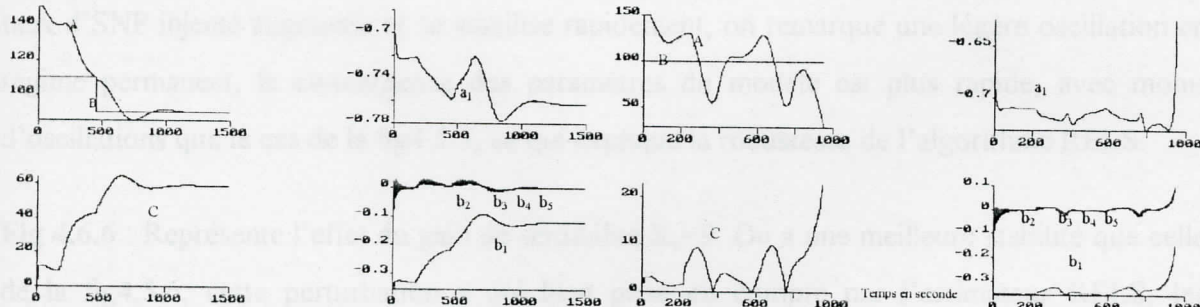


Fig4.5.5 : Même cas que la fig4.5.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ra}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP_i: 10$.

Fig4.5.6 : Même cas que la fig4.5.1, avec $K_p: 9$.

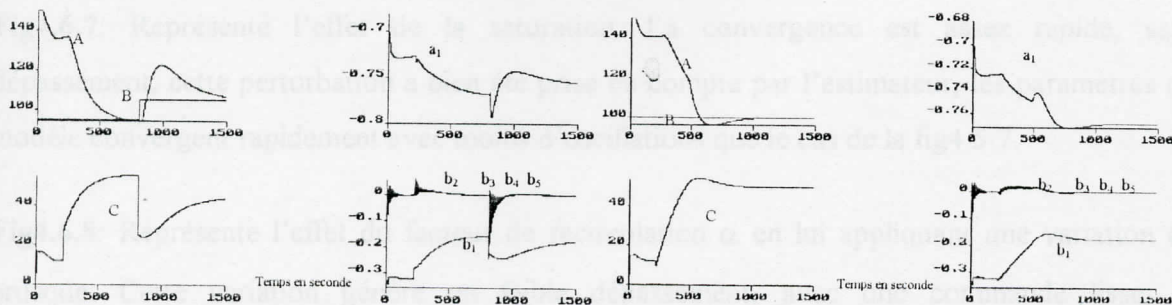


Fig4.5.7 : Même cas que la fig4.5.1, en incluant l'effet de la saturation.

Fig4.5.8 : Même cas que la fig4.5.1, avec variation brusque de $\alpha: 0-0.4$.

4.6 CONTROLEUR PAR PLACEMENT DE POLE EXPLICITE STOCHASTIQUE

Nous allons procéder de la même manière que, dans le cas de l'identification RLS, le seul changement est au niveau de l'équation de diophantine qui devient : $AF + z^{-1}BG = TC$

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.6.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence du système physique et des paramètres du modèle est légèrement plus rapide par rapport au cas de la fig4.5.1, avec une très légère oscillation, une commande lisse et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig4.6.2-4.6.3 : En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est assez lente, avec un dépassement important, mais plus faible que les cas respectivement des fig4.5.2-4.5.3 suivi par de légères oscillations, le taux d'SNP injecté subit moins de variations lorsqu'on applique une variation en exponentielle.

Fig4.6.4 : Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. Dans ce cas, l'erreur en sortie reste bornée sans dépasser les limites imposées, le taux d'SNP infusé se stabilise rapidement. L'effet de la perturbation est visible sur les paramètres du modèle.

Fig4.6.5 : Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est assez rapide, le taux d'SNP injecté augmente et se stabilise rapidement, on remarque une légère oscillation en régime permanent, la convergence des paramètres du modèle est plus rapide, avec moins d'oscillations que le cas de la fig4.5.5, ce qui explique la robustesse de l'algorithme RELS.

Fig 4.6.6 : Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p=9$. On a une meilleure stabilité que celle de la fig4.5.6, cette perturbation a été bien prise en compte par l'estimateur RELS, les paramètres du système présentent quelques oscillations, qui sont visibles sur le taux d'SNP.

Fig4.6.7: Représente l'effet de la saturation. La convergence est assez rapide, sans dépassement, cette perturbation a bien été prise en compte par l'estimateur, les paramètres du modèle convergent rapidement avec moins d'oscillations que le cas de la fig4.5.7.

Fig4.6.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α en lui appliquant une variation en brusque. Cette variation génère un faible dépassement, avec une commande lisse, la convergence des paramètres du modèle est assez lente. La variation du temps de retard n'a aucun effet sur la stabilité du système.

4.6 CONTROLEUR PAR PLACEMENT DE POLE EXPLICITE STOCHASTIQUE

Nous allons procéder de la même manière que, dans le cas de l'identification RLS, le seul changement est au niveau de l'équation de diophantine qui devient : $AF + z^{-1}BG = TC$

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.6.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence du système physique et des paramètres du modèle est légèrement plus rapide par rapport au cas de la fig4.5.1, avec une très légère oscillation, une commande lisse et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig4.6.2-4.6.3 : En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est assez lente, avec un dépassement important, mais plus faible que les cas respectivement des fig4.5.2-4.5.3 suivi par de légères oscillations, le taux d'SNP injecté subit moins de variations lorsqu'on applique une variation en exponentielle.

Fig4.6.4 : Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. Dans ce cas, l'erreur en sortie reste bornée sans dépasser les limites imposées, le taux d'SNP infusé se stabilise rapidement. L'effet de la perturbation est visible sur les paramètres du modèle.

Fig4.6.5 : Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est assez rapide, le taux d'SNP injecté augmente et se stabilise rapidement, on remarque une légère oscillation en régime permanent, la convergence des paramètres du modèle est plus rapide, avec moins d'oscillations que le cas de la fig4.5.5, ce qui explique la robustesse de l'algorithme RELS.

Fig 4.6.6 : Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p=9$. On a une meilleure stabilité que celle de la fig4.5.6, cette perturbation a été bien prise en compte par l'estimateur RELS, les paramètres du système présentent quelques oscillations, qui sont visibles sur le taux d'SNP.

Fig4.6.7: Représente l'effet de la saturation. La convergence est assez rapide, sans dépassement, cette perturbation a bien été prise en compte par l'estimateur, les paramètres du modèle convergent rapidement avec moins d'oscillations que le cas de la fig4.5.7.

Fig4.6.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α en lui appliquant une variation en brusque. Cette variation génère un faible dépassement, avec une commande lisse, la convergence des paramètres du modèle est assez lente. La variation du temps de retard n'a aucun effet sur la stabilité du système.

Graphes de la commande par placement de pôle explicite avec identification RELS

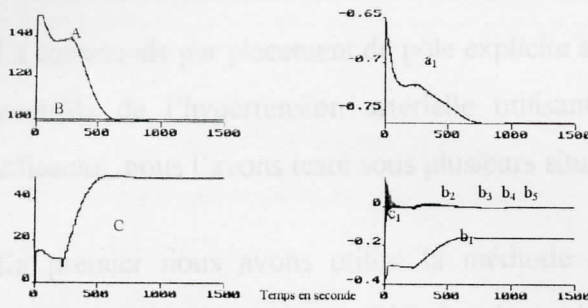


Fig 4.6.1: Commande par placement de pôle avec identification RELS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$. Valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.
B : référence
C : commande.
 a_1 et b_1 : paramètres estimés du modèle.

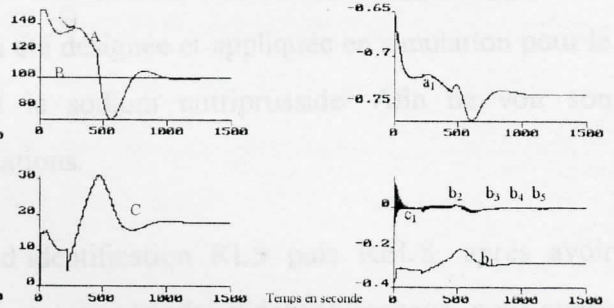


Fig4.6.2 : Même cas que la fig4.6.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s.

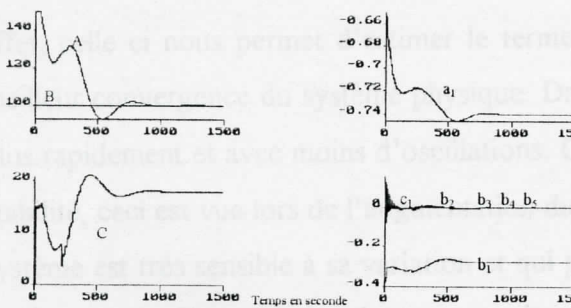


Fig4.6.3 : Même cas que la fig4.6.1, avec une variation exponentielle de $K_p: 1-2$.

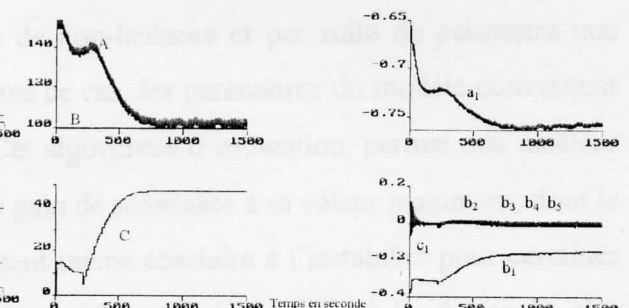


Fig4.6.4 : Même cas que la fig4.6.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{sp}: 2$.

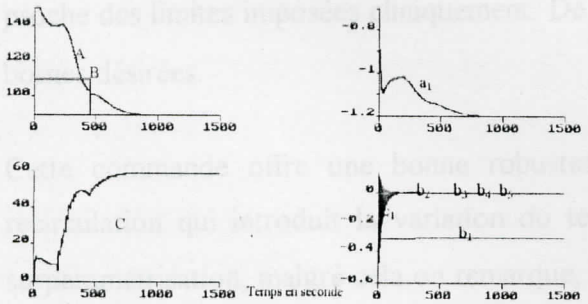


Fig4.6.5 : Même cas que la fig4.6.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP $K_{ra}: 1.4$, $K_{cp}: 1.4$, $dP: 10$.

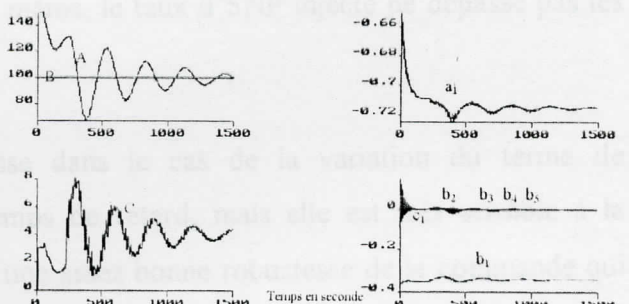


Fig4.6.6 : Même cas que la fig4.6.1, avec $K_p: 9$.

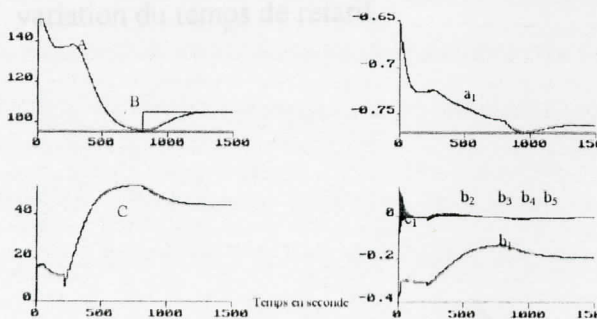


Fig4.6.7 : Même cas que la fig4.6.1, en incluant l'effet de la saturation.

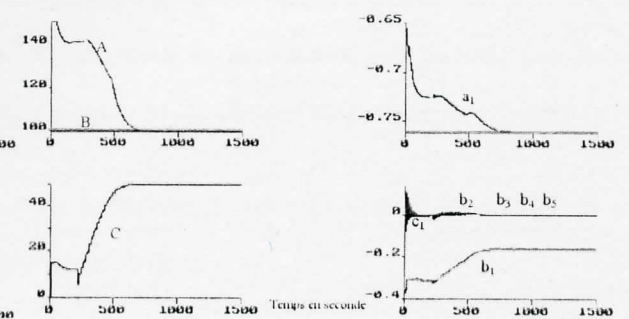


Fig4.6.8 : Même cas que la fig4.6.1, avec variation brusque de $\alpha: 0-0.4$.

Conclusion sur la commande par placement de pôle explicite

La commande par placement de pôle explicite a été désignée et appliquée en simulation pour le contrôle de l'hypertension artérielle utilisant le sodium nutripusside. Afin de voir son efficacité, nous l'avons testé sous plusieurs situations.

En premier nous avons utilisé la méthode d'identification RLS puis RELS, après avoir initialiser l'algorithme par un PID fixe durant certaines périodes d'échantillonnage, nous avons introduit la commande par placement de pôle en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique. Nous avons remarqué, une meilleur robustesse de la commande dans le cas ou les paramètres du modèle sont estimés par la méthode RELS. En effet, celle ci nous permet d'estimer le terme de non-linéarité et par suite de permettre une meilleur convergence du système physique. Dans ce cas, les paramètres du modèle convergent plus rapidement et avec moins d'oscillations. Cet algorithme d'estimation, permet une meilleur stabilité, ceci est vue lors de l'augmentation du gain de sensibilité à sa valeur maximum, dont le système est très sensible à sa variation et qui peut même conduire à l'instabilité pour certaines valeurs de k_p . La variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité k_p donne le plus important dépassement, dans les autres cas de simulations il est moins important et assez proche des limites imposées cliniquement. De même, le taux d'SNP injecté ne dépasse pas les bornes désirées.

Cette commande offre une bonne robustesse dans le cas de la variation du terme de recirculation qui introduit la variation du temps de retard, mais elle est très sensible à la surparamétrisation, malgré cela on remarque, une assez bonne robustesse de la commande qui n'opère que par placement de pôle sans pour cela minimiser l'énergie de l'erreur en sortie et celle de la commande, mais contrairement à la commande GMV, elle est insensible à la variation du temps de retard.

4.7 LE CONTROLEUR LQG EXPLICITE AVEC IDENTIFICATION RLS

Le contrôleur LQG a été utilisé, pour le contrôle de la MAP utilisant le SNP. Soit la fonction coût à minimiser (1.29), et le système (2.8) ($C=1$) et le contrôleur optimal déterminé en résolvant (1.30), avec la contrainte : $n_a > n_c - k$ et $n_b > n_c$ dans notre cas : $n_a=1$, $n_c=0$ et $k=1$ avec $n_b=5$ et n'_a est l'ordre de $\Delta A(z^{-1})$ avec $n_{I1}=n_b-1$ et $n_G=n'_a-1$

NB: La phase d'initialisation de l'algorithme se fait exactement que celle de l'algorithme par placement de pôle explicite.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig 4.7.1 : En premier, on simule le modèle de Slate. On remarque une petite oscillation en régime transitoire. La commande se stabilise assez rapidement, la convergence des paramètres du modèle, est assez lente.

Fig4.7.2-4.7.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . La convergence est lente, ceci est dû à la nature de la perturbation. Le dépassement est important, suivi par de légères oscillations. Le système physique est très sensible à cette perturbation. Mais l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig4.7.4 : Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. La convergence est assez lente, et génère un offset constant bornée dû à la perturbation appliquée, et le taux d'SNP se stabilise rapidement. L'effet de cette perturbation est visible sur les paramètres du modèle.

Fig4.7.5 : Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le dépassement généré est dû aux oscillations générées par les paramètres du modèle, sachant que la commande LQG est très sensible à la surparamétrisation, pour cela les facteurs de pondération ont été pris faibles.

Fig4.7.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p=9$. Le dépassement est important, le taux d'SNP injecté varie rapidement et devient très faible, qui est aux oscillations des paramètres du modèle qui finissent comme même par converger, les facteurs de pondération sont très faibles.

Fig4.7.7 : Représente l'effet de la saturation. Ces oscillations sur l'entrée et la sortie du système, sont dues à la mauvaise estimation des paramètres du modèle.

Fig4.7.8 : Représente l'effet de la variation brusque du facteur de recirculation α . L'effet de la variation du temps de retard, n'a aucun effet sur la stabilité du système physique.

Graphes de la commande LQG avec identification RLS

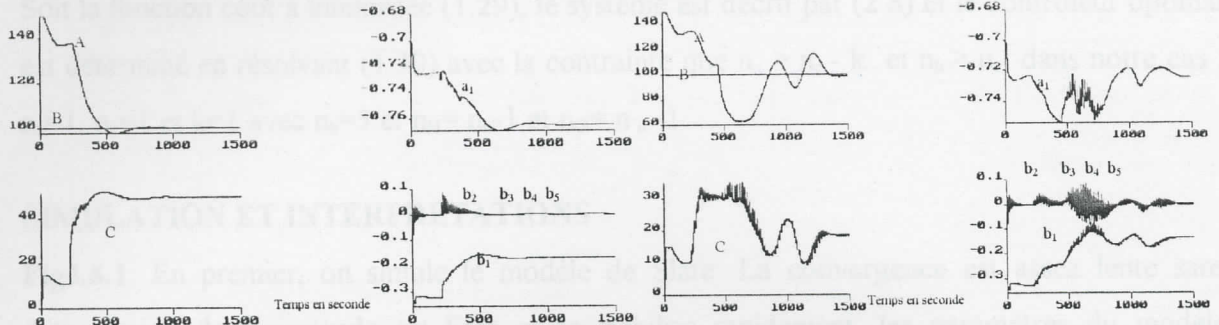


Fig 4.7.1: Commande LQG avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$. Valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie.
 B : référence
 C : commande.
 a_1 et b_1 : paramètres estimés du modèle.

Fig4.7.2 : Même cas que la fig4.7.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

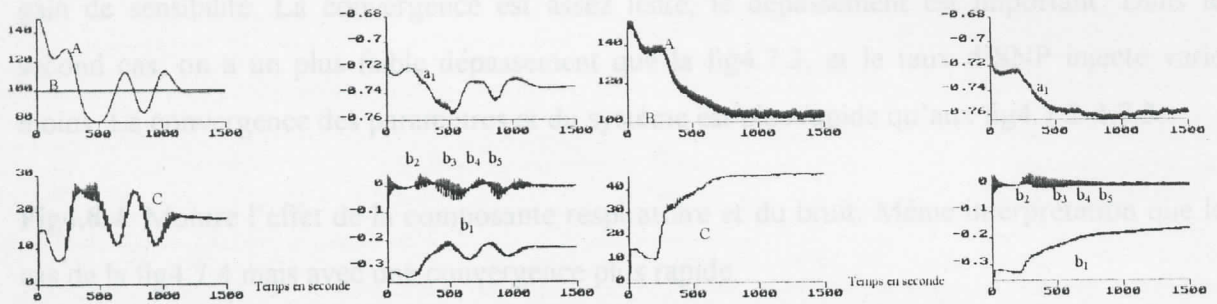


Fig4.7.3 : Même cas que la fig4.7.1, avec une variation exponentielle de $K_p: 1-2$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig4.7.4 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sp}: 10$, $R_{sp}: 2$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

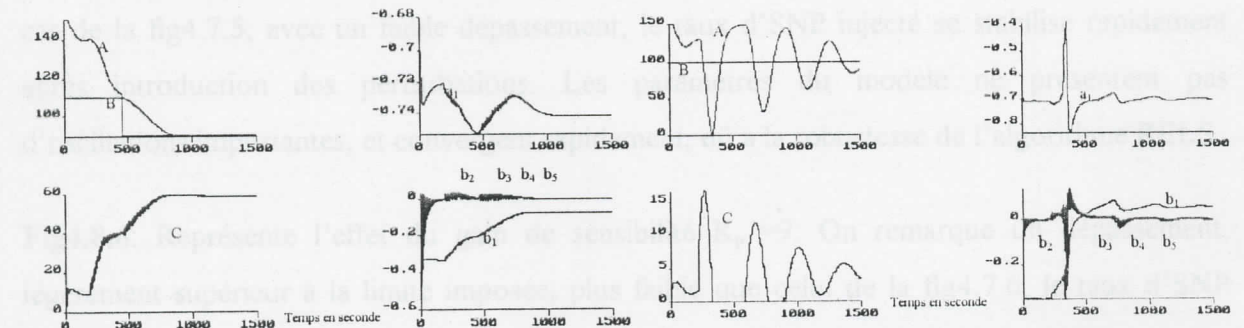


Fig4.7.5 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP_r: 10$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig4.7.6 : Même cas que la fig4.7.1, avec $K_p: 9$, $R_1: 0.0001$, $Q_1: 0.0001$.

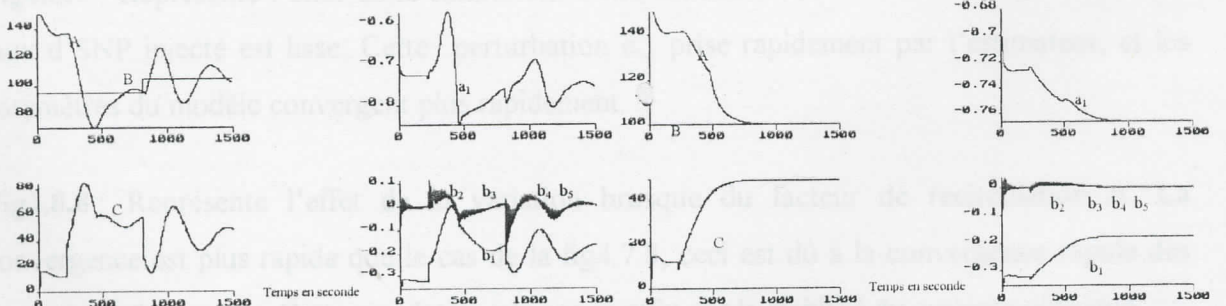


Fig4.7.7 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet de la saturation, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig4.7.8 : Même cas que la fig4.7.1, avec variation brusque de $\alpha: 0-0.4$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Graphes de la commande LQG avec identification RLS

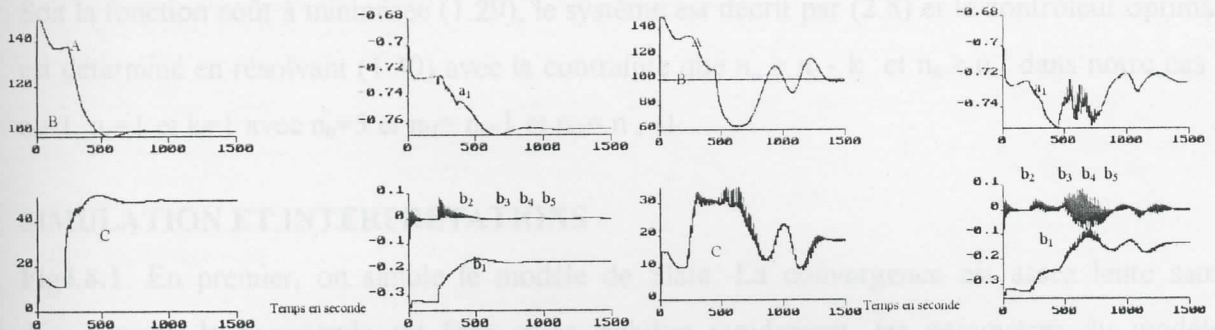


Fig 4.7.1: Commande LQG avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$. Valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie.
 B : référence
 C : commande.
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig4.7.2 : Même cas que la fig4.7.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

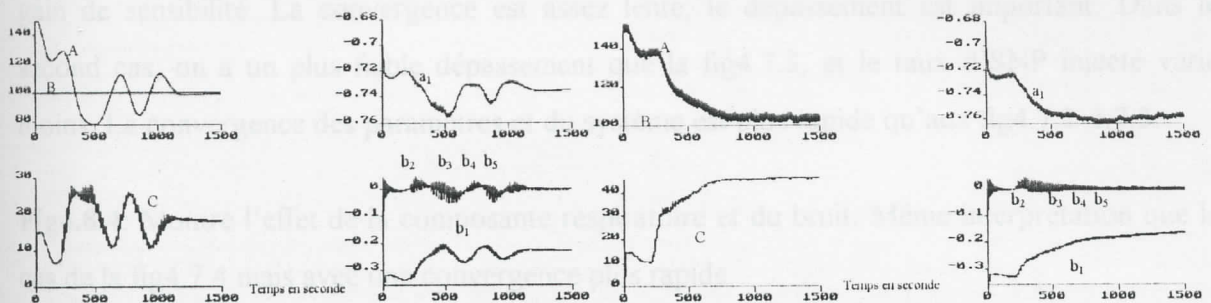


Fig4.7.3 : Même cas que la fig4.7.1, avec une variation exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig4.7.4 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

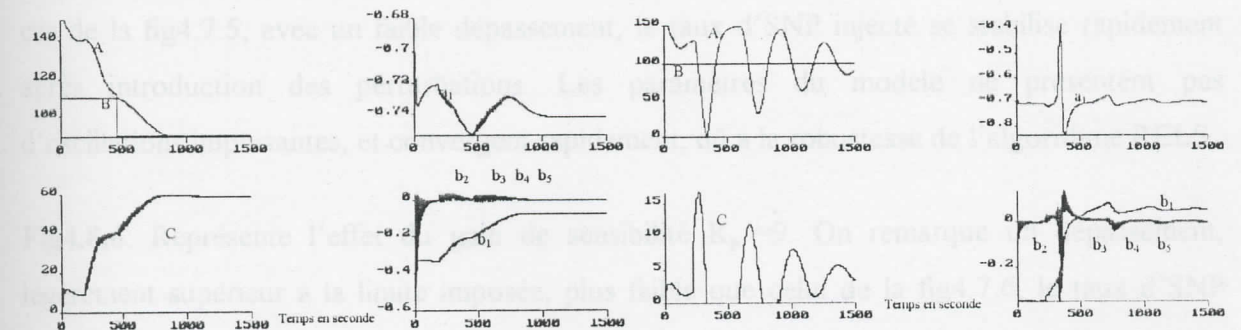


Fig4.7.5 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{emp}: 1.4$, $dP_r: 10$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig4.7.6 : Même cas que la fig4.7.1, avec $K_p: 9$, $R_1: 0.0001$, $Q_1: 0.0001$.

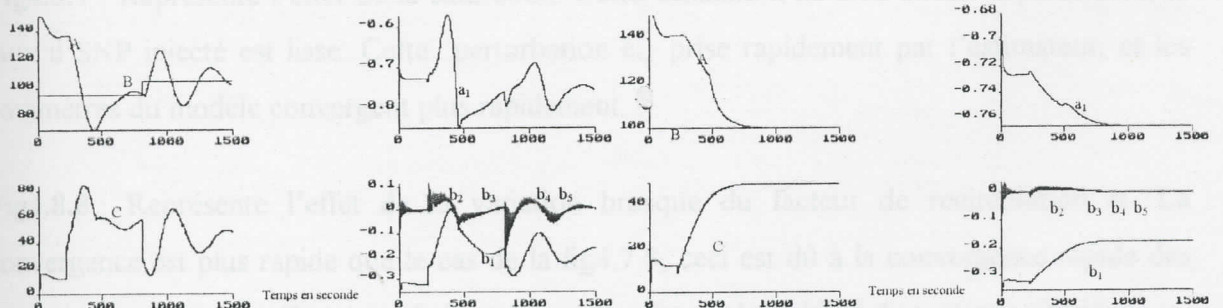


Fig4.7.7 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet de la saturation, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig4.7.8 : Même cas que la fig4.7.1, avec variation brusque de $\alpha: 0-0.4$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Graphes de la commande LQG avec identification RLS

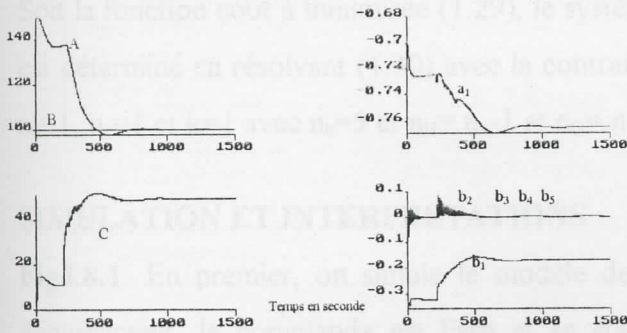


Fig 4.7.1: Commande LQG avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 10s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$. Valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie.
 B : référence
 C : commande.
 a_1 et b_1 : paramètres estimés du modèle.

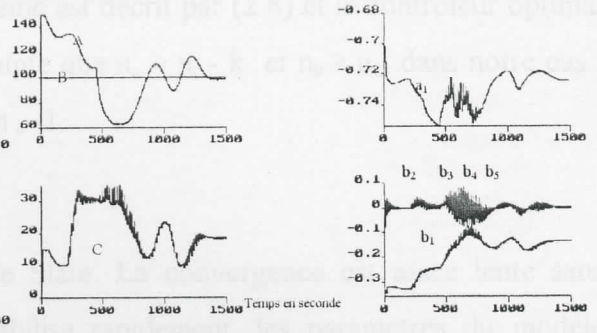


Fig4.7.2 : Même cas que la fig4.7.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

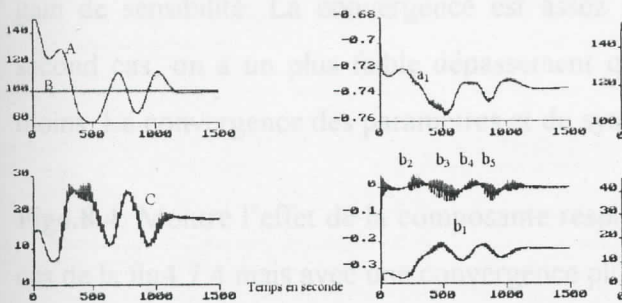


Fig4.7.3 : Même cas que la fig4.7.1, avec une variation exponentielle de $K_p: 1-2, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

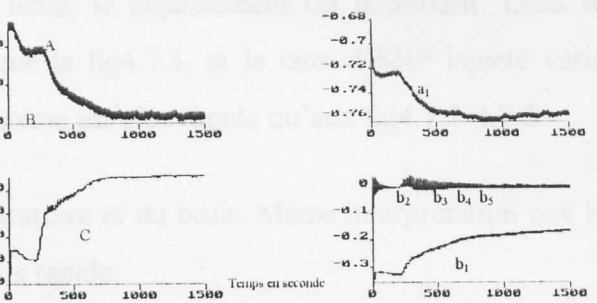


Fig4.7.4 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sp}: 10, R_{sp}: 2, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

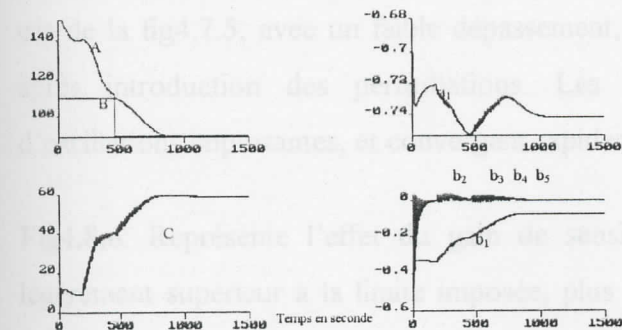


Fig4.7.5 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_r: 10, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

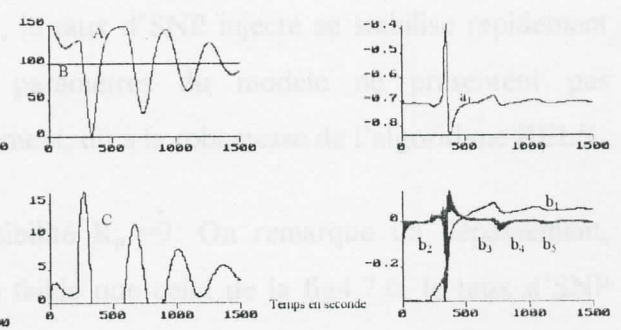


Fig4.7.6 : Même cas que la fig4.7.1, avec $K_p: 9, R_1: 0.0001, Q_1: 0.0001$.

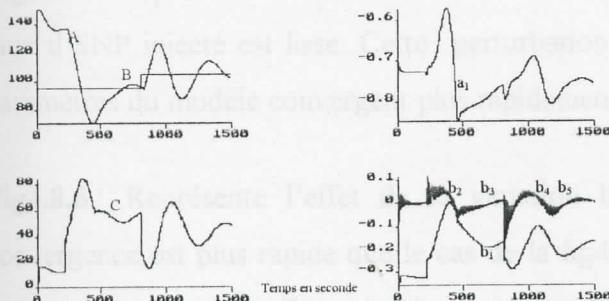


Fig4.7.7 : Même cas que la fig4.7.1, en incluant l'effet de la saturation, $R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

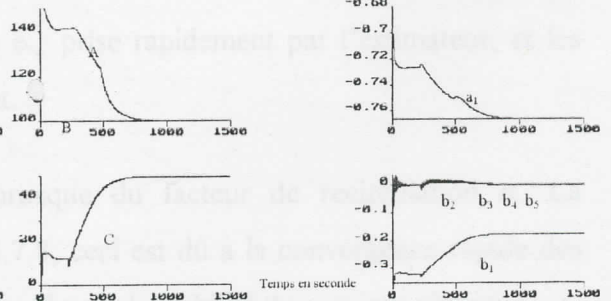


Fig4.7.8 : Même cas que la fig4.7.1, avec variation brusque de $\alpha: 0.4, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

4.8 CONTROLEUR LQG EXPLICITE AVEC IDENTIFICATION RELS

Soit la fonction coût à minimisée (1.29), le système est décrit par (2.8) et le contrôleur optimal est déterminé en résolvant (1.30) avec la contrainte que $n_a > n_c - k$ et $n_b > n_c$ dans notre cas : $n_a=1$, $n_c=1$ et $k=1$ avec $n_b=5$ et $n_H = n_b - 1$ et $n_G = n_a - 1$.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.8.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est assez lente sans dépassement, la commande est lisse et se stabilise rapidement, les paramètres du modèle convergent assez rapidement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig4.8.2-4.8.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est assez lente, le dépassement est important. Dans le second cas, on a un plus faible dépassement que la fig4.7.3, et le taux d'SNP injecté varie moins. La convergence des paramètres et du système est plus rapide qu'aux fig4.7.2-4.7.3.

Fig4.8.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. Même interprétation que le cas de la fig4.7.4 mais avec une convergence plus rapide.

Fig4.8.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est plus rapide que le cas de la fig4.7.5, avec un faible dépassement, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement après introduction des perturbations. Les paramètres du modèle ne présentent pas d'oscillations importantes, et convergent rapidement, dû à la robustesse de l'algorithme RELS.

Fig4.8.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p = 9$. On remarque un dépassement, légèrement supérieur à la limite imposée, plus faible que celui de la fig4.7.6, le taux d'SNP injecté devient très faible. Les paramètres du modèle convergent très rapidement.

Fig4.8.7 : Représente l'effet de la saturation. Cette simulation ne crée aucun dépassement, le taux d'SNP injecté est lisse. Cette perturbation est prise rapidement par l'estimateur, et les paramètres du modèle convergent plus rapidement.

Fig4.8.8 : Représente l'effet de la variation brusque du facteur de recirculation α . La convergence est plus rapide que le cas de la fig4.7.8, ceci est dû à la convergence rapide des paramètres du modèle. Cette simulation n'a aucun effet sur la stabilité du système physique.

4.8 CONTROLEUR LQG EXPLICITE AVEC IDENTIFICATION RELS

Soit la fonction coût à minimisée (1.29), le système est décrit par (2.8) et le contrôleur optimal est déterminé en résolvant (1.30) avec la contrainte que $n_a > n_c - k$ et $n_b > n_c$ dans notre cas : $n_a=1$, $n_c=1$ et $k=1$ avec $n_b=5$ et $n_H = n_b - 1$ et $n_G = n_a - 1$.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig4.8.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est assez lente sans dépassement, la commande est lisse et se stabilise rapidement, les paramètres du modèle convergent assez rapidement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig4.8.2-4.8.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est assez lente, le dépassement est important. Dans le second cas, on a un plus faible dépassement que la fig4.7.3, et le taux d'SNP injecté varie moins. La convergence des paramètres et du système est plus rapide qu'aux fig4.7.2-4.7.3.

Fig4.8.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et du bruit. Même interprétation que le cas de la fig4.7.4 mais avec une convergence plus rapide.

Fig4.8.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est plus rapide que le cas de la fig4.7.5, avec un faible dépassement, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement après introduction des perturbations. Les paramètres du modèle ne présentent pas d'oscillations importantes, et convergent rapidement, dû à la robustesse de l'algorithme RELS.

Fig4.8.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p = 9$. On remarque un dépassement, légèrement supérieur à la limite imposée, plus faible que celui de la fig4.7.6, le taux d'SNP injecté devient très faible. Les paramètres du modèle convergent très rapidement.

Fig4.8.7 : Représente l'effet de la saturation. Cette simulation ne crée aucun dépassement, le taux d'SNP injecté est lisse. Cette perturbation est prise rapidement par l'estimateur, et les paramètres du modèle convergent plus rapidement.

Fig4.8.8 : Représente l'effet de la variation brusque du facteur de recirculation α . La convergence est plus rapide que le cas de la fig4.7.8, ceci est dû à la convergence rapide des paramètres du modèle. Cette simulation n'a aucun effet sur la stabilité du système physique.

Graphes de la commande LQG avec identification RELS

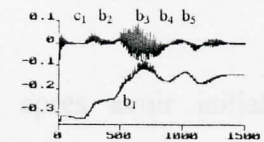
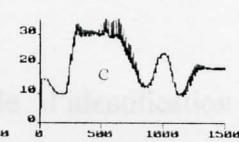
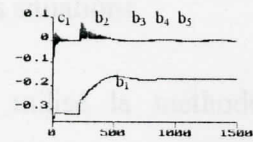
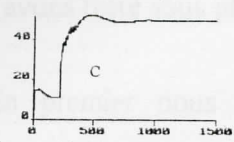
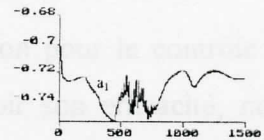
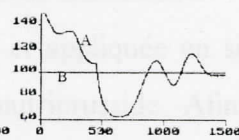
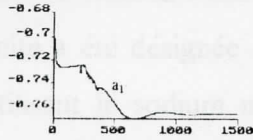
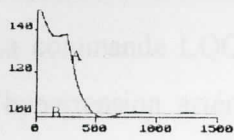


Fig 4.8.1: Commande LQG avec identification RELS, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_1: 10s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$. Valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.
B : référence
C : commande.
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig4.8.2 : Même cas que la fig4.8.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

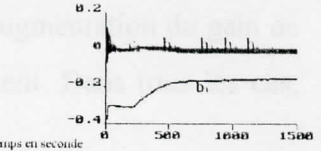
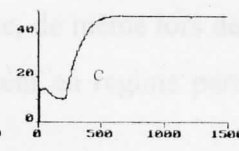
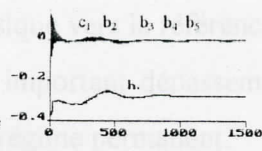
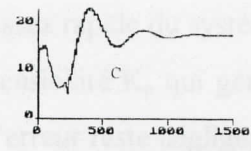
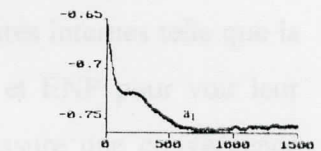
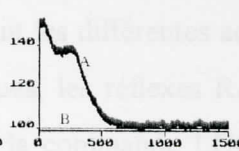
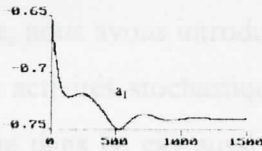
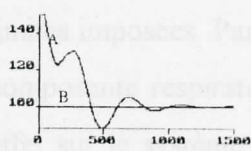


Fig4.8.3 : Même cas que la fig4.8.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

Fig4.8.4 : Même cas que la fig4.8.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{sp}: 2, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

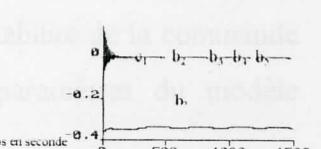
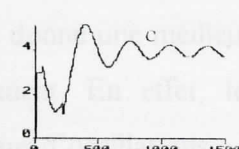
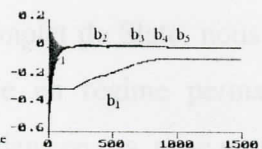
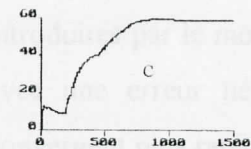
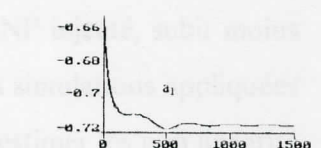
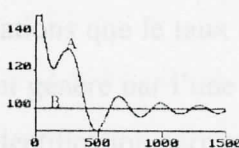
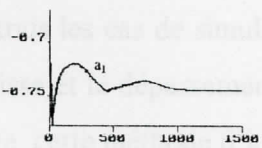
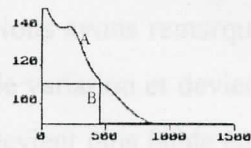


Fig4.8.5 : Même cas que la fig4.8.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP: 10, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

Fig4.8.6 : Même cas que la fig4.8.1, avec $K_p: 9, R_1: 0.0001, Q_1: 0.0001$.

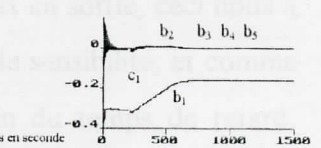
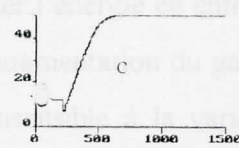
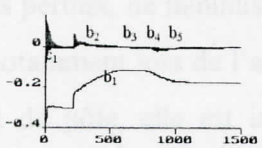
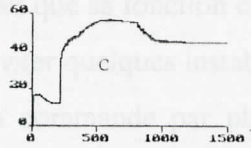
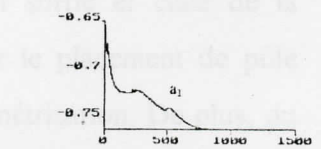
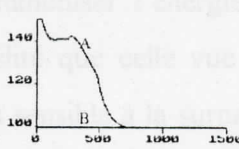
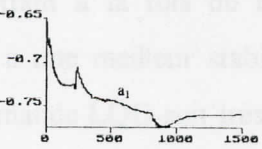
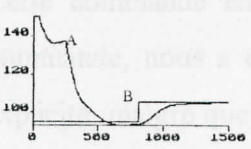


Fig4.8.7 : Même cas que la fig4.8.1, en incluant l'effet de la saturation, $R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

Fig4.8.8 : Même cas que la fig4.8.1, avec variation brusque de $\alpha: 0-0.4, R_1: 0.04, Q_1: 0.6$.

Conclusion sur la commande LQG

La commande LQG explicite a été désignée et appliquée en simulation pour le contrôle de l'hypertension artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Afin de voir son efficacité, nous l'avons testé sous plusieurs situations.

En premier nous avons utilisé la méthode d'identification RLS, après avoir initialisé l'algorithme par un PID fixe durant certaines périodes d'échantillonnage, nous avons introduit la commande LQG en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique, le dépassement généré par ces dernières devient toujours plus important dans le cas de la variation brusque lorsqu'elle est appliquée sur K_p , le taux d'SNP injecté ne dépasse pas les limites imposées. Par la suite, nous avons introduit les différentes activités internes telle que la composante respiratoire, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP pour voir leur effet sur le système physique dans ce cas aussi la commande LQG assure une convergence assez rapide du système physique vers la référence, de même lors de l'augmentation du gain de sensibilité K_p qui génère un important dépassement en régime permanent. Dans tous les cas, l'erreur reste négligeable en régime permanent.

En second lieu, nous avons utilisé la méthode d'identification RELS à la commande LQG. Nous avons remarqué dans tous les cas de simulations que le taux d'SNP injecté, subit moins de variation et devient plus lisse et le dépassement généré par l'une des simulations appliquées devient plus faible en générale, cette méthode d'identification permet d'estimer les non linéarités introduites par le modèle complet de Slate, nous donne une meilleur stabilité de la commande avec une erreur négligeable en régime permanent. En effet, les paramètres du modèle convergent plus rapidement dans ce cas, avec moins d'oscillations.

Cette commande en permettant à la fois de minimiser l'énergie en sortie et celle de la commande, nous a conduit à une meilleur stabilité que celle vue par le placement de pôle explicite, malgré que la commande LQG soit très sensible à la surparamétrisation. De plus, du fait que sa fonction coût nous permet, de minimiser l'énergie en entrée et en sortie, ceci nous a éviter quelques instabilités, notamment lors de l'augmentation du gain de sensibilité, et comme la commande par placement de pôle, elle est insensible à la variation du temps de retard, comme il a été vu lors de la variation du terme de recirculation.

Conclusion générale sur les commandes actives de la pression artérielle

Dans ce chapitre plusieurs commandes adaptatives de la classe des commandes actives ont été appliquées en simulation pour voir leur efficacité lors du contrôle de l'hypertension artérielle utilisant le sodium nitroprusside.

Après avoir estimé, les paramètres du système physique par l'une des méthodes d'identification RLS ou RELS, nous avons obtenu les paramètres initiaux estimés du modèle mathématique représentant le modèle de Slate puis nous avons utilisé les deux classes de commandes actives, les algorithmes implicites qui sont à base du minimum de variance et ceux explicites qui sont à placement de pôle.

Dans le cas des commandes implicites opérant par minimisation de l'énergie en sortie et en entrée, telles que la commande GMV et GPC, nous avons remarqué une meilleur robustesse de la seconde commande du fait que la commande GMV n'est qu'un cas particulier de la commande GPC. En effet, la commande GMV est très robuste lors de la variation des paramètres du système physique sachant qu'il est à non minimum de phase, et à la surparamétrisation lors de l'introduction des perturbations externes mais échoue lors de la variation du temps de retard dont sa simulation nécessite son identification on-line. Alors que la commande GPC, surmonte le problème de variation du temps de retard et offre par conséquent une meilleur robustesse avec une plus grande vitesse de convergence. Alors, que les commandes explicites, telle que la commande par placement de pôle et la commande LQG son très robustes à la variation du temps de retard mais très sensible à la surparamétrisation.

Mais dans le cas où l'algorithme RELS est utilisé, nous avons constaté une meilleur robustesse de ces commandes. Notamment des commandes explicites, qui dans ce cas le terme de non linéarité est estimé, ce qui permet une meilleur convergence des paramètres du modèle avec moins d'oscillations, ce qui signifie que les non linéarités ont été bien prises en compte par l'estimateur.

Dans tout les cas, la commande GPC reste la plus robuste, car elle permet à la fois de dépasser le problème rencontrer par les autres commandes appliquées, concernant le problème de surparamétrisation, de variation du temps de retard sans pour cela compliquer le travail en ajoutant d'autres algorithmes d'identification du temps de retard qui nécessitent un temps de calcul important. Sans oublier que cette commande, pénalise l'entrée et la sortie du système.

PREDICTEUR DE SMITH

COMMANDES PASSIVES A PREDICTEUR DE SMITH DE LA PRESSION

CHAPITRE V

PREDICTEUR DE SMITH

La fonction de transfert reliant l'entrée SNP à la sortie PAM possède deux temps de retards
considérables. La présence du temps de retard dans un processus rend l'approche du
contrôle plus compliquée et cause un problème dans la plus part des cas à savoir un

Il est proposé une technique de compensation du temps de retard qui utilise un modèle
mathématique du processus dans la chaîne de retour autour d'un contrôleur
approprié. Cette technique est connue comme étant la méthode du predicteur de Smith.
L'élément majeur du predicteur de Smith est une copie de l'équation
mathématique de la bouche forward. Ainsi, le contrôleur
peut être utilisé sans aucune considération le temps de retard. [55,56]

Il est appliqué dans le chapitre III plusieurs stratégies de contrôle adaptatif passif,
à savoir la commande MRAC dont le but est de faire approcher la sortie du système inconnu
de la sortie du modèle de référence.

L'application de la commande MRAC au contrôle de l'hypertension artérielle utilisant le
modèle neurophysiologique n'assure pas une très bonne convergence du système physique vers le
modèle de référence, en effet la commande MRAC n'est pas assez robuste lors de
l'apparition de certaines variations des paramètres du système physique, la convergence du
système physique vers le modèle de référence n'est pas assez rapide et génère une instabilité
dans la plus part des cas. De même, les résultats obtenus par simulation montrent la bonne
robustesse de la commande MCS et EMCS face à la variation des paramètres du système en a
l'absence de certaines activités internes ou assurant une convergence rapide, en supposant les deux temps
de retard constants.

En introduisant le predicteur de Smith, la nouvelle structure de ces commandes montre une
meilleure robustesse en face de la variation des paramètres du système et des activités internes.

5. PREDICTEUR DE SMITH

A. COMMANDES PASSIVES A PREDICTEUR DE SMITH DE LA PRESSION ARTERIELLE

INTRODUCTION

La fonction de transfert reliant l'entrée SNP à la sortie PAM possède deux temps de retards initialement inconnus. La présence du temps de retard dans un processus rend l'approche du système de contrôle très compliqué et cause un problème dans la plus part des cas à achever un contrôle satisfait.

M. Smith propose une technique de compensation du temps de retard qui utilise un modèle mathématique du processus dans la chaîne de retour mineur autour d'un contrôleur conventionnel. Cette technique est connue comme étant la méthode du prédicteur de Smith. L'avantage majeur du prédicteur de Smith est que le temps de retard est éliminé de l'équation caractéristique de la boucle fermée du système. Ainsi, l'approche du problème pour le processus avec un temps de retard peut être convertie en un sans retard. Ainsi, le contrôleur désigné peut être utilisé sans mettre en considération le temps de retard. [55,56]

Nous avons appliqué dans le chapitre III plusieurs stratégies de contrôle adaptatif passif, parmi eux la commande MRAC dont le but est de faire approcher la sortie du système inconnu de la sortie du modèle de référence.

L'application de la commande MRAC au contrôle de l'hypertension artérielle utilisant le sodium nitruresside n'assure pas une très bonne convergence du système physique vers le modèle de référence, en effet la commande MRAC n'est pas assez robuste lors de l'introduction de certaines variations des paramètres du système physique, la convergence du système physique vers le modèle de référence n'est pas assez rapide et génère une instabilité dans la plus part des cas. De même, les résultats donnés par simulation montrent la bonne robustesse de la commande MCS et EMCS face à la variation des paramètres du système ou à l'effet des activités internes en assurant une convergence rapide, en supposant les deux temps de retard constants.

En introduisant le prédicteur de Smith, la nouvelle structure de ces commandes montre une bonne robustesse en face de la variation des paramètres du système et des activités internes sur

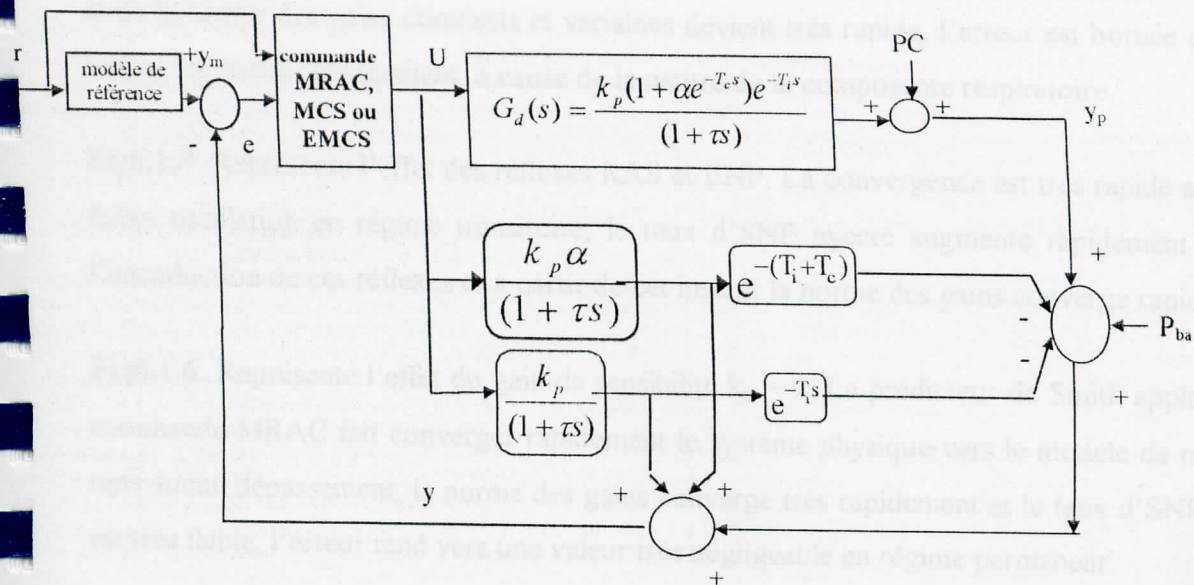
la performance de la boucle fermée, l'élimination des deux temps de retard rend ces commandes plus robustes.

Soit le système décrit par (2.1) reliant l'entrée SNP à la sortie MAP, déjà présenté dans le chapitre II par l'équation différentielle du premier ordre (2.9) linéarisé. L'objectif est de baisser la pression artérielle de 50 mm Hg à partir d'une pression initiale de 150 mm Hg à une référence r fixe. Ce modèle de référence est représenté par la fonction de transfert (2.10) et l'équation différentielle suivante déjà présentée par (2.11). Afin que l'erreur en sortie approche l'état d'équilibre stable il faut que l'inégalité de Popov soit vérifiée pour cela il suffit de choisir un scalaire Q et d'en déduire l'autre noté P de l'équation de Lyapunov qui n'est autre que la solution de l'équation de Lyapunov.

Donc $Q = 10^{-4}$ et $P = 175 \cdot 10^{-4}$

Et soit

Le Schéma bloc du prédictor de SMITH appliqué aux commandes passives



où la pression artérielle est donnée par (2.2) dans le chapitre II par $P(t) = P_{ba}(t) + \Delta P_d(t) + PC$

5.1 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE MARC

Le signal de contrôle MRAC est donné par (1.4) du chapitre I où les gains constants et les termes k et k_r sont les changements adaptatifs à ces gains, définis dans [12,13].

SIMULATION ET INTERPRÉTATIONS

Fig 5.1.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédictor de Smith appliqué à la commande MRAC assure une convergence rapide du système physique vers le modèle de

5.1 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC

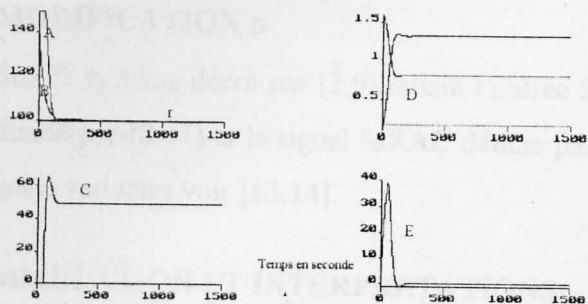


Fig5.1.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.4, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_i respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

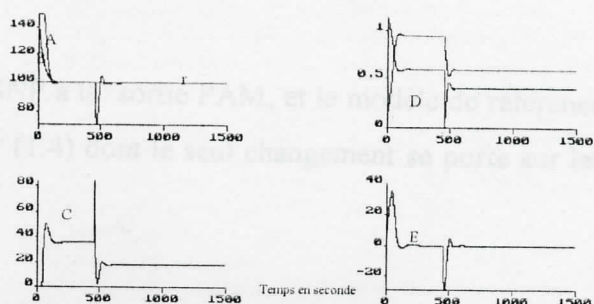


Fig5.1.2: Même cas que la fig5.1.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.7, \beta_1: 3$.

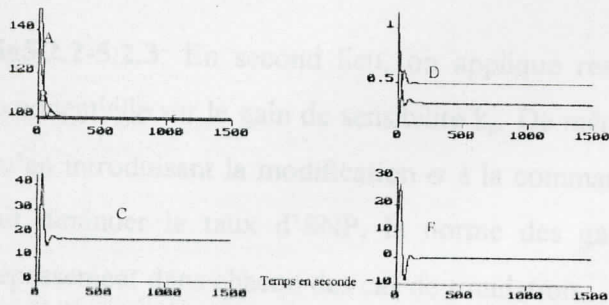


Fig5.1.3: Même cas que la fig5.1.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2, \alpha_1: 0.7, \beta_1: 3$.

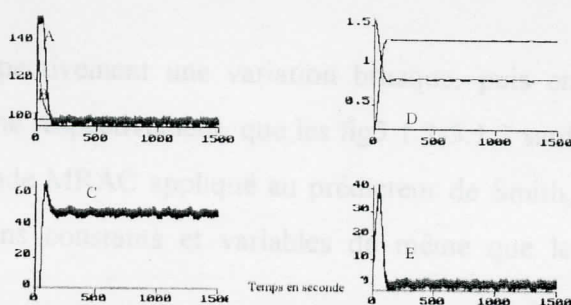


Fig5.1.4: Même cas que la fig5.1.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{ss}: 10, R_{sp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

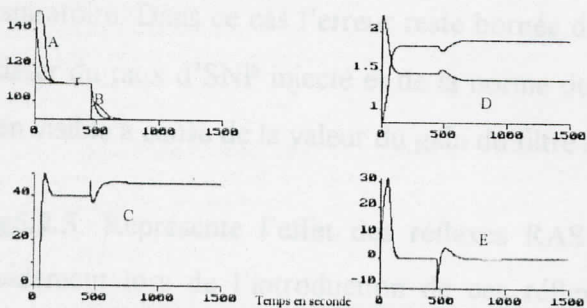


Fig5.1.5: Même cas que la fig5.1.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_i: 10, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

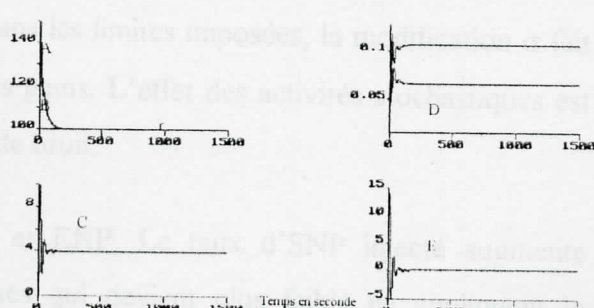


Fig5.1.6: Même cas que la fig5.1.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.1, \beta_1: 0.3$.

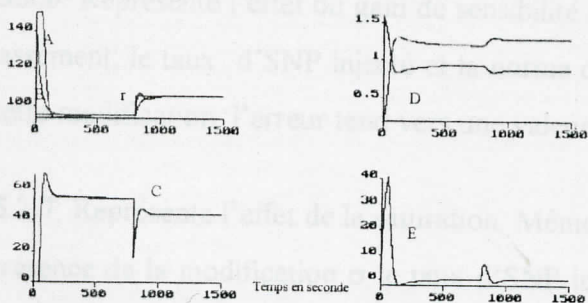


Fig5.1.7: Même cas que la fig5.1.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.4, \beta_1: 3$.

5.2 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE MRAC AVEC MODIFICATION σ

MODIFICATION σ

Soit le système décrit par (2.9) reliant l'entrée SNP à la sortie PAM, et le modèle de référence donné par (2.11) et le signal MRAC définie par (1.4) dont le seul changement se porte sur les gains variables voir [13,14].

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.2.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est très rapide en appliquant ce prédicteur, le taux d'SNP injecté devient moins important en présence de la modification σ de même que la norme des gains constants et variables, et l'erreur devient négligeable à partir de 200s en régime permanent.

Fig5.2.2-5.2.3: En second lieu, on applique respectivement une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . De même respectivement, que les fig5.1.2-5.1.3 sauf qu'en introduisant la modification σ à la commande MRAC appliqué au prédicteur de Smith, fait diminuer le taux d'SNP, la norme des gains constants et variables de même que le dépassement dans chacun des cas de simulation.

Fig5.2.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. Dans ce cas l'erreur reste bornée dans les limites imposées, la modification σ fait baisser du taux d'SNP injecté et de la norme des gains. L'effet des activités stochastiques est bien visible à cause de la valeur du gain du filtre de bruit.

Fig5.2.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le taux d'SNP injecté augmente rapidement lors de l'introduction de ces réflexes qui devient plus faible en appliquant la modification σ , la convergence est rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.2.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. La convergence est rapide sans aucun dépassement, le taux d'SNP injecté et la norme des gains deviennent plus faibles en présence de cette modification, l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig5.2.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.1.7 mais en présence de la modification σ le taux d'SNP injecté et la norme des gains deviennent plus faibles, de même que le dépassement.

5.2 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC avec modification σ

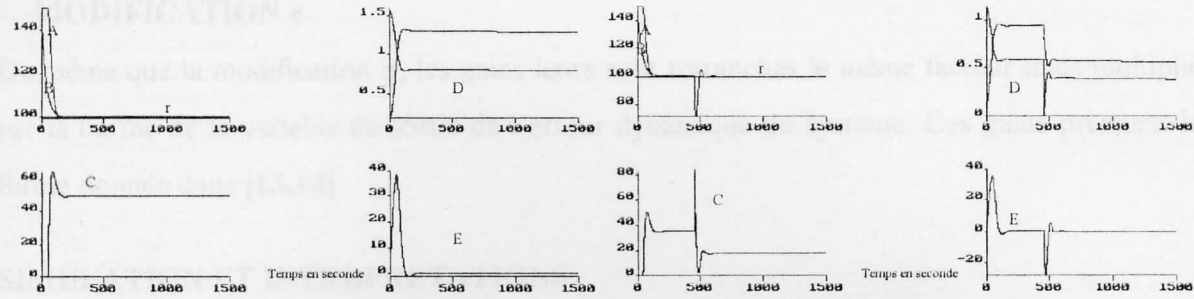


Fig5.2.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.4, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande .
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

Fig5.2.2: Même cas que la fig5.2.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.7, \beta_1: 3$.

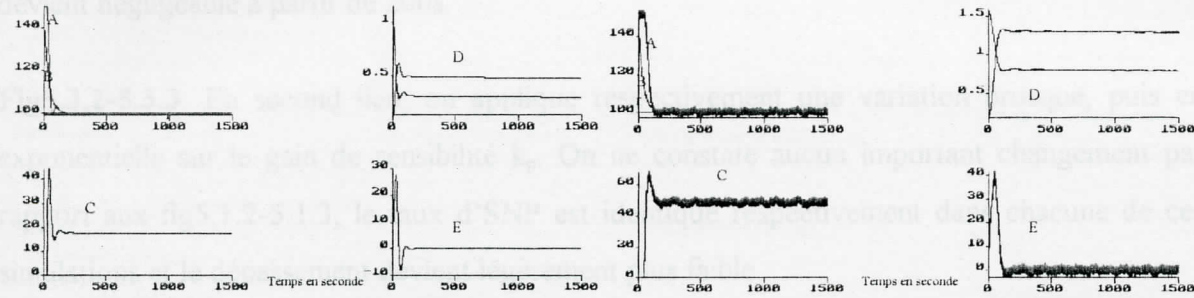


Fig5.2.3: Même cas que la fig5.2.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.7, \beta_1: 3$.

Fig5.2.4: Même cas que la fig5.2.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

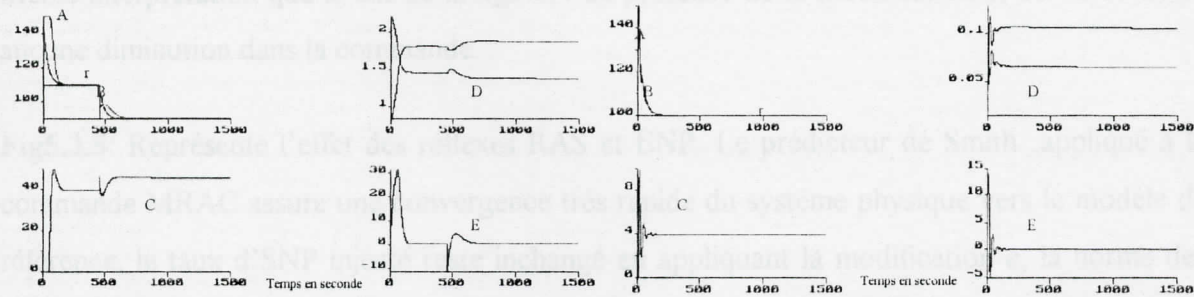


Fig5.2.5: Même cas que la fig5.2.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{esp}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

Fig5.2.6: Même cas que la fig5.2.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.1, \beta_1: 0.3$.

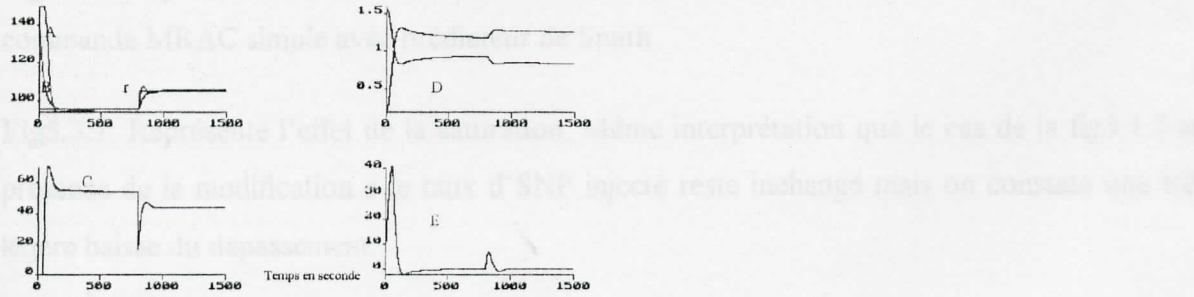


Fig5.2.7: Même cas que la fig5.2.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.4, \beta_1: 3$.

5.3 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE MRAC AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. Ces gains prennent la forme donnée dans [13,14]

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.3.1: En premier, on simule le modèle Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC avec modification e assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté ne change pas en appliquant la modification e , la norme des gains constants et variables converge rapidement et l'erreur devient négligeable à partir de 200s.

Fig5.3.2-5.3.3: En second lieu, on applique respectivement une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . On ne constate aucun important changement par rapport aux fig5.1.2-5.1.3, le taux d'SNP est identique respectivement dans chacune de ces simulations et le dépassement devient légèrement plus faible.

Fig5.2.4: Montre l'effet des activités stochastiques plus l'effet de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig5.1.4 en présence de la modification e , on ne constate aucune diminution dans la commande.

Fig5.3.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté reste inchangé en appliquant la modification e , la norme des gains converge rapidement et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.3.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple avec prédicteur de Smith.

Fig5.3.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.1.7 en présence de la modification e le taux d'SNP injecté reste inchangé mais on constate une très légère baisse du dépassement.

3. Graphes du prédictor de Smith appliqué à la commande MRAC avec modification e

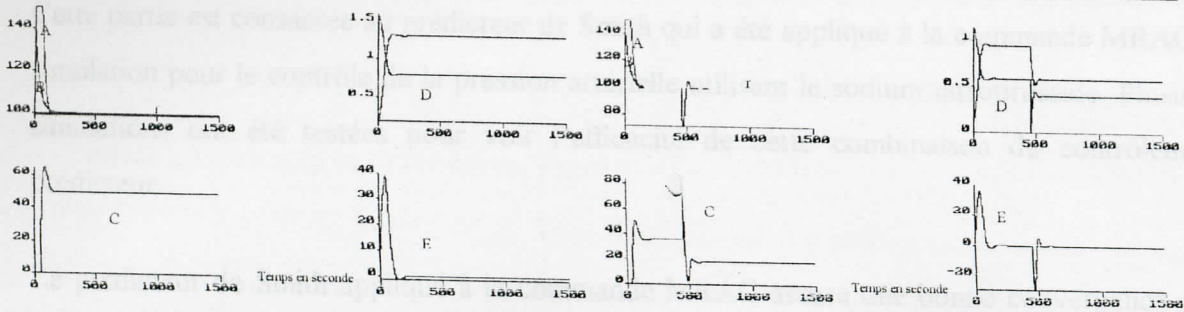


Fig5.3.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_I: 30s, T_C: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 0.4, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_p respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

Fig5.3.2: Même cas que la fig5.3.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.7, \beta_1: 3$.

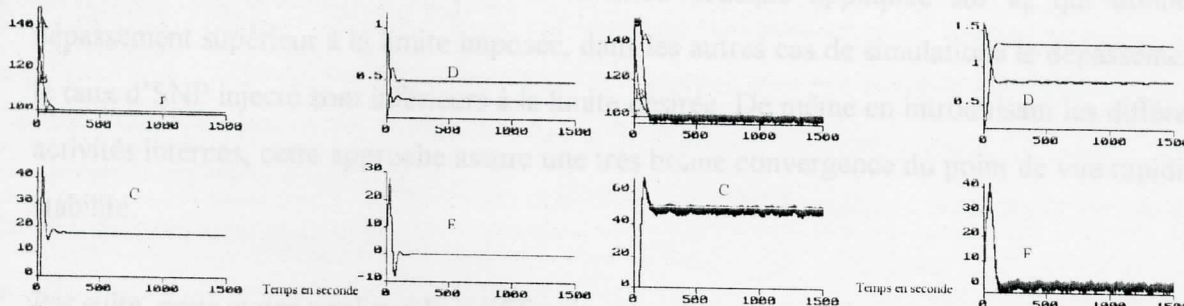


Fig5.3.3: Même cas que la fig5.3.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.7, \beta_1: 3$.

Fig5.3.4: Même cas que la fig5.3.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

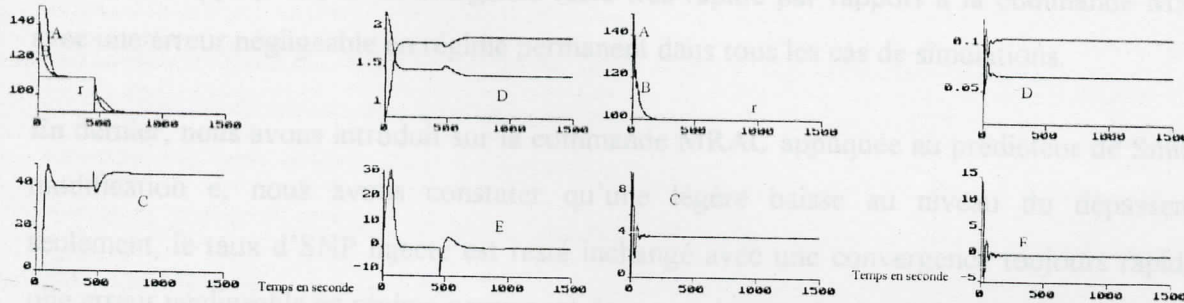


Fig5.3.5: Même cas que la fig5.3.1, en incluant l'effet des reflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dp: 10, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

Fig5.3.6: Même cas que la fig5.3.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.1, \beta_1: 0.3$.

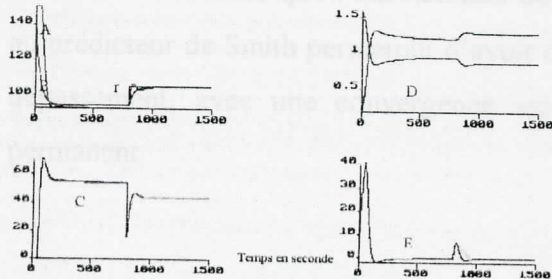


Fig5.3.7: Même cas que la fig5.3.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 0.4, \beta_1: 3$.

Conclusion sur le Prédicteur de SMITH appliqué à la commande MRAC

Cette partie est consacrée au prédicteur de Smith qui a été appliqué à la commande MRAC en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Plusieurs simulations ont été testées pour voir l'efficacité de cette combinaison de contrôleur et prédicteur.

Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MRAC assure une bonne convergence avec une grande rapidité et une bonne stabilité par rapport à la commande MRAC appliquée dans le chapitre II. En effet, en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique, cette approche assure une convergence très rapide avec moins d'oscillations et des dépassements beaucoup moins importants et une erreur négligeable en régime permanent en présence de ce prédicteur. A part la variation brusque appliquée sur k_p qui donne un dépassement supérieur à la limite imposée, dans les autres cas de simulations le dépassement et le taux d'SNP injecté sont inférieurs à la limite désirée. De même en introduisant les différentes activités internes, cette approche assure une très bonne convergence du point de vue rapidité et stabilité.

Par suite, nous avons appliqué la modification σ , nous avons remarquer qu'elle introduisait une diminution au niveau du taux d'SNP injecté et du dépassement généré par l'une des cas de simulations appliquées, la convergence reste très rapide par rapport à la commande MRAC avec une erreur négligeable en régime permanent dans tous les cas de simulations.

En dernier, nous avons introduit sur la commande MRAC appliquée au prédicteur de Smith la modification e , nous avons constater qu'une légère baisse au niveau du dépassement seulement, le taux d'SNP injecté est resté inchangé avec une convergence toujours rapide et une erreur négligeable en régime permanent dans tous les cas de simulations appliquées.

Nous avons conclue que l'introduction de la modification σ à la commande MRAC appliquée au prédicteur de Smith permettait d'avoir de plus faibles taux d'SNP à injecter de même que le dépassement, avec une convergence assez rapide et une erreur négligeable en régime permanent.

5.4 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE MCS

Le signal de commande MCS prend la forme de celui du MRAC en assumant que les gains constants sont nuls (1.5) et la détermination des gains variables est résumée dans [13].

SIMULATION ET INTERPRÉTATIONS

Fig 5.4.1: En premier, le modèle de Slate a été simulé. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté subit des variations très rapides durant quelques secondes puis se stabilise rapidement, la norme des gains variables converge très rapidement et l'erreur est négligeable en régime permanent. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS assure la parfaite poursuite.

Fig5.4.2 - 5.4.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . Une très bonne convergence avec un très faible dépassement dû à la variation brusque, à cet instant le taux d'SNP injecté diminue presque de moitié. Dans le second, cas il n'y a aucun dépassement et le taux d'SNP se stabilise rapidement, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.4.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. La convergence est très rapide avec une erreur bornée dans les limites imposées.

Fig5.4.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP varie brusquement lors de l'introduction de ces réflexes et à cet instant la norme des gains variables converge plus rapidement. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.4.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$ au SNP. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS fait converger rapidement le système physique vers le modèle de référence avec de très faibles oscillations, la norme des gains converge très rapidement et le taux d'SNP injecté est très faible et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.4.7: Représente l'effet de la saturation. On ne remarque aucun dépassement, l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent et la convergence est très rapide.

5.4 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS

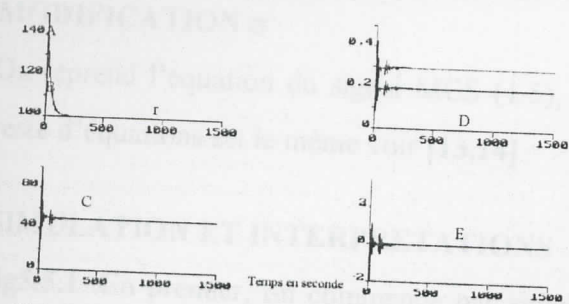


Fig5.4.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_r: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

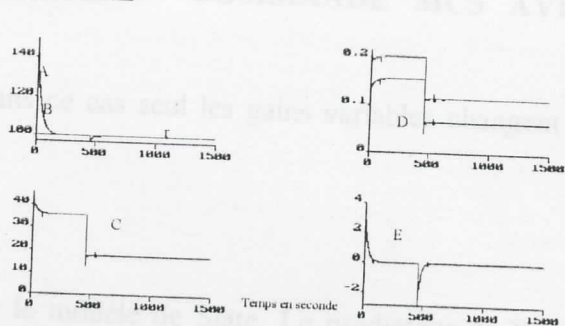


Fig5.4.2: Même cas que la fig5.4.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1$, $\beta_1: 2$.

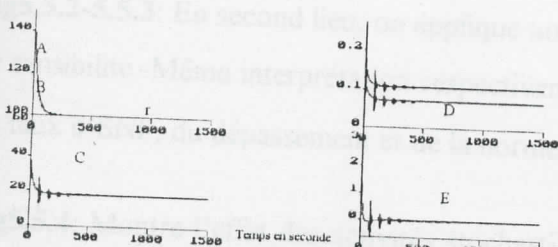


Fig5.4.3: Même cas que la fig5.3.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 0.3$.

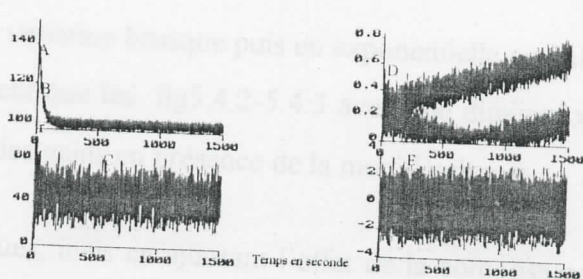


Fig5.4.4: Même cas que la fig5.4.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{var}: 10$, $R_{cap}: 2$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

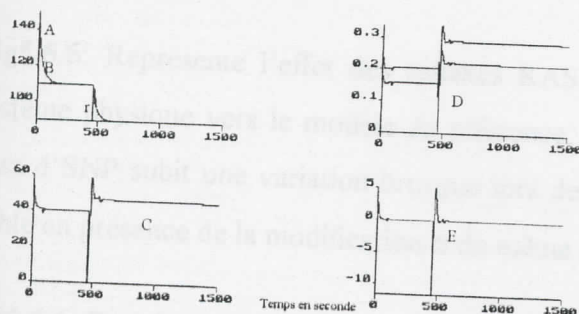


Fig5.4.5: Même cas que la fig5.4.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP_r: 10$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 2$.

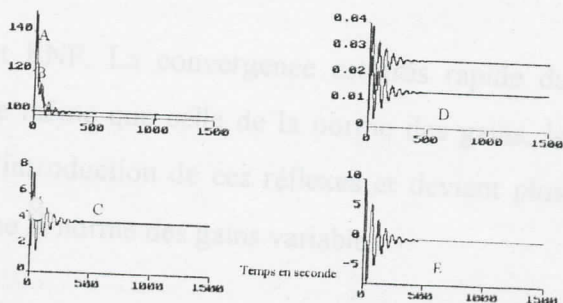


Fig5.4.6: Même cas que la fig5.4.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.01$, $\beta_1: 0.01$.

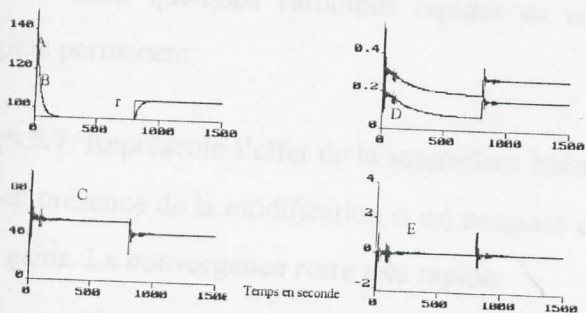


Fig5.4.7: Même cas que la fig5.4.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

5.5 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE MCS AVEC MODIFICATION σ

On reprend l'équation du signal MCS (1.5), dans ce cas seul les gains variables changent le reste d'équations est le même voir [13,14].

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

fig5.5.1: En premier, on commence par simuler le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS avec modification σ assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté et la norme des gains deviennent moins importants en appliquant la modification σ , la norme des gains variables converge très rapidement et l'erreur en régime permanent devient négligeable vers 200s.

Fig5.5.2-5.5.3: En second lieu, on applique une variation brusque puis en exponentielle au gain de sensibilité. Même interprétation respectivement que les fig5.4.2-5.4.3 avec une diminution du taux d'SNP, du dépassement et de la norme des gains en présence de la modification σ .

Fig5.5.4: Montre l'effet des activités stochastiques, mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. La convergence est très rapide avec un taux d'SNP très excité borné, de même que l'erreur mais dans les limites imposées cliniquement.

Fig5.5.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est très rapide du système physique vers le modèle de référence, de même que celle de la norme des gains, le taux d'SNP subit une variation brusque lors de l'introduction de ces réflexes et devient plus faible en présence de la modification σ de même que la norme des gains variables.

Fig5.5.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Même interprétation que le cas de la fig5.4.6 avec un dépassement, une norme des gains et un taux d'SNP injecté plus faibles, ce dernier subit quelques variations rapides en régime transitoire, l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.5.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.4.7 sauf qu'en présence de la modification σ on constate une diminution du taux d'SNP et de la norme des gains. La convergence reste très rapide.

5.5 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS avec modification σ

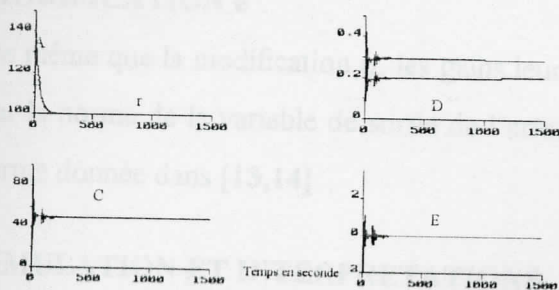


Fig5.5.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s$, $\alpha: 0.4, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

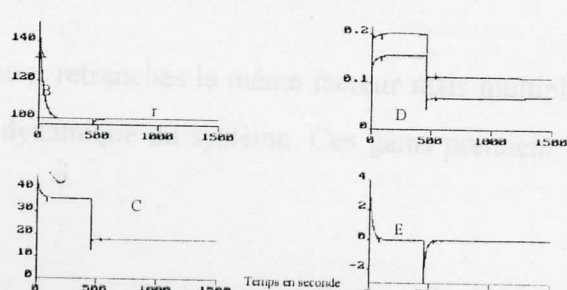


Fig5.5.2: Même cas que la fig5.5.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s $\alpha_1: 0.1, \beta_1: 2$.

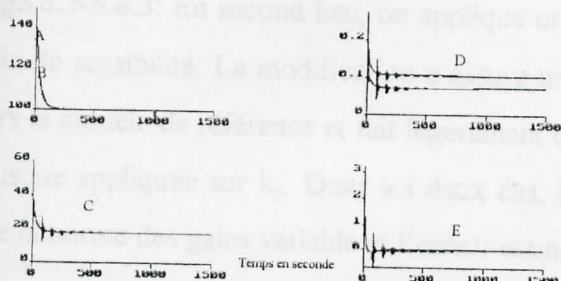


Fig5.5.3: Même cas que la fig5.5.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 0.3$.

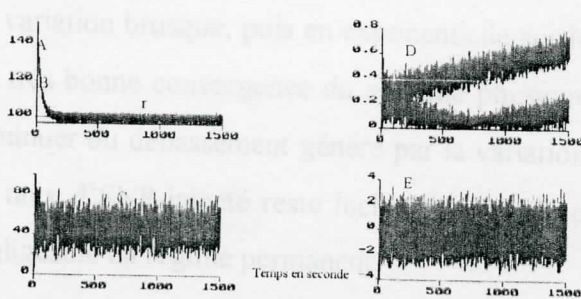


Fig5.5.4: Même cas que la fig5.5.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

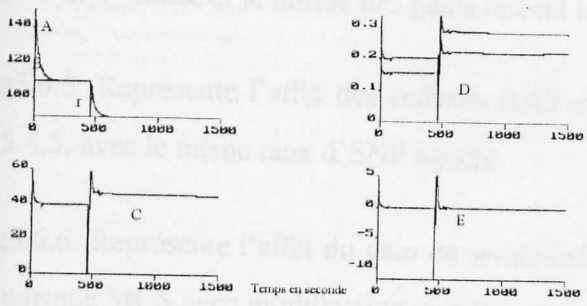


Fig5.5.5: Même cas que la fig5.5.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 2$.

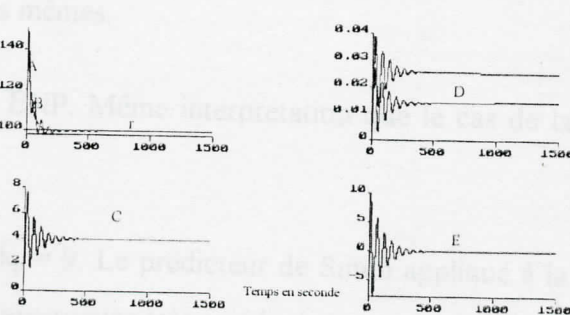


Fig5.5.6: Même cas que la fig5.5.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.01, \beta_1: 0.01$.

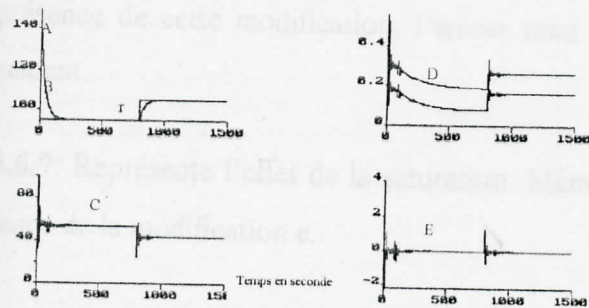


Fig5.5.7: Même cas que la fig5.5.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

5.6 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS avec modification e

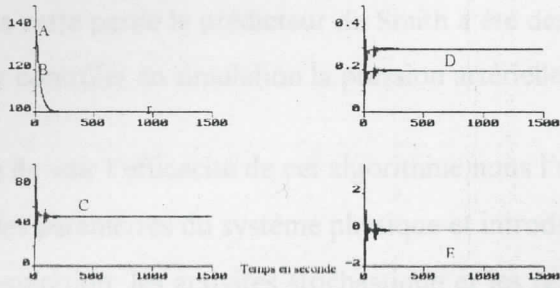


Fig5.6.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

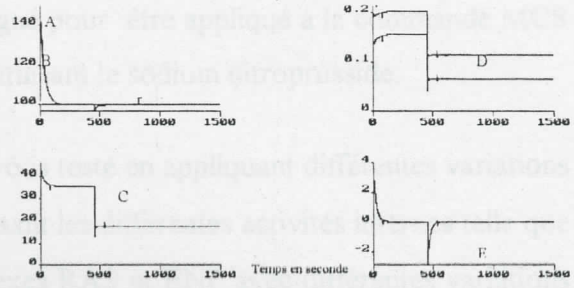


Fig5.6.2: Même cas que la fig5.6.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1, \beta_1: 2$.

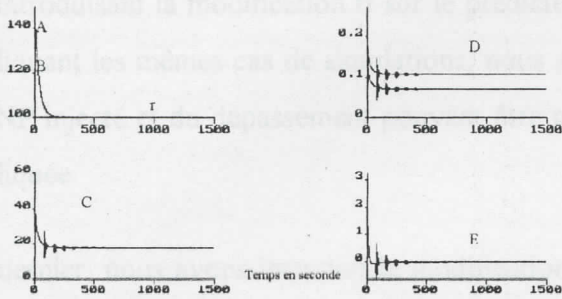


Fig5.6.3: Même cas que la fig5.6.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 0.3$.

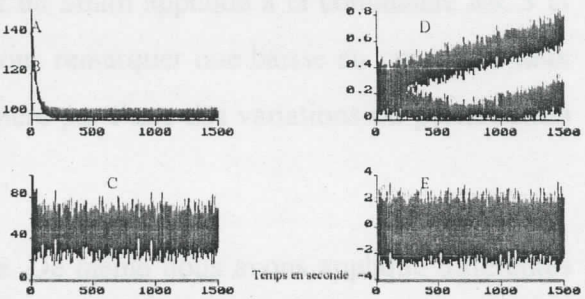


Fig5.6.4: Même cas que la fig5.6.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sp}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

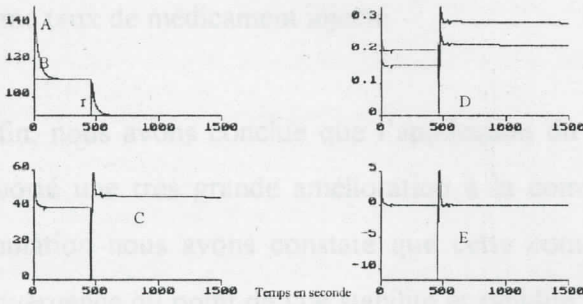


Fig5.6.5: Même cas que la fig5.6.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{ep}: 1.4, dP_i: 10, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 2$.

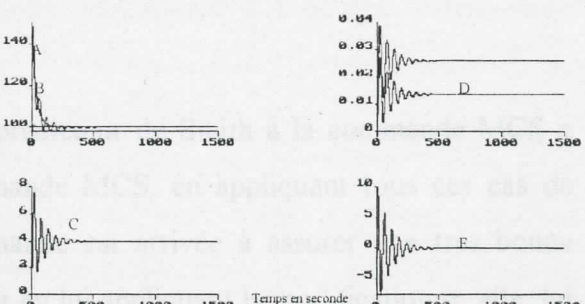


Fig5.6.6: Même cas que la fig5.6.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.01, \beta_1: 0.01$.

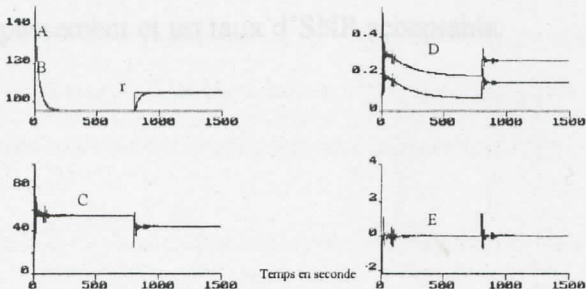


Fig5.6.7: Même cas que la fig5.6.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

Conclusion sur le Prédicteur de SMITH appliqué à la commande MCS

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné pour être appliqué à la commande MCS pour contrôler en simulation la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside.

Afin de voir l'efficacité de cet algorithme nous l'avons testé en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique et introduisant les différentes activités internes telle que la respiration, les activités stochastique et les réflexes RAS et ENP avec différentes variations sur leurs paramètres. Dans toutes ces différentes situations, le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS assure une convergence très rapide avec un dépassement et un taux d'SNP inférieures à la limite imposée cliniquement et une erreur négligeable en régime permanent.

En introduisant la modification σ sur le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS et appliquant les mêmes cas de simulations, nous avons remarquer une baisse au niveau du taux d'SNP injecté et du dépassement pouvant être généré par l'une des variations ou perturbation appliquée.

En dernier, nous avons introduit la modification e . De même nous avons appliqué différentes variations sur le système physique et introduit par la suite les activités internes, nous avons remarqué que cette modification ne diminuait que très légèrement le dépassement en gardant le même taux de médicament injecté.

Enfin, nous avons conclue que l'application du prédicteur de Smith à la commande MCS a apporté une très grande amélioration à la commande MCS, en appliquant tous ces cas de simulation nous avons constaté que cette commande est arrivée à assurer une très bonne convergence du point de vue stabilité et rapidité et en lui appliquant la modification σ , elle lui a permet de rendre encore plus fables le dépassement et le taux d'SNP injecté. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCS assure la parfaite poursuite avec un minimum de dépassement et un taux d'SNP acceptable.

5.7 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE MCSE

Comme l'approche du MCS celle du MCSE assume que les gains constants sont nuls et le signal de commande est donné par (1.6) où les gains variables seront définis dans l'annexe 5.

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig 5.7.1: En premier, le modèle de Slate a été simulé. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE, assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, de même que la norme des gains variables, le taux d'SNP injecté subit des variations très rapides durant les premières secondes. et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.7.2-5.7.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est très rapide en présence de ce prédicteur, avec un faible dépassement due à la variation brusque de k_p qui est légèrement plus faible que le cas de la fig3.5.2 (commande MCS simple) avec le même taux d'SNP injecté, à l'introduction de la variation brusque le taux d'SNP diminue brusquement, alors qu'il diminue plus lentement dans le cas de la variation en exponentielle, où la convergence est plus rapide. Dans tout les cas l'erreur tend vers une valeur négligeable ne régime permanent.

Fig5.7.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. La convergence reste très rapide, dans ce cas le taux d'SNP injecté est légèrement inférieur que le cas de la commande MCS, mais très excité, l'erreur reste bornée dans les limites imposées cliniquement mais très excitée.

Fig5.7.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le taux d'SNP subit des variations brusques lors de l'introduction de ces réflexes, avec une convergence très rapide. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.7.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p=9$. On remarque avec quelques oscillations en régime transitoire, et un plus faible dépassement que le cas de la commande MCS avec prédicteur de Smith. Le taux d'SNP injecté est très faible et subit quelques variations rapides durant le régime transitoire et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.7.7: Représente l'effet de la saturation. En présence du prédicteur de Smith, la convergence devient très rapide, sans dépassement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

5.7 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE

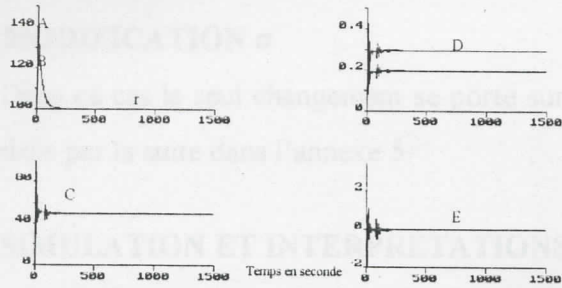


Fig5.7.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

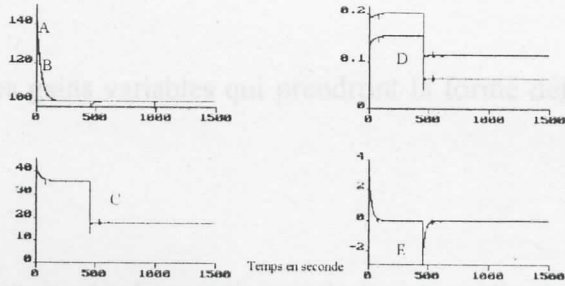


Fig5.7.2: Même cas que la fig5.7.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1$, $\beta_1: 2$.

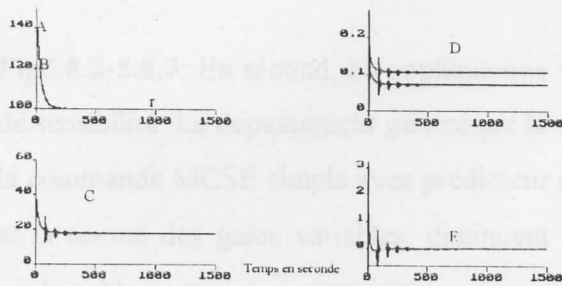


Fig5.7.3: Même cas que la fig5.7.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 0.3$.

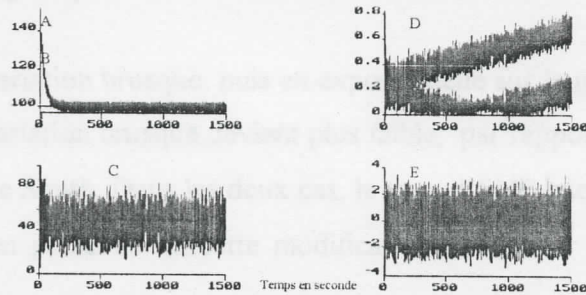


Fig5.7.4: Même cas que la fig5.7.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

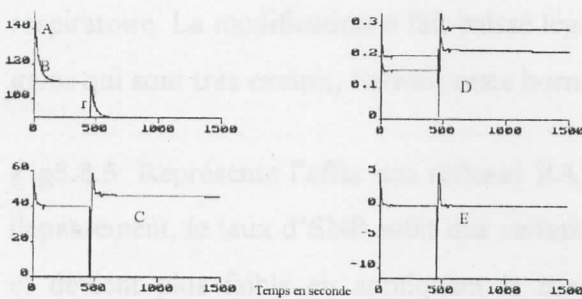


Fig5.7.5: Même cas que la fig5.3.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP: 10$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 2$.

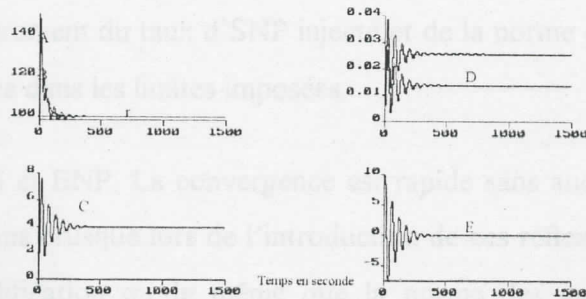


Fig5.7.6: Même cas que la fig5.3.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.01$, $\beta_1: 0.01$.

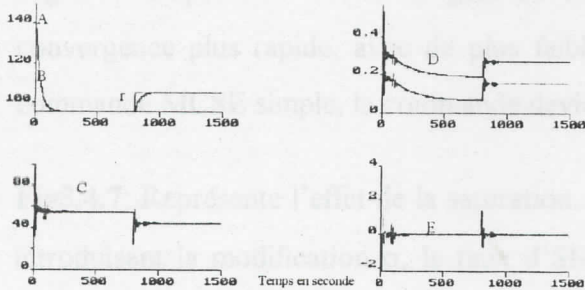


Fig5.7.7: Même cas que la fig5.7.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

5.8 PREDICTEUR DE SMITH ET LA COMMANDE MCSE AVEC MODIFICATION σ

Dans ce cas le seul changement se porte sur les gains variables qui prendront la forme définis dans par la suite dans l'annexe 5.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.8.1: En premier, le modèle de Slate a été simulé. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec modification σ , assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence de même que la norme des gains variables, le taux d'SNP injecté devient moins important en appliquant la modification σ , de même que la norme des gains variables et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.8.2-5.8.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. Le dépassement généré par la variation brusque devient plus faible, par rapport à la commande MCSE simple avec prédicteur de Smith. Dans les deux cas, le taux d'SNP injecté et la norme des gains variables, diminuent en présence de cette modification et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.8.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. La modification σ fait baissé légèrement du taux d'SNP injecté et de la norme des gains qui sont très excités, l'erreur reste bornée dans les limites imposées.

Fig5.8.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide sans aucun dépassement, le taux d'SNP subit des variations brusque lors de l'introduction de ces réflexes, et devient plus faible en appliquant la modification σ , de même que la norme des gains variables. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.4.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. La modification σ assure une convergence plus rapide, avec de plus faibles taux d'SNP et dépassement par rapport à la commande MCSE simple, la commande devient très faible dans ce cas.

Fig5.4.7: Représente l'effet de la saturation. Le taux d'SNP subit une variation très rapide, en introduisant la modification σ , le taux d'SNP injecté et la norme des gains deviennent plus faibles. L'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

5.8 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec modification σ

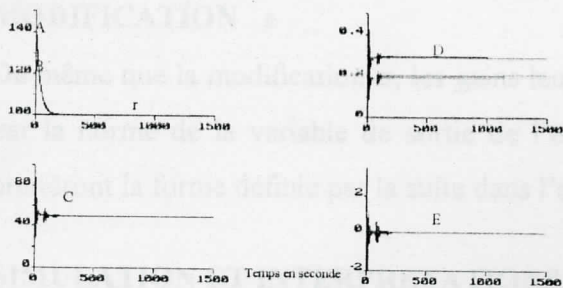


Fig5.8.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

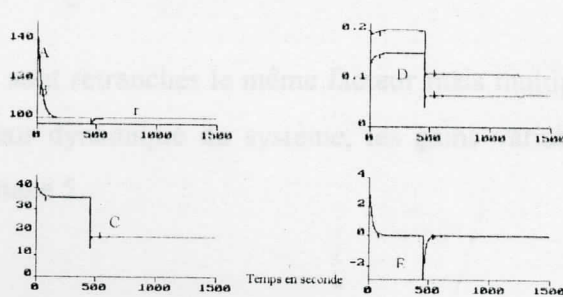


Fig5.8.2: Même cas que la fig5.8.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1, \beta_1: 2$.

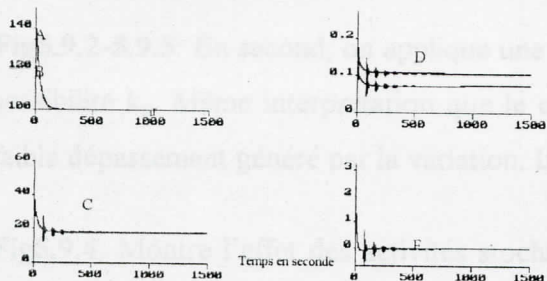


Fig5.8.3: Même cas que la fig5.8.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 0.3$.

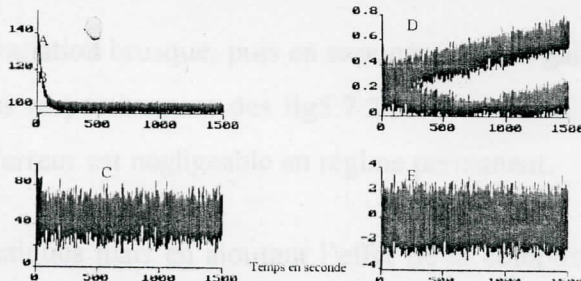


Fig5.8.4: Même cas que la fig5.8.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sd}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

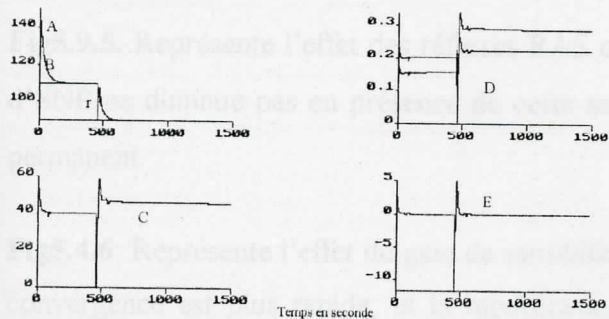


Fig5.8.5: Même cas que la fig5.8.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dp_r: 10, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 2$.

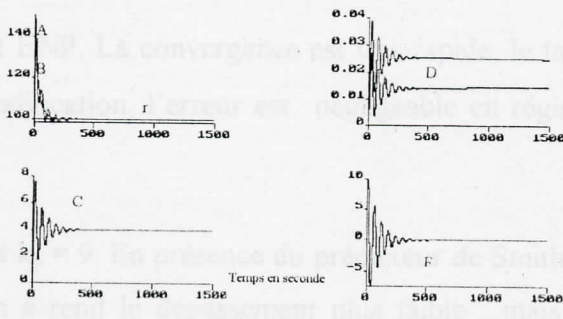


Fig5.8.6: Même cas que la fig5.8.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.01, \beta_1: 0.01$.

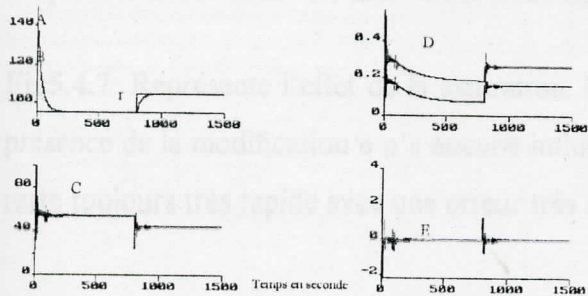


Fig5.8.7: Même cas que la fig5.8.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

5.9 PREDICTEUR DE SMITH ET LA COMMANDE MCSE AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système, les gains variables prendront la forme définie par la suite dans l'annexe 5.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig 5.9.1: En premier, le modèle de Slate a été simulé. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec modification e assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence de même que la norme des gains variables, le taux d'SNP injecté ne change pas en appliquant la modification e et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.9.2-5.9.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle au gain de sensibilité k_p . Même interprétation que le cas respectivement des fig5.7.2-5.7.3 avec un plus faible dépassement généré par la variation. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.9.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig5.7.4, avec le même taux d'SNP infusé en présence de la modification e .

Fig5.9.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est très rapide, le taux d'SNP ne diminue pas en présence de cette modification, l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.4.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. En présence du prédicteur de Smith la convergence est plus rapide, et la modification e rend le dépassement plus faible, mais la norme des gains et le taux d'SNP injecté ne varient pas par rapport à la commande MCSE simple et l'erreur tend vers une valeur très négligeable en régime permanent.

Fig5.4.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.7.7, la présence de la modification e n'a aucune influence sur le taux d'SNP injecté et la convergence reste toujours très rapide avec une erreur très négligeable en régime permanent.

9 Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec modification e

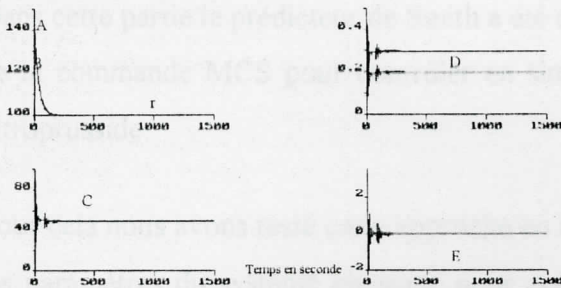


Fig5.9.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande .
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

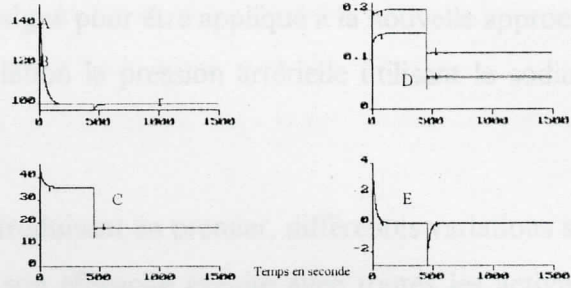


Fig5.9.2: Même cas que la fig5.9.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1, \beta_1: 2$.

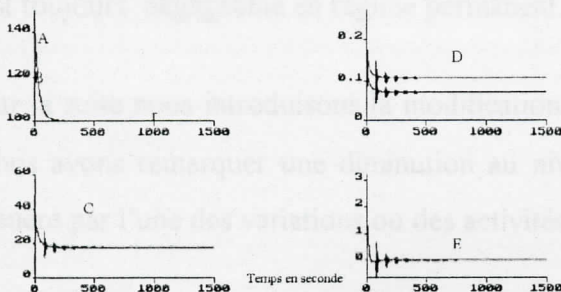


Fig5.9.3: Même cas que la fig5.9.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 0.3$.

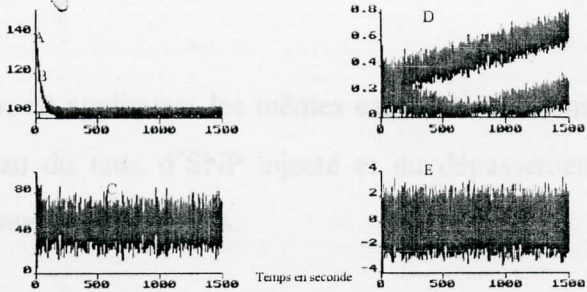


Fig5.9.4: Même cas que la fig5.9.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{esp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

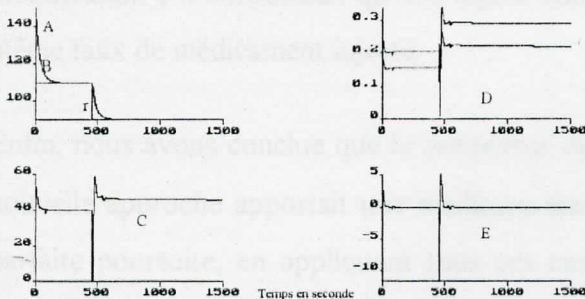


Fig5.9.5: Même cas que la fig5.9.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 2$.

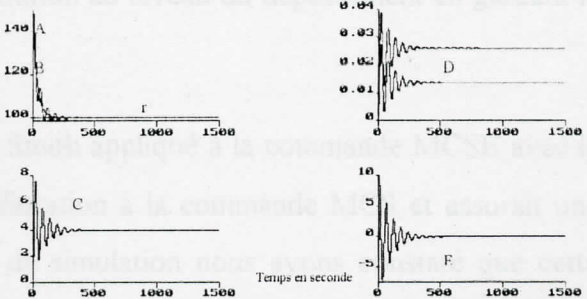


Fig5.9.6: Même cas que la fig5.9.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.01, \beta_1: 0.01$.

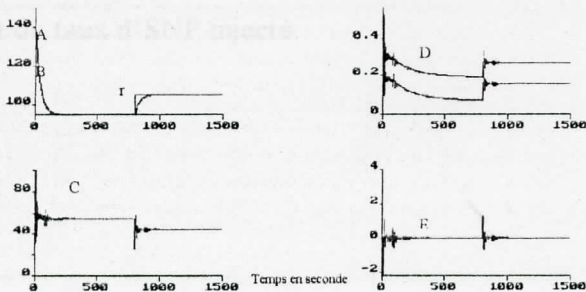


Fig5.9.7: Même cas que la fig5.9.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

Conclusion sur le Prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné pour être appliqué à la nouvelle approche de la commande MCS pour contrôler en simulation la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside.

Pour cela nous avons testé cette approche en introduisant en premier, différentes variations sur les paramètres du système physique pour voir son efficacité ensuite avec toutes les activités internes telle que la respiration, les bruits stochastiques et les réflexes RAS et ENP avec différentes variations de leurs paramètres. Dans toutes ces situations, le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec cette nouvelle approche assure une convergence très rapide avec un dépassement encore plus faible que le cas de la commande MCS avec PS, ce dernier et le taux d'SNP injecté restent inférieures à la limite imposée cliniquement et l'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

Par la suite nous introduisons la modification σ , en appliquant les mêmes cas de simulations, nous avons remarquer une diminution au niveau du taux d'SNP injecté et du dépassement généré par l'une des variations ou des activités internes appliquées.

Nous avons introduit à la fin la modification e . Nous avons appliqué de même les différentes variations sur le système physique et les activités internes, nous avons remarqué que la modification e n'introduisait qu'une légère diminution au niveau du dépassement en gardant le même taux de médicament injecté.

Enfin, nous avons conclue que le prédicteur de Smith appliqué à la commande MCSE avec la nouvelle approche apportait une meilleure amélioration à la commande MCS et assurait une parfaite poursuite, en appliquant tous ces cas de simulation nous avons constaté que cette commande assure une très bonne convergence du point de vue stabilité et rapidité. En lui appliquant la modification σ , nous avons remarquer une meilleure diminution du dépassement et du taux d'SNP injecté.

5.10 PRÉDICTEUR DE SMITH APPLIQUÉ À LA COMMANDE EMCS

De même que le MCS, les gains variables constants sont nuls, et les gains variables sont donnés dans [12]. L'équation de contrôle de l'EMCS (1.7) et la condition sur N est telle que

$$0 < N < 100 \text{ ml/h} \quad \text{et} \quad \xi = 0.1 \quad \text{voir [15].}$$

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig5.10.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS, assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement, la convergence de la norme des gains variables est très rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.10.2-5.10.3: En second, on applique respectivement au gain de sensibilité k_p , une variation brusque, puis en exponentielle. La convergence devient très rapide, la variation brusque génère un très faible dépassement, et le taux d'SNP subit une variation plus rapide que le second cas où la convergence devient plus rapide, ceci est due à la nature de la variation. Dans tous les cas, l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.10.4: Montre l'effet des activités stochastiques avec l'effet de la composante respiratoire. La convergence est très rapide du système physique vers le modèle de référence et de la norme des gains, l'erreur est bornée dans les limites imposées à cause de la nature de la composante, mais la commande est très excitée.

Fig5.10.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le prédicteur de Smith assure une parfaite poursuite, le taux d'SNP injecté diminue de façon brusque lors de l'introduction de ces réflexes, et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig5.10.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Le prédicteur de Smith augmente la vitesse de convergence, sans introduire aucun dépassement, le taux d'SNP injecté est très faible car k_p prend sa valeur maximale, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.10.7: Représente l'effet de la saturation. Le taux d'SNP subit une variation très rapide en présentant un pic, le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS assure la parfaite poursuite du système physique vers le modèle de référence, la norme des gains variables converge très rapidement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

5.10 Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS

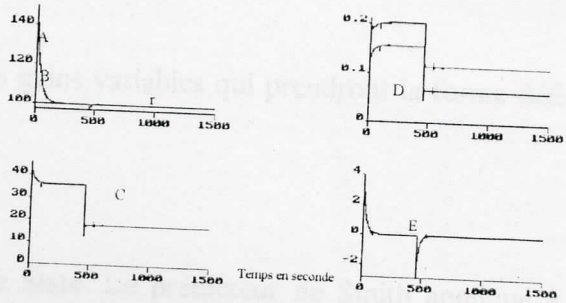
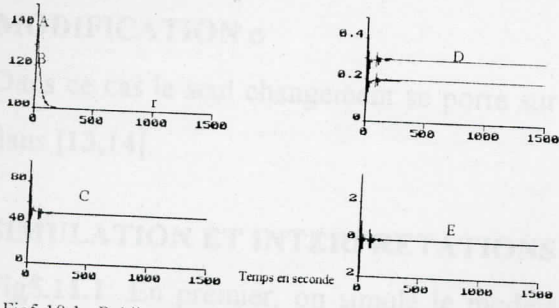


Fig5.10.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A: sortie
 B: modèle de référence - r : référence.
 C: commande.
 D: norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E: erreur sur la sortie

Fig5.10.2: Même cas que la fig5.10.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1$, $\beta_1: 2$.

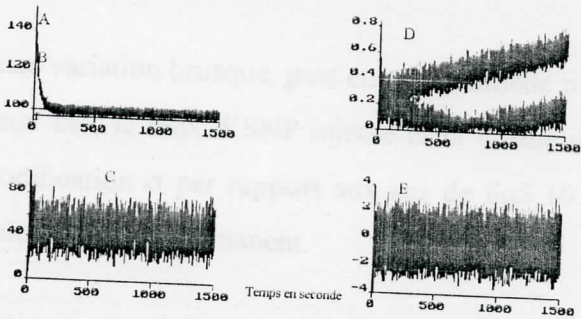
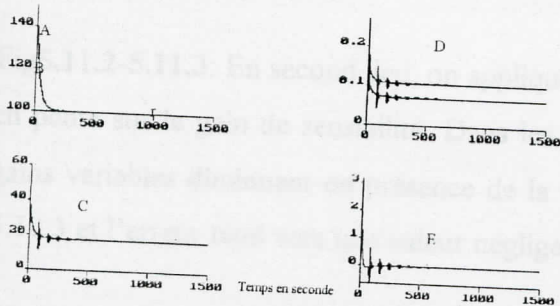


Fig5.10.3: Même cas que la fig3.10.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 0.3$.

Fig5.10.4: Même cas que la fig5.10.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10$, $R_{sp}: 2$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

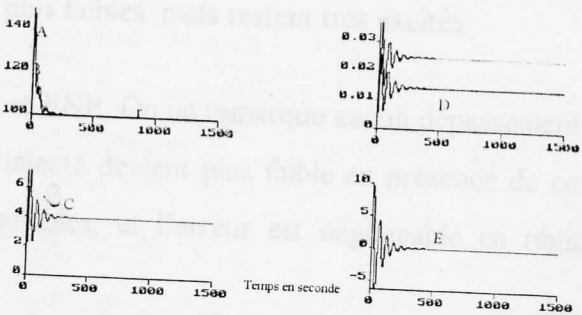
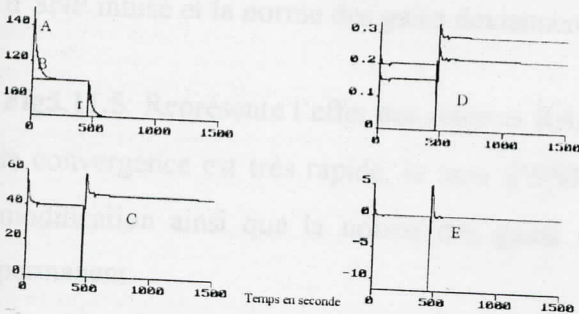


Fig5.10.5: Même cas que la fig5.10.1, en incluant l'effet des reflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP: 10$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 2$.

Fig5.10.6: Même cas que la fig5.10.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.01$, $\beta_1: 0.01$.

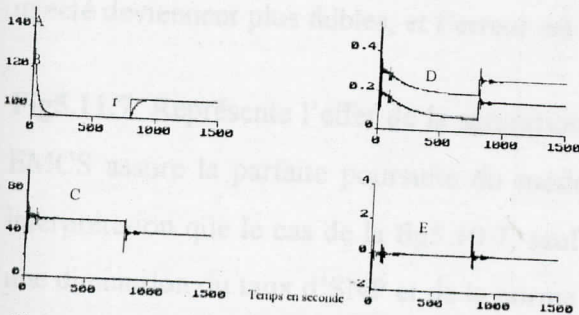


Fig5.10.7: Même cas que la fig5.10.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

5.11 PRÉDICTEUR DE SMITH APPLIQUÉ À LA COMMANDE EMCS AVEC MODIFICATION σ

Dans ce cas le seul changement se porte sur les gains variables qui prendront la forme définie dans [13,14].

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.11.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec modification σ assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence et fait diminuer du taux d'SNP injecté et de la norme des gains variables, la convergence de cette dernière est très rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.11.2-5.11.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle puis en pente sur le gain de sensibilité. Dans les deux cas, le taux d'SNP injecté et la norme des gains variables diminuent en présence de la modification σ par rapport aux cas de fig5.10.2-5.10.3 et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig5.11.4: Montre l'effet des activités stochastiques et celui de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig5.10.4 sauf qu'en présence de la modification σ , le taux d'SNP infusé et la norme des gains deviennent plus faibles mais restent très excités.

Fig5.11.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. On ne remarque aucun dépassement et la convergence est très rapide, le taux d'SNP injecté devient plus faible en présence de cette modification ainsi que la norme des gains variables, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.11.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. La convergence est plus rapide avec moins d'oscillations, en présence de cette modification. La norme des gains et le taux d'SNP injecté deviennent plus faibles, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.11.7: Représente l'effet de la saturation. Le prédicteur de smith appliqué à la commande EMCS assure la parfaite poursuite du modèle de référence par le système physique. Même interprétation que le cas de la fig5.10.7, sauf qu'en présence de la modification σ on constate une diminution du taux d'SNP et de la norme des gains.

5.11 Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec modification σ

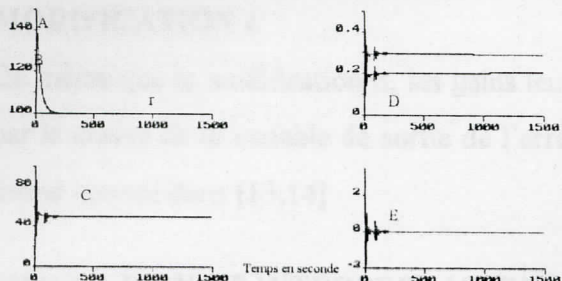


Fig5.11.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$, valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

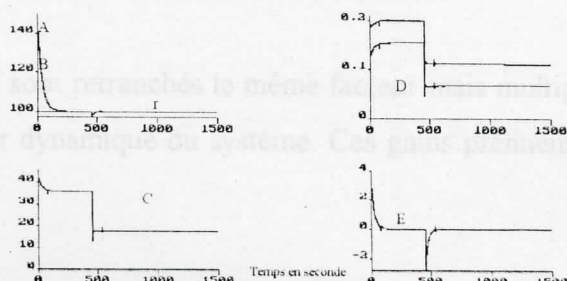


Fig5.11.2: Même cas que la fig5.11.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1, \beta_1: 2$.

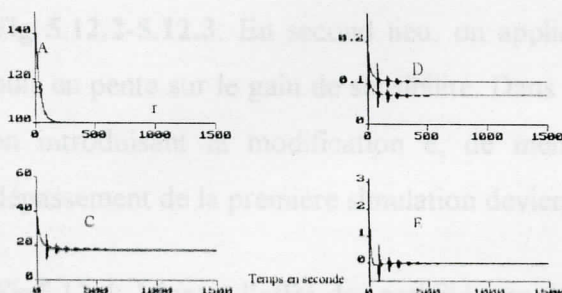


Fig5.11.3: Même cas que la fig5.11.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 0.3$.

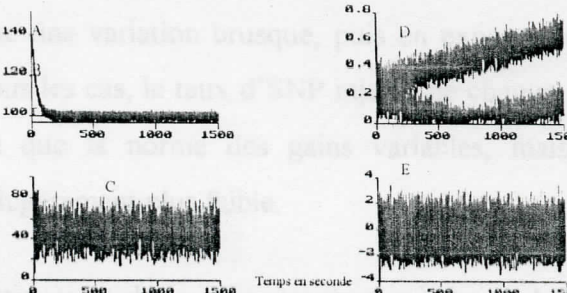


Fig5.11.4: Même cas que la fig5.11.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, R_{sp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

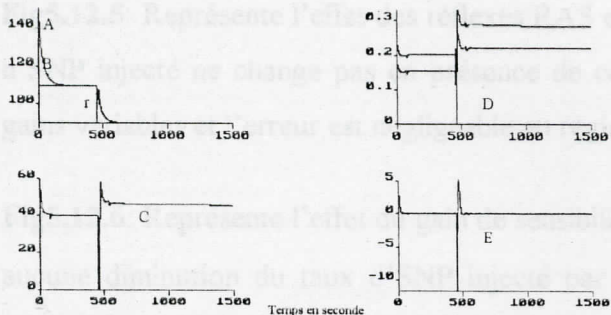


Fig5.11.5: Même cas que la fig5.11.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 2$.

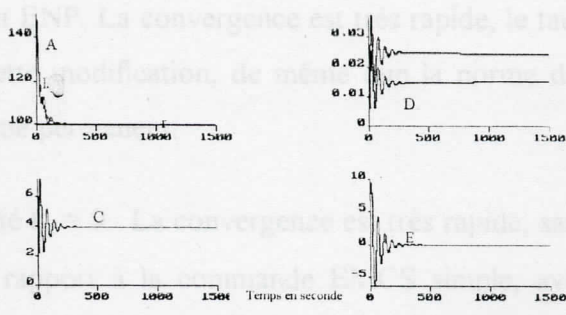


Fig5.11.6: Même cas que la fig5.11.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.01, \beta_1: 0.01$.

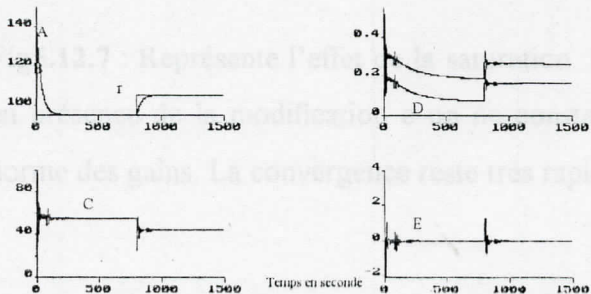


Fig5.11.7: Même cas que la fig5.11.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

5.12 PREDICTEUR DE SMITH ET LA COMMANDE EMCS AVEC MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. Ces gains prennent la forme donnée dans [13,14]

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig 5.12.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec modification e assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence sans diminuer du taux d'SNP injecté, la norme des gains variables converge très rapidement et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig 5.12.2-5.12.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle puis en pente sur le gain de sensibilité. Dans tous les cas, le taux d'SNP injecté ne change pas en introduisant la modification e , de même que la norme des gains variables, mais le dépassement de la première simulation devient légèrement plus faible.

Fig5.12.4: Montre l'effet des activités stochastiques et de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig5.10.4.

Fig5.12.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est très rapide, le taux d'SNP injecté ne change pas en présence de cette modification, de même que la norme des gains variables et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.12.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. La convergence est très rapide, sans aucune diminution du taux d'SNP injecté par rapport à la commande EMCS simple, avec prédicteur de Smith, mais on constate une très légère baisse du dépassement généré par cette simulation, et l'erreur tend vers une valeur très négligeable en régime permanent.

Fig5.12.7 : Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.10.7, en présence de la modification e on ne constate aucune diminution du taux d'SNP et de la norme des gains. La convergence reste très rapide sans aucun dépassement.

5.12 Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec modification e

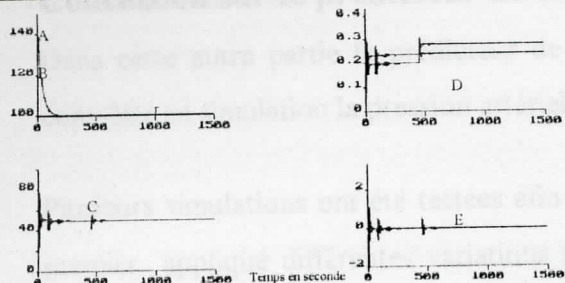


Fig5.12.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_i: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

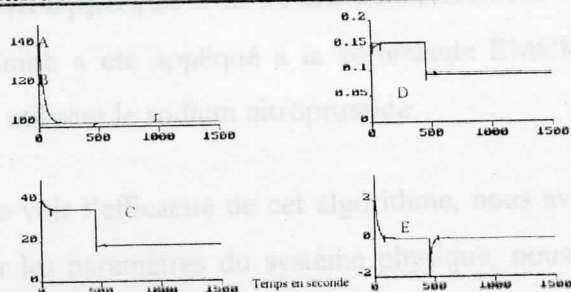


Fig5.12.2: Même cas que la fig5.12.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1, \beta_1: 2$.

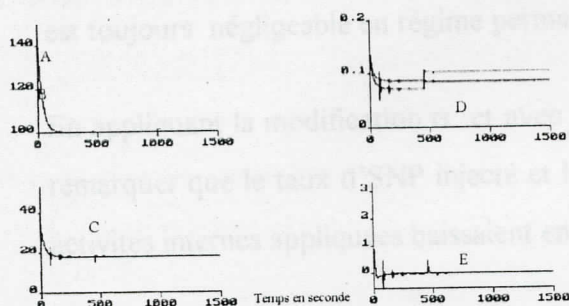


Fig5.12.3: Même cas que la fig5.12.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 0.3$.

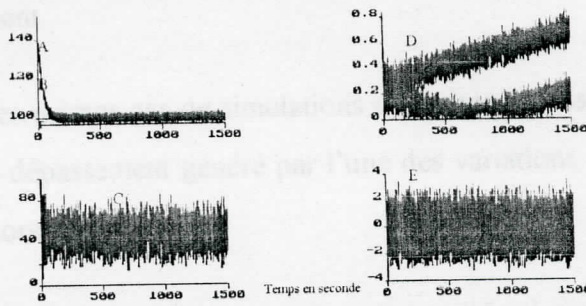


Fig5.12.4: Même cas que la fig5.12.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10, R_{sp}: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

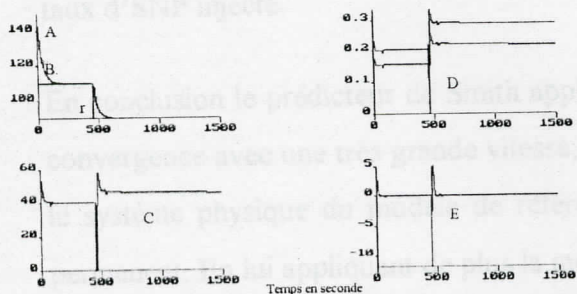


Fig5.12.5: Même cas que la fig5.12.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{enp}: 1.4, dP_r: 10, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 2$.

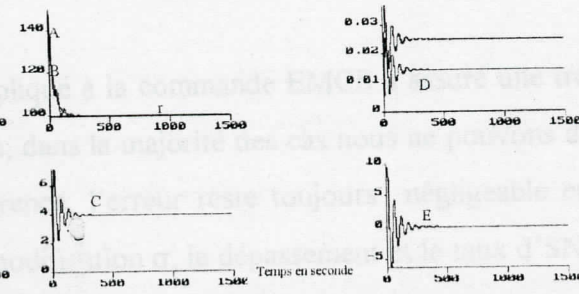


Fig5.12.6: Même cas que la fig5.12.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.01, \beta_1: 0.01$.

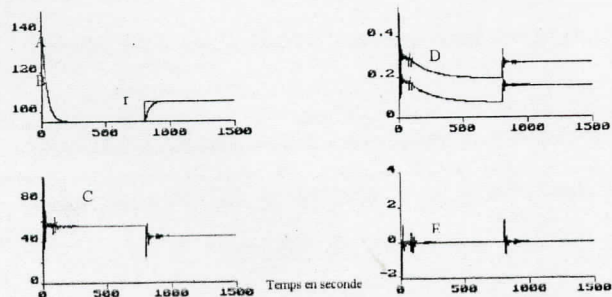


Fig5.12.7: Même cas que la fig5.12.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

Conclusion sur le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS

Dans cette autre partie le prédicteur de Smith a été appliqué à la commande EMCS pour contrôler en simulation la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside.

Plusieurs simulations ont été testées afin de voir l'efficacité de cet algorithme, nous avons en premier appliqué différentes variations sur les paramètres du système physique, nous avons ensuite introduit toutes les activités internes telle que la respiration, le activités stochastique et les réflexes RAS et ENP en faisant varier leurs paramètres. Dans tous ces cas le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS a assuré une très bonne convergence que ce soit en rapidité ou en stabilité avec le plus faible dépassement pouvant avoir lieu jusqu'à présent. Ce dernier et le taux d'SNP injecté restent inférieures à la limite imposée cliniquement et l'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

En appliquant la modification σ et avec les mêmes cas de simulations déjà citées, nous avons remarquer que le taux d'SNP injecté et le dépassement généré par l'une des variations ou des activités internes appliquées baissaient encore plus.

De même, en appliquant les différentes simulations et en introduisant la modification e , nous avons remarqué une légère diminution au niveau du dépassement sans aucun changement du taux d'SNP injecté.

En conclusion le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS a assuré une très bonne convergence avec une très grande vitesse, dans la majorité des cas nous ne pouvons distinguer le système physique du modèle de référence, l'erreur reste toujours négligeable en régime permanent. En lui appliquant de plus la modification σ , le dépassement et le taux d'SNP injecté deviennent encore plus faibles.

5.13 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE EMCSE

De même que le EMCS, les gains variables constants K_c et K_{cr} sont nuls, le signal de commande est donné par (1.8) et les gains variables sont définis dans l'annexe 5. Les bornes de N ont déjà été choisies dans le paragraphe 3.10 de même que $\xi = 0.1$.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.13.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté se stabilise rapidement, la convergence de la norme des gains variables est très rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.13.2-5.13.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité k_p . La convergence est très rapide, avec un très faible dépassement dû à la variation brusque, dans ce cas le taux d'SNP diminue. En appliquant la seconde simulation on remarque une convergence plus rapide, avec une commande plus lisse. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.13.4: Montre l'effet des activités stochastiques en lui associant l'effet de la composante respiratoire. La convergence est très rapide, l'erreur et la commande sont bornées, mais cette dernière est très excitée.

Fig5.13.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE, assure une parfaite poursuite, le taux d'SNP injecté varie de façon brusque lors de l'introduction de ces réflexes, et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.13.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE fait converger rapidement le système physique vers le modèle de référence avec de très faibles oscillations, la norme des gains converge très rapidement, le taux d'SNP injecté est très faible et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig5.13.7: Représente l'effet de la saturation. Le taux d'SNP subit une variation très rapide mais dans ce cas, en présence du prédicteur de Smith, la commande EMCSE assure la parfaite poursuite du modèle de référence par le système physique, la norme des gains variables converge rapidement et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

5.13 Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE

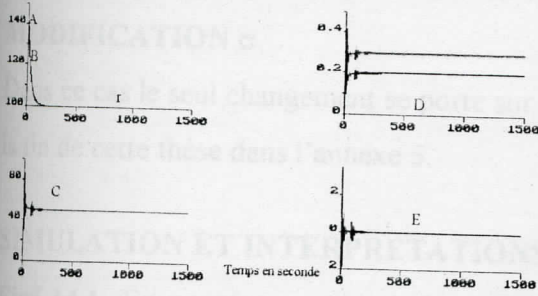


Fig5.13.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A: sortie
 B: modèle de référence - r : référence.
 C: commande.
 D: norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E: erreur sur la sortie

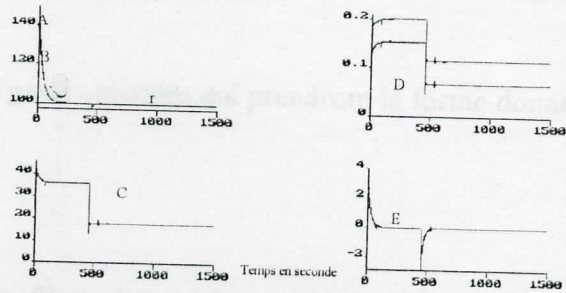


Fig5.13.2: Même cas que la fig5.13.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1$, $\beta_1: 2$.

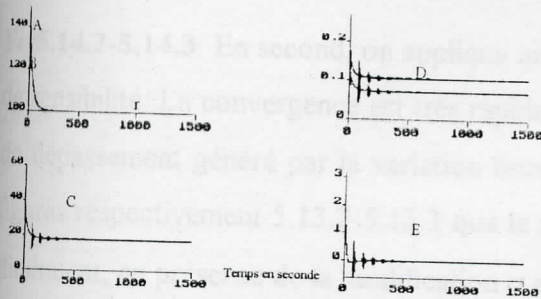


Fig5.13.3: Même cas que la fig5.13.1, avec une variation en exponentielle de $K_n: 1 - 2$. $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 0.3$.

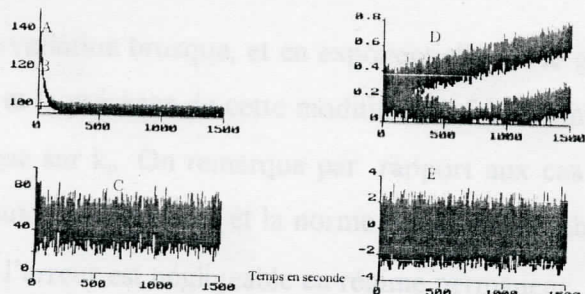


Fig5.13.4: Même cas que la fig5.13.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10$, $R_{esp}: 2$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

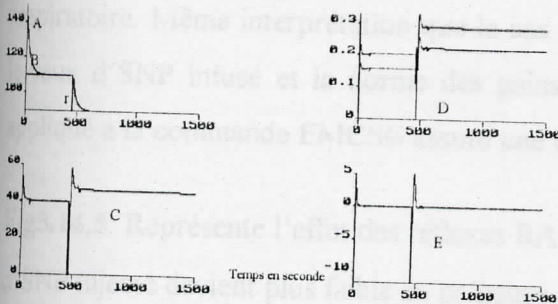


Fig5.13.5: Même cas que la fig3.13.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP_r: 10$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 2$.

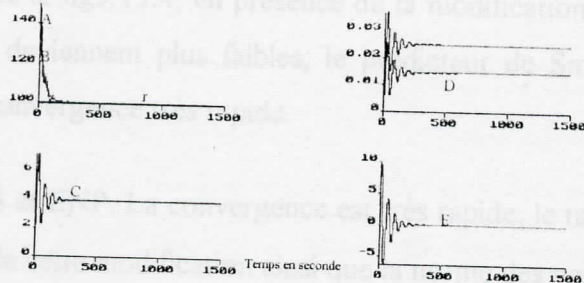


Fig5.13.6: Même cas que la fig5.13.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.01$, $\beta_1: 0.01$.

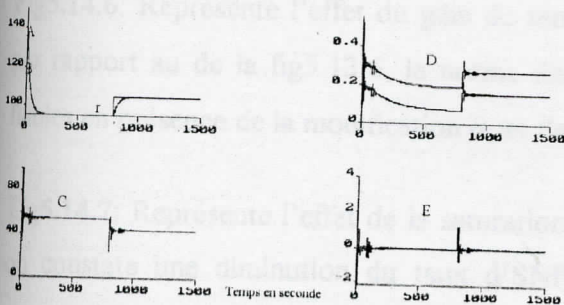


Fig5.13.7: Même cas que la fig5.13.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

5.14 PREDICTEUR DE SMITH ET LA COMMANDE EMCSE AVEC MODIFICATION σ

Dans ce cas le seul changement se porte sur les gains variables qui prendront la forme donnée à la fin de cette thèse dans l'annexe 5.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.14.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE avec modification σ , assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, et fait diminuer du taux d'SNP injecté et de la norme des gains variables, la convergence de cette dernière est très rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.14.2-5.14.3: En second, on applique une variation brusque, et en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est très rapide, et la présence de cette modification fait diminuer du dépassement généré par la variation brusque sur k_p . On remarque par rapport aux cas de figures respectivement 5.13.2-5.13.3 que le taux d'SNP injecté et la norme des gains variables diminuent, en présence de la modification σ et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.14.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig5.13.4, en présence de la modification σ , le taux d'SNP infusé et la norme des gains deviennent plus faibles, le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE assure une convergence très rapide.

Fig5.14.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est très rapide, le taux d'SNP injecté devient plus faible en présence de cette modification ainsi que la norme des gains variables. L'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig5.14.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. On remarque moins d'oscillations par rapport au de la fig5.13.6, la norme des gains et le taux d'SNP injecté deviennent plus faibles en présence de la modification σ , et l'erreur est très négligeable en régime permanent.

Fig5.14.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.13.7, on constate une diminution du taux d'SNP et de la norme des gains, en présence de la modification σ et la convergence reste très rapide.

5.14 PREDICTEUR DE SMITH ET LA COMMANDE EMCSE AVEC MODIFICATION σ

Dans ce cas le seul changement se porte sur les gains variables qui prendront la forme donnée à la fin de cette thèse dans l'annexe 5.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.14.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE avec modification σ , assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, et fait diminuer du taux d'SNP injecté et de la norme des gains variables, la convergence de cette dernière est très rapide et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.14.2-5.14.3: En second, on applique une variation brusque, et en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est très rapide, et la présence de cette modification fait diminuer du dépassement généré par la variation brusque sur k_p . On remarque par rapport aux cas de figures respectivement 5.13.2-5.13.3 que le taux d'SNP injecté et la norme des gains variables diminuent, en présence de la modification σ et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.14.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig5.13.4, en présence de la modification σ , le taux d'SNP infusé et la norme des gains deviennent plus faibles, le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE assure une convergence très rapide.

Fig5.14.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est très rapide, le taux d'SNP injecté devient plus faible en présence de cette modification ainsi que la norme des gains variables. L'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent.

Fig5.14.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. On remarque moins d'oscillations par rapport au de la fig5.13.6, la norme des gains et le taux d'SNP injecté deviennent plus faibles en présence de la modification σ , et l'erreur est très négligeable en régime permanent.

Fig5.14.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.13.7, on constate une diminution du taux d'SNP et de la norme des gains, en présence de la modification σ et la convergence reste très rapide.

5.14 Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE avec modification σ

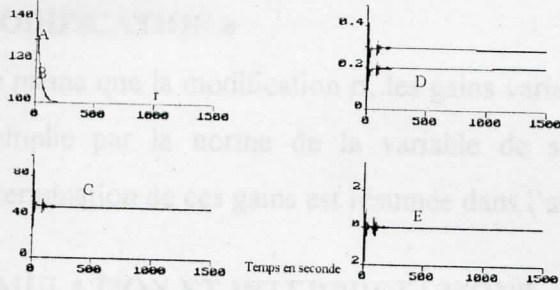


Fig5.14.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE avec modification σ , modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_f: 30s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_r respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

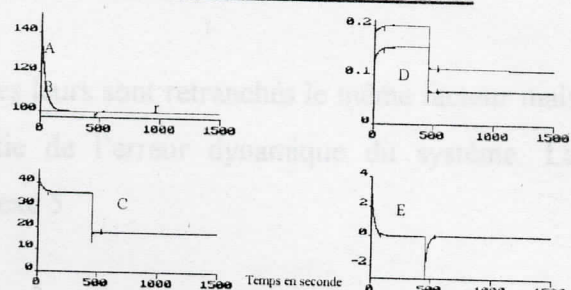


Fig5.14.2: Même cas que la fig5.14.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1, \beta_1: 2$.

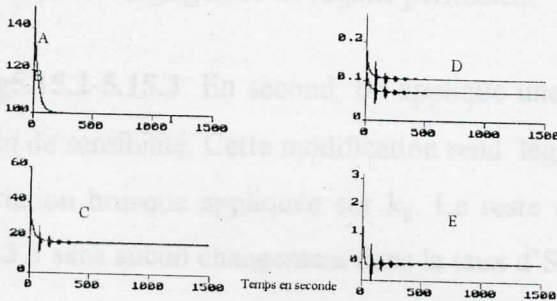


Fig5.14.3: Même cas que la fig3.14.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 0.3$.

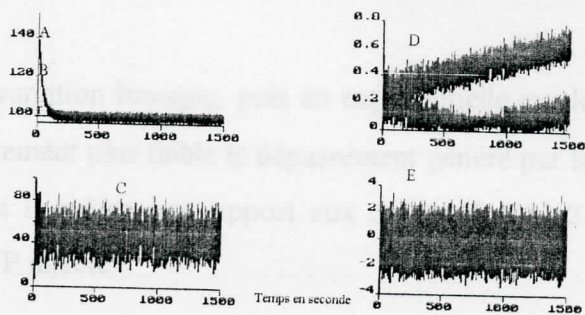


Fig5.14.4: Même cas que la fig5.14.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10, Resp: 2, \alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

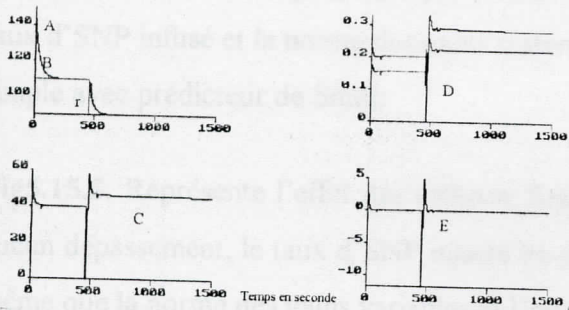


Fig5.14.5: Même cas que la fig5.14.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{cap}: 1.4, dP: 10, \alpha_1: 0.2, \beta_1: 2$.

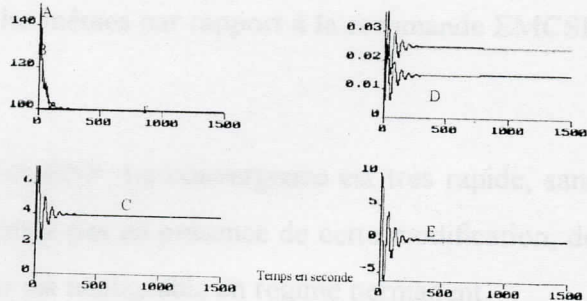


Fig5.14.6: Même cas que la fig5.14.1, avec $K_p: 9, \alpha_1: 0.01, \beta_1: 0.01$.

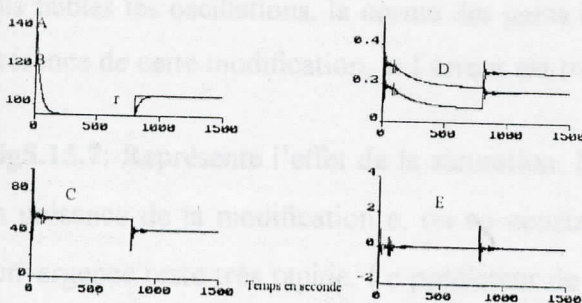


Fig5.14.7: Même cas que la fig5.14.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1, \beta_1: 3$.

5.15 PREDICTEUR DE SMITH ET LA COMMANDE EMCSE AVEC LA MODIFICATION e

De même que la modification σ , les gains variables leurs sont retranchés le même facteur mais multiplié par la norme de la variable de sortie de l'erreur dynamique du système. La détermination de ces gains est résumée dans l'annexe 5.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.15.1: En premier, on simule le modèle de Slave. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE avec modification e , assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, avec le même taux d'SNP injecté que celui de l'EMCSE simple avec prédicteur de Smith, la norme des gains variables converge très rapidement et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.15.2-5.15.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. Cette modification rend légèrement plus faible le dépassement généré par la variation brusque appliquée sur k_p . Le reste est le même par rapport aux cas de fig5.13.2-5.13.3 sans aucun changement dans le taux d'SNP injecté.

Fig5.15.4: Montre l'effet des activités stochastiques mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. Même interprétation que le cas de la fig5.13.4 en présence de la modification e , le taux d'SNP infusé et la norme des gains restent les mêmes par rapport à la commande EMCSE simple avec prédicteur de Smith.

Fig5.15.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est très rapide, sans aucun dépassement, le taux d'SNP injecté ne change pas en présence de cette modification, de même que la norme des gains variables et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.15.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Cette modification, rend légèrement plus faibles les oscillations, la norme des gains et le taux d'SNP injecté ne changent pas en présence de cette modification, et l'erreur est très négligeable en régime permanent.

Fig5.15.7: Représente l'effet de la saturation. Même interprétation que le cas de la fig5.13.7, en présence de la modification e , on ne constate aucune diminution du taux d'SNP, mais la convergence reste très rapide. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE assure la parfaite poursuite.

5.15 Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE avec modification e

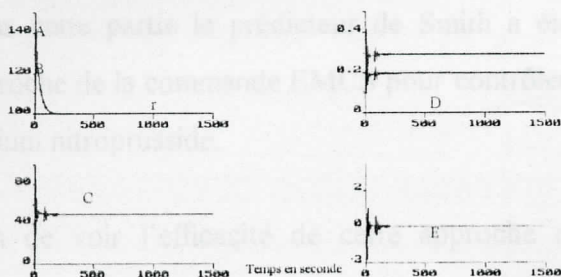


Fig5.16.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE avec modification e, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence.
 C : commande.
 D : norme de gains K et K_f respectivement du haut vers le bas.
 E : erreur sur la sortie

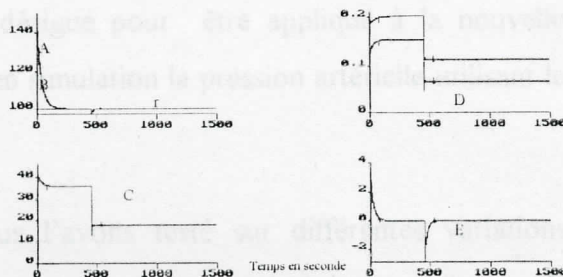


Fig5.16.2: Même cas que la fig5.16.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s, $\alpha_1: 0.1$, $\beta_1: 2$.

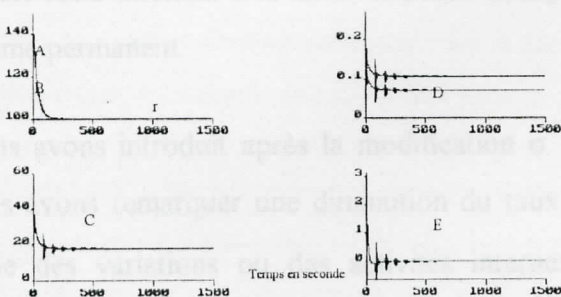


Fig5.16.3: Même cas que la fig5.16.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 0.3$.

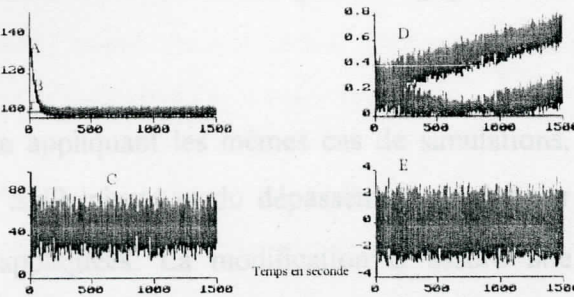


Fig5.16.4: Même cas que la fig5.16.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10$, $R_{esp}: 2$, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

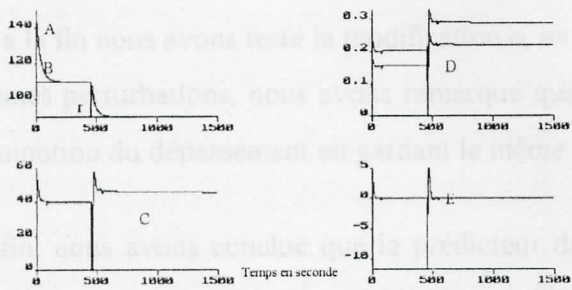


Fig5.16.5: Même cas que la fig3.16.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP_f: 10$, $\alpha_1: 0.2$, $\beta_1: 2$.

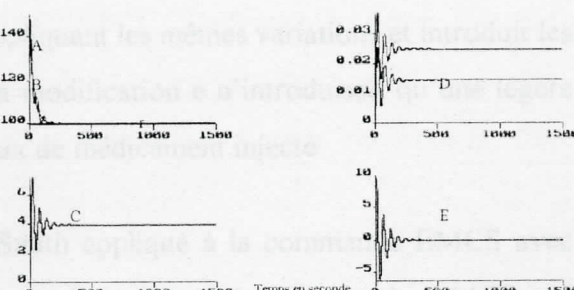


Fig5.16.6: Même cas que la fig5.16.1, avec $K_p: 9$, $\alpha_1: 0.01$, $\beta_1: 0.01$.

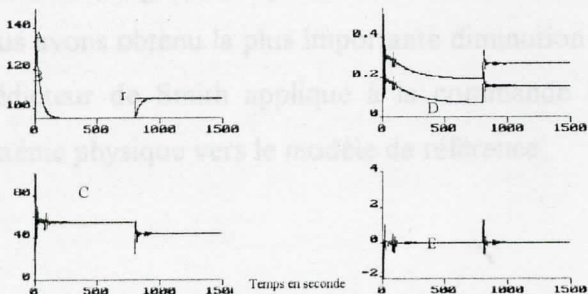


Fig5.16.7: Même cas que la fig5.16.1, en incluant l'effet de la saturation, $\alpha_1: 1$, $\beta_1: 3$.

Conclusion sur le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné pour être appliqué à la nouvelle approche de la commande EMCS pour contrôler en simulation la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside.

SIMULATION ET INTERPRÉTATION

Afin de voir l'efficacité de cette approche nous l'avons testé sur différentes variations appliquées sur les paramètres du système physique et sur les activités internes telle que la respiration, les bruits stochastiques et les réflexes RAS et ENP avec différentes variations de leurs paramètres. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec cette nouvelle approche assure une convergence très rapide, le dépassement généré par l'un des cas de simulation appliquée est encore plus faible que le cas de la commande EMCS, le taux d'SNP injecté reste inférieur à la limite imposée cliniquement et l'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

Nous avons introduit après la modification σ . En appliquant les mêmes cas de simulations, nous avons remarquer une diminution du taux d'SNP injecté et du dépassement généré par l'une des variations ou des activités internes appliquées. La modification σ assure une convergence très rapide et une erreur négligeable en régime permanent dans tous les cas appliqués.

Et à la fin nous avons testé la modification e , en appliquant les mêmes variations et introduit les mêmes perturbations, nous avons remarqué que la modification e n'introduisait qu'une légère diminution du dépassement en gardant le même taux de médicament injecté.

Enfin, nous avons conclue que le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCS avec cette nouvelle approche apportait une meilleure amélioration à la commande EMCS, en appliquant tous ces cas de simulation nous avons constaté que cette commande assure une très bonne convergence du point de vue stabilité et rapidité. En lui appliquant la modification σ , nous avons obtenu la plus importante diminution du dépassement et du taux d'SNP injecté. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande EMCSE a assuré une parfaite poursuite du système physique vers le modèle de référence.

5.16 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE VSS

Le signal de commande VSS est représenté par (1.9) où ψ , K_s et z sont déjà définis dans le paragraphe 1.7 du chapitre I.

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig5.16.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande VSS assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté est très excitée et atteint sa valeur maximale, le dépassement reste borné, de même que l'erreur.

fig5.16.2-5.16.3: En second, on applique les trois cas variations brusque, et en exponentielle respectivement sur le gain de sensibilité k_p . La convergence est très rapide du système physique vers le modèle de référence, avec un dépassement borné, mais le taux d'SNP injecté est très important, très excité ce qui est très néfaste pour le patient et l'erreur est bornée.

Fig5.16.4: Montre l'effet des activités stochastiques, mais en ajoutant l'effet de la composante respiratoire. La convergence est très rapide du système physique en appliquant le prédicteur de Smith à la commande VSS, l'erreur reste borné légèrement supérieur que la limite imposée et la commande est très excitée et importante.

Fig5.16.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande VSS assure une parfaite poursuite du système physique vers le modèle de référence, le taux d'SNP injecté est très excité et très important, l'erreur reste bornée dans les limites imposées et le dépassement de même.

Fig5.16.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p = 9$. Le système reste toujours instable, malgré l'application du prédicteur de Smith à la commande VSS, le taux d'SNP injecté est très important et très excité, le dépassement devient très important.

Fig5.16.7: Représente l'effet de la saturation. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande VSS, assure une convergence très rapide du système physique vers le modèle de référence, mais le taux d'SNP reste important et très excité ce qui est très néfaste pour le patient. mais l'erreur est bornée.

Prédicteur de Smith appliqué à la commande VSS

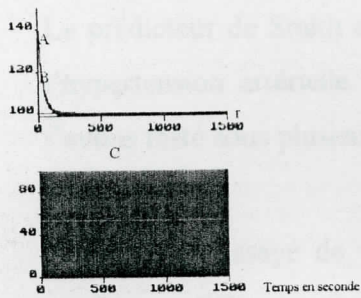


Fig5.16.1: Prédicteur de Smith appliqué à la commande VSS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 30s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$ $\alpha: 0.4$. Valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie
 B : modèle de référence - r : référence .
 C : commande .
 E : erreur sur la sortie

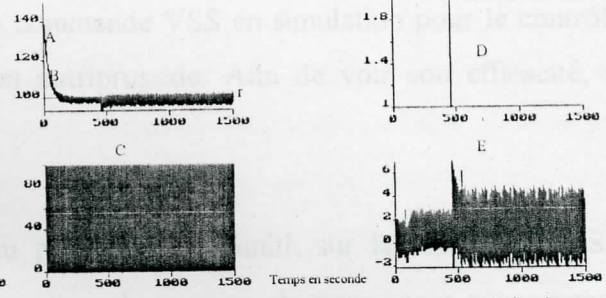


Fig5.16.2: Même cas que la fig5.16.1, avec une variation brusque de $K_p: 1 - 2$ à 450s.

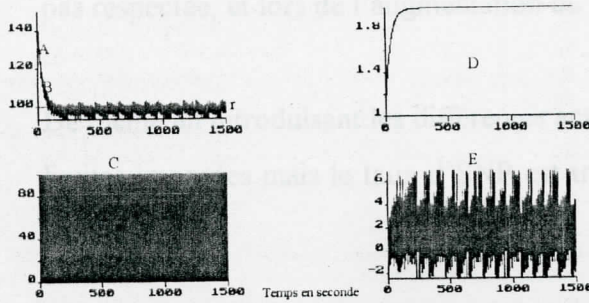


Fig5.16.3: Même cas que la fig5.16.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1 - 2$.

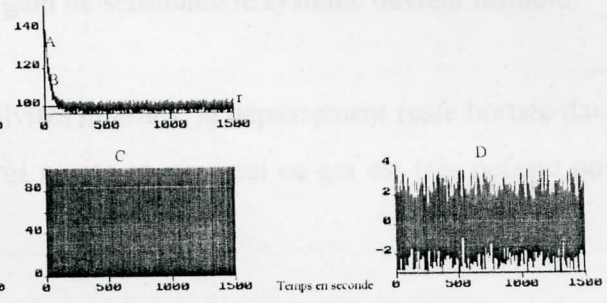


Fig5.16.4: Même cas que la fig5.16.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$.

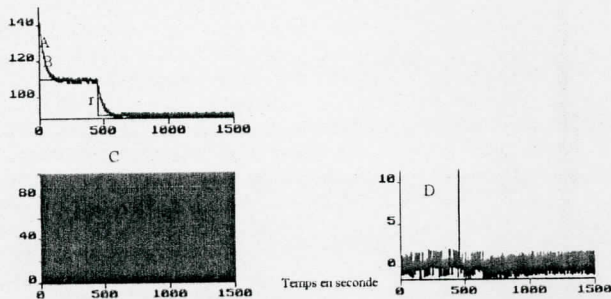


Fig5.16.5: Même cas que la fig5.16.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{exp}: 1.4$, $dP_T: 10$.

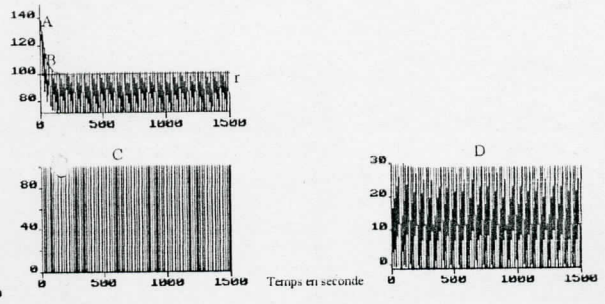


Fig5.16.6: Même cas que la fig5.16.1, avec $K_p: 9$.

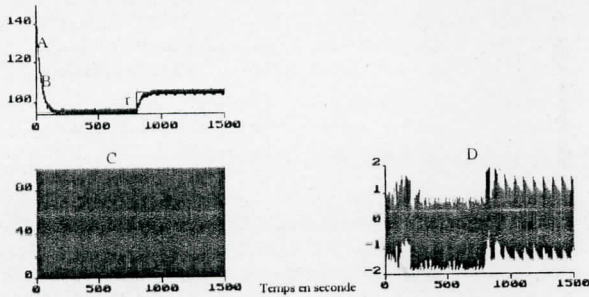


Fig5.16.7: Même cas que la fig5.16.1, en incluant l'effet de la saturation.

Conclusion le Prédicteur de Smith appliqué à la commande VSS

Le prédicteur de Smith a été appliqué à la commande VSS en simulation pour le contrôle de l'hypertension artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Afin de voir son efficacité, nous l'avons testé sous plusieurs situations.

Nous avons essayé de voir l'efficacité du prédicteur de Smith sur la commande VSS en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique, nous avons remarqué que le taux d'SNP injecté était excité et atteint sa valeur maximale. L'application du prédicteur de Smith permettait d'augmenter la vitesse de convergence en rendant le *dépassement très faible acceptable mais la contrainte imposée sur le taux d'SNP injecté n'est pas respectée, et lors de l'augmentation du gain de sensibilité le système devient instable.*

De même en introduisant les différentes activités internes, le dépassement reste bornée dans les limites imposées mais le taux d'SNP est très excité et maximal ce qui est très néfaste pour le patient.

Conclusion sur le prédicteur de Smith appliqué aux commandes passives

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné pour être appliqué aux commandes passives pour le contrôle en simulation de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Afin de voir l'efficacité de cette approche sur les commandes passives, nous avons testé différentes variations sur les paramètres du système physique et les activités internes telle que la respiration, les bruits stochastiques et les réflexes RAS et ENP.

Nous avons constaté que l'application du prédicteur de Smith aux différentes commandes telle que la commande MRAC, MCS, MCSE ou EMCS permet une convergence plus rapide du système physique vers le modèle de référence avec un minimum de dépassement.

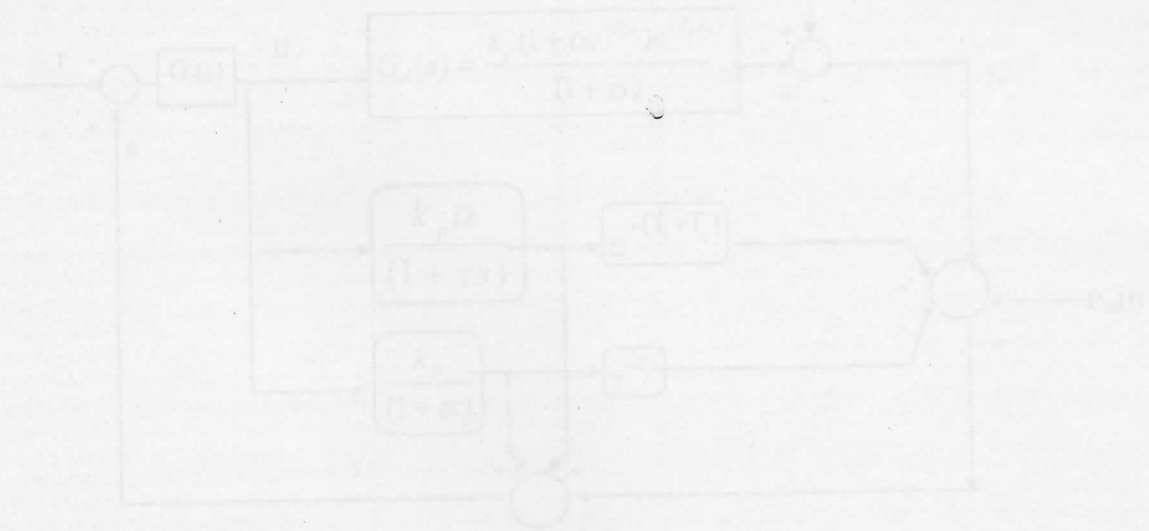
Nous avons introduit après la modification σ . En appliquant les mêmes cas de simulations, nous avons remarquer une diminution du taux d'SNP injecté et du dépassement généré par l'une des variations ou des activités internes appliquées. La modification σ assure une convergence très rapide et une erreur négligeable en régime permanent dans tous les cas appliqués. Par la suite, nous avons testé la modification e , en appliquant les mêmes variations et introduit les mêmes perturbations, nous avons remarqué que la modification e n'introduisait qu'une légère diminution du dépassement en gardant le même taux de médicament injecté.

Nous avons constaté dans cette première partie de commandes passives, que la commande MRAC est la moins robuste face aux variations du gain de sensibilité k_p mais moins lors de l'introduction des activités internes avec une vitesse de convergence lente par rapport aux autres commandes déjà citées. Alors que les commandes MCS et EMCS sont plus robustes et moins sensibles aux même variations, ce qui est en est de même pour la commande MCSE ou EMCSE. De plus, possèdent une vitesse de convergence plus élevée en générant avec un plus faible dépassement et un taux d'SNP moins variable, en particulier la commande EMCSE avec modification σ .

En dernier nous avons appliqué la commande adaptative VSS, nous avons remarqué que celle ci ne peut garantir une bonne stabilité du système, en effet les contraintes imposées sur le dépassement et le taux d'SNP ne sont pas respectés, malgré la bornitude du signal d'erreur en sortie et celui de la commande, mais les limites imposées cliniquement sur cette dernière ne

sont plus respectées, le signal de commande est très excité et atteint son maximum dans toutes situations, ce qui conduit à dire, que dans notre cas de système l'utilisation de ce type de commande est à écarter malgré la présence du prédicteur de Smith.

Après avoir testé toutes ces commandes, nous avons constaté que les commandes MCS, EMCS ou leurs dérivées donnaient de meilleurs résultats. En particulier la commande EMCSE appliquée à la modification σ permettait d'avoir les plus faibles dépassement et taux d'SNP dans les limites imposées. Dans certains cas, telle que la simulation concernant les activités stochastiques associées à l'effet de la respiration, donnait une commande très excitée, malgré la bonne stabilité du système. En effet l'un des inconvénients du prédicteur de Smith est qu'il peut exciter la dynamique du système physique en haute fréquence, pour remédier à ce utiliser d'autres prédicteurs qui sont moins sensibles à ce type de situation.



où $Q(z)$ représente la fonction de transfert du prédicteur actif

5.17 PRÉDICTEUR DE SMITH APPLIQUÉ À LA COMMANDE GMV AVEC IDENTIFICATION RLS

La fonction coût est donnée par (5.14) qui est minimisée par la loi de contrôle à un pas de prédicteur (5.17) après avoir posé les polynômes P et Q égale à un et déterminé les polynômes F et G de l'équation de diophantine (5.16). Pour l'exemple 5.17.

SIMULATION ET INTERPRÉTATION

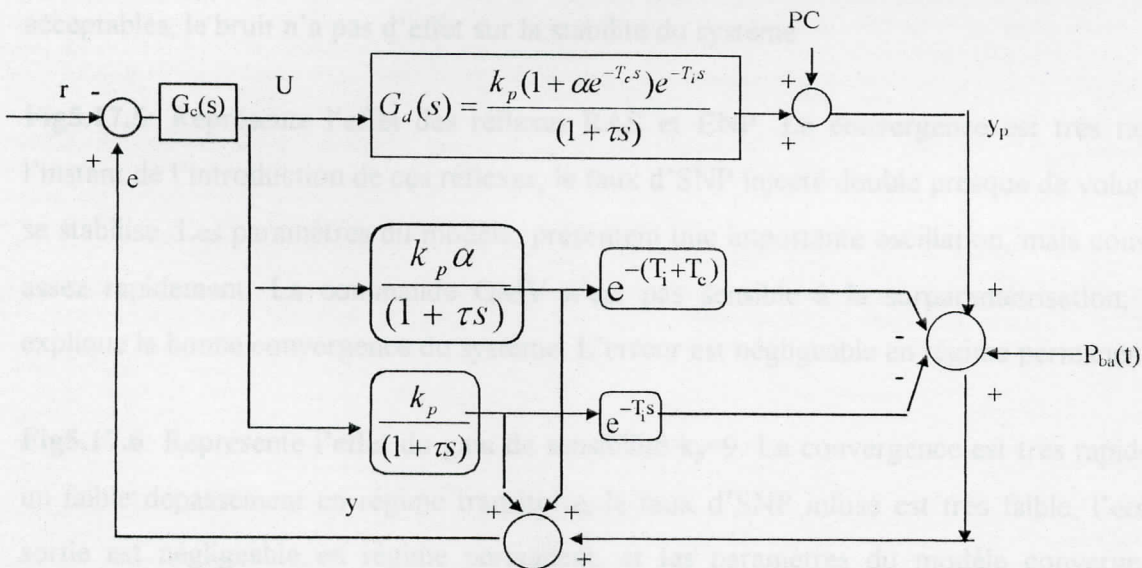
Fig.5.17.1 : En premier, on teste le modèle de base. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande GMV avec identification RLS, assure une convergence très rapide du système.

B. COMMANDES ACTIVES A PREDICTEUR DE SMITH DE LA PRESSION ARTERIELLE

INTRODUCTION

Nous allons appliquer dans cette dernière partie, le prédicteur de Smith aux commandes actives, dont la majorité échouent lors de la variation du temps de retard, à part la commande GPC et les commandes explicites. Nous avons constaté, que l'introduction de ce prédicteur apportera une grande amélioration sur la performance de ces commandes en boucle fermée. Nous assumons que le modèle reliant la pression artérielle au taux d'SNP infusé est représenté par l'équation (2.8) du chapitre II.

Schéma bloc du prédicteur de Smith appliqué à la commande active



où $G_c(s)$ représente la fonction de transfert du contrôleur actif

5.17 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE GMV AVEC IDENTIFICATION RLS

La fonction coût est donnée par (1.14) qui est minimisée par la loi de contrôle à un pas de prédiction (1.17) après avoir posé les polynômes P, R égale à un et déterminer les polynômes F et G de l'équation de diophantine (1.16), avec l'entier $k=0$.

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig5.17.1 : En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande GMV avec identification RLS, assure une convergence très rapide du système

physique vers la référence. La commande est lisse, une erreur négligeable en régime permanent, et les paramètres du modèle convergent très rapidement.

Fig5.17.2-5.17.3 : En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur le gain de sensibilité. La convergence est assez rapide du système physique, due la variation brusque, le dépassement est légèrement important. Alors, que la convergence de la seconde simulation, est plus rapide avec un faible dépassement, le taux d'SNP injecté diminue plus lentement. Les paramètres du modèle convergent plus rapidement dans ce cas.

Fig5.17.4 : Montre l'effet des activités stochastiques et de la respiration. Le prédicteur de Smith, augmente la vitesse de convergence du système physique, et des paramètres du modèle. La sortie reste bornée, à cause de la nature de la composante respiratoire dans des limites acceptables, le bruit n'a pas d'effet sur la stabilité du système.

Fig5.17.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est très rapide, à l'instant de l'introduction de ces réflexes, le taux d'SNP injecté double presque de volume puis se stabilise. Les paramètres du modèle, présentent une importante oscillation, mais convergent assez rapidement. La commande GMV n'est pas sensible à la surparamétrisation, ce qui explique la bonne convergence du système. L'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.17.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p=9$. La convergence est très rapide, avec un faible dépassement en régime transitoire, le taux d'SNP infusé est très faible, l'erreur en sortie est négligeable en régime permanent, et les paramètres du modèle convergent très rapidement.

Fig5.17.7: Représente l'effet de la saturation. Dans ce cas la convergence, devient un peu moins rapide à cause de la nature de la perturbation, le système tend vers la référence avec un faible dépassement en régime transitoire. Le taux d'SNP ne subit pas une variation très brusque, à la fin du surdosage il se stabilise rapidement, et l'erreur tend vers une valeur négligeable en régime permanent. Les paramètres du modèle présentent des oscillations à l'arrêt de cette perturbation, ceci est dû à l'identificateur RLS, mais la commande GMV est très robuste à la surparamétrisation.

Graphes du prédicteur de Smith appliqué à la commande GMV avec identification RLS

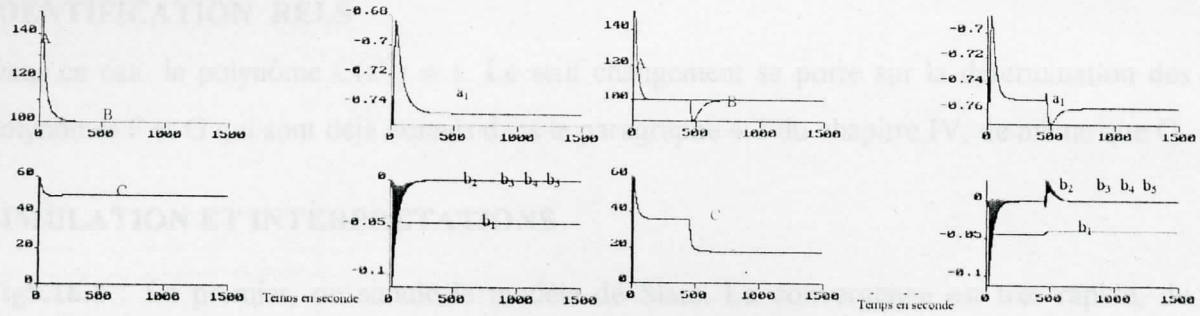


Fig 5.1.1: Commande GMV avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\lambda: 1.1$, $\mu: 0.05$. valeurs nominales des paramètres du système
A : sortie
B : référence
C : commande
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig5.2.2 : Même cas que la fig5.1.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $\lambda: 1.6$, $\mu: 0.05$.

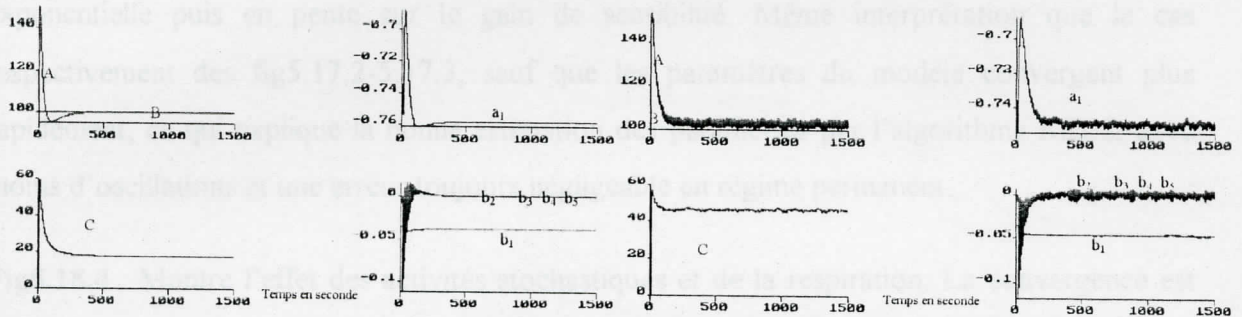


Fig5.1.3 : Même cas que la fig5.1.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$, $\lambda: 1.6-2.5$, $\mu: 0.05$.

Fig5.1.4 : Même cas que la fig5.1.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{st}: 10$, $R_{esp}: 2$, $\lambda: 1.2$, $\mu: 0.05$.

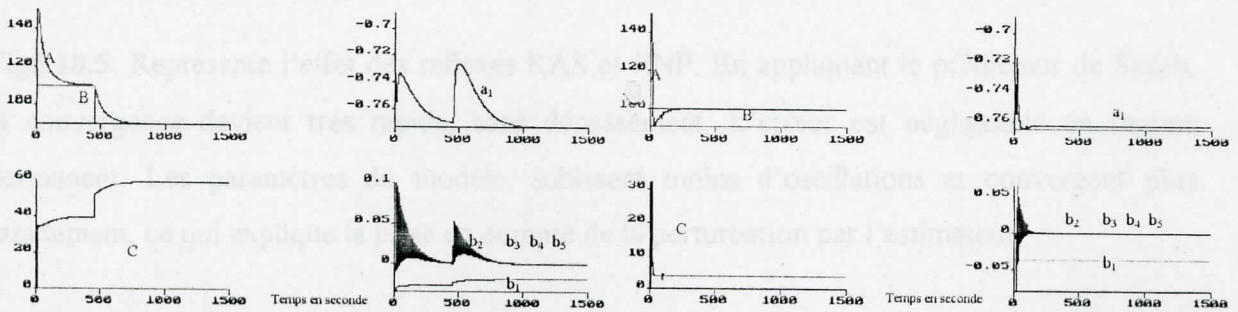


Fig5.1.5 : Même cas que la fig5.1.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP: 10$, $\lambda: 1.1$, $\mu: 0.05$.

Fig5.1.6 : Même cas que la fig5.1.1, avec $K_p: 9$, $\lambda: 6-10$, $\mu: 0.05$.

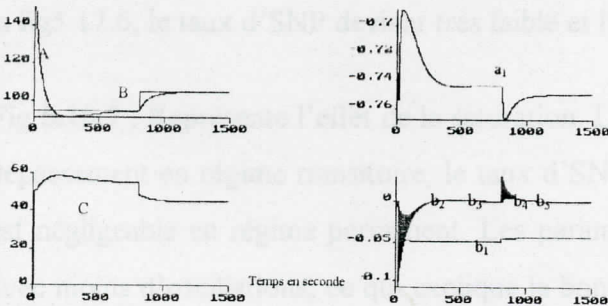


Fig5.1.7 : Même cas que la fig5.1.1, en incluant l'effet de la saturation, $\lambda: 1.2$, $\mu: 0.05$.

5.18 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE GMV AVEC IDENTIFICATION RELS

Dans ce cas le polynôme $C(z^{-1}) \neq 1$. Le seul changement se porte sur la détermination des polynômes F et G qui sont déjà donnés dans le paragraphe 4.2 du chapitre IV, de même que Q.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.18.1 : En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est très rapide, du système physique et des paramètres du modèle. La commande lisse et l'erreur négligeable en régime permanent.

Fig5.18.2-5.18.3: En second lieu, on applique respectivement une variation brusque, en exponentielle puis en pente sur le gain de sensibilité. Même interprétation que le cas respectivement des fig5.17.2-5.17.3, sauf que les paramètres du modèle convergent plus rapidement, ce qui explique la bonne estimation des paramètres par l'algorithme RELS, avec moins d'oscillations et une erreur toujours négligeable en régime permanent.

Fig5.18.4 : Montre l'effet des activités stochastiques et de la respiration. La convergence est très rapide, avec une erreur bornée due à la présence de la composante respiratoire, l'effet des activités stochastiques est plus visible car $k_{sa} = 10$, de même que sur les paramètres du modèle.

Fig5.18.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. En appliquant le prédicteur de Smith, la convergence devient très rapide, sans dépassement. L'erreur est négligeable en régime permanent. Les paramètres du modèle, subissent moins d'oscillations et convergent plus rapidement, ce qui explique la prise en compte de la perturbation par l'estimateur.

Fig5.18.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $k_p=9$. On remarque un faible dépassement en régime transitoire, et une convergence plus rapide des paramètres du modèle par rapport à la fig5.17.6, le taux d'SNP devient très faible et l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig 5.18.7 : Représente l'effet de la saturation. La convergence est assez rapide, avec un faible dépassement en régime transitoire, le taux d'SNP infusé ne subit aucune variation, et l'erreur est négligeable en régime permanent. Les paramètres du modèle convergent plus rapidement avec moins d'oscillations, ce qui explique la bonne robustesse de l'algorithme RELS, face aux perturbations externes.

Graphes du Prédicteur de Smirh appliqué à la commande GMV avec identification RELS

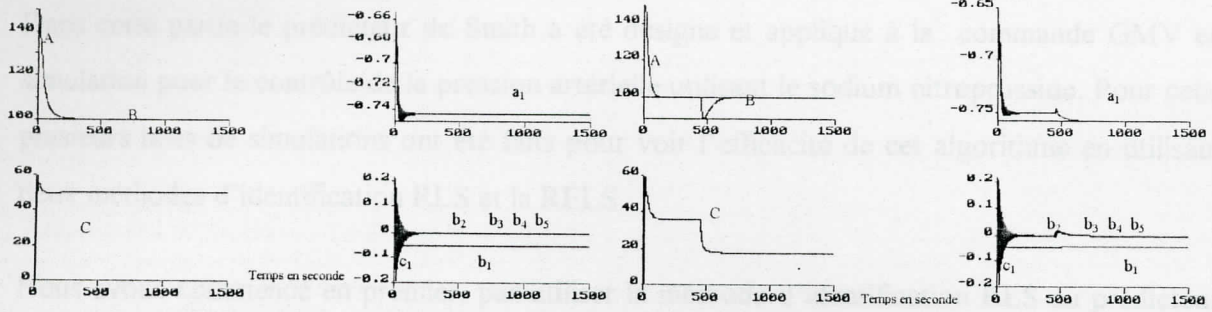


Fig5.2.1: Commande GMV avec identification RELS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $\lambda: 1.1$, $\mu: 0.05$.
valeurs nominales des paramètres du système
A : sortie.
B : référence
C : commande.
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig5.2.2 : Même cas que la fig5.1.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à $450s$, $\lambda: 1.6$, $\mu: 0.05$.

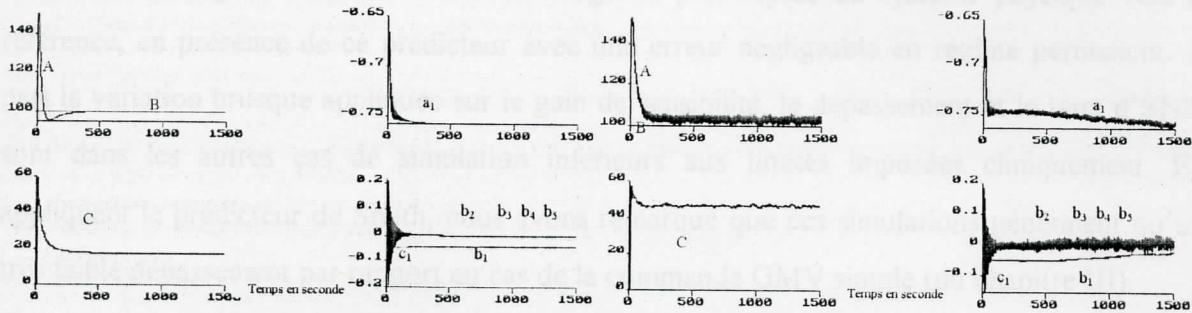


Fig5.2.3 : Même cas que la fig5.2.1, avec une variation exponentielle de $K_p: 1-2$, $\lambda: 1.6-2.5$, $\mu: 0.05$.

Fig5.2.4 : Même cas que la fig5.2.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$, $\lambda: 1.2$, $\mu: 0.05$.

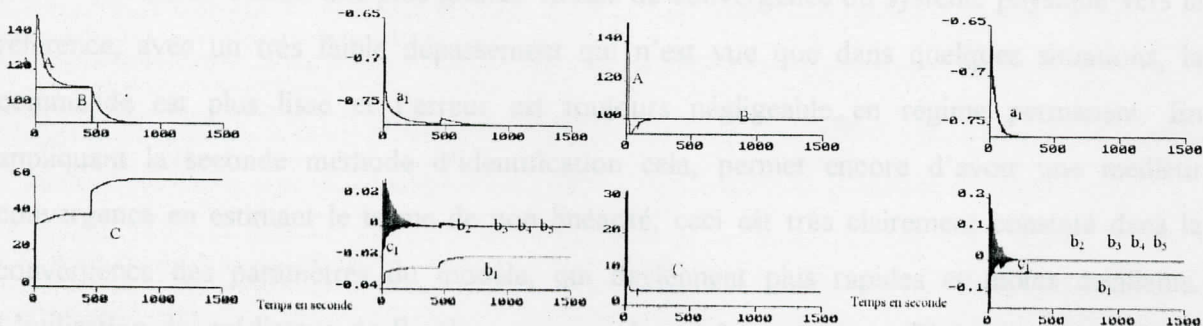


Fig5.2.5 : Même cas que la fig5.2.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dp: 10$, $\lambda: 1.1$, $\mu: 0.05$.

Fig5.2.6 : Même cas que la fig5.2.1, avec $K_p: 9$, $\lambda: 6-10$, $\mu: 0.05$.

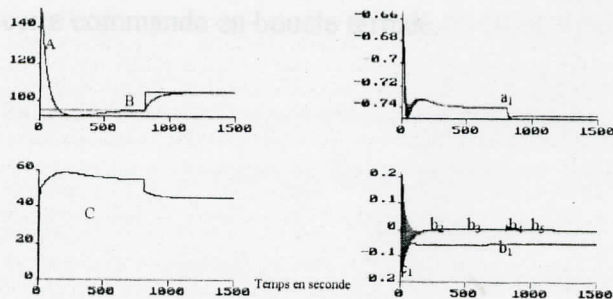


Fig5.2.7 : Même cas que la fig5.2.1, en incluant l'effet de la saturation, $\lambda: 1.2$, $\mu: 0.05$.

Conclusion sur le prédicteur de Smith appliqué à la commande GMV

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné et appliqué à la commande GMV en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Pour cela, plusieurs tests de simulations ont été faits pour voir l'efficacité de cet algorithme en utilisant deux méthodes d'identification RLS et la RELS.

Nous avons commencé en premier, par utiliser la méthode d'identification RLS au prédicteur de Smith appliqué à la commande GMV. En appliquant différentes variations sur le gain de sensibilité puis, nous avons introduit les activités internes telle que la composante respiratoire, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP pour voir leur effet sur la pression sanguine. Cet algorithme, assure une convergence plus rapide du système physique vers la référence, en présence de ce prédicteur avec une erreur négligeable en régime permanent. A part la variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité, le dépassement et le taux d'SNP, sont dans les autres cas de simulation inférieurs aux limites imposées cliniquement. En appliquant le prédicteur de Smith, nous avons remarqué que ces simulations généraient qu'un très faible dépassement par rapport au cas de la commande GMV simple (du chapitre III).

Ainsi, l'utilisation du prédicteur de Smith à la commande GMV, lui a permis d'augmenter ses performances, en offrant une plus grande vitesse de convergence du système physique vers la référence, avec un très faible dépassement qui n'est vue que dans quelques situations, la commande est plus lisse et l'erreur est toujours négligeable en régime permanent. En appliquant la seconde méthode d'identification cela, permet encore d'avoir une meilleure convergence en estimant le terme de non linéarité, ceci est très clairement constaté dans la convergence des paramètres du modèle, qui deviennent plus rapides et moins oscillants. L'utilisation du prédicteur de Smith, a permis alors à la commande GMV de surmonter le problème de la variation du temps de retard, et a pour cela augmenté les performances de cette commande en boucle fermée.

5.19 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE GPC AVEC IDENTIFICATION RLS

La fonction coût (1.19) est minimisée par la loi de contrôle (1.20), λ le facteur de pesée et les G_j sont déterminés de (1.18) où $k=0$ dans le cas du prédicteur de Smith, voir [22,33,34].

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.19.1a-5.19b: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence devient rapide du système physique vers la référence avec un faible dépassement. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence augmente, de même que le dépassement, les paramètres convergent rapidement.

Fig5.19.2-5.19.3 : En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . La convergence est rapide, le dépassement est important, alors que dans le second cas, il devient faible. En augmentant N_2 , la convergence devient plus rapide, avec plus d'oscillations, le taux d'SNP varie plus rapidement. Les paramètres du modèle convergent rapidement.

Fig5.19.4 : Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. La convergence est assez rapide, avec une erreur bornée dans la limite imposée, en augmentant N_2 le dépassement augmente aussi. La convergence des paramètres du modèle devient très rapide.

Fig5.19.5 : Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est assez rapide, avec un léger dépassement en régime permanent, qui augmente en augmentant N_2 de même que la variation du taux d'SNP. L'erreur est négligeable en régime permanent. Les paramètres du modèle, convergent très rapidement, avec moins d'oscillations en présence du prédicteur.

Fig 5.19.6 : Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p=9$. On remarque un dépassement et des oscillations diminuant lentement, le taux d'SNP injecté est faible et subit des variations assez rapides. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence augmente. La convergence des paramètres du modèle est meilleur en présence du prédicteur.

Fig5.19.7 : Représente l'effet de la saturation. La convergence est assez lente. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence augmente, ce qui augmente le dépassement.

Fig5.19.8 : Représente l'effet du facteur de recirculation α lorsqu'il varie brusquement. La convergence est assez lente. L'augmentation de N_2 rend la convergence plus rapide, en faisant augmenter le dépassement, et la vitesse de variation du taux d'SNP devient plus rapide.

Graphes du prédicteur de Smith appliqué à la commande GPC avec identification RLS

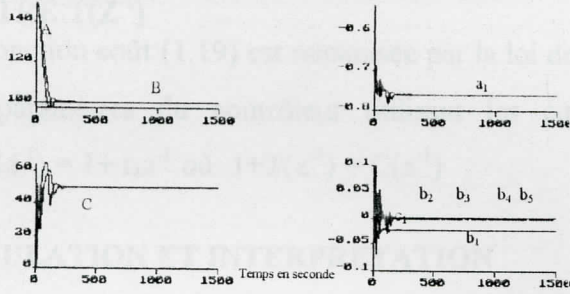


Fig5.19.1: Commande GPC avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72, T_1: 10s, T_c: 45s, \tau: 40s, \alpha: 0.4, \lambda: 0.8$, valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.
B : référence
C : commande.
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

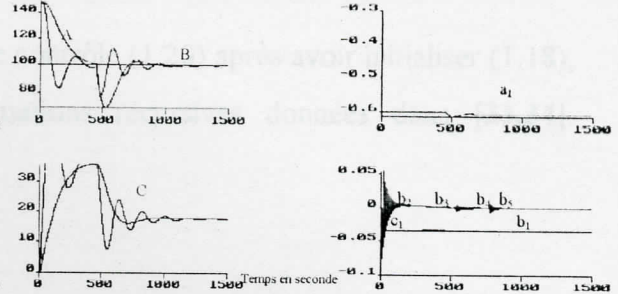


Fig5.19.2 : Même cas que la fig5.19.1, avec une variation brusque de K_p

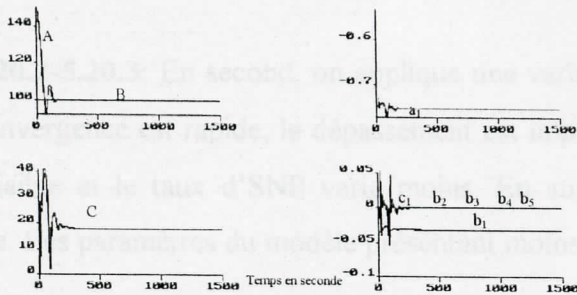


Fig5.19.3 : Même cas que la fig5.19.1, avec une variation en exponentielle de K_p .

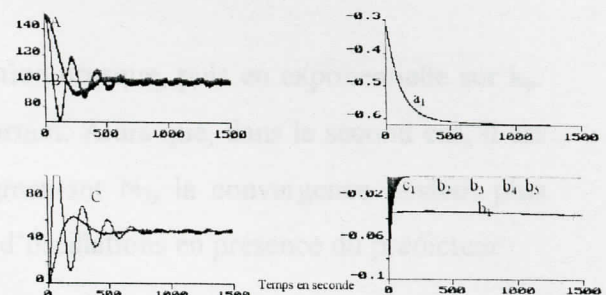


Fig5.19.4 : Même cas que la fig5.19.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{ra}: 10, R_{esp}: 2$.

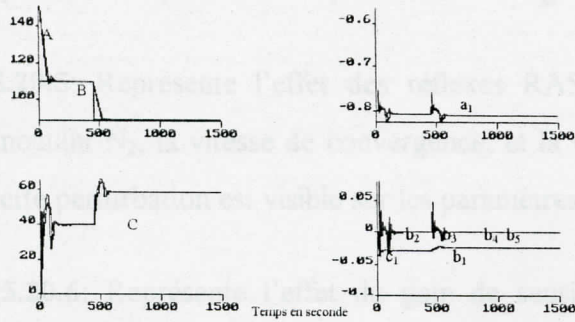


Fig5.19.5 : Même cas que la fig5.19.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4, K_{ep}: 1.4, dP: 10$.

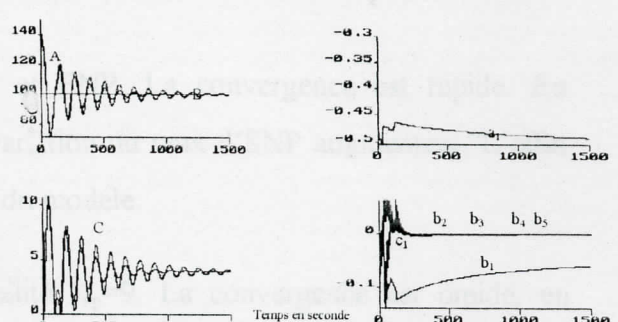


Fig5.19.6 : Même cas que la fig5.19.1, avec $K_p: 9, \lambda: 1$.

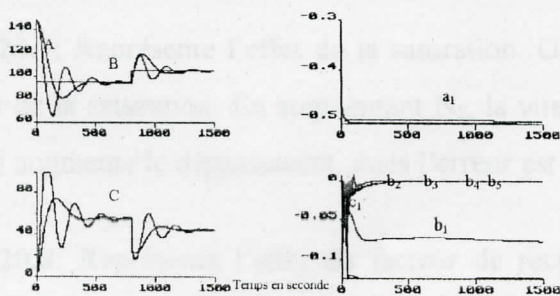


Fig5.19.7 : Même cas que la fig5.19.1, en incluant l'effet de la saturation.

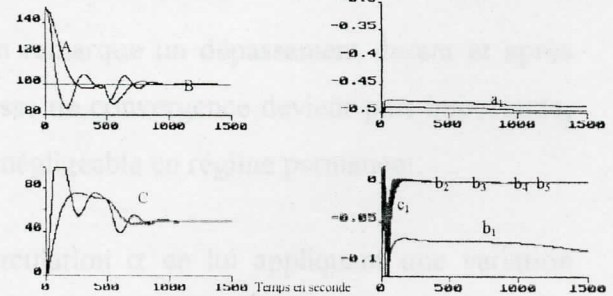


Fig5.19.8 : Même cas que la fig5.19.1, Effet de la variation brusque de $\alpha: 0.4$ à 45

5.20 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE GPC AVEC LE FILTRE $T(z^{-1})$

La fonction coût (1.19) est minimisée par la loi de contrôle (1.20) après avoir initialiser (1.18), les paramètres du contrôleur utilisant les équations récursives données dans [33,34].

$$1+T(z^{-1}) = 1+t_1z^{-1} \text{ où } 1+T(z^{-1}) = C(z^{-1})$$

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig5.20.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est assez rapide, le dépassement est négligeable. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence augmente et le taux d'SNP injecté augmente plus rapidement. Les paramètres du modèle convergent plus rapidement en présence du prédicteur de Smith.

Fig5.20.2-5.20.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . La convergence est rapide, le dépassement est important. Alors que, dans le second cas, il est plus faible et le taux d'SNP varie moins. En augmentant N_2 , la convergence devient plus rapide. Les paramètres du modèle présentent moins d'oscillations en présence du prédicteur.

Fig5.20.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation respectivement que le cas de la fig5.19.4, avec un offset moins important.

Fig5.20.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence, et la variation du taux d'SNP augmentent. L'effet de cette perturbation est visible sur les paramètres du modèle.

Fig5.20.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p=9$. La convergence est rapide, en présence du prédicteur de Smith, le taux d'SNP injecté devient faible. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence augmente. La convergence est plus rapide des paramètres du modèle.

Fig5.20.7: Représente l'effet de la saturation. On remarque un dépassement durant et après l'effet de la saturation. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence devient plus importante, ce qui augmente le dépassement, mais l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.20.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α en lui appliquant une variation brusque. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence, le dépassement et la vitesse de variation du taux d'SNP augmentent. Les paramètres du modèle convergent rapidement et sans oscillations, ce qui prouve la bonne robustesse de l'estimateur RELS.

5.20 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE GPC AVEC LE FILTRE $T(z^{-1})$

La fonction coût (1.19) est minimisée par la loi de contrôle (1.20) après avoir initialiser (1.18), les paramètres du contrôleur utilisant les équations récursives données dans [33,34].

$$1+T(z^{-1}) = 1+ t_1 z^{-1} \text{ où } 1+T(z^{-1}) = C(z^{-1})$$

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig5.20.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est assez rapide, le dépassement est négligeable. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence augmente et le taux d'SNP injecté augmente plus rapidement. Les paramètres du modèle convergent plus rapidement en présence du prédicteur de Smith.

Fig5.20.2-5.20.3: En second, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . La convergence est rapide, le dépassement est important. Alors que, dans le second cas, il est plus faible et le taux d'SNP varie moins. En augmentant N_2 , la convergence devient plus rapide. Les paramètres du modèle présentent moins d'oscillations en présence du prédicteur.

Fig5.20.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation respectivement que le cas de la fig5.19.4, avec un offset moins important.

Fig5.20.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence, et la variation du taux d'SNP augmentent. L'effet de cette perturbation est visible sur les paramètres du modèle.

Fig5.20.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p=9$. La convergence est rapide, en présence du prédicteur de Smith, le taux d'SNP injecté devient faible. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence augmente. La convergence est plus rapide des paramètres du modèle.

Fig5.20.7: Représente l'effet de la saturation. On remarque un dépassement durant et après l'effet de la saturation. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence devient plus importante, ce qui augmente le dépassement, mais l'erreur est négligeable en régime permanent.

Fig5.20.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α en lui appliquant une variation brusque. En augmentant N_2 , la vitesse de convergence, le dépassement et la vitesse de variation du taux d'SNP augmentent. Les paramètres du modèle convergent rapidement et sans oscillations, ce qui prouve la bonne robustesse de l'estimateur RELS.

Graphes du prédicteur de Smith appliqué à la commande GPC avec le filtre T

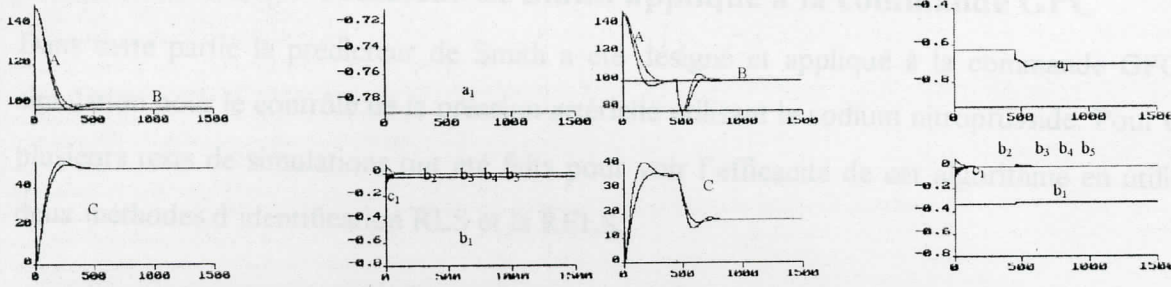


Fig5.20.1: Commande GPC avec identification RLS, modèle de Slate. K_p : 0.72, T_i : 10s, T_c : 45s, τ : 40s, α : 0.4, λ : 0.8. valeurs nominales des paramètres du système
 A : sortie.
 B : référence
 C : commande.
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig5.20.2 : Même cas que la fig5.19.1, avec une variation brusque de K_p

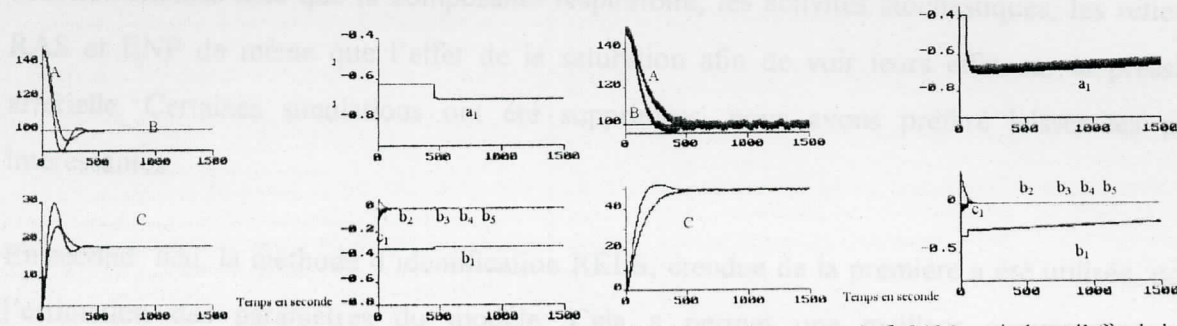


Fig5.20.3 : Même cas que la fig5.19.1, avec une variation exponentielle de K_p .

Fig5.20.4 : Même cas que la fig5.19.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques K_{sd} : 10, R_{esp} : 2.

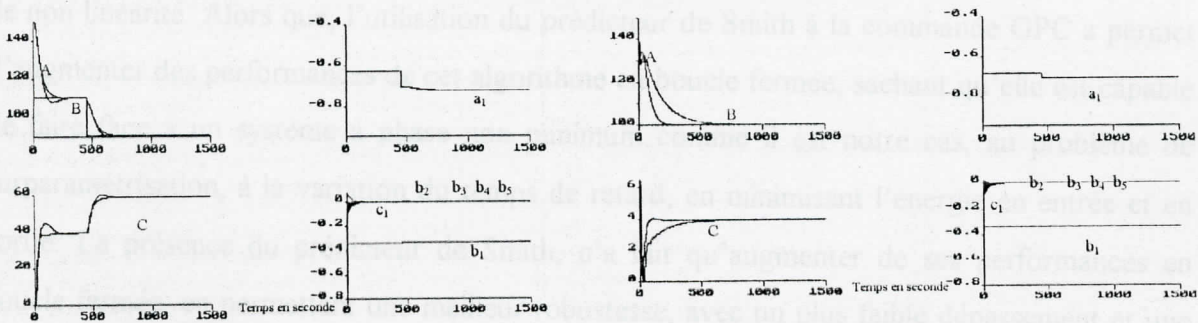


Fig5.20.5 : Même cas que la fig5.20.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, K_{ras} : 1.4, K_{cap} : 1.4, dP_r : 10.

Fig5.20.6 : Même cas que la fig5.20.1, avec K_p : 9, λ : 1.

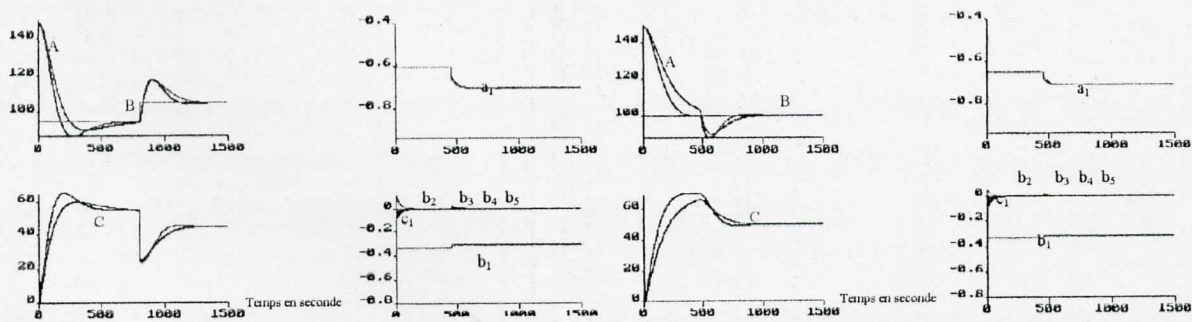


Fig5.20.7 : Même cas que la fig5.20.1, en incluant l'effet de la saturation.

Fig5.20.8 : Même cas que la fig5.20.1, Effet de la variation brusque de α : 0-0.4 à 450s

Conclusion sur le Prédicteur de Smith appliqué à la commande GPC

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné et appliqué à la commande GPC en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Pour cela, plusieurs tests de simulations ont été faits pour voir l'efficacité de cet algorithme en utilisant deux méthodes d'identification RLS et la RELS.

Nous avons commencer en premier par utilisé la méthode d'identification RLS au prédicteur de Smith appliqué à la commande GPC, nous avons introduit la commande GPC en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique en introduisant les différentes activités internes telle que la composante respiratoire, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP de même que l'effet de la saturation afin de voir leurs effet sur la pression artérielle. Certaines simulations ont été supprimées, nous avons préféré laisser les plus intéressantes.

En second lieu, la méthode d'identification RELS, étendue de la première a été utilisée, pour l'estimation des paramètres du modèle. Cela a permet une meilleur convergence des paramètres, plus rapide et avec moins d'oscillations. Ce qui a permet en fait, d'estimer le terme de non linéarité. Alors que, l'utilisation du prédicteur de Smith à la commande GPC a permet d'augmenter des performances de cet algorithme en boucle fermée, sachant qu'elle est capable de faire face à un système à phase non minimum comme il est notre cas, au problème de surparamétrisation, à la variation du temps de retard, en minimisant l'énergie en entrée et en sortie. La présence du prédicteur de Smith, n'a fait qu'augmenter de ses performances en boucle fermée, en permettant une meilleur robustesse, avec un plus faible dépassement et une commande presque lisse et une erreur négligeable en régime permanent.

Conclusion sur le Prédicteur de Smith appliqué à la commande GPC

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné et appliqué à la commande GPC en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Pour cela, plusieurs tests de simulations ont été faits pour voir l'efficacité de cet algorithme en utilisant deux méthodes d'identification RLS et la RELS.

Nous avons commencer en premier par utilisé la méthode d'identification RLS au prédicteur de Smith appliqué à la commande GPC, nous avons introduit la commande GPC en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique en introduisant les différentes activités internes telle que la composante respiratoire, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP de même que l'effet de la saturation afin de voir leurs effet sur la pression artérielle. Certaines simulations ont été supprimées, nous avons préféré laisser les plus intéressantes.

En second lieu, la méthode d'identification RELS, étendue de la première a été utilisée, pour l'estimation des paramètres du modèle. Cela a permet une meilleur convergence des paramètres, plus rapide et avec moins d'oscillations. Ce qui a permet en fait, d'estimer le terme de non linéarité. Alors que, l'utilisation du prédicteur de Smith à la commande GPC a permet d'augmenter des performances de cet algorithme en boucle fermée, sachant qu'elle est capable de faire face à un système à phase non minimum comme il est notre cas, au problème de surparamétrisation, à la variation du temps de retard, en minimisant l'énergie en entrée et en sortie. La présence du prédicteur de Smith, n'a fait qu'augmenter de ses performances en boucle fermée, en permettant une meilleur robustesse, avec un plus faible dépassement et une commande presque lisse et une erreur négligeable en régime permanent.

5.21 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE PAR PLACEMENT DE POLE EXPLICITE AVEC IDENTIFICATION RLS

La loi de contrôle prend la forme (1.26) où $F(z^{-1})$ et $G(z^{-1})$ sont déterminés après résolution de l'équation de diophantine (1.28) en spécifiant le polynôme $T(z^{-1})$ (1.27), seulement dans ce cas l'entier $k=0$ dans l'équation caractéristique du système en boucle fermée.

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig5.21.1: En premier, on simule le modèle de Slate. On remarque un léger dépassement, le taux d'SNP est presque lisse et l'erreur est négligeable en régime permanent. La convergence des paramètres devient plus rapide en présence du prédicteur de Smith.

Fig5.21.2-5.21.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . La seconde simulation est plus rapide, le dépassement est plus faible et le taux d'SNP injecté varie moins rapidement. Ces oscillations sur la sortie et la commande sont dues à la lenteur de l'estimateur, et sont très visibles sur les paramètres du modèle.

Fig5.21.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. La sortie reste bornée. La convergence des paramètres du modèle est assez rapide.

Fig5.21.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. Le dépassement est faible, à l'instant de l'introduction de ces réflexes, les paramètres du modèle oscillent, car ce type perturbation, n'est pas pris en compte par l'estimateur, mais la stabilité est maintenue avec une erreur négligeable en régime permanent.

Fig5.21.6: Représente l'effet de $k_p=9$. Le dépassement est important. Le taux d'SNP présente un pic puis se stabilise rapidement, les paramètres du modèle convergent rapidement, et présentent des oscillations ce qui se répercute sur l'entrée et la sortie du système.

Fig5.21.7: Représente l'effet de saturation. Cet effet crée un dépassement légèrement important, dû aux oscillations générées par les paramètres du modèle, cette perturbation n'est pas prise en compte par l'estimateur. Mais la stabilité est maintenue.

Fig5.21.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α lorsqu'il varie brusquement. La convergence est assez rapide, le dépassement est légèrement important, les paramètres du modèle présentent quelques oscillations mais la convergence est maintenue.

Graphes du Prédicteur de Smirh appliqué à la commande placement de pôle avec identification RLS

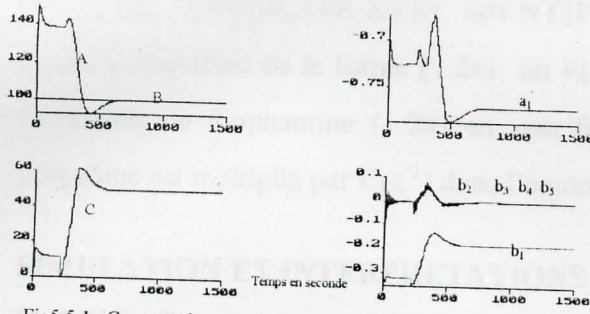


Fig5.5.1: Commande par placement de pôle avec identification RLS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_i: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$. Valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.

B : référence

C : commande.

a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

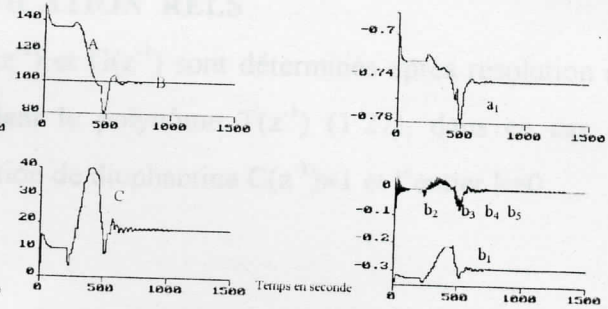


Fig5.5.2 : Même cas que la fig5.1.1, avec une variation brusque de K_p : 1 - 2 à 450s.

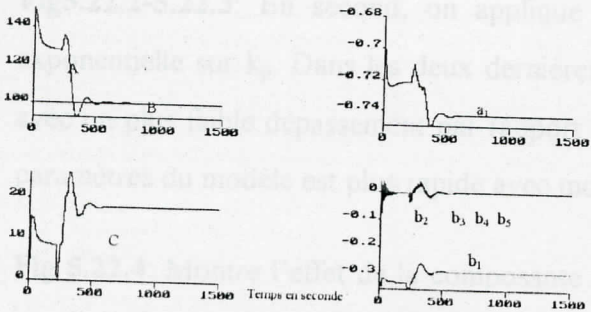


Fig5.5.3 : Même cas que la fig5.5.1, avec une variation exponentielle de K_p : 1 - 2.

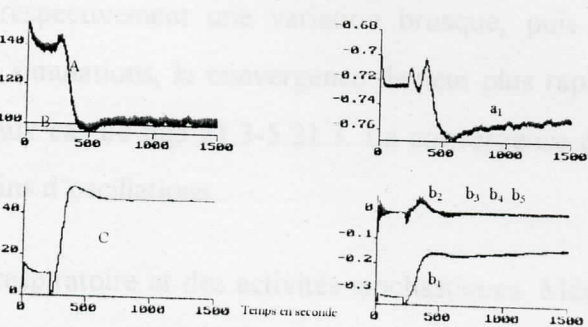


Fig5.5.4 : Même cas que la fig5.5.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$.

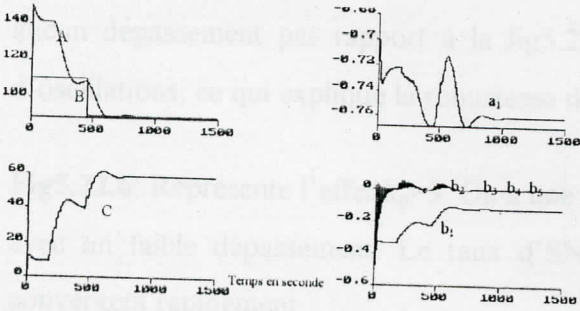


Fig5.5.5 : Même cas que la fig5.5.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP_r: 10$.

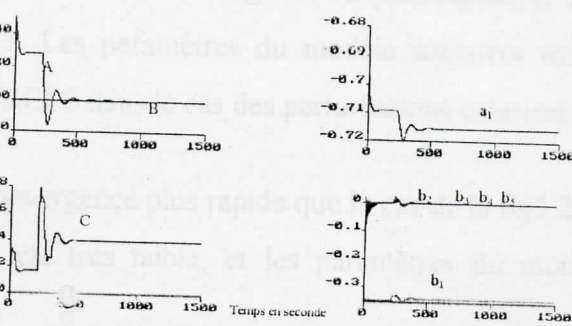


Fig5.5.6 : Même cas que la fig5.5.1, avec $K_p : 9$.

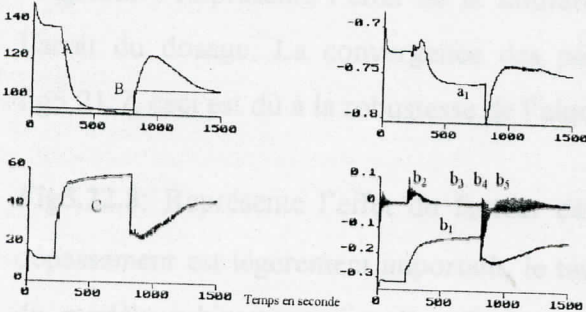


Fig5.5.7 : Même cas que la fig5.5.1, en incluant l'effet de la saturation.

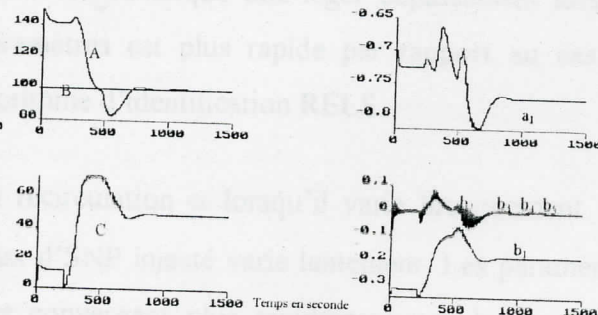


Fig5.5.8 : Même cas que la fig5.5.1, avec variation brusque de α : 0-0.4.

5.22 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE PAR PLACEMENT DE POLE EXPLICITE AVEC IDENTIFICATION RELS

La loi de contrôle de la forme (1.26) où $F(z^{-1})$ et $G(z^{-1})$ sont déterminés après résolution de l'équation de diophantine (1.28) en spécifiant le polynôme $T(z^{-1})$ (1.27), dans ce cas ce polynôme est multiplié par $C(z^{-1})$ dans l'équation de diophantine $C(z^{-1}) \neq 1$ et l'entier $k=0$.

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig5.22.1: En premier, on simule le modèle de Slate. La convergence est plus rapide, le dépassement est plus faible par rapport à la fig5.22.1, la commande est lisse. La convergence des paramètres du modèle est plus rapide dans ce cas.

Fig5.22.2-5.22.3: En second, on applique respectivement une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . Dans les deux dernières simulations, la convergence devient plus rapide avec un plus faible dépassement par rapport aux cas de fig5.21.3-5.21.3. La convergence des paramètres du modèle est plus rapide avec moins d'oscillations.

Fig 5.22.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig2.21.4 avec une convergence légèrement plus rapide.

Fig5.22.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est plus rapide, et sans aucun dépassement par rapport à la fig5.22.5. Les paramètres du modèle subissent moins d'oscillations, ce qui explique la robustesse du RELS dans le cas des perturbations externes.

Fig5.22.6: Représente l'effet $k_p=9$. On a une convergence plus rapide que le cas de la fig5.22.6 avec un faible dépassement. Le taux d'SNP est très faible, et les paramètres du modèle convergent rapidement.

Fig5.22.7: Représente l'effet de la saturation. On remarque un léger dépassement lors de l'arrêt du dosage. La convergence des paramètres est plus rapide par rapport au cas de fig5.21.7, ceci est dû à la robustesse de l'algorithme d'identification RELS.

Fig5.22.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α lorsqu'il varie brusquement. Le dépassement est légèrement important, le taux d'SNP injecté varie lentement. Les paramètres du modèle subissent moins d'oscillations et convergent plus rapidement que le cas de la fig5.21.8, ce qui explique la prise en compte de la perturbation par l'estimateur RELS.

Graphes du Prédicteur de Smirh appliqué à la commande placement de pôle avec identification RELS

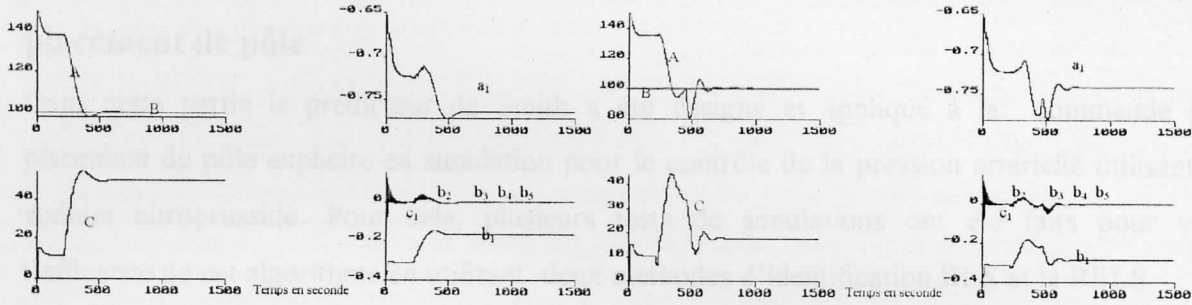


Fig5.6.1: Commande par placement de pôle avec identification RELS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_I: 10s$, $T_C: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$. Valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.
B : référence
C : commande.

a_1 et b_1 : paramètres estimés du modèle.

Fig5.6.2 : Même cas que la fig5.6.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s.

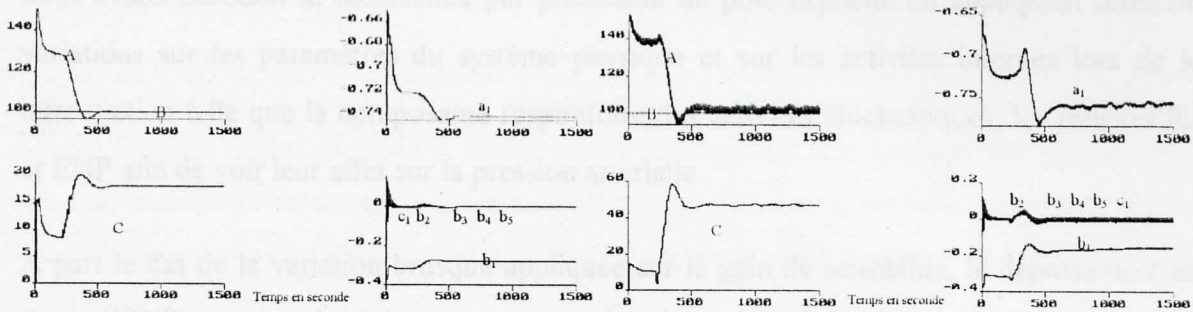


Fig5.6.3 : Même cas que la fig5.6.1, avec une variation en exponentielle de $K_p: 1-2$.

Fig5.6.4 : Même cas que la fig5.6.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$.

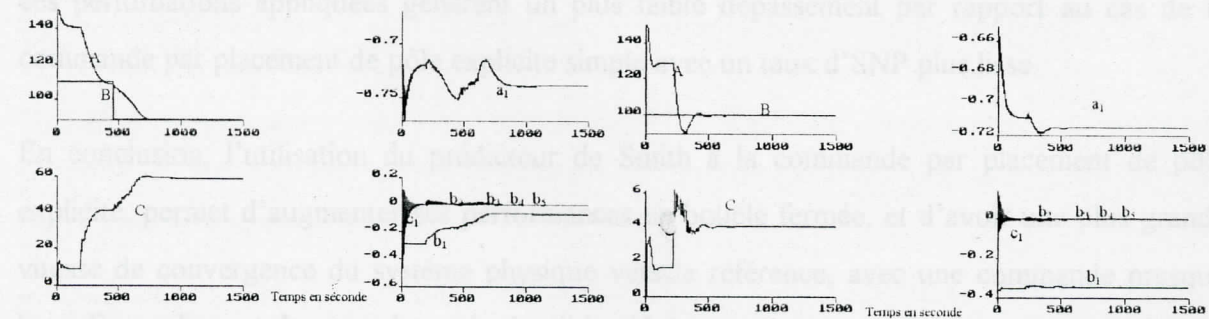


Fig5.6.5 : Même cas que la fig5.6.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{enp}: 1.4$, $dP: 10$.

Fig5.6.6 : Même cas que la fig5.6.1, avec $K_p: 9$.

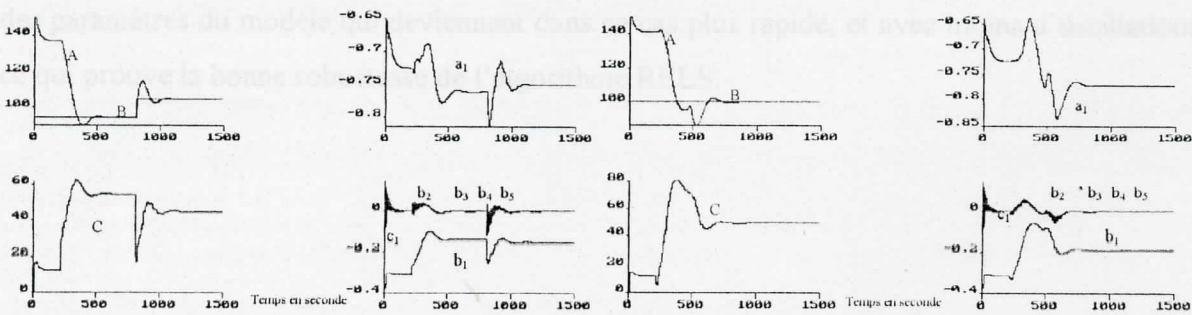


Fig5.6.7 : Même cas que la fig5.6.1, en incluant l'effet de la saturation.

Fig5.6.8 : Même cas que la fig5.6.1, avec variation brusque de $\alpha: 0-0.4$.

Conclusion sur le prédicteur de Smith appliqué à la commande par placement de pôle

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné et appliqué à la commande par placement de pôle explicite en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Pour cela, plusieurs tests de simulations ont été faits pour voir l'efficacité de cet algorithme en utilisant deux méthodes d'identification RLS et la RELS.

Nous avons commencer en premier par utilisé la méthode d'identification RLS au prédicteur de Smith appliqué à la commande par placement de pôle explicite après avoir initialisé l'algorithme d'identification par un PID fixe durant quelques périodes d'échantillonnage puis nous avons introduit la commande par placement de pôle explicite en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique et sur les activités internes lors de leur introduction telle que la composante respiratoire, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP afin de voir leur effet sur la pression artérielle.

A part le cas de la variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité, le dépassement et le taux d'SNP restent dans les autres cas de simulation inférieurs aux limites imposées cliniquement. En appliquant le prédicteur de Smith, nous avons remarqué que ces variations ou ces perturbations appliquées génèrent un plus faible dépassement par rapport au cas de la commande par placement de pôle explicite simple avec un taux d'SNP plus lisse.

En conclusion, l'utilisation du prédicteur de Smith à la commande par placement de pôle explicite, permet d'augmenter ses performances en boucle fermée, et d'avoir une plus grande vitesse de convergence du système physique vers la référence, avec une commande presque lisse. En appliquant, la seconde méthode d'identification cela nous a permet encore, d'avoir un plus faible dépassement et une convergence plus rapide. Ceci, est constaté dans la convergence des paramètres du modèle qui deviennent dans ce cas plus rapide, et avec moins d'oscillations, ce qui prouve la bonne robustesse de l'algorithme RELS.

5.23 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE LQG AVEC IDENTIFICATION RLS

Soit la fonction coût à minimisée (1.29), le système (2.8) ($C=1$) et le contrôleur optimal obtenu en résolvant (1.30) avec la contrainte: $n_a > n_c - k$ et $n_b > n_c$ dans notre cas: $n_a=1$, $n_c=0$, $k=0$, $n_b=5$. P_1 obtenu par factorisation spectrale, et les polynômes H_0 et G_0 du contrôleur de (1.116) avec $n_H = n_b - 1$ et $n_G = n_a - 1$. L'étape de l'initialisation se fait de même, que celle de la commande placement de pôle.

SIMULATION ET INTERPRETATION

Fig5.23.1: En premier, on simule le modèle de Slate. Le prédicteur de Smith appliqué à la commande LQG avec identification RLS, assure une convergence rapide du système physique vers la référence, et des paramètres du modèle et la commande est plus lisse.

Fig 5.23.2-5.23.3: En second lieu, on applique une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . La première variation, génère un important dépassement. La seconde, est plus rapide, le dépassement est faible, le taux d'SNP varie plus lentement. Les paramètres du modèle génèrent des oscillations, visibles sur la sortie et l'entrée du système, dû à la lenteur de l'estimateur.

Fig5.23.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. La convergence est assez rapide, l'offset en sortie est acceptable, qui est dû à la présence de la composante respiratoire. L'effet du bruit est visible sur les paramètres du modèle.

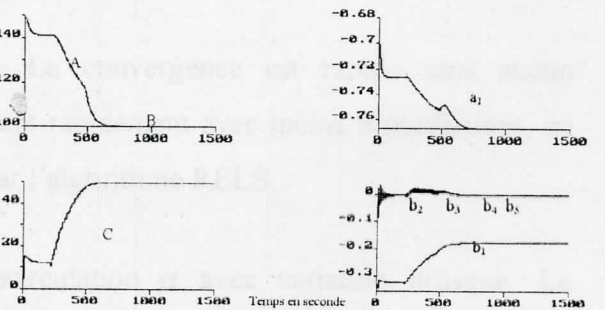
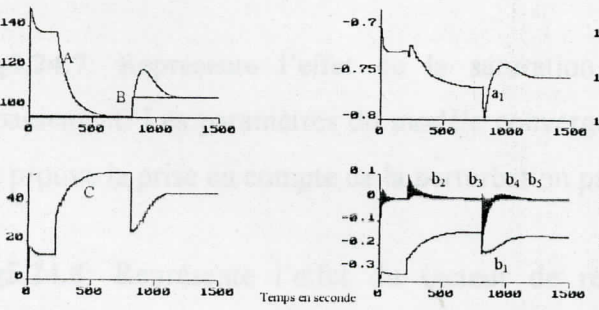
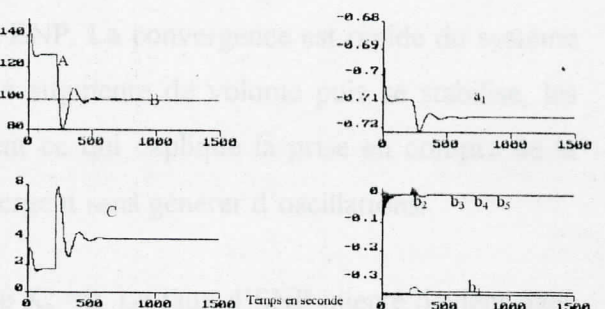
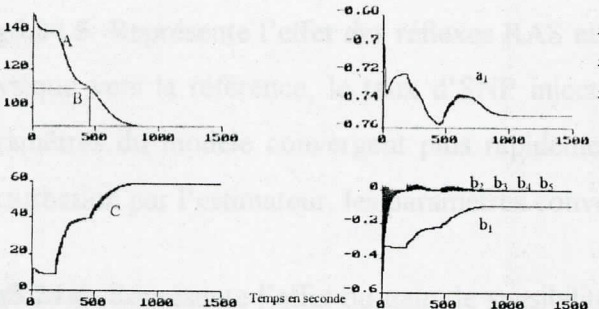
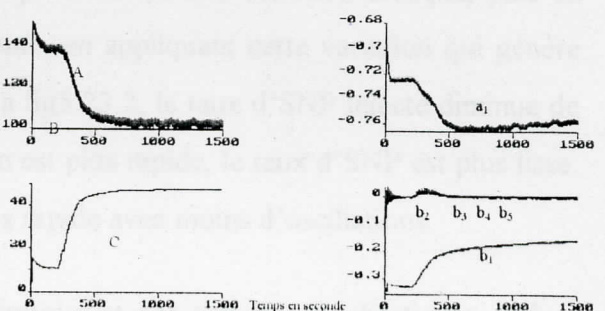
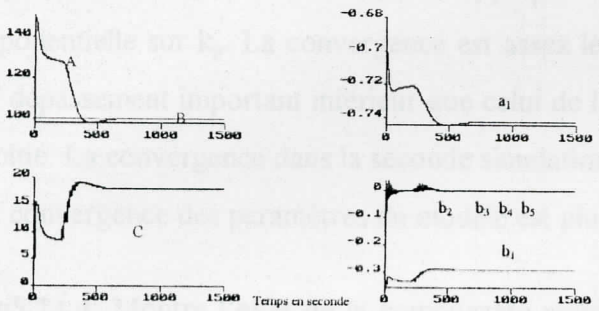
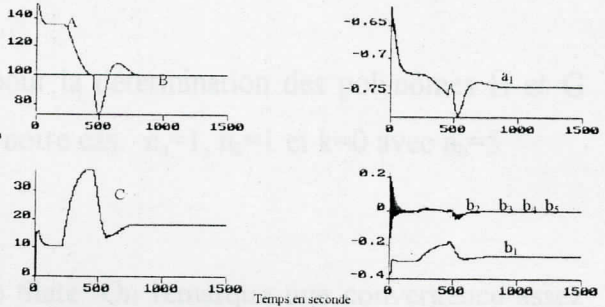
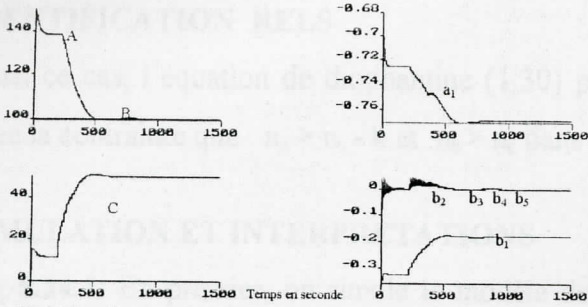
Fig5.23.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide, le dépassement est négligeable, les paramètres du modèle génèrent des oscillations lors de l'introduction de cette perturbation.

Fig5.23.6: Représente l'effet du gain de sensibilité K_p quand il atteint la valeur 9. On remarque un dépassement important, le taux d'SNP est faible, la lenteur de convergence des paramètres du modèle donnent des oscillations sur l'entrée et la sortie du système.

Fig5.23.7 : Représente l'effet de la saturation. On a un dépassement à la fin de la saturation, ceci est dû aux oscillations des paramètres du modèle, qui sont aussi visibles sur la commande.

Fig5.23.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α avec variation brusque. La convergence est assez rapide, le taux d'SNP injecté est lisse. Les paramètres du modèle subissent de très faibles oscillations et convergent assez lentement.

Graphes du Prédicteur de Smirh appliqué à la commande LQG avec identification RLS



5.24 PREDICTEUR DE SMITH APPLIQUE A LA COMMANDE LQG AVEC IDENTIFICATION RELS

Dans ce cas, l'équation de diophantine (1.30) pour la détermination des polynômes H et G avec la contrainte que $n_a > n_c - k$ et $n_b > n_c$ dans notre cas: $n_a=1$, $n_c=1$ et $k=0$ avec $n_b=5$

SIMULATION ET INTERPRETATIONS

Fig 5.24.1: En premier, on simule le modèle de Slate. On remarque une convergence assez lente, sans dépassement par rapport à la fig5.23.1, une commande lisse et une erreur négligeable en régime permanent. La convergence des paramètres du modèle est plus rapide.

Fig5.24.2-5.24.3: En second lieu, on applique respectivement une variation brusque, puis en exponentielle sur k_p . La convergence est assez lente, en appliquant cette variation qui génère un dépassement important inférieur que celui de la fig5.23.2, le taux d'SNP injecté diminue de moitié. La convergence dans la seconde simulation est plus rapide, le taux d'SNP est plus lisse. La convergence des paramètres du modèle est plus rapide avec moins d'oscillations.

Fig5.24.4: Montre l'effet de la composante respiratoire et des activités stochastiques. Même interprétation que le cas de la fig5.23.4 avec une convergence légèrement plus rapide.

Fig5.24.5: Représente l'effet des réflexes RAS et ENP. La convergence est rapide du système physique vers la référence, le taux d'SNP injecté augmente de volume puis se stabilise, les paramètres du modèle convergent plus rapidement ce qui explique la prise en compte de la perturbation par l'estimateur, les paramètres convergent sans générer d'oscillations.

Fig5.24.6: Représente l'effet du gain de sensibilité $K_p = 9$. Le taux d'SNP injecté devient dans ce cas très faible, les paramètres du modèle convergent rapidement sans provoquer d'oscillations, ce qui prouve la bonne robustesse de l'algorithme d'identification.

Fig5.24.7: Représente l'effet de la saturation. La convergence est rapide sans aucun dépassement. Les paramètres du modèle convergent rapidement avec moins d'oscillations, ce qui prouve la prise en compte de la perturbation par l'algorithme RELS.

Fig5.24.8: Représente l'effet du facteur de recirculation α avec variation brusque. Le dépassement est assez faible, le taux d'SNP injecté est lisse. Les paramètres du modèle subissent moins d'oscillations et convergent plus rapidement que le cas de la fig5.24.8.

Graphes du Prédicteur de Smirh appliqué à la commande LQG avec identification RELS

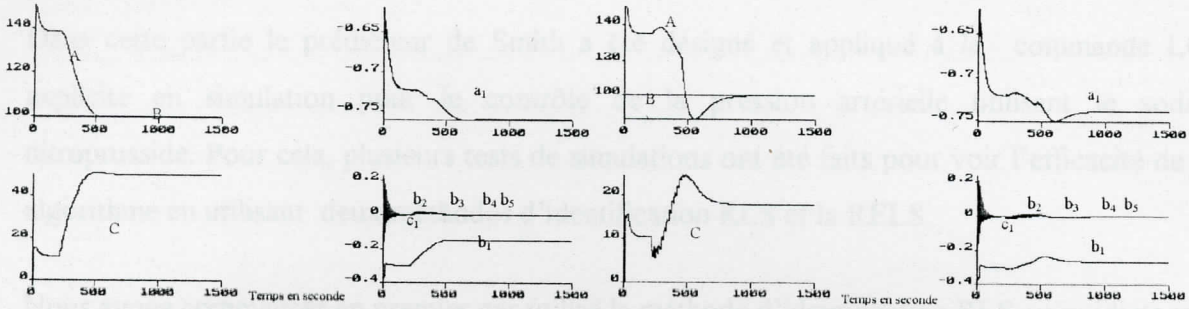


Fig5.8.1: Commande LQG avec identification RELS, modèle de Slate. $K_p: 0.72$, $T_1: 10s$, $T_c: 45s$, $\tau: 40s$, $\alpha: 0.4$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$. Valeurs nominales des paramètres du système

A : sortie.
B : référence
C : commande.
 a_1 et b_i : paramètres estimés du modèle.

Fig5.8.2 : Même cas que la fig5.8.1, avec une variation brusque de $K_p: 1-2$ à 450s, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

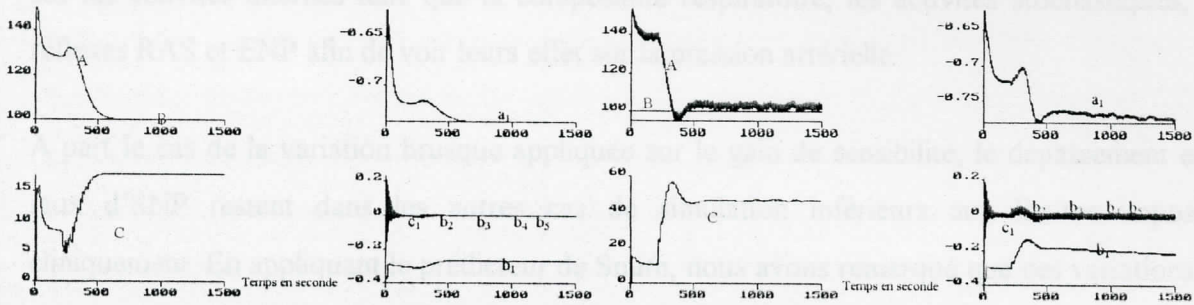


Fig5.8.3 : Même cas que la fig5.8.1, avec une variation exponentielle de $K_p: 1-2$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig5.8.4 : Même cas que la fig5.8.1, en incluant l'effet de la respiration et des activités stochastiques $K_{sa}: 10$, $R_{esp}: 2$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

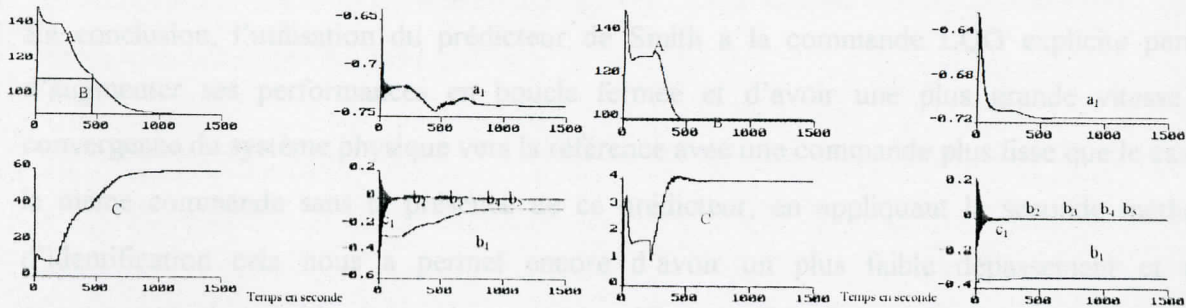


Fig5.8.5 : Même cas que la fig5.8.1, en incluant l'effet des réflexes RAS et ENP, $K_{ras}: 1.4$, $K_{exp}: 1.4$, $dP_7: 10$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig5.8.6 : Même cas que la fig5.8.1, avec $K_p: 9$, $R_1: 0.0001$, $Q_1: 0.0001$.

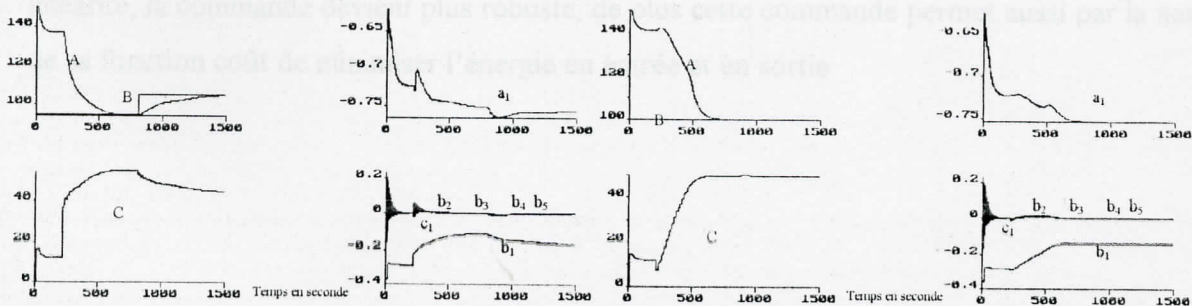


Fig5.8.7 : Même cas que la fig5.8.1, en incluant l'effet de la saturation, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Fig5.8.8 : Même cas que la fig5.8.1, avec variation brusque de $\alpha: 0.4-0.6$, $R_1: 0.04$, $Q_1: 0.6$.

Conclusion sur le prédicteur de Smith appliqué à la commande LQG

Dans cette partie le prédicteur de Smith a été désigné et appliqué à la commande LQG explicite en simulation pour le contrôle de la pression artérielle utilisant le sodium nitroprusside. Pour cela, plusieurs tests de simulations ont été faits pour voir l'efficacité de cet algorithme en utilisant deux méthodes d'identification RLS et la RELS.

Nous avons commencer en premier par utilisé la méthode d'identification RLS au prédicteur de Smith appliqué à la commande LQG explicite après avoir initialiser l'algorithme d'identification de la même façon que celui par placement de pôle, puis nous avons introduit la commande LQG explicite en appliquant différentes variations sur les paramètres du système physique et sur les activités internes telle que la composante respiratoire, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ENP afin de voir leurs effet sur la pression artérielle.

A part le cas de la variation brusque appliquée sur le gain de sensibilité, le dépassement et le taux d'SNP restent dans les autres cas de simulation inférieurs aux limites imposées cliniquement. En appliquant le prédicteur de Smith, nous avons remarqué que ces variations ou ces perturbations appliquées génèrent un plus faible dépassement avec une plus grande vitesse de convergence tout en respectant les contraintes imposées sur le système.

En conclusion, l'utilisation du prédicteur de Smith à la commande LQG explicite permet d'augmenter ses performances en boucle fermée et d'avoir une plus grande vitesse de convergence du système physique vers la référence avec une commande plus lisse que le cas de la même commande sans la présence de ce prédicteur, en appliquant la seconde méthode d'identification cela nous a permet encore d'avoir un plus faible dépassement et une convergence plus rapide du système vers la référence. En effet, les paramètres du modèle convergent plus rapidement avec moins d'oscillations, ainsi en estimant le terme de non linéarité, la commande devient plus robuste, de plus cette commande permet aussi par la nature de sa fonction coût de minimiser l'énergie en entrée et en sortie.

Conclusion générale sur les commandes actives avec prédicteur de Smith

Plusieurs situations ont été testées pour le contrôle de l'hypertension artérielle, utilisant le SNP par différents algorithmes de contrôle de la classe des auto-ajustables. Seulement dans ce cas nous avons introduit à ces commandes le prédicteur de Smith, pour remédier au problème de la variation du temps de retard dont certaines commandes échouent.

Après avoir estimé les paramètres du système physique par l'une des méthodes d'identification RLS ou RELS, nous avons obtenu les paramètres initiaux estimés du modèle mathématique représentant le modèle de Slate, nous avons testé les algorithmes implicites qui sont à base du minimum de variance et les explicites qui opèrent par placement de pôle.

Nous avons constaté dans tout les cas que la présence du prédicteur de Smith a permis à ces commandes d'augmenter leurs performances en boucle fermée et d'avoir une meilleure réponse en régime permanent. La présence du prédicteur de Smith a fait augmenter de la vitesse de convergence de chacune de ces commandes et diminuer aussi du dépassement généré par l'une des simulations appliquées. Et dans le cas où l'algorithme RELS est utilisé, nous avons constaté une meilleure robustesse des commandes, notamment des commandes explicites, qui dans ce cas le terme de non linéarité est estimé, ce qui permet une meilleure convergence des paramètres du modèle avec moins d'oscillations. Cela, signifie que les non linéarités ont été bien prises en compte par l'estimateur.

Dans tout les cas, la commande GPC reste la plus robuste, en particulier lors d'une variation du temps de retard, et en lui appliquant le prédicteur de Smith cela fait, augmenter de ses performances en boucle fermée. En introduisant le filtre $T(z^{-1})$, il permet d'estimer le terme de non linéarité, offrant une meilleure convergence des paramètres du modèle.

Conclusion générale sur les commandes actives avec prédicteur de Smith

Plusieurs situations ont été testées pour le contrôle de l'hypertension artérielle, utilisant le SNP par différents algorithmes de contrôle de la classe des auto-ajustables. Seulement dans ce cas nous avons introduit à ces commandes le prédicteur de Smith, pour remédier au problème de la variation du temps de retard dont certaines commandes échouent.

Après avoir estimé les paramètres du système physique par l'une des méthodes d'identification RLS ou RELS, nous avons obtenu les paramètres initiaux estimés du modèle mathématique représentant le modèle de Slate, nous avons testé les algorithmes implicites qui sont à base du minimum de variance et les explicites qui opèrent par placement de pôle.

Nous avons constaté dans tout les cas que la présence du prédicteur de Smith a permis à ces commandes d'augmenter leurs performances en boucle fermée et d'avoir une meilleure réponse en régime permanent. La présence du prédicteur de Smith a fait augmenter de la vitesse de convergence de chacune de ces commandes et diminuer aussi du dépassement généré par l'une des simulations appliquées. Et dans le cas où l'algorithme RELS est utilisé, nous avons constaté une meilleure robustesse des commandes, notamment des commandes explicites, qui dans ce cas le terme de non linéarité est estimé, ce qui permet une meilleure convergence des paramètres du modèle avec moins d'oscillations. Cela, signifie que les non linéarités ont été bien prises en compte par l'estimateur.

Dans tout les cas, la commande GPC reste la plus robuste, en particulier lors d'une variation du temps de retard, et en lui appliquant le prédicteur de Smith cela fait, augmenter de ses performances en boucle fermée. En introduisant le filtre $T(z^{-1})$, il permet d'estimer le terme de non linéarité, offrant une meilleure convergence des paramètres du modèle.

COMPARAISON

COMMANDE	Sans perturbations
MRAC	Robuste, avec une convergence très lente
MRAC avec modification σ	Robuste, avec une convergence plus rapide, avec une diminution de dépendance au choix d'ERP et de la norme des gains constants et variables avec une erreur constante acceptable en régime permanent à cause de la valeur de σ
MRAC avec modification λ	Plus robuste que le commande MRAC simple avec une très légère perte de convergence
MCS	Robuste, avec une convergence rapide
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une dépendance de l'ordre d'ERP et de la norme des gains constants et des dérivés et une erreur constante en régime permanent
MCS avec modification λ	Moins robuste que le cas de MCS simple avec une légère baisse de convergence
MCSE	Robuste, avec une convergence plus dépendante que le cas de la commande MCS
MCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec un plus forte dépendance au choix de l'ERP
MCSE avec modification λ	Plus robuste que le cas de MCS simple avec une légère baisse de convergence
EMCS	Robuste, avec une convergence plus dépendante que le cas de la commande MCS
EMCS avec modification σ	Convergence plus rapide avec une dépendance de l'ordre d'ERP et de la norme des gains constants et des dérivés et une erreur constante en régime permanent
EMCS avec modification λ	Plus robuste que le cas de MCS simple avec une légère baisse de convergence
EMCSE	Robuste, avec une convergence plus dépendante que le cas de la commande MCS
EMCSE avec modification σ	Convergence plus rapide avec une dépendance de l'ordre d'ERP et de la norme des gains constants et des dérivés et une erreur constante en régime permanent
EMCSE avec modification λ	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE simple, avec une légère baisse de convergence
VSS	Robuste, avec une convergence plus dépendante que le cas de la commande MCS
GPC avec identification RL5	Robuste, et une convergence plus rapide et un léger dépassement
GPC avec identification REL5	Une convergence un peu plus rapide des paramètres du modèle
GPC RL5	Très robuste, avec une convergence plus rapide et un dépassement de moindre importance et une commande lisse
GPC REL5	Robuste, avec une convergence plus rapide et un dépassement de moindre importance et une commande lisse
Fluctuation de Pôle Explicite avec identification RL5	Robuste, mais avec forte sensibilité aux dépendances et une convergence lente
Fluctuation de Pôle Explicite avec identification REL5	Robuste, convergence plus rapide que précédemment de moindre dépassement et des paramètres du modèle et une erreur réglée en régime permanent
LQG Explicite avec identification RL5	Robuste, convergence plus rapide et une commande lisse
LQG Implicite avec identification REL5	Convergence plus rapide des paramètres du modèle et un dépassement plus faible que précédemment

**COMPARAISON,
CONCLUSION,
ET PERSPECTIVES**

COMPARAISONS

COMMANDE	Sans perturbations
MRAC	Robuste, avec une convergence très lente.
MRAC avec modification σ	Robuste, avec une convergence plus rapide avec une diminution du dépassement, du taux d'SNP et de la norme des gains constants et variables avec une erreur constante acceptable en régime permanent à cause de la valeur de σ .
MRAC avec modification e	Même résultat que la commande MRAC simple avec une très légère baisse du dépassement.
MCS	Robuste, avec une convergence rapide.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement et une erreur négligeable en régime permanent.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec une légère baisse du dépassement seulement.
MCSE	Robuste, avec un plus faible dépassement que le cas de la commande MCS.
MCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec un plus faible dépassement, taux d'SNP et norme des gains que le cas précédent.
MCSE avec modification e	Même interprétation que le cas MCSE simple mais avec une légère baisse du dépassement.
EMCS	Très robuste, avec un très faible dépassement.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide, avec une diminution du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple mais avec une légère baisse du dépassement.
EMCSE	Robuste, avec un plus faible dépassement que la commande EMCS simple et le même taux d'SNP injecté.
EMCSE avec modification σ	Convergence rapide avec une baisse au niveau du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE simple, avec une légère baisse du dépassement.
VSS	Instabilité. Offset très important et taux d'SNP très excité et atteint son maximale.
GMV avec identification RLS	Robuste, et une convergence assez rapide et un léger dépassement.
GMV avec identification RELS	Une convergence un plus rapide des paramètres du modèle.
GPC RLS	Très robuste, avec une convergence plus rapide en augmentant le nombre de prédictions et une commande lisse.
GPC RELS	De même que précédemment mais une convergence plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, mais assez lente sans dépassement, et une commande lisse.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Robuste, convergence plus rapide que précédemment du système physique et des paramètres du modèle et une erreur négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide, et une commande lisse.
LQG Explicite avec identification RELS	Convergence plus rapide des paramètres du modèle et un dépassement plus faible que précédemment.

Commande	Variation brusque du gain de sensibilité système
MRAC	Instabilité.
MRAC avec modification σ	Instabilité.
MRAC avec modification e	Instabilité.
MCS	Robuste, convergence assez rapide avec un important dépassement et quelques oscillations.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement et une erreur négligeable en régime permanent.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec une légère baisse du dépassement seulement.
MCSE	Robuste, avec une convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que le cas de la commande MCS simple.
MCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide, que la précédente avec une diminution du dépassement du taux d'SNP et de la norme des gains.
MCSE avec modification e	Même interprétation que le cas MCSE simple mais avec une légère baisse du dépassement.
EMCS	Robuste, avec une convergence assez lente et un dépassement important. L'erreur est négligeable en régime permanent.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide en diminuant encore plus du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple mais avec une légère baisse du dépassement.
EMCSE	Robuste, rapide avec un plus faible dépassement que la commande EMCS simple et le même taux d'SNP injecté.
EMCSE avec modification σ	Convergence assez rapide avec une baisse au niveau du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE sauf qu'une légère baisse du dépassement.
VSS	Instabilité.
GMV avec identification RLS	Robuste, avec une convergence rapide et un dépassement important.
GMV avec identification RELS	Un plus faible dépassement et une convergence plus rapide.
GPC RLS	Robuste, avec un dépassement assez important mais stable.
GPC RELS	Convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec un plus faible dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide et un dépassement assez important.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Convergence un peu plus rapide du système et des paramètres du modèle, par rapport aux cas précédents avec un dépassement plus faible.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide, et un dépassement supérieur à la limite désirée, dans ce cas le taux d'SNP diminue, mais l'erreur est négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RELS	Convergence plus rapide, du système et des paramètres du modèle et un dépassement plus faible par rapport au cas précédent.

Commande	Variation en exponentielle du gain de sensibilité
MRAC	Robuste, convergence très lente avec des oscillations en régime permanent et un dépassement important.
MRAC avec modification σ	Convergence plus rapide avec un plus faible dépassement, taux d'SNP et norme des gains constants et variables, mais une erreur acceptable en régime permanent à cause de la valeur de σ .
MRAC avec modification e	Même résultat que la commande MRAC simple avec une très légère baisse du dépassement.
MCS	Robuste, convergence assez rapide avec un très faible dépassement.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement et une erreur négligeable en régime permanent.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec une légère baisse du dépassement seulement.
MCSE	Robuste, convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que le cas de la commande MCS simple.
MCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec un plus faible dépassement, taux d'SNP et norme de gain que le cas précédent.
MCSE avec modification e	Une légère baisse du dépassement par rapport à la MCSE simple.
EMCS	Robuste, convergence rapide avec un très faible dépassement.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution au niveau du taux d'SNP et de la norme des gains variables et du dépassement, l'erreur reste négligeable en régime permanent.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple.
EMCSE	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple mais avec un plus faible dépassement et le même taux d'SNP injecté.
EMCSE avec modification σ	Le taux d'SNP injecté devient plus faible de même que la norme des gains variables et le dépassement par rapport au cas précédent
EMCSE avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCSE simple mais avec une très légère baisse du dépassement.
VSS	Système instable.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence rapide avec un dépassement à la limite désirée.
GMV avec identification RELS	Convergence plus rapide des paramètres du modèle avec moins d'oscillations.
GPC RLS	Robuste, en augmentant le nombre de prédictions la vitesse de convergence augmente et le dépassement devient un peu plus important.
GPC RELS	Convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle, avec un plus faible dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez lente, et un dépassement supérieur à la limite désirée, le taux d'SNP diminue dans ce cas et l'erreur est négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Convergence un peu plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence est assez lente, avec un faible dépassement.
LQG Explicite avec identification RELS	On constate une convergence plus rapide, du système et des paramètres du modèle et un dépassement plus faible par rapport au cas précédent.

Commande	Effet de la respiration et des activités stochastiques
MRAC	Robuste, convergence assez rapide, une erreur bornée acceptable due à la nature de la composante respiratoire.
MRAC avec modification σ	Convergence plus rapide avec une diminution au niveau du taux d'SNP et de la norme des gains constants et variables et une erreur toujours bornée.
MRAC avec modification e	Même résultat que la commande MRAC simple.
MCS	Robuste, convergence assez rapide avec une erreur bornée acceptable avec de faibles oscillations dues à l'effet du bruit.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables, une erreur bornée acceptable en régime permanent.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec le même taux d'SNP et une erreur bornée acceptable.
MCSE	Robuste, même interprétation que la commande MCS simple.
MCSE avec modification σ	Même interprétation que la commande MCS avec modification σ .
MCSE avec modification e	Même interprétation que la commande MCS avec modification e .
EMCS	Robuste, convergence rapide avec une erreur bornée.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide que la EMCS simple.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple.
EMCSE	Même interprétation que le cas de la EMCS simple
EMCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide que la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE simple.
VSS	Instabilité.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec une erreur bornée.
GMV avec identification RELS	Même interprétation que le cas précédent.
GPC RLS	Robuste, convergence plus rapide en augmentant le nombre de prédictions avec une erreur bornée acceptable.
GPC RELS	La convergence est un peu plus rapide avec une sortie bornée.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec une erreur bornée acceptable avec quelques oscillations dues à ces perturbations
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Une meilleur convergence des paramètres du modèle.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec une erreur bornée avec des oscillations dues à la composante respiratoire et le bruit.
LQG Explicite avec identification RELS	Dans ce cas la convergence devient légèrement plus rapide que le cas précédent, qui est vue au niveau des paramètres du modèle.

Commande	Effet des réflexes RAS et ENP
MRAC	Robuste, convergence très lente avec des oscillations en régime permanent et une erreur négligeable en régime permanent.
MRAC avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP et de la norme des gains constants et variables mais une erreur constante acceptable en régime permanent à cause de la valeur de σ .
MRAC avec modification e	Même résultat que la commande MRAC simple.
MCS	Robuste, convergence rapide et erreur négligeable en régime permanent.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP et de la norme des gains variables et une erreur négligeable en régime permanent.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec le même taux d'SNP injecté reste le même.
MCSE	Robuste, même interprétation que la commande MCS simple.
MCSE avec modification σ	Même résultat que le cas de la commande MCS avec modification σ
MCSE avec modification e	Même résultat que le cas de la commande MCS avec modification e .
EMCS	Robuste, convergence assez lente sans dépassement.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple.
EMCSE	Robuste, convergence aussi rapide que la commande EMCS simple avec le même taux d'SNP injecté.
EMCSE avec modification σ	Convergence assez rapide avec une baisse au niveau du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande EMCSE.
EMCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE.
VSS	Instabilité.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide sans aucun dépassement.
GMV avec identification RELS	Convergence légèrement plus rapide que le cas précédent, du système et des paramètres du modèle.
GPC RLS	Robuste, convergence devient plus rapide en augmentant le nombre de prédictions avec une erreur négligeable en régime permanent.
GPC RELS	La convergence devient plus rapide du système physique et des paramètres du modèle.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec un faible dépassement, et une commande lisse, l'erreur est négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	La convergence devient plus rapide avec un plus faible dépassement que le cas précédent, au niveau des paramètres du modèle.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide sans dépassement et l'erreur est négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RELS	On constate une convergence légèrement plus rapide, du système physique et des paramètres.

Commande	Effet du gain $K_p = 9$
MRAC	Robuste, convergence lente avec un dépassement important.
MRAC avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec un plus faible dépassement, de même que le taux d'SNP et la norme des gains constants et variables, et l'erreur est acceptable en régime permanent à cause de la valeur de σ .
MRAC avec modification e	Même résultat que la commande MRAC simple avec une très légère baisse du dépassement.
MCS	Robuste, convergence assez rapide et une erreur négligeable.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec une légère baisse du dépassement seulement en gardant le même taux d'SNP.
MCSE	Robuste, convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que le cas de la commande MCS.
MCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec un plus faible dépassement, taux d'SNP et norme de gain par rapport à la commande MCSE simple.
MCSE avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCSE simple avec une légère baisse du dépassement.
EMCS	Robuste, convergence assez rapide.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide en diminuant encore plus du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple mais avec une légère baisse du dépassement.
EMCSE	Robuste, convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que la commande EMCS et le même taux d'SNP injecté.
EMCSE avec modification σ	Convergence assez rapide avec une baisse au niveau du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE sauf qu'une légère baisse du dépassement avec le même taux d'SNP.
VSS	Instabilité.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec un dépassement légèrement supérieur à la limite désirée.
GMV avec identification RELS	Convergence légèrement plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle avec le même taux d'SNP que précédemment.
GPC RLS	Robuste, la vitesse de convergence augmente en élevant le nombre de prédictions et le dépassement devient un peu plus important.
GPC RELS	La vitesse de convergence augmente en faisant augmenter le nombre de prédictions et le dépassement devient un peu plus grand que la limite imposée avec un faible taux d'SNP et des oscillations qui ne diminuent que très lentement et l'erreur est négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Instabilité.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Robuste, convergence rapide, le dépassement est assez important, le taux d'SNP devient très faible.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec un dépassement légèrement supérieur à la limite imposée et des oscillations qui s'atténuent lentement, le taux d'SNP devient très faible.
LQG Explicite avec identification RELS	Convergence plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle avec un dépassement légèrement plus faible au cas précédent.

Commande	Effet du gain $K_p = 9$
MRAC	Robuste, convergence lente avec un dépassement important.
MRAC avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec un plus faible dépassement, de même que le taux d'SNP et la norme des gains constants et variables, et l'erreur est acceptable en régime permanent à cause de la valeur de σ .
MRAC avec modification e	Même résultat que la commande MRAC simple avec une très légère baisse du dépassement.
MCS	Robuste, convergence assez rapide et une erreur négligeable.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec une légère baisse du dépassement seulement en gardant le même taux d'SNP.
MCSE	Robuste, convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que le cas de la commande MCS.
MCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec un plus faible dépassement, taux d'SNP et norme de gain par rapport à la commande MCSE simple.
MCSE avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCSE simple avec une légère baisse du dépassement.
EMCS	Robuste, convergence assez rapide.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide en diminuant encore plus du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple mais avec une légère baisse du dépassement.
EMCSE	Robuste, convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que la commande EMCS et le même taux d'SNP injecté.
EMCSE avec modification σ	Convergence assez rapide avec une baisse au niveau du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE sauf qu'une légère baisse du dépassement avec le même taux d'SNP.
VSS	Instabilité.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec un dépassement légèrement supérieur à la limite désirée.
GMV avec identification RELS	Convergence légèrement plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle avec le même taux d'SNP que précédemment.
GPC RLS	Robuste, la vitesse de convergence augmente en élevant le nombre de prédictions et le dépassement devient un peu plus important.
GPC RELS	La vitesse de convergence augmente en faisant augmenter le nombre de prédictions et le dépassement devient un peu plus grand que la limite imposée avec un faible taux d'SNP et des oscillations qui ne diminuent que très lentement et l'erreur est négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Instabilité.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Robuste, convergence rapide, le dépassement est assez important, le taux d'SNP devient très faible.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez rapide avec un dépassement légèrement supérieur à la limite imposée et des oscillations qui s'atténuent lentement, le taux d'SNP devient très faible.
LQG Explicite avec identification RELS	Convergence plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle avec un dépassement légèrement plus faible au cas précédent.

Commande	Effet de la saturation
MRAC	Robuste, convergence très lente avec des oscillations.
MRAC avec modification σ	Convergence plus rapide avec de plus faibles dépassement, taux d'SNP et norme des gains constants et variables, et une erreur acceptable en régime permanent à cause de la valeur de σ .
MRAC avec modification e	Même résultat que la commande MRAC simple avec une très légère baisse du dépassement.
MCS	Robuste, convergence assez lente, un dépassement légèrement supérieur à la limite désirée et une erreur négligeable.
MCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement et une erreur négligeable en régime permanent.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas du MCS simple avec une légère baisse du dépassement seulement.
MCSE	Robuste, convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que le cas de la commande MCS simple.
MCSE avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du dépassement, du taux d'SNP et de la norme de gain.
MCSE avec modification e	On ne constate qu'une légère baisse du dépassement par rapport à la commande MCSE simple.
EMCS	Robuste, convergence assez lente avec un dépassement légèrement supérieur à la limite imposée et une erreur négligeable en régime permanent.
EMCS avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide en diminuant encore plus du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains.
EMCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCS simple mais avec une légère baisse du dépassement.
EMCSE	Robuste, convergence assez rapide avec un plus faible dépassement que la commande EMCS simple et le même taux d'SNP injecté.
EMCSE avec modification σ	Convergence assez rapide avec une baisse au niveau du dépassement, du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande EMCSE sauf qu'une légère baisse du dépassement.
VSS	Instabilité.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence assez lente avec un dépassement un peu supérieur à la limite désirée.
GMV avec identification RELS	De même que précédemment mais un dépassement légèrement plus faible. La convergence des paramètres du modèle est plus rapide.
GPC RLS	Robuste, la vitesse de convergence devient plus importante en augmentant le nombre de prédictions.
GPC RELS	Une convergence légèrement plus rapide des paramètres du modèle et celle du système physique avec un dépassement un peu plus faible.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Ne conduit pas à l'instabilité, la convergence est assez lente avec un dépassement un peu supérieur à la limite désirée.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	La convergence du système physique et des paramètres du modèle est plus rapide avec moins d'oscillations.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, convergence assez lente avec un dépassement supérieur à la limite imposée et l'erreur est négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RELS	Convergence un peu plus rapide du système physique et des paramètres du modèle sans aucun dépassement.

Commande	Variation brusque du gain de sensibilité
MRAC	Robuste, convergence rapide avec un dépassement important.
MRAC avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du dépassement, du taux d'SNP et de la norme des gains.
MRAC avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple avec une légère baisse du dépassement.
MCS	Robuste, convergence rapide avec un très faible dépassement.
MCS avec modification σ	De même que précédemment avec un taux d'SNP, un dépassement et une norme de gain plus faible.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCS simple avec une légère diminution du dépassement.
MCSE	Robuste, avec un plus faible dépassement par rapport à la commande MCS simple.
MCSE avec modification σ	On constate une légère baisse du taux d'SNP injecté et de la norme des gains et du dépassement par rapport à la MCSE simple.
MCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande MCSE simple sauf qu'une légère baisse au niveau du dépassement.
EMCS	Robuste, assure la parfaite poursuite avec un très faible dépassement.
EMCS avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement.
EMCS avec modification e	Même interprétation que la commande EMCS simple avec une baisse très légère du dépassement.
EMCSE	Robuste, convergence très rapide avec un plus faible dépassement que la commande EMCS simple.
EMCSE avec modification σ	Une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains et du dépassement, par rapport à la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	On ne constate qu'une légère baisse du dépassement généré par k_p , le taux d'SNP reste le même par rapport à la EMCSE simple.
VSS	Commande très excitée et importante, très néfaste pour le patient.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence rapide, et un dépassement important.
GMV avec identification RELS	De même que précédemment, avec une convergence légèrement plus rapide du système physique et des paramètres du modèle et un dépassement moins important.
GPC RLS	Robuste, convergence devient plus rapide en augmentant le nombre de prédictions de même que le dépassement généré.
GPC RELS	Convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations et un plus faible dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, avec un dépassement important et une erreur négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	On constate une diminution du dépassement avec une convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, avec un dépassement important, mais l'erreur est négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RELS	On remarque une faible diminution du dépassement et une convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations.

Commande	Variation brusque du gain de sensibilité
MRAC	Robuste, convergence rapide avec un dépassement important.
MRAC avec modification σ	Convergence légèrement plus rapide avec une diminution du dépassement, du taux d'SNP et de la norme des gains.
MRAC avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple avec une légère baisse du dépassement.
MCS	Robuste, convergence rapide avec un très faible dépassement.
MCS avec modification σ	De même que précédemment avec un taux d'SNP, un dépassement et une norme de gain plus faible.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCS simple avec une légère diminution du dépassement.
MCSE	Robuste, avec un plus faible dépassement par rapport à la commande MCS simple.
MCSE avec modification σ	On constate une légère baisse du taux d'SNP injecté et de la norme des gains et du dépassement par rapport à la MCSE simple.
MCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande MCSE simple sauf qu'une légère baisse au niveau du dépassement.
EMCS	Robuste, assure la parfaite poursuite avec un très faible dépassement.
EMCS avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables et du dépassement.
EMCS avec modification e	Même interprétation que la commande EMCS simple avec une baisse très légère du dépassement.
EMCSE	Robuste, convergence très rapide avec un plus faible dépassement que la commande EMCS simple.
EMCSE avec modification σ	Une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains et du dépassement, par rapport à la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	On ne constate qu'une légère baisse du dépassement généré par k_p , le taux d'SNP reste le même par rapport à la EMCSE simple.
VSS	Commande très excitée et importante, très néfaste pour le patient.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence rapide, et un dépassement important.
GMV avec identification RELS	De même que précédemment, avec une convergence légèrement plus rapide du système physique et des paramètres du modèle et un dépassement moins important.
GPC RLS	Robuste, convergence devient plus rapide en augmentant le nombre de prédictions de même que le dépassement généré.
GPC RELS	Convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations et un plus faible dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, avec un dépassement important et une erreur négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	On constate une diminution du dépassement avec une convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, avec un dépassement important, mais l'erreur est négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RELS	On remarque une faible diminution du dépassement et une convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations.

Commande	Variation en exponentielle du gain de sensibilité
MRAC	Robuste, et rapide avec un très faible dépassement.
MRAC avec modification σ	La convergence devient légèrement plus rapide avec une diminution du dépassement, du taux d'SNP et de la norme des gains.
MRAC avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple avec une légère diminution du dépassement généré par k_p .
MCS	Robuste, très rapide sans dépassement avec une commande lisse.
MCS avec modification σ	Le taux d'SNP, et la norme de gain deviennent plus faibles.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCS simple.
MCSE	Assure la parfaite poursuite.
MCSE avec modification σ	On constate une légère baisse du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande MCSE simple.
MCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande MCSE.
EMCS	Assure la parfaite poursuite.
EMCS avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP, de la norme des gains variables.
EMCS avec modification e	Même interprétation que la commande EMCS simple.
EMCSE	Assure la parfaite poursuite.
EMCSE avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Même interprétation par rapport à la EMCSE simple.
VSS	Convergence très rapide avec un offset acceptable mais un taux d'SNP très excité est atteint son maximum.
GMV avec identification RLS	Robuste, avec une convergence rapide, le dépassement est légèrement supérieur à la limite désirée.
GMV avec identification RELS	Convergence légèrement plus rapide et un dépassement moins important.
GPC RLS	Robuste, convergence plus rapide en augmentant le nombre de prédictions et l'erreur est négligeable en régime permanent.
GPC RELS	On constate une convergence plus rapide que le cas précédent avec un plus faible dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, le dépassement est légèrement supérieur à la limite imposée.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	On constate une diminution du dépassement généré, la convergence devient plus rapide du système physique et des paramètres du modèle.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, un très faible dépassement avec un taux d'SNP lisse et une erreur négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RELS	Une convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle. Sans aucun dépassement.

Commande	Effet de la respiration et des activités stochastiques
MRAC	Assure une convergence très rapide avec une erreur bornée acceptable due à la composante respiratoire et des oscillations dues au bruit.
MRAC avec modification σ	La convergence devient légèrement plus rapide que précédemment.
MRAC avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple.
MCS	Assure une convergence très rapide avec une erreur bornée et des oscillations dues à ces deux perturbations.
MCS avec modification σ	De même que précédemment avec un taux d'SNP et une norme des gains plus faibles.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCS simple.
MCSE	Assure une convergence très rapide avec une erreur bornée avec des oscillations dues à la respiration et au bruit.
MCSE avec modification σ	On constate une légère baisse du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande MCSE simple.
MCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande MCSE simple.
EMCS	Assure une convergence très rapide avec une erreur bornée et des oscillations sur la sortie due à ces perturbations.
EMCS avec modification σ	De même que le cas précédent avec un plus faible taux d'SNP et une plus faible norme des gains variables.
EMCS avec modification e	Même interprétation que la commande EMCS simple.
EMCSE	Assure une convergence très rapide avec une erreur bornée et des oscillations sur la sortie due à ces perturbations.
EMCSE avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCSE simple.
VSS	Convergence très rapide avec un offset acceptable mais un taux d'SNP très excité est atteint son maximum.
GMV avec identification RLS	Assure une convergence très rapide avec une erreur bornée, acceptables.
GMV avec identification RELS	De même que précédemment avec une convergence légèrement plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle.
GPC RLS	Sortie toujours bornée avec un dépassement et de faibles oscillations, la vitesse de convergence augmente en augmentant le nombre de prédictions de même que le dépassement.
GPC RELS	De même que le cas précédant mais avec une convergence plus rapide et sans dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Sortie bornée acceptable et une convergence rapide.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Même interprétation que le cas précédent avec une convergence légèrement plus rapide, du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations.
LQG Explicite avec identification RLS	Même interprétation que le cas de la commande par placement de pôle explicite avec identification RLS.
LQG Explicite avec identification RELS	Même interprétation que le cas de la commande par placement de pôle explicite avec identification RELS.

Commande	Effet de la saturation
MRAC	Assure une convergence très rapide sans aucun dépassement et une erreur négligeable en régime permanent.
MRAC avec modification σ	La convergence devient légèrement plus rapide avec un plus faible taux d'SNP et de la norme des gains.
MRAC avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple.
MCS	Assure la parfaite poursuite.
MCS avec modification σ	De même que précédemment avec un taux d'SNP et une norme de gain plus faible.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCS simple.
MCSE	Assure la parfaite poursuite.
MCSE avec modification σ	On constate une légère baisse du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande MCSE simple.
MCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande MCSE simple.
EMCS	Assure la parfaite poursuite.
EMCS avec modification σ	De même que le cas précédent avec un plus faible taux d'SNP et une plus faible norme des gains variables.
EMCS avec modification e	Même interprétation que la commande EMCS simple.
EMCSE	Assure la parfaite poursuite.
EMCSE avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCSE simple.
VSS	Convergence très rapide avec un offset acceptable mais un taux d'SNP très excité est atteint son maximum.
GMV avec identification RLS	Assure une convergence assez rapide avec un dépassement très faible et une erreur négligeable en régime permanent.
GMV avec identification RELS	De même que précédemment avec une convergence légèrement plus rapide du système physique et des paramètres du modèle et un plus faible dépassement.
GPC RLS	La convergence est assez rapide, mais en augmentant le nombre de prédictions la convergence devient plus rapide et le dépassement généré par cette simulation augmente aussi mais l'erreur est négligeable en régime permanent.
GPC RELS	Même interprétation que le cas précédent avec une convergence plus rapide, un dépassement plus faible.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Assure une convergence rapide, cette simulation génère un dépassement légèrement supérieur à la limite imposée mais l'erreur est négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Même interprétation que le cas précédent avec une convergence plus rapide du système physique et des paramètres du modèle avec moins d'oscillations et un plus faible dépassement.
LQG Explicite avec identification RLS	Même interprétation que le cas de la commande par placement de pôle explicite avec identification RLS mais avec un dépassement légèrement supérieur à la limite imposée et une erreur négligeable en régime permanent.
LQG Explicite avec identification RELS	Dans ce cas la convergence devient plus rapide du système physique et des paramètres du modèle, que le cas précédent et un dépassement nul.

Commande	Effet du gain de sensibilité $K_p = 9$
MRAC	Robuste, une convergence très rapide sans aucun dépassement.
MRAC avec modification σ	La convergence devient légèrement plus rapide avec un plus faible taux d'SNP et de la norme des gains.
MRAC avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple.
MCS	Assure la parfaite poursuite avec un très faible taux d'SNP.
MCS avec modification σ	De même que précédemment avec un taux d'SNP et une norme de gain plus faible.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCS simple.
MCSE	Assure la parfaite poursuite avec un faible taux d'SNP.
MCSE avec modification σ	On constate une légère baisse du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande MCSE simple.
MCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande MCSE simple.
EMCS	Assure la parfaite poursuite avec une faible commande.
EMCS avec modification σ	De même que le cas précédent avec un plus faible taux d'SNP et une plus faible norme des gains variables.
EMCS avec modification e	Même interprétation que la commande EMCS simple.
EMCSE	Assure la parfaite poursuite et la commande devient très faible.
EMCSE avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCSE simple.
VSS	Commande très excitée maximale, néfaste pour le patient.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence rapide avec un faible dépassement.
GMV avec identification RELS	De même que précédemment avec une convergence légèrement plus rapide et un plus faible dépassement, le système physique et les paramètres du modèle convergent plus rapidement.
GPC RLS	Robuste, convergence est assez lente avec un dépassement supérieur à la limite imposée et des oscillations, la commande subit des variations lentes.
GPC RELS	Dans ce cas la convergence devient plus rapide en augmentant le nombre de prédictions sans générer aucun dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, cette simulation génère un dépassement supérieur à la limite imposée mais l'erreur est négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Même interprétation que le cas précédent avec un dépassement plus faible mais supérieur à la limite imposée, la convergence du système physique et des paramètres du modèle est plus rapide avec moins d'oscillations.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, mais avec un dépassement assez important.
LQG Explicite avec identification RELS	Dans ce cas la convergence devient plus rapide que le cas précédent du système physique et des paramètres du modèle et sans dépassement, l'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

Commande	Effet du gain de sensibilité $K_p = 9$
MRAC	Robuste, une convergence très rapide sans aucun dépassement.
MRAC avec modification σ	La convergence devient légèrement plus rapide avec un plus faible taux d'SNP et de la norme des gains.
MRAC avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MRAC simple.
MCS	Assure la parfaite poursuite avec un très faible taux d'SNP.
MCS avec modification σ	De même que précédemment avec un taux d'SNP et une norme de gain plus faible.
MCS avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande MCS simple.
MCSE	Assure la parfaite poursuite avec un faible taux d'SNP.
MCSE avec modification σ	On constate une légère baisse du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la commande MCSE simple.
MCSE avec modification e	Aucun changement par rapport à la commande MCSE simple.
EMCS	Assure la parfaite poursuite avec une faible commande.
EMCS avec modification σ	De même que le cas précédent avec un plus faible taux d'SNP et une plus faible norme des gains variables.
EMCS avec modification e	Même interprétation que la commande EMCS simple.
EMCSE	Assure la parfaite poursuite et la commande devient très faible.
EMCSE avec modification σ	De même que le cas précédent avec une diminution du taux d'SNP injecté et de la norme des gains par rapport à la EMCSE simple.
EMCSE avec modification e	Même interprétation que le cas de la commande EMCSE simple.
VSS	Commande très excitée maximale, néfaste pour le patient.
GMV avec identification RLS	Robuste, convergence rapide avec un faible dépassement.
GMV avec identification RELS	De même que précédemment avec une convergence légèrement plus rapide et un plus faible dépassement, le système physique et les paramètres du modèle convergent plus rapidement.
GPC RLS	Robuste, convergence est assez lente avec un dépassement supérieur à la limite imposée et des oscillations, la commande subit des variations lentes.
GPC RELS	Dans ce cas la convergence devient plus rapide en augmentant le nombre de prédictions sans générer aucun dépassement.
Placement de Pôle Explicite avec identification RLS	Robuste, cette simulation génère un dépassement supérieur à la limite imposée mais l'erreur est négligeable en régime permanent.
Placement de Pôle Explicite avec identification RELS	Même interprétation que le cas précédent avec un dépassement plus faible mais supérieur à la limite imposée, la convergence du système physique et des paramètres du modèle est plus rapide avec moins d'oscillations.
LQG Explicite avec identification RLS	Robuste, mais avec un dépassement assez important.
LQG Explicite avec identification RELS	Dans ce cas la convergence devient plus rapide que le cas précédent du système physique et des paramètres du modèle et sans dépassement, l'erreur est toujours négligeable en régime permanent.

CONCLUSION

Deux classes de contrôleurs ont été désignées et appliquées en simulation, la classe des contrôleurs passifs et celle des auto-ajustables, pour le contrôle de la MAP utilisant le sodium nitroprusside ou SNP. Plusieurs simulations ont été testées, pour voir l'efficacité de ces contrôleurs. Nous avons simulé le modèle de Slate complet en appliquant différentes variations sur ses paramètres, par la suite nous avons introduit les différentes activités internes telle que la respiration, les activités stochastiques, les réflexes RAS et ceux ENP, en ajoutant à la fin l'effet de la saturation, en respectant les contraintes imposées sur l'entrée et sur la sortie. Nous allons maintenant essayer de résumer la robustesse de chacun de ces algorithmes, face à ces simulations de façon générale en commençant par les contrôleurs passifs puis ceux actifs.

Enfin, nous pouvons conclure que malgré, la grande robustesse des commandes passives notamment de l'EMCS plus exactement l'EMCSE, du fait quelle soit insensible aux variations internes des paramètres du système, aux perturbations externes, aux non linéarités, de même qu'en résolvant son seul inconvénient par le prédicteur de Smith, concernant la variation du temps de retard, les commandes actives restent plus robustes, notamment la GPC dans le cas stochastique, plus particulièrement avec prédicteur de Smith qui lui permet d'augmenter ses performances en boucle fermée. En effet, elle permet à la fois de faire face, à un système à phase non minimum comme notre cas, au problème de surparamétrisation, à la variation du temps de retard, aux perturbations externes, aux non linéarités. De plus, elle est capable d'utiliser le plus faible taux d'SNP, ceci en remarquons que le facteur de pondération de la commande GPC est le plus faible. Sans pour cela, oublier qu'elle est capable de minimiser l'énergie en sortie et en entrée, ce qui n'est pas le cas des commandes actives opérant par placement de pôle ou les commande passives, en particulier la VSS. Malgré que ces commandes telle que la MCS ou la EMCS, offrent une bonne stabilité face à toutes variations internes ou perturbations externes, et nécessitent pour cela un temps de réponse très court par rapport aux commandes auto-ajustables, avec des dépassement moins importants, ce qui est plus visible lors de l'introduction du prédicteur de Smith, mais la commande GPC reste en particulier très robuste vue quelle est capable de surmonter tout genre de problème rencontré par les autres commandes actives ou passives avec un facteur de pondération fixe et très faible.

Perspectives

Pour des raisons de sécurité des patients très sensibles au SNP, un limiteur doit être inclus sur la commande U_m (qui est fonction du poids du patient, de la concentration du médicament et le dosage maximum recommandé de $10\mu\text{g}/\text{kg}/\text{min}$) de telle sorte que le taux d'infusion d'SNP, doit être réduit chaque fois qu'il y a une baisse excessive de la pression artérielle de la référence.

Ce travail peut être étendu, en contrôlant non seulement la pression artérielle moyenne utilisant le sodium nitroprusside, mais la dopamine afin de contrôler la sortie cardiaque. On aura, alors à faire à un système MIMO avec deux entrées représentant le SNP et la DOP et en sortie la pression artérielle moyenne MAP et la sortie cardiaque CO, on pourra ajouter pour améliorer le contrôle des commandes auto-ajustables, la méthode d'identification du temps de retard «méthode de Kurz» avec un modèle de référence afin de diminuer le plus possible du dépassement généré par les variations qui pourront avoir lieu, ou appliquer directement la commande GPC étendue, en prenant en considération les contraintes cliniques imposées sur le système, et incluant un superviseur pouvant entrer en action lorsque les limites de ces dernières de sont plus respectées, ceci concernant non seulement les bornes limites imposées sur l'entrée mais aussi sur la sortie, notamment les dépassement. Ce même superviseur, pourra aussi s'activer lors de la détection de données erronées ou lors d'un changement physiologique rapide dans la MABP.

NB: Pour plus de détail concernant, le système MIMO contrôlant la MAP et la CO, manipulant la SNP et la DOP, voir la publication [41] où son résumé est donné au chapitre II (p31).

Preuve de stabilité

Soit notre système caractérisé par l'équation différentielle (2.4) du chapitre 3.

$$y' = Ay + Bu + D \tag{A.1}$$

$$\text{avec } A = \frac{-1}{T}, B = \frac{-k(T+a)}{T} \text{ et } D = \frac{-k(T+a)(T+T_0)}{T}$$

Étudions les paramètres du système physique par leur valeur au cours de temps, alors (A.1) devient

$$y' = (A + \delta A)y + (B + \delta B)u + (D + \delta D) \tag{A.2}$$

Soit on pose les activités caractéristiques

$$y_{st} = B_{st} \sin(\omega t)$$

où ω est la fréquence de la composante harmonique qui est fixe, mais les gains B_{st}

varie, on pourra écrire par la suite

ANNEXE

qui pourra encore être écrite

$$y_{st} = \tilde{B}_{st} \sin(\omega t) \tag{A.3}$$

a. Les réflexes RAS et ENT

Ces réflexes consistent en un réseau de seuil PT, de gain k , et une fonction de transfert G

$$G(s) = \frac{k \Delta P(s)}{(1 + \tau_p s) \Delta P(s)}$$

dont l'équation différentielle est représentée par

$$P y' = \frac{1}{T} y + \frac{k}{T} \Delta P(s) u + \frac{P D}{T} - k T \frac{d \Delta P(s)}{dt}$$

qui se a prendre la forme

$$y' = A y + B u + D$$

La constante de temps τ est fixe dans le cas des deux réflexes, mais B , et D , peuvent subir des variations telle que

$$y' = (A + \delta A)y + (B + \delta B)u + (D + \delta D)$$

ce qui pourra être écrit comme

$$y' = A y + B u + D \tag{A.4}$$

b. Les activités stochastiques

soit sous la forme d'un bruit passe basse du second ordre

$$G_n(s) = \frac{k_n}{(30s + 1)^2 + \omega_n^2}$$

Soit w un bruit blanc, cette fonction de transfert sera être représentée par l'équation

Preuve de stabilité

Soit notre système représenté par l'équation différentielle (2.9) du chapitre II

$$\dot{y} = Ay + Bu + D \quad (\text{A.1})$$

avec
$$A = -\frac{1}{\tau}, \quad B = \frac{-k_p(1+\alpha)}{\tau} \quad \text{et} \quad D = \frac{-k_p(T_i + \alpha(T_i + T_c))}{\tau} \frac{du}{dt}$$

Comme les paramètres du système physique peuvent varier au cours du temps, alors (A.1) devient

$$\dot{y} = (A + \delta A)y + (B + \delta B)u + (D + \delta D) \quad (\text{A.2})$$

Sachant que les activités internes sont

a. La respiration

$$y_{\text{res}} = R_{\text{res}} \sin(\omega t)$$

où $\omega = 2\pi f$ avec f représentant la fréquence de la composante respiratoire qui est fixe, mais les gain R_{res} varie, on pourra écrire par la suite

$$y_{\text{res}} = (R_{\text{res}} + \delta R_{\text{res}}) \sin(\omega t)$$

qui pourra encore être réécrite

$$y_{\text{res}} = R^* \sin(\omega t) \quad (\text{A.3})$$

b. Les réflexes RAS et ENP

Ces réflexes consistent en un niveau de seuil PT , un gain k_r et une fonction de transfert G_r ,

$$G_r(s) = \frac{e^{-T_r s}}{1 + \tau_r s} = \frac{\Delta P_r(t)}{\delta P_r(t)}$$

dont l'équation différentielle est représentée par

$$\dot{y} = -\frac{1}{\tau_r} y + \frac{k_r}{\tau_r} \delta P_r(t) + \frac{PT}{\tau_r} - k_r \tau_r \frac{d\delta P_r(t)}{dt}$$

qui peut prendre la forme

$$\dot{y} = A_r y + B_r u_r + D_r$$

La constante de temps τ_r est fixe dans le cas des deux réflexes, mais B_r et D_r peuvent subir des variations telle que

$$\dot{y} = A_r y + (B_r + \delta B_r) u_r + (D_r + \delta D_r)$$

et qui pourra être réécrite comme

$$\dot{y} = A_r y + B_r^* u_r + D_r^* \quad (\text{A.4})$$

c. Les activités stochastiques

sous forme d'un filtre passe basse bas du second ordre

$$G_{sa}(s) = \frac{k_{sa}}{(30s + 1)^2} = \frac{y_{sa}}{u_{sa}}$$

dont l'entrée u_{sa} est un bruit blanc, cette fonction de transfert peut être représentée par l'équation différentielle suivante

$$\dot{y}_{sa} = -\frac{1}{60}y_{sa} + \frac{k_{sa}}{60}u_{sa} - 15\ddot{y}_{sa}$$

qui peut se mettre sous la forme

$$\dot{y}_{sa} = A_{sa}y_{sa} + B_{sa}u_{sa} + D_{sa}$$

de même que les autres paramètres, k_{sa} subit des variations

$$\dot{y}_{sa} = A_{sa}y_{sa} + (B_{sa} + \delta B_{sa})u_{sa} + D_{sa}$$

qui peut être réécrite

$$\dot{y}_{sa} = A_{sa}y_{sa} + B_{sa}^*u_{sa} + D_{sa} \quad (\text{A.5})$$

Par suite lorsque les activités internes sont actives, (A.1) devient

$$\dot{y} = (A + A_r + \delta A)y + (B + \delta B)u + (D + \delta D) + y_{res} + A_{sa}y_{sa} + B_{sa}^*u_{sa} + D_{sa} + B_r^*u_r + D_r^* \quad (\text{A.6})$$

Cette équation peut être réécrite en posant

$$A + A_r + \delta A = A^* \quad \text{et} \quad B + \delta B = B^*$$

On posera le terme $(D + \delta D) + y_{res} + A_{sa}y_{sa} + B_{sa}^*u_{sa} + D_{sa} + B_r^*u_r + D_r^* = D^*$,

de là, (A.6) devient alors

$$\dot{y} = A^*y + B^*u + D^* \quad (\text{A.7})$$

Désormais, notre travail concernera uniquement (A.7)

Le modèle de référence est représenté par (2.11)

$$\dot{y}_m = A_m y_m + B_m r \quad (\text{A.8})$$

avec $A_m = -1/\tau_m$, $B_m = -1/\tau_m$, $\tau_m = 35\text{s}$ et $r = 100\text{mmHg}$

Cas de la commande MRAC

Soit le signal de contrôle représenté par

$$u = -(k_c - k(t))y + (k_{cr} + k_r(t))r \quad (\text{A.9})$$

où k_c et k_{cr} représentent les gains constants et $k(t)$ et $k_r(t)$ sont les gains variables

Remplaçons (A.9) dans (A.7) :

$$\dot{y} = (A^* + B^*(-k_c + k(t)))y + B^*(k_{cr} + k_r(t))r + D^* \quad (\text{A.10})$$

$$\text{De plus,} \quad \dot{e} = \dot{y}_m - \dot{y} \quad (\text{A.11})$$

$$\text{Sachant que} \quad e = y_m - y \quad (\text{A.12})$$

Alors (A.11) devient :

$$\dot{e} = A_m e + (A_0 - B^*k(t))y + (B_0 - B^*k_r(t))r + D^* \quad (\text{A.13})$$

avec $A_0 = A_m - A^* + B^*k_c$ et $B_0 = B_m - B^*k_{cr}$

Alors, (A.13) peut se réécrire comme

$$\dot{e} = A_m e + I_n w(t) \quad (\text{A.14})$$

avec $\gamma_{11}^2 + \gamma_{12}^2 = \gamma_1^2$

De même, (A.18) devient

$$\int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) (B^*(t) \int_0^t \alpha_1 y_e(\tau) r(\tau) d\tau - B_0(t)) r(t) dt \geq -\gamma_{21}^2 \quad (\text{A.23})$$

et
$$\int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) B^*(t) \beta_1 y_e(t) r^2(t) dt \geq -\gamma_{22}^2 \quad (\text{A.24})$$

avec $\gamma_{21}^2 + \gamma_{22}^2 = \gamma_2^2$

(A.21) peut encore se réécrire comme

$$\int_{t_0}^{t_1} (B^* y_e \int_0^t \alpha_1 y_e y d\tau y - y_e A_0 y) dt \geq -\gamma_{11}^2$$

de même,

$$\int_{t_0}^{t_1} y_e (B^* \beta_1 y_e x) x dt \geq -\gamma_{12}^2 \quad (\text{A.25 - A.28})$$

$$\int_{t_0}^{t_1} y_e (B^* \int_0^t \alpha_1 y_e r d\tau - B_0 r) dt \geq -\gamma_{21}^2$$

$$\int_{t_0}^{t_1} B^* y_e \beta_1 y_e r^2 dt \geq -\gamma_{22}^2$$

Ces équations peuvent encore se réécrire comme

$$\int_{t_0}^{t_1} B^* \alpha_1 y_e y \left(\int_0^t y_e y d\tau - \frac{A_0}{B_0 \alpha_1} \right) dt \geq -\gamma_{11}^2$$

de même,

$$\int_{t_0}^{t_1} B^* \beta_1 y_e^2 y^2 dt \geq -\gamma_{12}^2 \quad (\text{A.29 - A.32})$$

$$\int_{t_0}^{t_1} B^* \alpha_1 y_e r \int_0^t y_e r d\tau - B_0 r) dt \geq -\gamma_{21}^2$$

$$\int_{t_0}^{t_1} B^* \beta_1 y_e^2 r^2 dt \geq -\gamma_{22}^2$$

Nous pouvons la propriétés de l'intégrale suivante pour prouver les inégalités ci dessus.

$$\int_{t_0}^{t_1} k f f dt \geq -k f^2(t_0) / 2 \quad (\text{A.33})$$

Dans le cas par exemple de (A.29) on a :

$$f = \int_0^t y_e y d\tau - \frac{A_0}{B_0 \alpha_1} \text{ et } k = B^* \alpha_1$$

Le couplet (A.20) s'écrit alors

$$\left. \begin{aligned} k(t) &= \alpha_1 \int_0^t y_e(\tau) y^T(\tau) d\tau + \beta_1 y_e(t) y^T(t) \\ k_r(t) &= \alpha_1 \int_0^t y_e(\tau) r(\tau) d\tau + \beta_1 y_e(t) r(t) \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.34})$$

NB : Dans le cas de l'algorithme MCS on posera $k_r=0$ et $k_e=0$ et $C_e = \chi^T P$, où $\chi = I$ matrice identité 1×1 .

Cas de la commande MCSE

Dans cas les gains adaptatifs sont définis comme suit

$$\left. \begin{aligned} k(t) &= \int_0^t \phi_1(\tau) d\tau + \phi_2(t) \\ k_r(t) &= \int_0^t \psi_1(\tau) d\tau + \psi_2(t) \\ k_e(t) &= \int_0^t \varphi_1(\tau) d\tau + \varphi_2(t) \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.35})$$

avec

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \alpha_1 y_e y^T & \phi_2 &= \beta_1 y_e y^T \\ \psi_1 &= \alpha_1 y_e r & \psi_2 &= \beta_1 y_e r \\ \varphi_1 &= \alpha_1 y_e e & \varphi_2 &= \beta_1 y_e e \end{aligned}$$

Par suite (A.13) devient

$$\dot{e} = A_m e + (A_0 - B^* k(t)) y + (B_m - B^* k_r(t)) r - B^* k_e(t) e + D^* \quad (\text{A.36})$$

Seulement dans ce cas : $A_0 = A_m - A^*$

De même, que la commande que la commande MRAC, soit le scalaire $Q = I(1 \times 1)$, l'équation de Lyapunov peut être résolue pour donner une matrice (1×1) C_e positive définie, pour cela (A.16) doit être vérifiée, qui peut être réécrite comme

$$\int_{t_0}^{t_1} y_e^T (B^* k(t) - A_0) y dt \geq -\gamma_1^2 \quad (\text{A.37})$$

$$\int_{t_0}^{t_1} y_e^T (B^* k_r(t) - B_m) r dt \geq -\gamma_2^2 \quad (\text{A.38})$$

$$\int_{t_0}^{t_1} y_e^T B^* k_e(t) e dt \geq -\gamma_3^2 \quad (\text{A.39})$$

avec $\gamma_1^2 + \gamma_2^2 + \gamma_3^2 = \gamma^2$

L'équation (A.37) peut être étendue à

$$\left. \begin{aligned} \int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) (B^*(t) \int_0^t \alpha_1 y_e(\tau) y^T(\tau) d\tau - A_0(t)) y(t) dt &\geq -\gamma_{11}^2 \\ \int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) B^*(t) \beta_1 y_e(t) y^T(t) y(t) dt &\geq -\gamma_{12}^2 \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.40})$$

avec $\gamma_{11}^2 + \gamma_{12}^2 = \gamma_1^2$

De même que (A.38)

$$\left. \begin{aligned} \int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) (B^*(t) \int_0^t \alpha_1 y_e(\tau) y^T(\tau) d\tau - B_m) r(t) dt &\geq -\gamma_{11}^2 \\ \int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) B^*(t) \beta_1 y_e(t) r^2(t) dt &\geq -\gamma_{12}^2 \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.41})$$

avec $\gamma_{21}^2 + \gamma_{22}^2 = \gamma_2^2$

et (A.39) qui devient

$$\left. \begin{aligned} \int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) (B^*(t) \int_0^t \alpha_1 y_e(\tau) e^T(\tau) e(\tau) d\tau) &\geq -\gamma_{31}^2 \\ \int_{t_0}^{t_1} y_e^T(t) B^*(t) \beta_1 y_e(t) e^T(t) e(t) dt &\geq -\gamma_{32}^2 \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.42})$$

avec $\gamma_{31}^2 + \gamma_{32}^2 = \gamma_3^2$

Et soit encore (A.40) qui peut encore se réécrire comme

$$\left. \begin{aligned} \int_{t_0}^{t_1} B^* \alpha_1 y_e y \left[\int_0^t y_e y d\tau - \frac{A_0}{B^* \alpha_1} \right] dt &\geq -\gamma_{11}^2 \\ \int_{t_0}^{t_1} B^* \beta_1 y_e^2 y^2 dt &\geq -\gamma_{12}^2 \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.43})$$

avec $\gamma_{11}^2 + \gamma_{12}^2 = \gamma_1^2$

de même que (A.41)

$$\left. \begin{aligned} \int_{t_0}^{t_1} B^* \alpha_1 y_e r \left[\int_0^t y_e r d\tau - \frac{B_m}{B^* \alpha_{11}} \right] dt &\geq -\gamma_{21}^2 \\ \int_{t_0}^{t_1} B^* \beta_1 y_e^2 r^2 dt &\geq -\gamma_{22}^2 \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.44})$$

avec $\gamma_{21}^2 + \gamma_{22}^2 = \gamma_2^2$

et (A.42) qui devient

$$\left. \begin{aligned} \int_{t_0}^{t_1} B^* \alpha_1 y_e e \left[\int_0^t y_e e d\tau \right] dt &\geq -\gamma_{31}^2 \\ \int_{t_0}^{t_1} B^* \beta_1 y_e^2 e^2 dt &\geq -\gamma_{32}^2 \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.45})$$

$$\text{où } \gamma_{31}^2 + \gamma_{32}^2 = \gamma_3^2$$

On applique toujours l'inégalité de l'intégrale (A.33) pour vérifier ces inégalités.

Dans ce cas le couplet (A.20) sera augmenté et devient

$$\left. \begin{aligned} k(t) &= \alpha_1 \int_0^t y_e(\tau) y^T(\tau) d\tau + \beta_1 y_e(t) y^T(t) \\ k_r(t) &= \alpha_1 \int_0^t y_e(\tau) r(\tau) d\tau + \beta_1 y_e(t) r(t) \\ k_e(t) &= \alpha_1 \int_0^t y_e(\tau) e^T(\tau) d\tau + \beta_1 y_e(t) e(t) \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.46})$$

Cas de la commande EMCS

Soit notre système représenté par (A.7), le modèle de référence (A.8) et les gains adaptatifs par (A.20) et la loi de contrôleur par

$$u = K(t) y + K_r(t) r + N g(y_e) \quad (\text{A.47})$$

$$\text{où } g(y_e) = \frac{y_e}{|y_e| + \xi} \text{ avec } \xi \text{ une constante petite positive.}$$

L'équation (A.13) devient alors,

$$\dot{e} = A_m e + (A_0 - B^* k(t)) y + (B_m - B^* k_r(t)) r + D^* + B^* N \frac{y_e}{|y_e| + \xi} \quad (\text{A.48})$$

$$\text{avec } A_0 = A_m - A^*$$

De même que précédemment, la globale asymptotique stabilité est assurée si l'inégalité de Popov est satisfaite (A.16)

$$\int_0^{t_1} y_e ((B^*(t)k(t) - A_0(t))y + (B^*(t)k_r(t) - B_m)r + D^* + B^* N \frac{y_e}{|y_e| + \xi}) dt \geq -\gamma^2 \quad (\text{A.49})$$

pour tout $t_1 \geq 0$ et γ^2 est une constante positive indépendante de t_1 .

Pour les second et le troisième terme de (A.48) l'inégalité (A.16) est déjà vérifiée voir le cas de la commande MCS, il reste à vérifier cette inégalité dans le cas des deux derniers termes.

$$\int_0^{t_1} y_e ((B^*(t)k(t) - A_0(t))y + (B^*(t)k_r(t) - B_m)r) dt \geq -\gamma_a^2 \quad (\text{A.50})$$

où γ_a^2 est une constante petite strictement positive indépendante de t_1 . Il reste à vérifier que :

$$I = \int_0^{t_1} y_e (D^* + B^* N \operatorname{sgn}(y_e)) dt \quad (\text{A.51})$$

vérifie l'inégalité de Popov (A.16).

En écrivant que $y_e = |y_e| \operatorname{sgn}(y_e)$, (A.51) le devient

$$I = \int_0^{t_1} |y_e| (D^* \operatorname{sgn}(y_e) + B^* N) dt \quad (\text{A.52})$$

Pour cela, si la condition suivante est satisfaite pour tout $t_1 \geq 0$

$$D^* \operatorname{sgn}(y_e) + B^* N \geq 0 \quad (\text{A.53})$$

On obtient à partir de (A.52) pour tout $t_1 \geq 0$

$$I = \int_0^{t_1} |y_e| (D^* + B^* N \operatorname{sgn}(y_e)) dt \geq 0 = \gamma_b^2 \quad (\text{A.54})$$

où on a assumé que $\gamma^2 = \gamma_a^2 + \gamma_b^2 = \gamma_a^2$

La valeur de N utilisée dans la commande EMCS (A.47) peut être obtenu à partir de l'inégalité (A.53)

$$D^* \operatorname{sgn}(y_e) \geq -B^* N \quad (\text{A.55})$$

Si la constante N est choisie telle que le terme $B^* N$ soit positif, alors les maxima des limites peuvent être obtenus à partir de (A.55) comme :

$$B^* N \geq \max |D^*| \quad (\text{A.56})$$

Ainsi, pour trouver une valeur convenable de N, on doit estimer le paramètre B^* du système et la borne maximum de la magnitude de D^* . Cependant, ceci va à l'encontre de la spiritualité des procédures de synthèse de l'EMCS ou le MCS, et on évoquera une méthode empirique pour la détermination de N. Ce dernier peut être choisi connaissant les limites de saturation du signal de contrôle, telle que

$$u_{sat}^- \leq N \leq u_{sat}^+ \quad (\text{A.57})$$

L'erreur dynamique peut être globalement asymptotiquement stable si la condition suivante est satisfaite pour tout $t_1 \geq 0$

$$D^* \operatorname{sgn}(y_n) + B^* N \frac{y_n \operatorname{sgn}(y_n)}{|y_n| + \xi} \geq 0 \quad (\text{A.58})$$

alors (A.49) pourra se réécrire

$$\int_0^{t_1} y_e ((B^*(t)k(t) - A_0(t))y + (B^*(t)k_r(t) - B_m)r + D^* + B^* N \frac{y_e \operatorname{sgn}(y_e)}{|y_e| + \xi}) dt \geq -\gamma^2 \quad (\text{A.59})$$

Si le coefficient N est choisi tel que $B^* N$ soit positif, alors les bornes de limites de N sont obtenus à partir de (A.58) comme suit :

$$B^* N \geq \max \left\{ \left| D^* \frac{|y_e| + \xi}{|y_e|} \right| \right\} \quad (\text{A.60})$$

$$\int_0^{t_1} y_e ((B^*(t)k(t) - A_0(t))y + (B^*(t)k_r(t) - B_m)r + B^*k_e(t) + D^* + B^*N \frac{y_e}{|y_e| + \xi}) dt \geq -\gamma^2 \quad (\text{A.63})$$

pour tout $t_1 \geq 0$ et γ^2 est une constante positive indépendante de t_1 .

$$\int_0^{t_1} y_e ((B^*(t)k(t) - A_0(t))y + (B^*(t)k_r(t) - B_m)r + B^*k_e(t)) dt \geq -\gamma_1^2 \quad (\text{A.64})$$

$$\int_0^{t_1} y_e (D^* + B^*N \frac{y_e}{|y_e| + \xi}) dt \geq -\gamma_2^2 \quad (\text{A.65})$$

en assumant que $\gamma_1^2 + \gamma_2^2 = \gamma^2$ ces constantes sont positives indépendantes de t_1 .

Or l'inégalité (A.49) est déjà démontrée voir le paragraphe de la commande MCSE, et celle

de (A.49) dans le paragraphe de la commande EMCS.

Cas de la modification σ

Dans ce cas nous allons étudier la preuve de stabilité dans le cas de la commande EMCSE dont les autres commandes ne sont que des cas particuliers. Soit notre système définie par (A.7) et le modèle de référence (A.8), l'erreur dynamique est représentée par (A.49), la commande par (A.62) et les gains adaptatifs par

$$\left. \begin{aligned} k'(t) &= \alpha_1 y_e(t) y^T(t) + (\beta_1 y_e(t) y^T(t))' - \sigma k \\ k_r'(t) &= \alpha_1 y_e(t) r^T(t) + (\beta_1 y_e(t) r^T(t))' - \sigma k_r \\ k_e'(t) &= \alpha_1 y_e(t) e^T(t) + (\beta_1 y_e(t) e^T(t))' - \sigma k_e \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.66})$$

sachant que (A.61) pourra se mettre sous la forme :

$$\dot{e} = A_m e - \chi \phi^T w + D^* + B^*N \frac{y_e}{|y_e| + \xi} \quad (\text{A.67})$$

avec

$$\dot{\phi} = B^* (\alpha_1 y_e w - \sigma \Lambda) \quad (\text{A.68})$$

$$\Lambda = [k \quad k_r \quad k_e]^T \quad (\text{A.69})$$

$$w = [y^T \quad r \quad e]^T \quad (\text{A.70})$$

$$\phi = [A_m - A + B^*k, B^*k_r - B_m, B^*k_e] \quad (\text{A.71})$$

Dans ce cas, nous allons utiliser la propriétés d'entrée bornée - sortie bornée des systèmes hyperstables (Landau 1979) pour garantir que l'erreur e est elle même bornée. Une fonction de Lyapunov, doit en conséquence être utilisée pour pouvoir mesurer les bornes supérieures de cette erreur. Soit la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(e, \phi) = e^T P e + \frac{1}{\alpha_1 B^*} \phi^T \phi \quad (\text{A.72})$$

Par différentiation des deux parties de cette équation le long de la trajectoires (A.67) et en utilisant les relations (A.67) à (A.68), on obtient :

$$\dot{V}(e, \phi) = -e^T Q e - 2B^* \beta e^T \chi \chi^T P e w w^T + 2e^T P D^* - \left(\frac{2}{\alpha_1} \right) \sigma \Lambda^T \phi + 2e^T P B^* N \frac{y_e}{|y_e| + \zeta} \quad (\text{A.73})$$

qui peut se réécrire en posant

$$\phi = -T + B^* \Lambda \quad (\text{A.74})$$

qui, cette dernière peut encore se mettre sous la forme :

$$\dot{V}(e, \phi) = -e^T Q e - 2B^* \beta e^T \chi \chi^T P e w w^T + 2e^T P D^* + \left(\frac{2}{\alpha_1} \right) \sigma \Lambda^T T - \left(\frac{2}{\alpha_1} \right) \sigma \Lambda B^* \Lambda + 2e^T P B^* N \frac{y_e}{|y_e| + \zeta}$$

$$\dot{V}(e, \phi) = V_1 + V_2 \text{ qui doit être négative}$$

$$\text{Alors, } V_1 < -\lambda_{\min}(Q) \|e\|^2 + 2\|e\| \lambda_{\max}(P) \|D^*\| + 2\|e\| \lambda_{\max}(P) F$$

où $F = \text{Sup}(NB^*)$

$$\text{donc } \|e\| > 2 \left(\frac{\lambda_{\max}(P) \|D^*\|}{\lambda_{\min}(Q)} + \frac{\lambda_{\max}(P) F}{\lambda_{\min}(Q)} \right) \quad (\text{A.75})$$

$$\text{et } V_2 < -\left(\frac{1}{\alpha_1} \right) \|T^T\| \|\Lambda\| + \left(\frac{B^*}{\alpha_1} \right) \|\Lambda\|^2$$

$$\text{donc } \|\Lambda\| > \left(\frac{1}{B^*} \right) \|T^T\| \quad (\text{A.76})$$

Or, $\dot{V}(e, \phi)$ ne peut être négative que si, e est telle que

$$\|e\| < 2 \left(\frac{\lambda_{\max}(P) \|D^*\|}{\lambda_{\min}(Q)} + \frac{\lambda_{\max}(P) F}{\lambda_{\min}(Q)} \right) \quad (\text{A.77})$$

cela signifie que e est bornée

et que les gains variables sont aussi bornées du fait qu'ils sont de e , d'après la propriété des blocs hyperstables, qui à toute entrée bornée correspond une sortie bornée.

$$\text{Par suite } \|\Lambda\| < \left(\frac{1}{B^*} \right) \|T^T\| \quad (\text{A.78})$$

Cas de la modification e

Dans ce cas, le seul changement par rapport à la modification σ est au niveau des gains adaptatifs, et donc (A.66) devient

$$\left. \begin{aligned} k'(t) &= \alpha_1 y_e(t) y^T(t) + (\beta_1 y_e(t) y^T(t))' - \sigma \|y_e\| k \\ k_r'(t) &= \alpha_1 y_e(t) r^T(t) + (\beta_1 y_e(t) r^T(t))' - \sigma \|y_e\| k_r \\ k_e'(t) &= \alpha_1 y_e(t) e^T(t) + (\beta_1 y_e(t) e^T(t))' - \sigma \|y_e\| k_e \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.79})$$

et (A.67), possède la même forme avec

$$\dot{\phi} = B^* (\alpha_1 y_e w - \sigma \|y_e\| \Lambda) \quad (\text{A.80})$$

et les équations (A.69 à A.71) vérifiées, en tenant compte de (A.79 et A.80).

De même, que précédemment, une fonction de Lyapunov doit être utilisée pour mesurer les bornes supérieures de l'erreur. Pour la même fonction (A.73) et par différentiation des deux parties de cette équation le long de la trajectoires (A.67) et en utilisant les relations (A.71), (A.81) et (A.82), on obtient :

$$\dot{V}(e, \phi) = -e^T Q e - 2B^* \beta e^T \chi \chi^T P e w w^T + 2e^T P D^* - \left(\frac{2}{\alpha_1} \right) \sigma \|y_e\| \Lambda^T \phi + 2e^T P B^* N \frac{y_e}{|y_e| + \zeta} \quad (\text{A.81})$$

qui peut se réécrire en reprenant (A.74)

$$\dot{V}(e, \phi) = -e^T Q e - 2B^* \beta e^T \chi \chi^T P e w w^T + 2e^T P D^* + \left(\frac{2}{\alpha_1} \right) \sigma \|y_e\| \Lambda^T T - \left(\frac{2}{\alpha_1} \right) \sigma \Lambda \|y_e\| B^* \Lambda + 2e^T P B^* N \frac{y_e}{|y_e| + \zeta} \quad (\text{A.82})$$

qui, cette dernière peut encore se mettre sous la forme :

$$\dot{V}(e, \phi) = V_1 + V_2 \quad \text{qui doit être négative}$$

$$\text{Alors,} \quad V_1 < -\lambda_{\min}(Q) \|e\|^2 + 2\|e\| \lambda_{\max}(P) \|D^*\| + 2\|e\| \lambda_{\max}(P) F$$

où $F = \text{Sup}(NB^*)$

$$\text{donc} \quad \|e\| > 2 \left(\frac{\lambda_{\max}(P) \|D^*\|}{\lambda_{\min}(Q)} + \frac{\lambda_{\max}(P) F}{\lambda_{\min}(Q)} \right) \quad (\text{A.83})$$

Sachant que, $y_e = P e$

$$\text{et} \quad \dot{V}_2 < \left(\frac{1}{\alpha_1} \right) \|T^T\| \|\Lambda\| \lambda_{\max}(P) \|e\| - \left(\frac{B^*}{\alpha_1} \right) \lambda_{\min}(P) \|e\| \|\Lambda\|^2$$

$$\text{donc} \quad \|\Lambda\| > \left(\frac{\lambda_{\max}(P)}{\lambda_{\min}(P) B^*} \right) \|T^T\| \quad (\text{A.82})$$

Or, $\dot{V}(e, \phi)$ ne peut être négative que si, e est telle que

$$\|e\| < 2 \left(\frac{\lambda_{\max}(P) \|D^*\|}{\lambda_{\min}(Q)} + \frac{\lambda_{\max}(P) F}{\lambda_{\min}(Q)} \right) \quad (\text{A.83})$$

cela signifie que e est bornée et que les gains variables sont aussi bornées du fait qu'ils sont de e , d'après la propriété des blocs hyperstables, qui à toute entrée bornée correspond une sortie bornée.

$$\text{Par suite} \quad \|\Lambda\| < \left(\frac{\lambda_{\max}(P)}{\lambda_{\min}(P) B^*} \right) \|T^T\| \quad (\text{A.84})$$

Dans les deux cas de ces modifications, les inégalités concernant la bornitude de l'erreur dynamique e , sont vérifiées tant que $\|D^*\|$ le soit aussi.

NB : Pour l'analyse de la convergence, dans le cas des commandes auto-ajustables, voir les articles [23,26,27,35,39] et de [64 à 81]



رقم الجرد: 121712
رقم الفاتورة: 08/02/2018
التاريخ: 18/02/2018
العمل: NON