

M0033/00B

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة —
BIBLIOTHEQUE —
Ecole Nationale Polytechnique

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département de Génie Electrique
Option AUTOMATIQUE

THESE DE MAGISTER EN AUTOMATIQUE

Présentée par
Mustapha DJEBIRI
Ingénieur d'état en Automatique de l'ENP

Thème

**DEVELOPPEMENT DE COMMANDES A VARIANCE
MINIMALE ET A RESEAUX DE NEURONES :
APPLICATION EN DYNAMIQUE DES STRUCTURES**

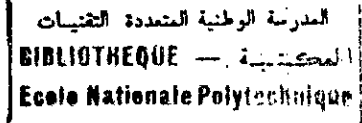
Soutenue le juin 2000 devant le jury composé de :

D. BERKANI
M. S. BOUCHERIT
F. BOUDJEMA
M. TADJINE
D. BOUKHETALA
L. GUENFAF

Professeur à l'ENP
Maître de Conférence à l'ENP
Professeur à l'ENP
Docteur à l'ENP
Chargé de cours à l'ENP
Maître assistant à l'USTHB

Président
Rapporteur
Examinateur
Examinateur
Examinateur
Invité

AVANT-PROPOS



Ce travail a été effectué au laboratoire de commande des processus (LCP) de l'Ecole Nationale Polytechnique, sous la direction de M. M.S. Boucherit.

Je remercie M. M.S. Boucherit pour avoir accepté de diriger ce travail, et pour son soutien ainsi que la confiance qu'il a manifesté à mon égard.

J'exprime ma profonde gratitude et tous mes sentiments de reconnaissance à M. L. Guenfaf pour son aide précieuse et ses conseils qui m'ont permis de résoudre les problèmes rencontrés et arriver à l'aboutissement de ces travaux.

J'adresse mes remerciements à M. D. Berkani pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant la présidence du jury de cette thèse.

Je tiens à exprimer mes remerciements à M. F. Boudjema pour avoir accepté de juger ce travail.

Je remercie également M. M. Tadjine pour avoir accepté de faire partie du jury de cette thèse.

J'exprime aussi mes remerciements à M. D. Boukhetala pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en acceptant de participer au jury afin d'évaluer ce travail.

Je ne saurai terminer sans exprimer ma reconnaissance à tous mes enseignants, qui sont à l'origine de tout mon savoir, à ma famille pour son soutien moral et matériel, à mes amis ainsi qu'à tous ceux qui m'ont aidé, de près ou de loin, à l'aboutissement de ces travaux.

يهدف هذا العمل إلى تطوير عدّة مناهج في التحكم و تطبيقها على بنايات الهندسة المدنية الخاضعة لتحريض زلزالي من أجل تخفيض أجوبتها الديناميكية. قمنا في البداية باشتقاق عدّة نماذج تصف السلوك الديناميكي للبناءات، إضافة إلى نموذج التحريض الزلزالي المستعمل كتشويش بالنسبة للبناء. قدمنا فيما بعد طريقة التحكم بالانحراف الأدنى المعمم، حيث أنّ عدّة مناهج في التحكم مؤسسة على هذه الطريقة طُورت و طبقت على البناءات. لغرض التغلب على بعض موانع التحكم بالانحراف الأدنى المعمم، قدمنا استراتيجية في التحكم تعتمد على الشبكات العصبية. في الأخير استعملنا طريقة المنظم المبرمج للتحكم في البناءات ذات الهيئة الديناميكية غير الخطية. نتائج المحاكاة على بنايات ذات درجة واحدة من الحرية و بنايات ذات عدّة درجات من الحرية قد أثبتت نجاعة طرق التحكم المطورة.

كلمات مفتاحية : التحكم بالانحراف الأدنى المعمم، نموذج ARMAX، شبكات عصبية، المنظم المبرمج، بناءات.

Abstract:

The purpose of this work is to develop control techniques for seismic excited structural buildings in order to reduce their dynamical responses. Different models of the structures as well as the seismic excitation model, used as perturbation, are first derived. Then the generalized minimum variance (GMV) control is presented. Different control approaches based on the GMV algorithm are developed and tested in structural control. Afterwards, a neural network-based control strategy is presented in an attempt to overcome some of the restrictions of the GMV control. Finally, a control approach based on the gain scheduling technique is developed for nonlinear structural control. Simulation results using single-degree-of-freedom (SDOF) and multi-degree-of-freedom (MDOF) structures have demonstrated the efficiency of the developed control techniques.

Key words : Generalized minimum variance control, ARMAX model, neural networks, gain scheduling control, structures.

Résumé:

L'objectif de ce travail est le développement de plusieurs techniques de commande appliquées aux structures de génie civil soumises à une excitation sismique afin de réduire leurs réponses dynamiques. En premier lieu, la modélisation des structures a été abordée et les différents modèles ont été élaborés, ainsi que le modèle de l'excitation sismique utilisée comme perturbation. La commande à variance minimale généralisée (GMV) a été ensuite présentée. Plusieurs approches de commande à base de l'algorithme à GMV sont développées et testées dans la commande des structures. Une stratégie de commande à base de réseaux de neurones a été, par la suite, présentée dans une alternative pour remédier à certains inconvénients de la GMV. La commande à gain programmé destinée aux structures non linéaires a été enfin présentée et appliquée. Les résultats de simulation sur des structures à un seul et à plusieurs degrés de liberté ont démontré l'efficacité des techniques développées.

Mots clés : Commande à variance minimale généralisée, modèle ARMAX, réseaux de neurones, commande à gain programmé, structures.

INTRODUCTION GENERALE 1

CHAPITRE I

MODELISATION DES STRUCTURES

I.1. INTRODUCTION	3
I.2. NOTIONS ET CONSIDÉRATIONS PRATIQUES EN DYNAMIQUE DES STRUCTURES	3
I.3. MODÈLE DYNAMIQUE LINÉAIRE D'UNE STRUCTURE À UN SEUL DEGRÉ DE LIBERTÉ	4
I.4. MODÈLE DYNAMIQUE LINÉAIRE D'UNE STRUCTURE À PLUSIEURS DEGRÉS DE LIBERTÉ	6
I.5. DESCRIPTION DU CARACTÈRE NON LINÉAIRE DES STRUCTURES	9
<i>I.5.1. Le modèle viscoplastique parfait</i>	9
<i>I.5.2. Le modèle viscoplastique écrouissable</i>	10
<i>I.5.3. Le modèle d'endommagement</i>	10
I.6. NOTIONS FONDAMENTALES DE GÉNIE PARASISMIQUE	11
<i>I.6.1. Notion de sismicité</i>	11
<i>I.6.2. Apparition des séismes</i>	11
<i>I.6.3. Mesure de l'ampleur du séisme</i>	12
<i>I.6.4. Génération de séismes artificiels</i>	12
I.7. CONCLUSION	15

CHAPITRE II

COMMANDE A VARIANCE MINIMALE GENERALISEE

II.1. INTRODUCTION	17
II.2. DIFFÉRENTES APPROCHES DE COMMANDE POUR LES STRUCTURES À UN SEUL DEGRÉ DE LIBERTÉ	18
<i>II.2.1. Commande à variance minimale (MV)</i>	18
<i>II.2.2. Commande à variance minimale généralisée (GMV)</i>	20
<i>II.2.3. Détermination du modèle ARMAX de la structure</i>	21
II.3. DIFFÉRENTES APPROCHES DE COMMANDE POUR LES STRUCTURES À PLUSIEURS DEGRÉS DE LIBERTÉ	27
<i>II.3.1. Commande à variance minimale généralisée multivariable</i>	27
<i>II.3.2. Commande à GMV avec découplage du modèle de la structure</i>	30
<i>II.3.3. Commande à GMV avec modèle empirique</i>	32
II.4. RÉSULTATS DE SIMULATION	33
II.5. CONCLUSION	44

CHAPITRE III

COMMANDE PAR RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

III.1. INTRODUCTION	45
III.2. RAPPELS SUR LES DIFFÉRENTS TYPES DE COMMANDE PAR RÉSEAUX DE NEURONES.....	46
III.3. STRATÉGIE DE COMMANDE PAR RÉSEAUX DE NEURONES.....	49
III.4. COMMANDE D'UNE STRUCTURE À UN SEUL DEGRÉ DE LIBERTÉ.....	51
III.5. COMMANDE D'UNE STRUCTURE À PLUSIEURS DEGRÉS DE LIBERTÉ.....	52
III.6. RÉSULTATS DE SIMULATION	54
III.7. CONCLUSION.....	63

CHAPITRE IV

COMMANDE A GAIN PROGRAMME DES STRUCTURES NON LINEAIRE

IV.1. INTRODUCTION	64
IV.2. COMMANDE À GAIN PROGRAMMÉ	65
IV.3. COMMANDE À GAIN PROGRAMMÉ DES STRUCTURES NON LINÉAIRES.....	66
IV.3.1. <i>Modèle non linéaire et linéarisation</i>	66
IV.3.2. <i>Commande à variance minimale généralisée avec classification par domaine de fonctionnement</i>	69
IV.3.3. <i>Commande à variance minimale généralisée avec classification par réseaux de neurones</i>	70
IV.4. RÉSULTATS DE SIMULATION	71
IV.5. CONCLUSION	75

CONCLUSION GENERALE	76
---------------------------	----

ANNEXES	78
---------------	----

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	83
-----------------------------------	----

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
BIBLIOTHEQUE — المكتبة
Ecole Nationale Polytechnique

INTRODUCTION GENERALE

Dans les dernières décennies, un grand nombre de recherches théoriques et expérimentales a été mené dans le but d'appliquer les méthodes de commande de l'automatique pour les structures de génie civil [HOU97]. En effet, les dégâts matériels et les pertes humaines provoqués par les grands séismes et autres phénomènes de la nature qui ont dévasté le monde, ont incité les chercheurs à concevoir des constructions qui résistent à ces perturbations ou du moins qui réduisent leurs effets de façon à protéger l'intégrité des structures et sauver les vies humaines des occupants. A cet effet, deux approches différentes sont suscitées [RIS93]. La première approche, dite approche traditionnelle, consiste à augmenter la solidité et la ductilité des structures par le choix de matériaux et de terrains de construction répondant à certaines spécificités. Néanmoins, avec cette première approche les structures sont restées très vulnérables aux séismes dévastateurs, indiquant qu'une amélioration qualitative de la sécurité sismique des structures est vivement suggérée. L'idée de la commande des structures fit alors son apparition comme une alternative à l'approche traditionnelle. Cette nouvelle approche consiste à incorporer des éléments ou des mécanismes spéciaux dans la structure qui contrôlent les vibrations de celle-ci par absorption de l'énergie sismique. En d'autre terme, ces éléments vont engendrer des forces opposant les forces produites par le mouvement sismique du sol.

Afin de réaliser cet objectif, quatre types ou systèmes de commande sont utilisés : la commande passive, la commande active, la commande semi-active et la commande hybride. Dans une commande passive, aucune source d'énergie extérieure n'est utilisée et la force de commande est produite par l'énergie potentielle due à la dynamique de la structure. Par contre, dans la commande active, une énergie extérieure est fournie aux actionneurs pour appliquer la force nécessaire à l'équilibre de la structure. Cette commande est plus efficace que la commande passive du fait de la présence d'une boucle de retour où les forces de commande sont fonction des réponses du système ainsi que la quantité d'énergie théoriquement illimitée fournie aux actionneurs, qui permet de faire face même aux séismes à grande ampleur. La combinaison des commandes passive et active conduit à ce qu'on appelle une commande hybride. Enfin, la commande semi-active est un type de commande active qui ne nécessite qu'une faible quantité d'énergie extérieure à fournir. A cet effet, plusieurs algorithmes et stratégies de commande ont été proposés [HOU97][SMI94][YAN87][BAN98][CAL98][ROD87][LU98][YAM90].

La commande active des structures est un domaine de recherche interdisciplinaire caractérisé par un type particulier de problèmes. Le plus important de ces problèmes, est la taille ou la dimension du système à commander. En effet, les structures sont des systèmes massifs qui nécessitent des actionneurs puissants pouvant produire des forces allant jusqu'au milliers de kilo-Newtons. Les problèmes de modélisation ne sont pas écartés à cause de la nature intrinsèque de la structure et de ses perturbations. En effet, les structures sont en réalité à dimension infinie et ne peuvent être complètement observées par le biais de capteurs installés à des emplacements spécifiés. Le caractère aléatoire et imprévisible des perturbations (séismes) ainsi que les variations et incertitudes paramétriques rendent la tâche de commande encore plus difficile. Il est intéressant d'examiner des techniques de commande qui tiennent en compte les problèmes mentionnés précédemment. En particulier, des techniques qui prennent en considération l'aspect stochastique des perturbations dans la description du modèle de la structure et la formulation de la loi de commande [GUE00a]. A cet effet la théorie de la commande stochastique [ÅST70] s'avère un outil très puissant pour réaliser cet objectif.

Par ailleurs, un outil pas moins intéressant que le dernier est suggéré pour résoudre les problèmes des incertitudes et variations paramétriques ainsi que les problèmes relatifs aux systèmes non linéaires. Il s'agit bien des réseaux de neurones. En effet, on connaît actuellement le développement de méthodes de commandes où les réseaux de neurones forment un bloc prépondérant dans le schéma de commande [HUN92][FUK92][MIL92][NAR90]. Par leurs capacités d'apprentissage et de généralisation les réseaux de neurones peuvent réagir à des situations ou des données qui n'ont jamais été incluses dans leur historique [GUE00b]. Aussi, leur capacité d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire a fait d'eux un outil intéressant pour l'identification et la commande des systèmes non linéaires.

Cependant, pour les systèmes non linéaires il n'est pas souvent nécessaire d'utiliser ou de passer directement à l'utilisation des réseaux de neurones. Ils existent des méthodes classiques qui peuvent, dans certains cas, réaliser les objectifs de commande et atteindre de très hauts niveaux de performances. La commande à gain programmé [ÅST89] est l'une de ces méthodes. Elle consiste à synthétiser un régulateur linéaire, puis en fonction des conditions opératoires et leur influence sur la dynamique du système (linéaire ou non linéaire), les paramètres de ce régulateur sont adaptés par plage de fonctionnement et d'une façon préprogrammée. Cette technique englobe à la fois la simplicité et la rapidité de réaction face aux changements des paramètres ou de la dynamique du système influencés par les conditions opératoires, car les régulateurs sont préalablement synthétisés.

L'objectif du travail présenté dans cette thèse est l'étude et le développement de plusieurs stratégies de commande appliquées en dynamique des structures en prenant en considération certains des problèmes mentionnés précédemment.

Dans le premier chapitre, on s'intéresse à l'élaboration du modèle dynamique des structures à un seul degré de liberté et à plusieurs degrés de liberté soumise à l'effet d'une excitation sismique. On présente ensuite certains modèles de non-linéarités. On termine ce chapitre en donnant des notions sur les séismes et les méthodes de génération des séismes artificiels.

Dans le second chapitre, la commande à variance minimale généralisée (GMV) monovariante et multivariante est présentée. Plusieurs approches de commande basées sur l'algorithme à GMV sont développées dans ce chapitre. Pour chaque technique, on présente le modèle ARMAX utilisé pour l'élaboration de la loi de commande et on met en évidence l'intérêt de la connaissance du modèle de l'excitation sismique et son incorporation dans l'élaboration du modèle discret de la structure.

Dans le troisième chapitre une stratégie de commande par réseaux de neurones est présentée qui consiste en une implantation neuronale de la commande à GMV. Cette technique permet de palier à certains inconvénients de la GMV et en particulier la robustesse vis-à-vis des variations paramétriques.

Le dernier chapitre sera consacré à la commande à gain programmé des structures à comportement non linéaire. Sur la base du modèle linéarisé de la structure, des régulateurs linéaires sont synthétisés et préprogrammés à commander la structure selon la variation des paramètres du modèle linéarisé. Une version neuronale de cette approche est ensuite présentée dans le but d'améliorer les performances de cette dernière du point de vue rapidité et temps de calcul.

Enfin, on termine ce travail par une conclusion générale.



CHAPITRE I



MODELISATION DES STRUCTURES

CHAPITRE I

MODELISATION DES STRUCTURES

I.1. INTRODUCTION

L'application de l'automatique en génie civil, et en particulier la commande des structures, est un domaine relativement récent [HOU97]. L'analyse et la synthèse des systèmes de commande nécessitent souvent la connaissance du modèle dynamique du système à commander, qu'il soit un modèle de connaissance obtenu par des lois physiques ou un modèle de représentation obtenu par identification.

Le modèle d'un système n'est jamais une représentation parfaite du système réel. Du fait des hypothèses considérées lors de la modélisation, plusieurs types d'erreurs peuvent être engendrés (erreurs paramétriques, erreurs sur l'ordre du système, perturbations négligées, non-linéarités négligées). Néanmoins, lors de toute modélisation il faut faire un compromis entre la complexité et la représentativité du modèle obtenu.

En dynamique des structures, la tendance actuelle est d'élaborer des modèles dans un but bien spécifié, i.e., des modèles appropriés à l'application en cours (prédiction, commande, ... etc.). Des modèles d'ordre réduit peuvent être utilisés pour effectuer des tests préliminaires lors de la synthèse d'une commande. Cependant, pour des applications à hautes performances, des modèles à haute résolution qui forment une représentation plus réaliste du système physique doivent être utilisés. Ces modèles doivent inclure : la dynamique des actionneurs et des capteurs, les non-linéarités, l'effet de l'interaction sol-structure.

Dans le but de commander une structure soumise à une excitation extérieure, ce chapitre présente les étapes et les procédures pour élaborer le modèle dynamique d'une structure à un seul degré de liberté ainsi que le modèle dynamique d'une structure à plusieurs degrés de liberté. Considérer l'accélération sismique du sol comme la principale source d'excitation extérieure pour une structure, nous incite à donner, en fin du chapitre, des notions de génie parasismique ainsi que des modèles pour générer des séismes artificiels.

I.2. NOTIONS ET CONSIDERATIONS PRATIQUES EN DYNAMIQUE DES STRUCTURES

- Afin de faciliter la formulation des équations différentielles d'une structure, on supposera la masse de celle-ci concentrée dans des points discrets. Les déplacements et les accélérations de la structure seront ramenés aux déplacements et accélérations de ces points discrets. Cette hypothèse est dite *procédure de la masse concentrée* (Fig. 1.1).

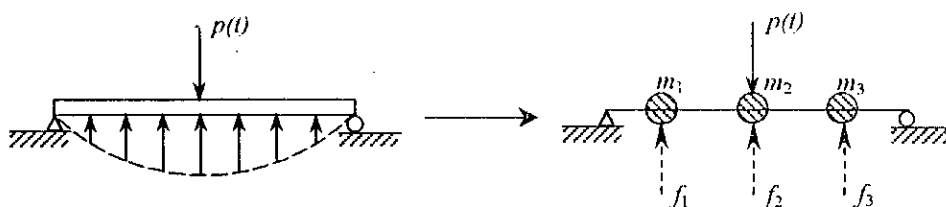


Fig. 1.1. Procédure de la masse concentrée appliquée à une tige

- Le nombre de degrés de liberté d'une structure est le nombre de composants de déplacement qui doivent être considérés afin de représenter les effets de toutes les forces d'inertie d'une structure.
- Les équations de mouvement sont les relations mathématiques qui définissent les déplacements dynamiques de la structure. Plusieurs méthodes peuvent être employées pour formuler ces équations. On citera quelques-unes de ces méthodes ainsi que les concepts fondamentaux associés :

Equilibre dynamique des forces

Formuler l'équilibre dynamique des forces revient à appliquer la seconde loi de Newton : *La somme vectorielle des forces agissant sur une masse en mouvement est égale au produit de la valeur de cette masse par son accélération.*

Principe des déplacements virtuels

Le principe des déplacements virtuels s'énonce ainsi : *Si un système en équilibre sous l'action d'un ensemble de forces extérieures est soumis à un déplacement virtuel, i.e., une forme de déplacement compatible avec les contraintes du système, la somme des travaux effectués par l'ensemble des forces est égale à zéro.*

Ce principe est appliqué lorsque le système présente une certaine complexité incluant un nombre de masses ponctuelles ou de corps interconnectés, où l'application de l'équilibre direct des forces peut être difficile.

Approche variationnelle

L'approche variationnelle, appelée aussi le principe de Hamilton, utilise les variations des énergies potentielle et cinétique pour formuler les équations de mouvement du système. Le principe s'énonce ainsi : *La somme des variations dans le temps de la différence des énergies cinétique et potentielle et du travail effectué par les forces non conservatives dans un intervalle de temps $[t_1, t_2]$ est égale à zéro.*

I.3. MODELE DYNAMIQUE LINEAIRE D'UNE STRUCTURE A UN SEUL DEGRE DE LIBERTE

Les propriétés physiques essentielles d'une structure ou d'un système mécanique soumis à une excitation extérieure ou une charge dynamique sont : sa masse, ses propriétés élastiques ou rigidité et son amortissement. Pour un système à un seul degré de liberté, chacune de ces propriétés est supposée concentrée dans un seul élément physique.

La figure I.2 est une représentation schématique de la structure à modéliser.

Afin d'établir le modèle dynamique de cette structure, les hypothèses suivantes sont prises en considération [CLO93] :

- La poutre horizontale est supposée rigide et contient toute la masse m de la structure (procédure de la masse concentrée)

- Les deux axes verticaux sont de masses négligeables, inextensibles verticalement et possédant chacun une constante de rigidité $\frac{k}{2}$
- La structure possède un amortissement visqueux modéliser par la constante d'amortissement c .

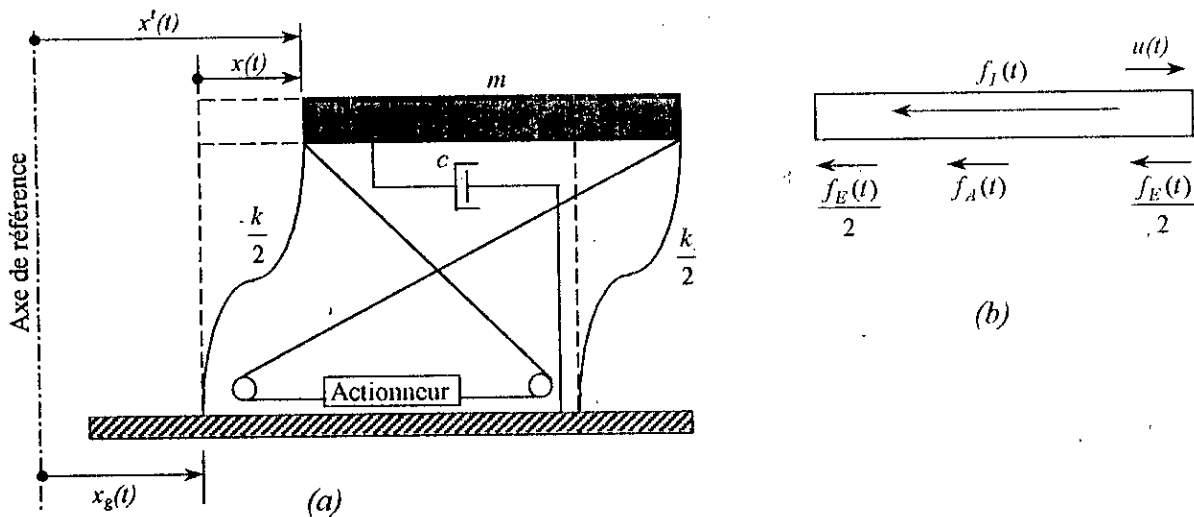


Fig. 1.2. Schéma d'une structure à un seul degré de liberté soumise à une excitation sismique
(a) mouvement de la structure (b) équilibre des forces

La masse m possède un seul degré de liberté qui est son mouvement dans le plan horizontal.

La figure 1.2 (b) montre l'équilibre dynamique des forces, qui peut s'écrire :

$$f_I(t) + f_A(t) + f_E(t) = u(t) \quad (1.1)$$

où

$f_I(t)$ force d'inertie résistant l'accélération de la masse

$$f_I(t) = m\ddot{x}(t) \quad (1.2)$$

$f_A(t)$ force d'amortissement visqueux proportionnelle à la vitesse

$$f_A(t) = c\dot{x}(t) \quad (1.3)$$

$f_E(t)$ force d'élasticité proportionnelle au déplacement

$$f_E(t) = kx(t) \quad (1.4)$$

$u(t)$ force de commande extérieure

$x(t)$ déplacement relatif de la structure

$x'(t)$ déplacement absolu de la structure

$$x'(t) = x(t) + x_g(t) \quad (1.5)$$

$x_g(t)$ mouvement du sol.

En substituant les équations (I.2), (I.3), (I.4) et (I.5) dans l'équation (I.1), on obtient l'équation de mouvement d'une structure à un seul degré de liberté soumise à une excitation sismique et à une force de commande extérieure :

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + kx(t) = u(t) - m\ddot{x}_g(t) \quad (I.6)$$

Cette équation peut être réécrite sous la forme suivante :

$$\ddot{x}(t) + 2\xi\omega_0\dot{x}(t) + \omega_0^2x(t) = \frac{1}{m}u(t) - \ddot{x}_g(t) \quad (I.7)$$

où $\omega_0 = \sqrt{\frac{k}{m}}$ fréquence naturelle de la structure

$\xi = \frac{c}{2m\omega_0}$ taux d'amortissement.

I.4. MODELE DYNAMIQUE LINEAIRE D'UNE STRUCTURE A PLUSIEURS DEGRES DE LIBERTE

Si les propriétés physiques d'un système impose que le mouvement de celui-ci soit décrit par une seule coordonnée, et aucun autre mouvement n'est possible, on dit que c'est un système à un seul degré de liberté (Single-Degree-Of-Freedom (SDOF) system). Si d'autre part, le système possède plusieurs modes de déplacements possibles, tel que son comportement ne peut être décrit correctement par une seule coordonnée, on dit que c'est un système à plusieurs degrés de liberté (Multi-Degree-Of-Freedom (MDOF) system).

Nous nous intéressons dans cette partie à modéliser une structure à plusieurs degrés de liberté représentée par une construction à plusieurs étages (multi-story building) soumise à l'effet d'une excitation sismique et à des forces de commandes extérieures.

La figure I.3 est une représentation schématique de cette structure.

Les hypothèses considérées dans le cas d'une structure à 1 seul degré de liberté restent toujours valables, où chaque étage i ($i=1, n$) de la structure de la figure I.3 est caractérisé par :

Son déplacement absolu x_i^t

Son déplacement relatif x_i

Sa masse m_i

Son amortissement visqueux c_i et sa constante de rigidité k_i

u_i est la force de commande de l'actionneur installé entre l'étage $i-1$ et l'étage i .

L'application de l'équilibre dynamique des forces à l'étage i s'exprime :

$$f_{I_i}(t) + f_{A_i}(t) + f_{E_i}(t) - f_{A_{i+1}}(t) - f_{E_{i+1}}(t) = u_i(t) - u_{i+1}(t) \quad (I.8)$$

où

$f_{I_i}(t)$ force d'inertie de la masse m_i

$$f_{I_i}(t) = m_i\ddot{x}_i^t(t) \quad (I.9)$$

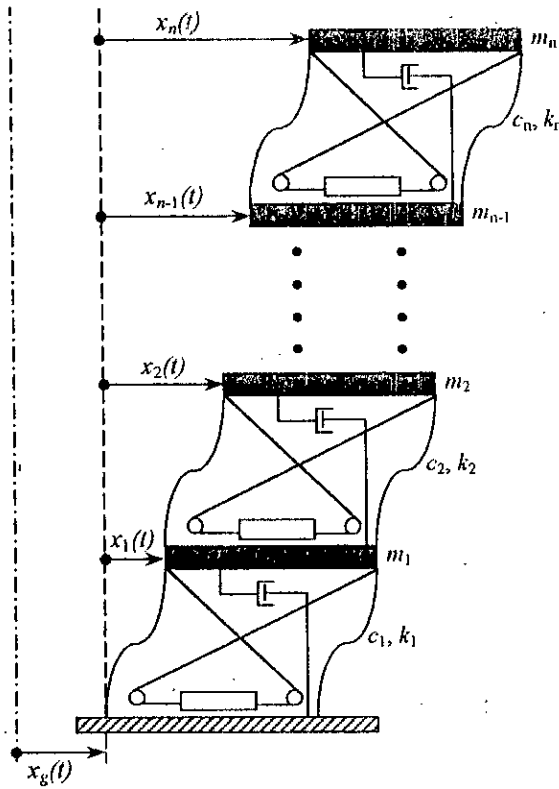


Fig. I.3. Schéma d'une construction à plusieurs étages soumise à une excitation sismique

avec

$$x_i'(t) = x_i(t) + x_g(t) \tag{I.10}$$

$f_{A_i}(t)$ force d'amortissement de l'étage i

$$f_{A_i}(t) = c_i(\dot{x}_i(t) - \dot{x}_{i-1}(t)) \tag{I.11}$$

$f_{E_i}(t)$ force d'élasticité de l'étage i

$$f_{E_i}(t) = k_i(x_i(t) - x_{i-1}(t)) \tag{I.12}$$

Par substitution des équations (I.9), (I.10), (I.11) et (I.12) dans l'équation (I.8), on obtient :

$$m_i(\ddot{x}_i + \ddot{x}_g) + c_i(\dot{x}_i - \dot{x}_{i-1}) + k_i(x_i - x_{i-1}) - c_{i+1}(\dot{x}_{i+1} - \dot{x}_i) - k_{i+1}(x_{i+1} - x_i) = u_i - u_{i+1} \tag{I.13}$$

d'où

$$m_i \ddot{x}_i - c_i \dot{x}_{i-1} - k_i x_{i-1} + (c_i + c_{i+1}) \dot{x}_i + (k_i + k_{i+1}) x_i - c_{i+1} \dot{x}_{i+1} - k_{i+1} x_{i+1} = u_i - u_{i+1} - m_i \ddot{x}_g \tag{I.14}$$

$i = \overline{1, n}$

avec $c_{n+1} = 0$, $k_{n+1} = 0$, $x_0(t) = 0$, $x_{n+1}(t) = 0$, $u_{n+1}(t) = 0$.

On peut écrire l'équation (I.14) sous forme du système d'équation suivant :

$$\begin{cases} m_1 \ddot{x}_1 + (c_1 + c_2) \dot{x}_1 - c_2 \dot{x}_2 + (k_1 + k_2)x_1 - k_2 x_2 = u_1 - u_2 - m_1 \ddot{x}_g \\ m_2 \ddot{x}_2 - c_2 \dot{x}_1 + (c_2 + c_3) \dot{x}_2 - c_3 \dot{x}_3 - k_2 x_1 + (k_2 + k_3)x_2 - k_3 x_3 = u_2 - u_3 - m_2 \ddot{x}_g \\ \vdots \\ m_i \ddot{x}_i - c_i \dot{x}_{i-1} + (c_i + c_{i+1}) \dot{x}_i - c_{i+1} \dot{x}_{i+1} - k_i x_{i-1} + (k_i + k_{i+1})x_i - k_{i+1} x_{i+1} = u_i - u_{i+1} - m_i \ddot{x}_g \\ \vdots \\ m_n \ddot{x}_n - c_n \dot{x}_{n-1} + c_n \dot{x}_n - k_n x_{n-1} + k_n x_n = u_n - m_n \ddot{x}_g \end{cases} \quad (I.15)$$

Sous forme matricielle, l'ensemble des équations (I.15) devient :

$$M\ddot{X}(t) + C\dot{X}(t) + KX(t) = DU(t) - MI_v \ddot{x}_g(t) \quad (I.16)$$

où

$X^T(t) = [x_1(t) \quad x_2(t) \quad \dots \quad x_n(t)]$ vecteur des déplacements

$U^T(t) = [u_1(t) \quad u_2(t) \quad \dots \quad u_n(t)]$ vecteur des commandes

$$M = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & m_2 & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & m_n \end{bmatrix} \text{ la matrice masse de la structure}$$

$$C = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & 0 & \dots & 0 \\ -c_2 & c_2 + c_3 & -c_3 & \ddots & \vdots \\ 0 & -c_3 & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & c_{n-1} + c_n & -c_n \\ 0 & \dots & 0 & -c_n & c_n \end{bmatrix} \text{ la matrice amortissement de la structure}$$

$$K = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & 0 & \dots & 0 \\ -k_2 & k_2 + k_3 & -k_3 & \ddots & \vdots \\ 0 & -k_3 & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & k_{n-1} + k_n & -k_n \\ 0 & \dots & 0 & -k_n & k_n \end{bmatrix} \text{ la matrice rigidité de la structure}$$

$I_v = [1 \quad 1 \quad \dots \quad 1]^T$ vecteur unitaire de dimension n

$$D = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & -1 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 1 & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & -1 \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ matrice indiquant l'emplacement des actionneurs dans la structure}$$

$\ddot{x}_g(t)$ accélération sismique du sol.

Mise sous forme d'état

L'équation (I.16) peut être mise sous forme d'état en choisissant le vecteur d'état suivant :
 $Z^T(t) = [Z_1(t) \ Z_2(t)] = [X(t) \ \dot{X}(t)]$

L'équation d'état est :

$$\dot{Z}(t) = AZ(t) + BU(t) + E\ddot{x}_g(t) \tag{I.17}$$

avec

$$A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -M^{-1}K & -M^{-1}C \end{bmatrix} \text{ de dimension } (2n \times 2n), \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ M^{-1}D \end{bmatrix} \text{ de dimension } (2n \times n),$$

$$E = \begin{bmatrix} 0 \\ I_v \end{bmatrix} \text{ vecteur de dimension } (2n).$$

$\underline{0}$ matrice nulle de dimension $(n \times n)$

$\underline{0}$ vecteur nul de dimension n .

I.5. DESCRIPTION DU CARACTERE NON-LINEAIRE DES STRUCTURES

Dans les parties précédentes nous avons établi le modèle d'une structure dont le comportement reste linéaire durant toute l'amplitude du mouvement, i.e., les caractéristiques force d'élasticité-déplacement et force d'amortissement-vitesse sont des caractéristiques linéaires. En réalité, cette approximation n'est pas toujours valable car les structures présentent un caractère non-linéaire.

Certaines formes des caractéristiques force d'élasticité-déplacement, appelées modèles de non-linéarités, sont décrit ci-dessous.

I.5.1. LE MODELE VISCOPLASTIQUE PARFAIT

Le modèle viscoplastique parfait est le modèle non linéaire le plus fréquemment utilisé en analyse dynamique non linéaire [AFR91]. Ce modèle est illustré dans la figure I.4, et est constitué par les éléments suivants :

- Un élément élasto-plastique composé d'un ressort élastique de rigidité k_{ep} en série avec un patin ayant une force de seuil élastique $f_0 = k_{ep} x_0$, où x_0 est le déplacement élastique maximal de l'élément élasto-plastique.
- Un amortisseur visqueux c

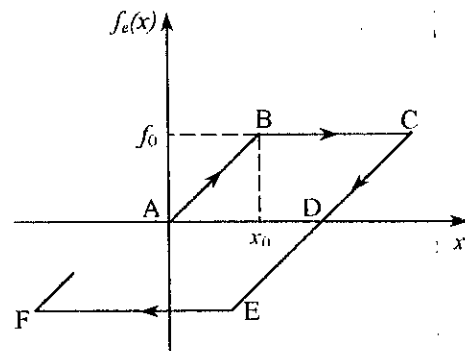
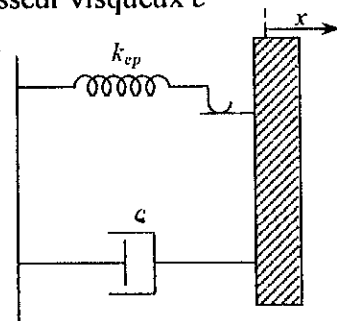


Fig. I.4. Le modèle viscoplastique parfait
 (a) éléments constitutifs (b) diagramme force élastique-déplacement

1.5.2. LE MODELE VISCOPLASTIQUE ECROUISSABLE

Ce modèle est une amélioration du modèle précédent par l'introduction d'une variable d'érouissage. Ce modèle est illustré dans la figure I.5 et est constitué des éléments suivants :

- Un élément élastique caractérisé par un ressort élastique de raideur k_1
- Un élément élasto-plastique composé d'un ressort élastique de raideur k_2 en série avec un patin ayant une force de seuil élastique $f_0 = k_2 x_0$, où x_0 est le déplacement élastique maximal de l'élément élasto-plastique.
- Un amortisseur visqueux c

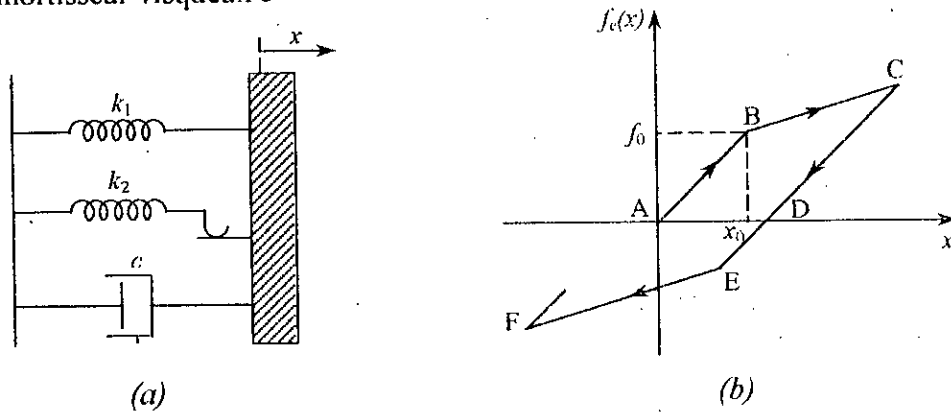


Fig. 1.5. Le modèle viscoplastique érouissable
 (a) éléments constitutifs (b) diagramme force élastique-déplacement

1.5.3. LE MODELE D'ENDOMMAGEMENT

Ce modèle a été proposé pour donner une représentation plus réaliste du phénomène de dégradation de la rigidité. Il est illustré à la figure I.6 et est constitué des éléments suivants :

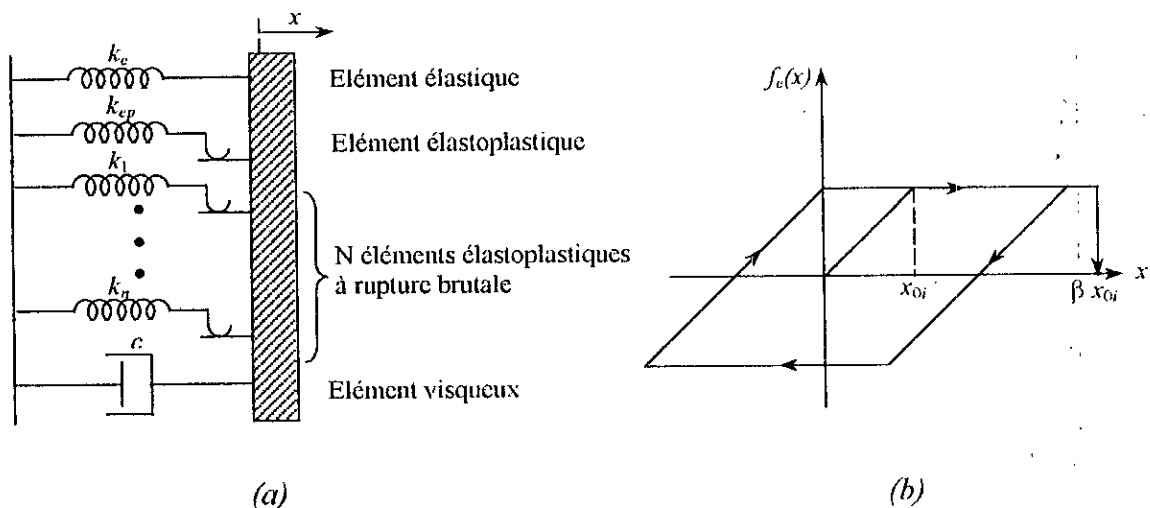


Fig. 1.6. Le modèle d'endommagement. (a) éléments constitutifs,
 (b) diagramme force élastique-déplacement d'un élément d'endommagement

- Un élément élastique caractérisé par un ressort élastique de raideur k_e
- Un élément élasto-plastique composé d'un ressort élastique de raideur k_{ep} en série avec un patin ayant une force de seuil élastique $f_0 = k_{ep} x_0$, où x_0 est le déplacement élastique maximal de l'élément élasto-plastique.

- N élément d'endommagement (éléments élasto-plastiques à rupture brutale). Ces éléments ont un comportement élasto-plastique au-dessous d'un certain seuil de déplacement relatif. Si ce seuil est dépassé, l'élément casse et sa contribution au comportement global devient nulle. Un élément d'endommagement i est composé d'un ressort élastique de raideur k_i en série avec un patin ayant une force de seuil élastique $f_{0i} = k_i x_{0i}$, où x_{0i} est le déplacement élastique maximal de l'élément endommageable i . On suppose que l'élément i casse lorsque son déplacement relatif est supérieur à βx_{0i} .
- Un amortisseur visqueux c

I.6. NOTIONS FONDAMENTALES DE GENIE PARASISMIQUE

Les charges dynamiques dont est soumise une structure peuvent résulter d'une grande variété de mécanismes. Pour les systèmes véhiculés, i.e., les engins de transport tel que les bateaux, les avions, les automobiles... etc., les charges dynamiques sont dues essentiellement au mouvement de ces véhicules. Cependant, pour les structures de génie civil fixes, tel que les bâtiments, les ponts, les barrages... etc., les charges dynamiques sont appliquées de l'extérieur.

La figure 1.7 [CLO93] illustre quelques exemples de charges dynamiques typiques. Ils peuvent être classer en deux catégories : charges périodiques et charges non périodiques.

Le séisme est considéré comme la plus importante charge dynamique externe pour les structures fixes, en raison de son potentiel et ses conséquences catastrophiques. Pour cela, des notions fondamentales sur les séismes sont données ci-dessous.

I.6.1. NOTION DE SISMICITE

La sismicité d'une région est une mesure de la probabilité d'apparition et de l'intensité suspectée des charges sismiques dans cette région. C'est un facteur important qui doit être pris en considération lors de toute planification de construction dans une région, en particulier les constructions qui présentent un danger imminent pour les vies humaines tel que les centrales nucléaires.

L'indicateur principal du degré de sismicité sont les enregistrements des séismes qui ont eu lieu dans cette région. Autant ces informations sont disponibles, autant les structures seront conçues à mieux résister aux charges sismiques.

I.6.2. APPARITION DES SEISMES

Lorsqu'une région à l'intérieur de la terre est soumise à des surtensions qui dépassent le point de rupture du matériau constitutif, la structure géologique fait constater l'apparition de plusieurs ruptures dans ces masses rocheuses. Ceci va provoquer un mouvement de glissement relatif entre les deux façades opposées de la surface en mouvement avec un dégagement d'une grande quantité d'énergie. L'énergie dégagée est transmise à travers la terre sous forme d'ondes élastiques vibratoires jusqu'à atteindre la surface de la terre provoquant ce qu'on appelle un séisme.

Le point de la terre où la rupture a commencé est appelé *le foyer* ou *le centre* du séisme et le point de la surface de la terre situé en dessus du foyer est appelé *épicerne*.

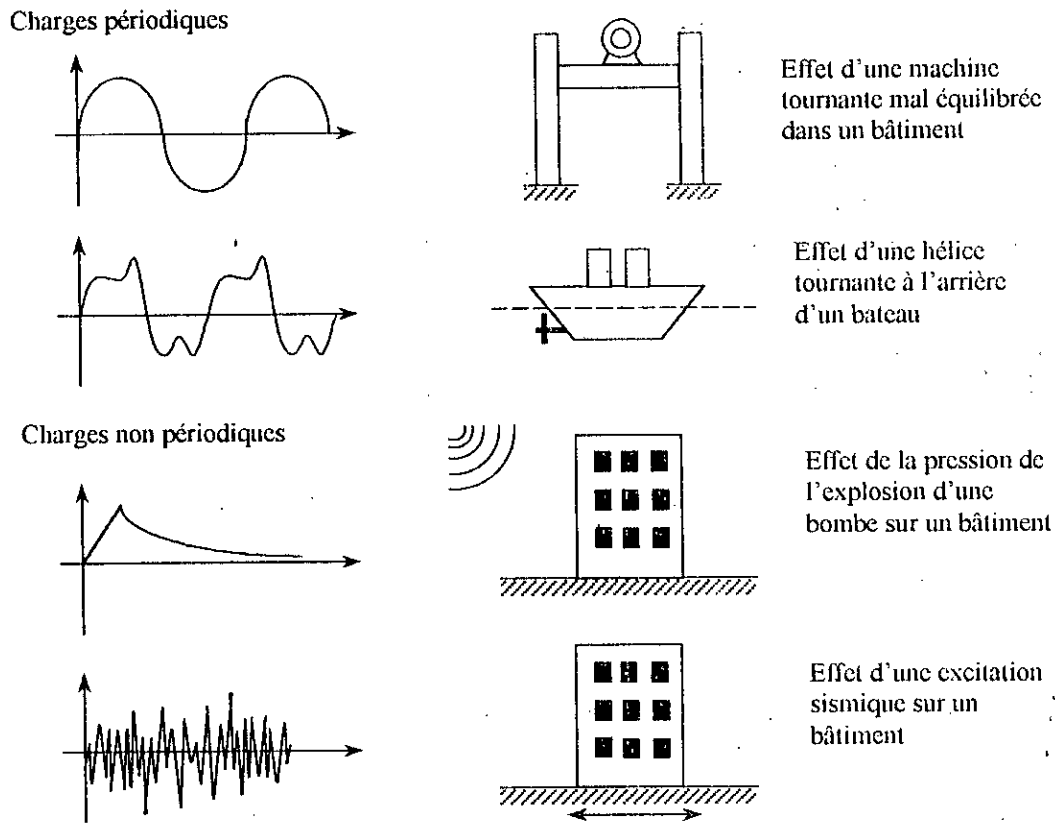


Fig. I.7. Exemples de charges dynamiques typiques

I.6.3. MESURE DE L'EMPLEUR DU SEISME

Il est important pour un ingénieur en génie civil ou un ingénieur en génie parasismique de définir une mesure de l'ampleur du séisme qui reflète le taux d'endommagement et les dégâts engendrés sur une structure de génie civil. D'un point de vue sismologique, la mesure la plus importante est la quantité d'énergie libérée à la source du séisme, connu sous le nom de *magnitude*.

La magnitude de Richter est, par définition, le logarithme à base 10 de l'amplitude maximale, mesurée en micron (μm), de l'enregistrement du séisme obtenu par un séismographe de Wood-Anderson, corrigé à une distance de 100 km.

L'échelle modifiée de Mercalli est un autre moyen pour mesurer la magnitude du séisme. C'est une échelle à 12 points allant de I (qui n'est ressenti par personne) à XII (destruction totale).

I.6.4. GENERATION DE SEISMES ARTIFICIELS

On s'intéresse dans cette section à décrire la variation dans le temps de l'accélération du sol provoquée par le séisme. La force due à cette accélération est considérée comme la perturbation agissant sur la structure et qui doit être compensée par les actionneurs.

L'accélération sismique du sol peut être donnée sous forme d'enregistrements de séismes réels, comme elle peut être générée artificiellement (par simulation) après le choix de certains paramètres et certaines fonctions caractéristiques appelés modèle du séisme.

Etant donné que le mouvement sismique du sol est caractérisé par plusieurs phénomènes irréguliers et aléatoires, il est souvent approprié de le modéliser comme un processus stochastique [CLO93][LIN89]. Le modèle stochastique le plus simple d'un séisme est basé sur la supposition que l'accélération du sol peut être décrite par un bruit blanc à densité spectrale constante (indépendante de la fréquence). Néanmoins, l'analyse d'accélérogrammes enregistrés (enregistrements de séismes) a démontré que les amplitudes spectrales de l'énergie sismique dépendent de la fréquence. Ainsi, un bruit blanc filtré à durée limitée est plus représentatif du mouvement sismique du sol.

L'accélération sismique du sol est alors modélisée comme étant un processus aléatoire non stationnaire uniformément modulé [CLO93][YAN87][LIN89] :

$$\ddot{x}_g(t) = \psi(t)\ddot{x}_s(t) \quad (I.18)$$

où

$\ddot{x}_s(t)$ est un processus stationnaire de moyenne nulle qui consiste en un bruit blanc filtré $\psi(t)$ fonction enveloppe déterministe non négative pour convertir le processus stationnaire $\ddot{x}_s(t)$ en un processus non stationnaire $\ddot{x}_g(t)$. Cette fonction reflète la variation de l'intensité du séisme en fonction de la distance entre la source du séisme et le site ou l'endroit considéré. Une fonction très particulièrement utilisée est donnée par la formule suivante :

$$\psi(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } t < 0 \\ \left(\frac{t}{t_1}\right)^2 & \text{si } 0 \leq t \leq t_1 \\ 1 & \text{si } t_1 \leq t \leq t_2 \\ \exp[-a(t-t_2)] & \text{si } t \geq t_2 \end{cases} \quad (I.19)$$

où t_1 , t_2 et a sont des paramètres choisis convenablement pour refléter la forme et la durée de l'accélération sismique du sol.

Deux modèles de séismes sont utilisés dans cette thèse :

Modèle du séisme de Kanai-Tajimi

Pour le modèle de Kanai-Tajimi, le processus stationnaire $\ddot{x}_s(t)$ est défini par la densité spectrale dite de Kanai-Tajimi donnée [YAN87][LIN87] par :

$$\phi_g(\omega) = \left[\frac{1 + 4\xi_g^2 \left(\frac{\omega}{\omega_g}\right)^2}{\left(1 - \left(\frac{\omega}{\omega_g}\right)^2\right)^2 + 4\xi_g^2 \left(\frac{\omega}{\omega_g}\right)^2} \right] S_0^2 \quad (I.20)$$

où ξ_g et ω_g sont les paramètres du filtre, S_0 est la densité spectrale constante du bruit blanc.

Modèle du séisme de Clough-Penzien

On peut facilement constater que les spectres du déplacement et de la vitesse, obtenus à partir du spectre d'accélération de Kanai-Tajimi décrit par l'équation (1.20), ont de fortes singularités à la fréquence 0. Ces singularités résulteront en des valeurs excessives de la vitesse et du déplacement autour de cette fréquence. Pour palier à ce problème, Clough et Penzien [CLO93][LIN89] ont proposé d'utiliser un filtre passe-haut tel que la densité spectrale du signal $\ddot{x}_s(t)$ devient :

$$\phi_c(\omega) = \frac{\left[\frac{1 + 4\xi_g^2 \left(\frac{\omega}{\omega_g}\right)^2}{\left(1 - \left(\frac{\omega}{\omega_g}\right)^2\right)^2 + 4\xi_g^2 \left(\frac{\omega}{\omega_g}\right)^2} \right] \left[\frac{\left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^2}{\left(1 - \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^2\right)^2 + 4\xi_c^2 \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^2} \right] S_0^2}{(1.21)}$$

où ξ_g , ω_g , ξ_c et ω_c sont les paramètres du filtre.

Les accélérations sismiques de Kanai-Tajimi et Clough-Penzien ont été simulées et sont présentées à la figure 1.8. ($t_1=3$ s, $t_2=13$ s, $\alpha = 0.26$, $\xi_g=0.65$, $\omega_g=19$ rad/s, $\xi_c=0.6$, $\omega_c=2$ rad/s, $S_0=0.8 \cdot 10^{-2} \text{ m}^2/\text{s}^2$ [YAN87]).

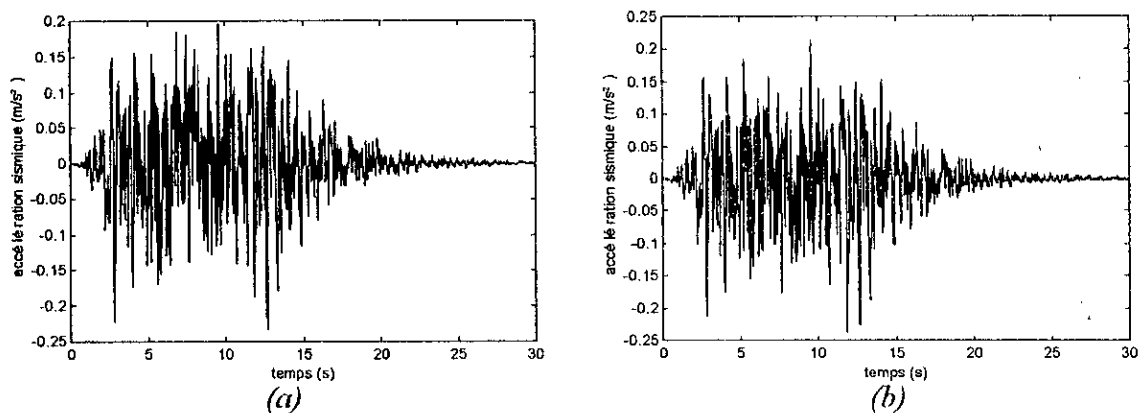
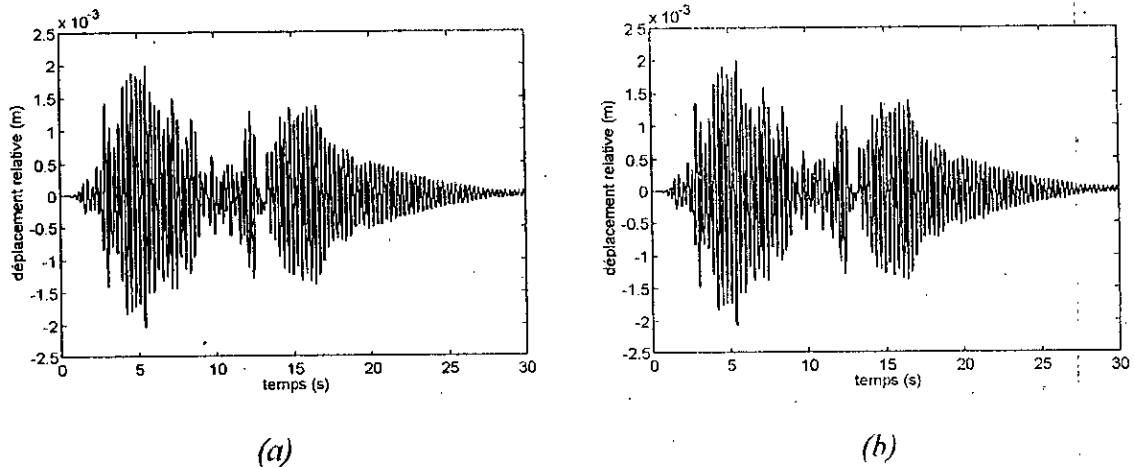


Fig. 1.8. Accélérations sismiques simulées
(a) modèle de Kanai-Tajimi (b) modèle de Clough-Penzien

Réponse de la structure aux accélérations sismiques simulées

La figure I.9 illustre la réponse sans introduire la commande (i.e. en boucle ouverte) d'une structure à un seul degré de liberté au séisme de Kanai-Tajimi et de Clough-Penzien. Les paramètres de la structure sont [SMI94] : $m=2921$ kg, $k=1389$ KN/m, $\xi = 0.0124$. Le pas de simulation est de 0.005 s.



(a) (b)
 Fig. I.9. Réponse en boucle ouverte d'une structure à un seul degré de liberté
 à l'excitation sismique de
 (a) Kanai-Tajimi (b) Clough-Penzien

De même, la figure I.10 illustre la réponse en boucle ouverte d'une structure à trois étages (trois degrés de liberté) aux mêmes accélérations sismiques. Les paramètres de cette structure sont [CHA96] :

$$\begin{aligned}
 m_1 &= 2100 \text{ Kg}, k_1 = 1262450 \text{ N/m}, c_1 = 3675 \text{ N.s/m} \\
 m_2 &= 2100 \text{ Kg}, k_2 = 2607500 \text{ N/m}, c_2 = 10500 \text{ N.s/m} \\
 m_3 &= 2100 \text{ Kg}, k_3 = 2607500 \text{ N/m}, c_3 = 10500 \text{ N.s/m}
 \end{aligned}$$

I.7. CONCLUSION

Dans ce chapitre nous avons présenté le modèle dynamique des structures en génie civil. Nous avons commencé par l'élaboration du modèle d'une structure linéaire à un seul degré de liberté (construction à un seul étage) puis le passage aux structures linéaires à plusieurs degrés de liberté (construction à plusieurs étages) a été effectué. Ces modèles sont essentiels lors de l'élaboration de la commande. Quelques modèles de non-linéarités ont été cités pour illustrer le comportement réel des structures, bien qu'il existe plusieurs autres types de non-linéarités. Pour clôturer ce chapitre, nous avons donné quelques notions de génie parasismique ainsi que les modèles de séismes artificiels et leur simulation. Considérer ses séismes comme la principale source de perturbation à une structure nous permet de tester l'efficacité et la robustesse des lois de commande développées.

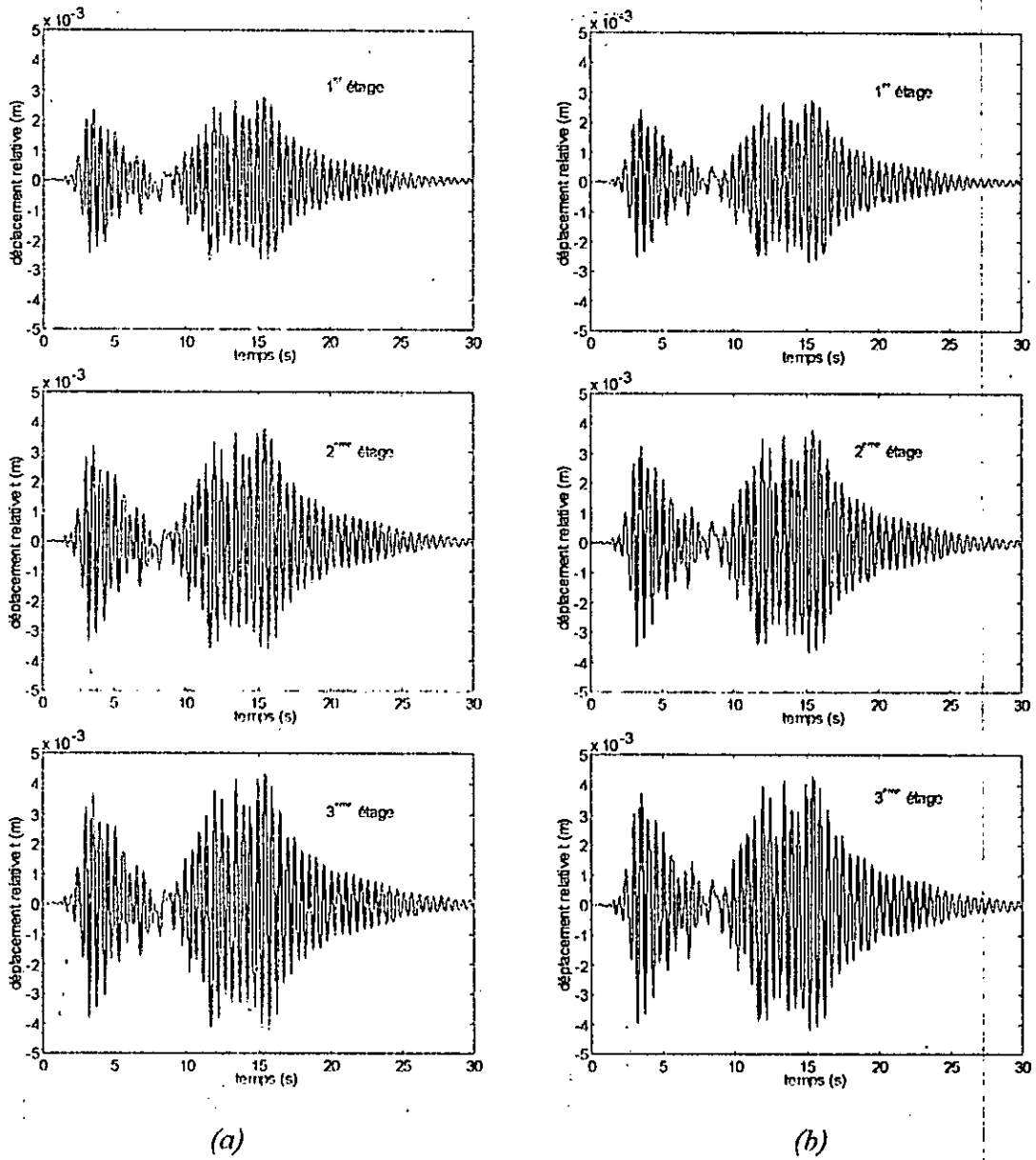


Fig. 1.10. Réponse en boucle ouverte d'une structure à trois degrés de liberté à l'excitation sismique de
 (a) Kanai-Tajimi (b) Clough-Penzien



CHAPITRE II



**COMMANDE A VARIANCE MINIMALE
GENERALISEE**

CHAPITRE II

COMMANDE A VARIANCE MINIMALE GENERALISEE

II.1. INTRODUCTION

La commande des structures de génie civil a fait l'objet, ces dernières décennies, d'un grand nombre d'études théoriques et expérimentales au cours desquelles plusieurs stratégies de commandes ont été considérées [HOU97]. Ce développement a été motivé par le besoin de protéger l'intégrité des structures et sauver les vies humaines des occupants en cas de forts et imprévisibles séismes. L'objectif de la commande des structures est de réduire l'amplitude de leurs vibrations sous l'effet d'une charge dynamique extérieure.

Les ingénieurs de génie civil utilisent plusieurs méthodes de commande pour la compensation des réponses des structures [HOU97][RAK97][RIS93]. On distingue les quatre méthodes suivantes : la commande passive, la commande active, la commande semi-active et la commande hybride. Dans une commande passive, aucune source d'énergie extérieure n'est utilisée et la force de commande est produite par l'énergie potentielle due à la dynamique de la structure. Par contre, dans la commande active, une énergie extérieure est fournie aux actionneurs pour appliquer la force nécessaire à l'équilibre de la structure. Cette commande est plus efficace que la commande passive du fait de la présence d'une boucle de retour où les forces de commande sont fonction des réponses du système. La combinaison des commandes passive et active conduit à ce qu'on appelle une commande hybride. Enfin, la commande semi-active est un type de commande active qui ne nécessite qu'une faible quantité d'énergie extérieure à fournir.

L'excitation sismique est considérée comme la principale source de perturbation extérieure aux structures, du fait de son caractère à la fois imprévisible et dévastateur. Le comportement d'une structure sous l'effet d'une excitation sismique peut être bien modélisé par un processus stochastique. En effet, l'excitation sismique est considérée comme un processus aléatoire souvent modélisé par un bruit blanc filtré. Il est alors intéressant de développer des techniques de commande qui prennent en considération l'aspect stochastique des perturbations et l'incluent dans la description du modèle du système ou dans la formulation de la loi de commande [GUE00a]. Pour cela, la commande à variance minimale [ÅST70][ÅST77] est une alternative intéressante où le problème de commande est formulé par un critère d'optimisation dans un environnement stochastique.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au développement de plusieurs techniques de commande à base de l'algorithme de la variance minimale généralisée (Generalized Minimum Variance). En premier lieu, l'intérêt est porté à la commande des structures à un seul degré de liberté, puis on aborde le problème de la commande des structures à plusieurs degrés de liberté. Des résultats de simulation sont donnés en fin de chapitre pour mettre en évidence l'efficacité des techniques présentées.

II.2. DIFFÉRENTES APPROCHES DE COMMANDE POUR LES STRUCTURÉS A UN SEUL DEGRÉ DE LIBERTÉ

II.2.1. COMMANDE A VARIANCE MINIMALE

L'objectif de la commande à variance minimale [AST70][AST77][AST90][LAN93] est de minimiser la variance de la sortie autour de la valeur de consigne. Cette valeur de consigne peut être constante (régulation à variance minimale) ou variable (poursuite à variance minimale). La commande à variance minimale est implémentée en deux étapes : une étape de prédiction, où on prédit l'effet de la perturbation sur la sortie, et une étape de commande, où on calcule le signal de commande nécessaire pour ramener la sortie prédite à la valeur désirée. En utilisant le résultat de l'étape de prédiction, un certain critère de performance est minimisé pour élaborer la stratégie de commande à variance minimale.

Le système à commander est décrit par le modèle ARMAX (Auto Regressive Moving Average eXogen) défini par :

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

où

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_nq^{-n}$$

$$B(q^{-1}) = b_1q^{-1} + \dots + b_mq^{-m}$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_lq^{-l}$$

$d \geq 0$ retard du système

q^{-1} opérateur de retard défini par $q^{-1}y(t+1) = y(t)$

$y(t)$ sortie du système

$u(t)$ entrée de commande

$e(t)$ bruit blanc de moyenne nulle et de variance σ^2

Les polynômes B et C sont supposés être stable. Aucune restriction n'est imposée sur le polynôme A .

Le critère à minimiser est donné par

$$J = E \left\{ \left[P(q^{-1})y(t+d+1) - R_w(q^{-1})w(t+d+1) \right]^2 \right\} \quad (\text{II.2})$$

où

E espérance mathématique

$w(t+d+1)$ signal de référence

P et R_w polynômes de pondération avec $P(q^{-1}) = \frac{P_N(q^{-1})}{P_D(q^{-1})}$

On remarque dans le critère (II.2) que $w(t+d+1)$ est information disponible, mais $y(t+d+1)$ est une information future qui doit être prédite. La prédiction optimale au sens des moindres carrés de $\psi(t+d+1) = P y(t+d+1)$ est donnée par (cf. Annexe 1) :

$$\psi^*(t+d+1) = \frac{P_N B^*}{P_D A} u(t) + \frac{R}{P_D A} e(t) \quad (\text{II.3})$$

où

$$B^*(q^{-1}) = qB(q^{-1})$$

R est la solution de l'équation Diophantine définie par :

$$AP_D S' + q^{-(d+1)} R = P_N C \tag{II.4}$$

avec

$$S'(q^{-1}) = s'_0 + s'_1 q^{-1} + \dots + s'_d q^{-d}$$

$$R(q^{-1}) = r_0 + r_1 q^{-1} + \dots + r_n q^{-n}$$

$$n_r = n + n_d - 1, \text{ où } n_d \text{ est le degré du polynôme } P_D$$

En utilisant (II.3) dans le critère (II.2), la commande à variance minimale est donnée comme suit (cf. Annexe 2) :

$$u(t) = \frac{P_D C R_w w(t+d+1) - R y(t)}{P_D S} \tag{II.5}$$

avec $S = S' B^*$.

Le schéma de la commande à variance minimale est illustré à la figure II.1.

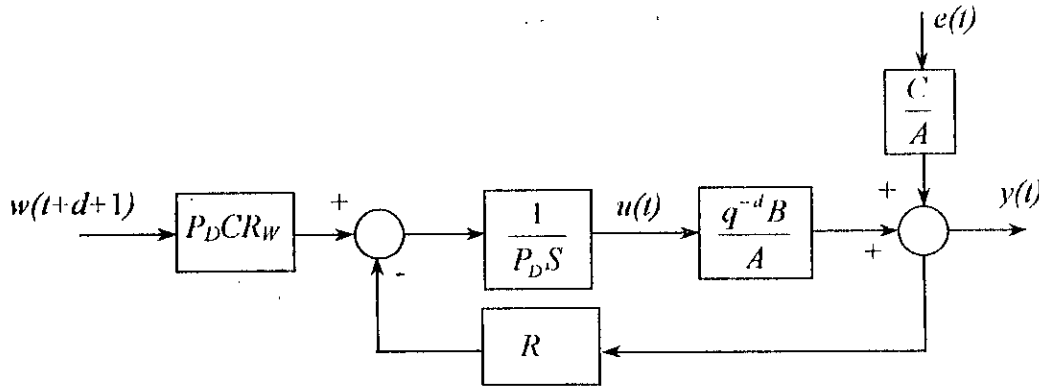


Fig. II.1. Structure de la commande à variance minimale

Analyse des performances en boucle fermée

Pour évaluer les performances de la commande à variance minimale, on doit calculer la fonction de transfert du système en boucle fermée. A partir des équations (II.1), (II.4) et (II.5) on obtient :

$$y(t) = \frac{P_D R_w}{P_N} w(t) + \frac{P_D S'}{P_N} e(t) \tag{II.6}$$

La différence entre la sortie et le modèle obtenu est un bruit défini par :

$$\xi_1(t) = \frac{P_D S'}{P_N} e(t) \tag{II.7}$$

En posant $P_D(q^{-1}) = P_D S^d = P_{D_0} + P_{D_1} q^{-1} + \dots + P_{D_{n_D+d}} q^{-(n_D+d)}$ l'équation (II.7) devient [GUE95a] :

$$\xi_1(t) = -\frac{1}{P_{N_0}} \left[\sum_{i=1}^{n_N} P_{N_i} \xi_1(t-i) + \sum_{i=0}^{n_D+d} P_{D_i} e(t-i) \right] \quad (\text{II.8})$$

d'où

$$E[\xi_1^2(t)] \leq \left[1 - \frac{1}{P_{N_0}^2} \left(\sum_{i=1}^{n_N} P_{N_i}^2 \right) \right]^{-1} \left(\sum_{i=0}^{n_D+d} P_{D_i}^2 \sigma^2 \right) \quad (\text{II.9})$$

$$\text{si } 1 - \frac{1}{P_{N_0}^2} \left(\sum_{i=1}^{n_N} P_{N_i}^2 \right) > 0$$

L'équation (II.9) donne une borne maximale de la variance de sortie. Donc les performances en boucle fermée peuvent être améliorées par un choix judicieux des polynômes de pondération P et R_w .

Remarque

L'inconvénient de cette technique de commande est qu'elle est mal adaptée aux systèmes à phase non minimale. En effet, la loi de commande (II.5) devient divergente si les racines du polynôme B sont à l'extérieur du cercle unité.

II.2.2. COMMANDE A VARIANCE MINIMALE GENERALISEE

En pratique, la plupart des systèmes physiques présentent un comportement à non minimum de phase (en particulier s'ils sont commandés numériquement). Clarke [CLA81][CLA84] a démontré que l'échantillonnage rapide pour les systèmes de degré relatif supérieur ou égal à 2 ainsi que le choix d'une grande période d'échantillonnage ou d'un temps de retard non entier résulte en un système à phase non minimale même si celui-ci est à phase minimale dans le cas continu. La stratégie de commande à variance minimale devient non applicable pour ce type de système. De plus, cette dernière peut engendrer des valeurs excessives du signal de commande, car il n'y a pas de contraintes sur la variable de commande dans le critère de performance. Pour palier à ce problème, Clarke [CLA75][CLA79] a introduit la commande à variance minimale généralisée (GMV) pour la commande des systèmes à phase non minimale. C'est une extension de la commande à variance minimale où le critère à minimiser inclut la variable de commande.

Le critère à minimiser est

$$J = E \left[\left(P(q^{-1})y(t+d+1) - R_w(q^{-1})w(t+d+1) \right)^2 + \left(Q'(q^{-1})u(t) \right)^2 \right] \quad (\text{II.10})$$

où

P et R_w polynômes de pondération définis précédemment

$$Q'(q^{-1}) = \frac{Q_N(q^{-1})}{Q_D(q^{-1})}$$

En suivant les mêmes étapes de la commande à variance minimale, la forme du prédicteur optimal de $Py(t+d+1)$ est donnée par l'équation (II.3). La loi de commande à GMV est calculée en Annexe 3, elle est donnée par

$$u(t) = \frac{P_D CR_w w(t+d+1) - Ry(t)}{P_D(S+QC)} \quad (II.11)$$

où $Q(q^{-1}) = \frac{q'_{N_0} P_{D_0}}{q'_{D_0} P_{N_0} b_1} Q'(q^{-1})$, q'_{N_0} , q'_{D_0} , P_{N_0} et P_{D_0} sont les premiers coefficients des polynômes Q'_N , Q'_D , P_N et P_D .

Le schéma de la commande à variance minimale généralisée est illustré sur la figure II.2.

Analyse des performances en boucle fermée

En calculant la fonction de transfert en boucle fermée, on peut voir que la commande à GMV est bien adaptée aux systèmes à phase non minimale. A partir des équations (II.1) et (II.2), et en tenant compte de l'équation Diophantaine, on déduit

$$y(t) = \frac{B^* P_D R_w}{P_N B^* + A P_D Q} w(t) + \frac{P_D(S+QC)}{P_N B^* + A P_D Q} e(t) \quad (II.12)$$

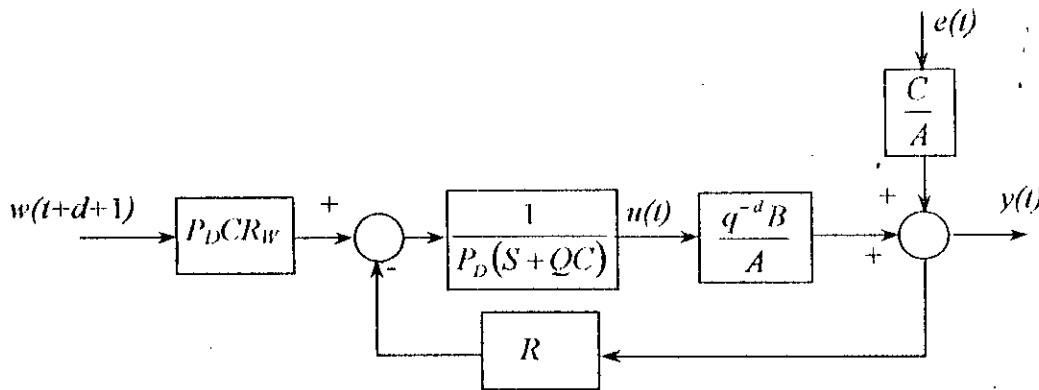


Fig. II.2. Structure de la commande à variance minimale généralisée

Les pôles en boucle fermée sont les racines du polynôme $P_N B^* + A P_D Q$. Ainsi la dynamique en boucle fermée peut être stable sans pour autant que le polynôme B soit stable. De plus, la pondération sur la commande dans le critère de performance nous permettra de limiter la commande au domaine des valeurs admissibles.

II.2.3. DETERMINATION DU MODELE ARMAX DE LA STRUCTURE

Pour pouvoir appliquer les techniques de commande développées ultérieurement on doit d'abord déterminer le modèle ARMAX du système à commander. Le modèle ARMAX est utilisé pour représenter l'ensemble de l'effet de la commande et des perturbations, supposées être un processus stochastique avec une densité spectrale rationnelle, sur la sortie du système.

La connaissance du modèle ARMAX réel du système à commander est une phase primordiale dans l'algorithme de commande. En effet, si les paramètres calculés de ce modèle ne forment pas une bonne représentation des paramètres réels, les objectifs de commande, y compris atteindre une valeur minimale du critère de performance, ne seront plus garantis et les performances du système de commande peuvent se détériorer.

Pour les structures à un seul degré de liberté soumises à l'effet d'une excitation sismique, il est facile de déterminer son modèle ARMAX. Mais il sera plus avantageux de tirer parti de la connaissance du modèle de l'excitation sismique, qui est souvent modéliser par un bruit blanc filtré, pour l'inclure dans le calcul du modèle ARMAX. Ce qui peut améliorer les performances du système en boucle fermée. L'idée d'introduire le modèle du séisme sera illustrée dans ce qui suit.

Considérons l'équation (I.7)

$$\ddot{x}(t) + 2\xi\omega_0\dot{x}(t) + \omega_0^2x(t) = \frac{1}{m}u(t) - \ddot{x}_g(t) \quad (\text{II.13})$$

Par application de la transformée de Laplace à cette équation, on obtient

$$X(s) = \frac{1/m}{s^2 + 2\xi\omega_0s + \omega_0^2}U(s) - \frac{1}{s^2 + 2\xi\omega_0s + \omega_0^2}\ddot{X}_g(s) \quad (\text{II.14})$$

où $X(s)$, $\ddot{X}_g(s)$ et $U(s)$ sont respectivement les transformées de Laplace de $x(t)$, $\ddot{x}_g(t)$ et $u(t)$.

La figure II.3 est un schéma bloc du modèle de la structure.

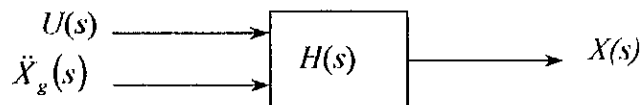


Fig. II.3. Schéma bloc du modèle de la structure

Selon le modèle de l'excitation sismique, différents modèles ARMAX peuvent être obtenus.

1^{er} cas

Le modèle de l'excitation sismique n'est pas connu ou n'est pas pris en considération. Le modèle ARMAX de la structure est obtenu par discrétisation de l'équation (II.14). On peut réécrire cette équation sous la forme compacte suivante

$$X(s) = \frac{H_{1N}(s)}{H_{1D}(s)}U(s) + \frac{H_{2N}(s)}{H_{2D}(s)}\ddot{X}_g(s) \quad (\text{II.15})$$

où

$$\begin{cases} H_{1D}(s) = H_{2D}(s) = s^2 + 2\xi\omega_0s + \omega_0^2 \\ H_{1N}(s) = \frac{1}{m} \\ H_{2N}(s) = -1 \end{cases}$$

Par substitution de l'équation (II.17) dans l'équation (II.14)

$$X(s) = \frac{1/m}{s^2 + 2\xi\omega_0 s + \omega_0^2} U(s) - \left(\frac{1}{s^2 + 2\xi\omega_0 s + \omega_0^2} \right) \left(\frac{2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2}{s^2 + 2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2} \right) E(s) \quad (II.18)$$

Ou encore sous la forme compacte suivante

$$X(s) = \frac{H_{1N}(s)}{H_{1D}(s)} U(s) + \frac{H_{2N}(s)G_{1N}(s)}{H_{1D}(s)G_{1D}(s)} E(s) \quad (II.19)$$

L'équation (II.19) ressemble à un modèle de Box-Jenkins (modèle ARMAX avec pôles différents) en continu. Pour obtenir le modèle ARMAX ayant les mêmes pôles on doit ramener le second membre de l'équation (II.19) au même dénominateur, on obtient

$$X(s) = \frac{F_{1N}(s)}{F_D(s)} U(s) + \frac{F_{2N}(s)}{F_D(s)} E(s) \quad (II.20)$$

où

$$\begin{cases} F_D(s) = H_{1D}(s)G_{1D}(s) = (s^2 + 2\xi\omega_0 s + \omega_0^2)(s^2 + 2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2); \\ F_{1N}(s) = H_{1N}(s)G_{1D}(s) = \frac{1}{m}(s^2 + 2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2) \\ F_{2N}(s) = H_{2N}(s)G_{1N}(s) = -(2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2) \end{cases}$$

Le modèle ARMAX discret de la structure est obtenu par discrétisation de l'équation (II.20). La figure II.5 est une représentation des étapes permettant d'introduire le modèle du séisme dans le calcul du modèle ARMAX de la structure.

3^{ème} cas

L'accélération sismique du sol est décrite par le modèle de Clough-Penzien, i.e.,

$$\ddot{X}_g(s) = G_2(s)E(s) \quad (II.21)$$

$$\text{où } G_2(s) = \frac{G_{2N}(s)}{G_{2D}(s)} = \left(\frac{2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2}{s^2 + 2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2} \right) \left(\frac{s^2}{s^2 + 2\xi_c\omega_c s + \omega_c^2} \right)$$

En suivant les mêmes étapes du 2^{ème} cas, on obtient

$$X(s) = \frac{F_{1N}(s)}{F_D(s)} U(s) + \frac{F_{2N}(s)}{F_D(s)} E(s) \quad (II.22)$$

avec

$$\begin{cases} F_D(s) = H_{1D}(s)G_{2D}(s) = (s^2 + 2\xi\omega_0 s + \omega_0^2)(s^2 + 2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2)(s^2 + 2\xi_c\omega_c s + \omega_c^2) \\ F_{1N}(s) = H_{1N}(s)G_{2D}(s) = \frac{1}{m}(s^2 + 2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2)(s^2 + 2\xi_c\omega_c s + \omega_c^2) \\ F_{2N}(s) = H_{2N}(s)G_{2N}(s) = -(2\xi_g\omega_g s + \omega_g^2)s^2 \end{cases}$$

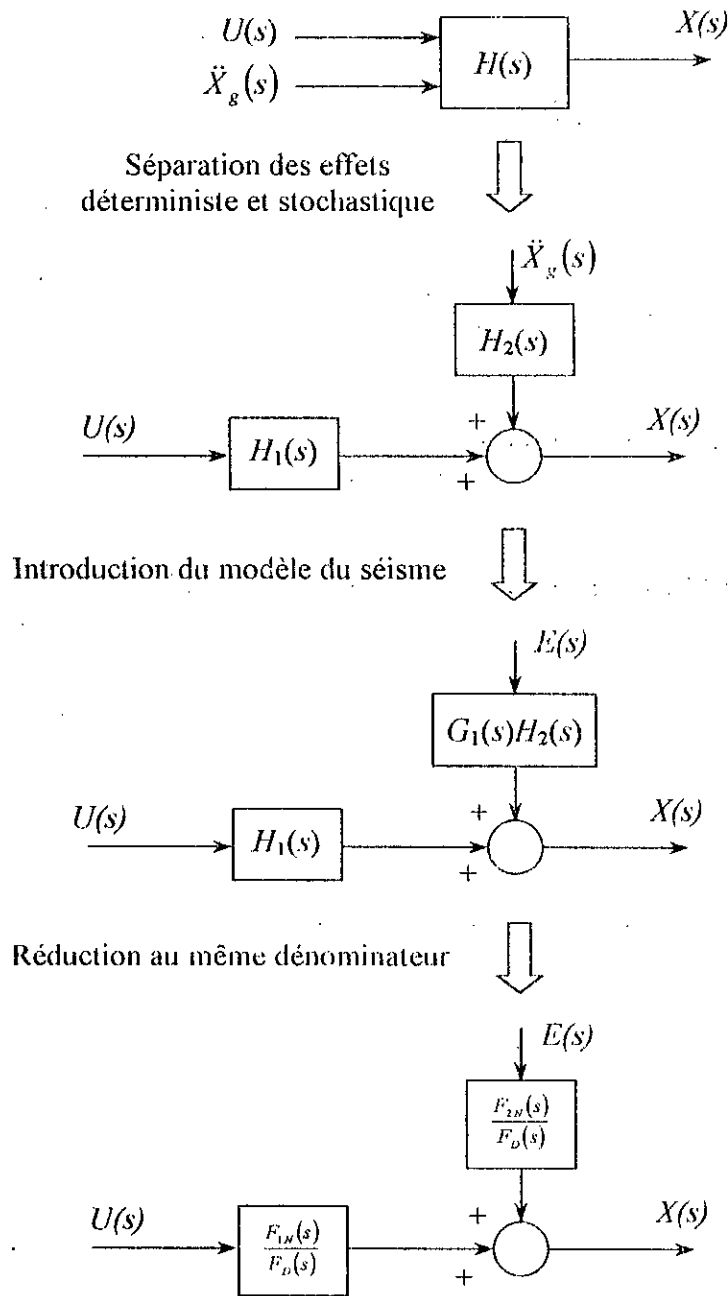


Fig. II.5. Introduction du modèle du séisme dans le calcul du modèle ARMAX de la structure

Par discrétisation de l'équation (II.22), on obtiendra le modèle ARMAX de la structure avec modèle du séisme de Clough-Penzien.

Application numérique

Pour une période d'échantillonnage $T_e=0,02$ s, le tableau II.1 donne les paramètres du modèle ARMAX pour les 3 cas discutés ci-dessus. Les paramètres de la structure sont : $m=2921$ Kg, $k=1389$ kN/m, $\xi=0,0124$. Les paramètres du séisme sont : $\xi_g=0,65$, $\omega_g=19$ rad/s, $\xi_c=0,6$, $\omega_c=2$ rad/s.

Tableau II.1. Paramètres des différents modèles ARMAX

	1 ^{er} Cas	2 ^{ème} Cas	3 ^{ème} Cas
n	2	4	6
m	2	4	6
l	2	4	6
d	0	0	0
a_0	1	1	1
a_1	-1,803	-3,301	-5,252
a_2	0,9892	4,3	11,69
a_3	-	-2,582	-14,12
a_4	-	0,6036	9,74
a_5	-	-	-3,639
a_6	-	-	0,5753
b_1	$6,715 \cdot 10^{-8}$	$6,715 \cdot 10^{-8}$	$6,715 \cdot 10^{-8}$
b_2	$6,691 \cdot 10^{-8}$	$-3,366 \cdot 10^{-8}$	$-16,47 \cdot 10^{-8}$
b_3	-	$-5,923 \cdot 10^{-8}$	$7,046 \cdot 10^{-8}$
b_4	-	$4,083 \cdot 10^{-8}$	$12,43 \cdot 10^{-8}$
b_5	-	-	$-13,61 \cdot 10^{-8}$
b_6	-	-	$3,891 \cdot 10^{-8}$
c_0	0	0	0
c_1	$-1,961 \cdot 10^{-4}$	$-3,083 \cdot 10^{-5}$	$-3,045 \cdot 10^{-5}$
c_2	$-1,954 \cdot 10^{-4}$	$-9,239 \cdot 10^{-5}$	$-2,899 \cdot 10^{-5}$
c_3	-	$5,844 \cdot 10^{-5}$	$20,67 \cdot 10^{-5}$
c_4	-	$2,069 \cdot 10^{-5}$	$-18,46 \cdot 10^{-5}$
c_5	-	-	$1,744 \cdot 10^{-5}$
c_6	-	-	$1,996 \cdot 10^{-5}$

Remarque

Pour retrouver la forme canonique de C exprimée par l'équation (II.1), ce dernier peut être multiplié par n'importe quelle puissance de q [ÅST90].

II.3. DIFFERENTES APPROCHES DE COMMANDE POUR LES STRUCTURES A PLUSIEURS DEGRES DE LIBERTE

Dans ce qui suit, nous nous intéressons au développement de trois techniques de commande pour les structures à plusieurs degrés de liberté.

Les structures à plusieurs degrés de liberté peuvent être considérées comme des systèmes complexes composés de plusieurs sous-systèmes interconnectés. Les sous-systèmes dans ce cas sont les différents étages de la structure ou du bâtiment. Par conséquent, les techniques de commande initialement conçues pour les structures à un seul degré de liberté ne sont pas directement applicable aux structures à plusieurs degrés de liberté. Les effets des interconnexions entre les étages doivent être considérés lors de l'élaboration de la commande.

Bien que toutes les techniques que nous allons présenter ci-dessous se basent sur la minimisation de la variance de sortie, ils diffèrent en partie par leur considération de la structure à plusieurs degrés de liberté, i.e., ou bien la considérer comme un système multivariable, ou un ensemble de systèmes monovariables interconnectés. Par conséquent, les modèles sur la base desquelles la commande sera développée seront différents. On présentera pour chacune des techniques le modèle ARMAX utilisé pour synthétiser la loi de commande.

II.3.1. COMMANDE A VARIANCE MINIMALE GENERALISEE MULTIVARIABLE

Une généralisation des algorithmes développés ci-dessus au cas multivariable a été proposée dans le contexte de la commande adaptative auto-ajustable [BOR79][KOI80][LAN86][TOI84]. Borison [BOR79] présenta une stratégie de commande à variance minimale multivariable pour les systèmes à phase minimale ayant le même nombre d'entrées que de sorties. Une généralisation de l'algorithme à GMV pour les systèmes multivariables a été proposée par Koivo [KOI80]. Il démontra quelques avantages de cet algorithme par rapport à l'algorithme à variance minimale, à savoir la réduction des fluctuations et des valeurs excessives sur le signal de commande.

Dans ce qui suit, une stratégie de commande à variance minimale généralisée pour les systèmes multivariables sera présentée.

Le système à commander est décrit par un vecteur linéaire d'équations au différence (modèle ARMAX multivariable)

$$\underline{A}(q^{-1})\underline{y}(t) = q^{-d}\underline{B}(q^{-1})\underline{u}(t) + \underline{C}(q^{-1})\underline{e}(t) \quad (II.23)$$

où

$\underline{y}(t)$ vecteur de sortie de dimension p

$\underline{u}(t)$ vecteur d'entrée de dimension p

$\underline{e}(t)$ vecteur de bruit blanc de moyenne nulle et de covariance $E[\underline{e}(t)\underline{e}^T(t)] = r$, de dimension p
 $d \geq 0$ est le retard du système

$\underline{A}(q^{-1}) = I + A_1q^{-1} + \dots + A_nq^{-n}$, matrice de dimension $p \times p$, I est la matrice identité

$\underline{B}(q^{-1}) = B_1q^{-1} + \dots + B_mq^{-m}$, matrice de dimension $p \times p$, B_1 est inversible

$\underline{C}(q^{-1}) = I + C_1q^{-1} + \dots + C_lq^{-l}$, matrice de dimension $p \times p$

Le matrice polynomiale \underline{C} est stable.

On peut résumer les hypothèses sur le système comme suit :

- Le nombre d'entrées est égale au nombre de sorties
- B_1 est inversible
- \underline{C} est stable

Le critère à minimiser est

$$J = E \left[\left\| \underline{P}y(t+d+1) - \underline{R}_w w(t+d+1) \right\|^2 + \left\| \underline{Q}'u(t) \right\|^2 \right] \quad (II.24)$$

où

- E espérance mathématique
- $w(t+d+1)$ est le vecteur de dimension $p \times 1$ des signaux de référence
- \underline{P} , \underline{R}_w et \underline{Q}' sont des matrices polynomiales de pondération de dimension $p \times p$
- $\| \cdot \|$ norme vectorielle définie par $\|V\|^2 = V^T V$.

Comme dans le cas monovarié, on doit d'abord trouver une prédiction optimale $\varphi^*(t+d+1)$ de $\varphi(t+d+1) = \underline{P}y(t+d+1)$ car c'est une information future. Cette prédiction est donnée par la formule suivante (voir Annexe 4)

$$\varphi^*(t+d+1) = \tilde{C}^{-1}(q^{-1}) \left[\tilde{F}(q^{-1}) \underline{B}^*(q^{-1}) u(t) + \tilde{G}(q^{-1}) y(t) \right] \quad (II.25)$$

où \tilde{C} , \tilde{F} , \tilde{G} sont des matrices polynomiales définies en annexe 4, et $\underline{B}^*(q^{-1}) = qB(q^{-1})$.

En utilisant les équations (II.23) et (II.25), on démontre que la stratégie de commande est donnée par (voir Annexe 5)

$$\underline{H}(q^{-1}) u(t) = \tilde{C}(q^{-1}) \underline{R}_w(q^{-1}) w(t+d+1) - \tilde{G}(q^{-1}) y(t) \quad (II.26)$$

avec $\underline{H}(q^{-1}) = \tilde{F}(q^{-1}) \underline{B}^*(q^{-1}) + \tilde{C}(q^{-1}) \underline{Q}(q^{-1})$ et $\underline{Q}(q^{-1}) = \left[(P_0 B_1)^T \right]^{-1} Q'(0)^T Q'(q^{-1})$.

Afin de pouvoir implanter la GMV multivariable, il est nécessaire de déterminer le modèle ARMAX multivariable du système à commander. Pour une structure à plusieurs degrés de liberté, l'élaboration de ce modèle est décrite dans ce qui suit.

Modèle ARMAX multivariable de la structure

On s'intéresse dans cette section à déterminer le modèle ARMAX multivariable d'une structure à plusieurs degrés de liberté afin de pouvoir appliquer la GMV multivariable présentée ci-dessus. Ceci peut être effectué en utilisant l'équation dynamique du mouvement de la structure.

Considérant l'équation (I.14) qu'on peut réécrire sous la forme suivante

$$m_i \ddot{x}_i + (c_i + c_{i+1}) \dot{x}_i + (k_i + k_{i+1}) x_i - c_i \dot{x}_{i-1} - k_i x_{i-1} - c_{i+1} \dot{x}_{i+1} - k_{i+1} x_{i+1} = u_i - u_{i+1} - m_i \ddot{x}_g \quad (II.27)$$

$i = \overline{1, n}$

Par application de la transformée de Laplace à cette équation

$$\begin{aligned} \left(s^2 + \frac{c_i + c_{i+1}}{m_i} s + \frac{k_i + k_{i+1}}{m_i} \right) X_i(s) - \left(\frac{c_i}{m_i} s + \frac{k_i}{m_i} \right) X_{i-1}(s) - \left(\frac{c_{i+1}}{m_i} s + \frac{k_{i+1}}{m_i} \right) X_{i+1}(s) \\ = \frac{1}{m_i} U_i(s) - \frac{1}{m_i} U_{i+1}(s) - \ddot{X}_g(s), \quad i = \overline{1, n} \end{aligned} \quad (II.28)$$

Ainsi, on peut déduire le modèle ARMAX continu donné par

$$\overline{A}(s)\underline{X}(s) = \overline{B}(s)\underline{U}(s) + \overline{C}(s)I_v\ddot{X}_g(s) \quad (II.29)$$

où

$$\overline{A}(s) = \begin{bmatrix} \overline{A}_{11}(s) & \overline{A}_{12}(s) & & 0 \\ \overline{A}_{21}(s) & \overline{A}_{22}(s) & \overline{A}_{23}(s) & \\ & & \ddots & \\ 0 & & \overline{A}_{n(n-1)}(s) & \overline{A}_{nn}(s) \end{bmatrix}, \quad \overline{B}(s) = \begin{bmatrix} \overline{B}_{11}(s) & \overline{B}_{12}(s) & & 0 \\ & \overline{B}_{22}(s) & \overline{B}_{23}(s) & \\ & & \ddots & \\ 0 & & \overline{B}_{n(n-1)}(s) & \overline{B}_{nn}(s) \end{bmatrix},$$

$$\overline{C}(s) = \begin{bmatrix} \overline{C}_{11}(s) & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \overline{C}_{nn}(s) \end{bmatrix},$$

$$\underline{X}(s) = [X_1(s) \quad \dots \quad X_n(s)]^T, \quad \underline{U}(s) = [U_1(s) \quad \dots \quad U_n(s)]^T$$

$$\text{avec } \overline{A}_{ii}(s) = s^2 + \frac{c_i + c_{i+1}}{m_i} s + \frac{k_i + k_{i+1}}{m_i}, \quad \overline{A}_{i(i-1)}(s) = -\left(\frac{c_i}{m_i} s + \frac{k_i}{m_i} \right), \quad \overline{A}_{i(i+1)}(s) = -\left(\frac{c_{i+1}}{m_i} s + \frac{k_{i+1}}{m_i} \right)$$

$$\overline{B}_{ii}(s) = \frac{1}{m_i}, \quad \overline{B}_{i(i+1)}(s) = -\frac{1}{m_i}, \quad \overline{C}_{ii}(s) = -1, \quad I_v = [1 \quad 1 \quad \dots \quad 1]^T \text{ de dimension } n.$$

Pour obtenir le modèle ARMAX discret, on utilise l'équation (II.28) réécrite sous la forme suivante :

$$X_i(s) + \frac{\overline{A}_{i(i-1)}(s)}{\overline{A}_{ii}(s)} X_{i-1}(s) + \frac{\overline{A}_{i(i+1)}(s)}{\overline{A}_{ii}(s)} X_{i+1}(s) = \frac{\overline{B}_{ii}(s)}{\overline{A}_{ii}(s)} U_i(s) + \frac{\overline{B}_{i(i+1)}(s)}{\overline{A}_{ii}(s)} U_{i+1}(s) + \frac{\overline{C}_{ii}(s)}{\overline{A}_{ii}(s)} \ddot{X}_g(s) \quad (II.30)$$

En utilisant les méthodes de discrétisation, on déduit la forme discrète de l'équation (II.30)

$$x_i(t) + \frac{A_{i(i-1)}(q^{-1})}{A_{ii}(q^{-1})} x_{i-1}(t) + \frac{A_{i(i+1)}(q^{-1})}{A_{ii}(q^{-1})} x_{i+1}(t) = \frac{B_{ii}(q^{-1})}{A_{ii}(q^{-1})} u_i(t) + \frac{B_{i(i+1)}(q^{-1})}{A_{ii}(q^{-1})} u_{i+1}(t) + \frac{C_{ii}(q^{-1})}{A_{ii}(q^{-1})} \ddot{x}_g(t) \quad (II.31)$$

Le modèle ARMAX discret multivariable est ainsi obtenu, il est donné par

$$\underline{A}(q^{-1})\underline{X}(t) = \underline{B}(q^{-1})\underline{U}(t) + \underline{C}(q^{-1})I_v\ddot{x}_g(t) \quad (II.32)$$

où

$$\underline{A}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} A_{11}(q^{-1}) & A_{12}(q^{-1}) & & 0 \\ A_{21}(q^{-1}) & A_{22}(q^{-1}) & A_{23}(q^{-1}) & \\ & & \ddots & \\ 0 & & A_{n(n-1)}(q^{-1}) & A_{nn}(q^{-1}) \end{bmatrix},$$

$$\underline{B}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} B_{11}(q^{-1}) & B_{12}(q^{-1}) & & 0 \\ & B_{22}(q^{-1}) & B_{23}(q^{-1}) & \\ & & \ddots & \\ 0 & & B_{n(n-1)}(q^{-1}) & B_{nn}(q^{-1}) \end{bmatrix}, \quad \underline{C}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} C_{11}(q^{-1}) & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & & C_{nn}(q^{-1}) \end{bmatrix}$$

II.3.2. COMMANDE A GMV AVEC DECOUPLAGE DU MODELE DE LA STRUCTURE

Le choix d'un modèle de représentation découplé permet la généralisation des algorithmes monovariabiles au cas multivariable d'une manière plus simple. Pour les structures, un tel modèle permet de commander chaque étage indépendamment des autres et avec des algorithmes de commande et des périodes d'échantillonnage différentes. L'intérêt de cette approche par rapport à l'approche précédente est la structure décentralisée de la commande ainsi qu'un choix des algorithmes adéquats pour chaque sous-système.

Pour l'approche que nous allons présenter dans cette partie, un modèle de représentation découplé de la structure est déterminé par une procédure d'identification réursive. Puis, l'algorithme à GMV monovariable est appliqué à chaque étage. Le schéma de commande est représenté sur la figure II.6. On se limitera dans cette partie à présenter le modèle de représentation et l'algorithme d'identification utilisé. L'algorithme de commande étant déjà présenté dans la section §II.2.2.

Il existe plusieurs structure de représentation pour les systèmes multivariables [GUE95b], à savoir : la représentation Pleine - Pleine (PP), la représentation Diagonale - Pleine (DP) et la représentation Diagonale - Diagonale (DD). Dans notre cas, on s'intéresse à la représentation Diagonale - Diagonale, car elle nous permet de réaliser le découplage et de modéliser les interactions comme étant des perturbations extérieures. Le modèle est le suivant

$$\underline{A}(q^{-1})\underline{y}(t) = q^{-d}\underline{B}(q^{-1})\underline{u}(t) + \underline{C}(q^{-1})\underline{e}(t) \quad (\text{II.33})$$

où

$\underline{y}(t)$ vecteur de sorties de dimension p

$\underline{u}(t)$ vecteur de commandes de dimension p

$\underline{e}(t)$ vecteur de bruit blanc de moyenne nulle et de covariance $E[\underline{e}(t)\underline{e}^T(t)] = r$, de dimension p

$\underline{A}(q^{-1})$, $\underline{B}(q^{-1})$ et $\underline{C}(q^{-1})$ sont des matrices polynomiales de dimension $p \times p$, définies par

$$\underline{A}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} A_1(q^{-1}) & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & A_p(q^{-1}) \end{bmatrix}, \quad \underline{B}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} B_1(q^{-1}) & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & B_p(q^{-1}) \end{bmatrix},$$

$$\underline{C}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} C_1(q^{-1}) & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & C_p(q^{-1}) \end{bmatrix}$$

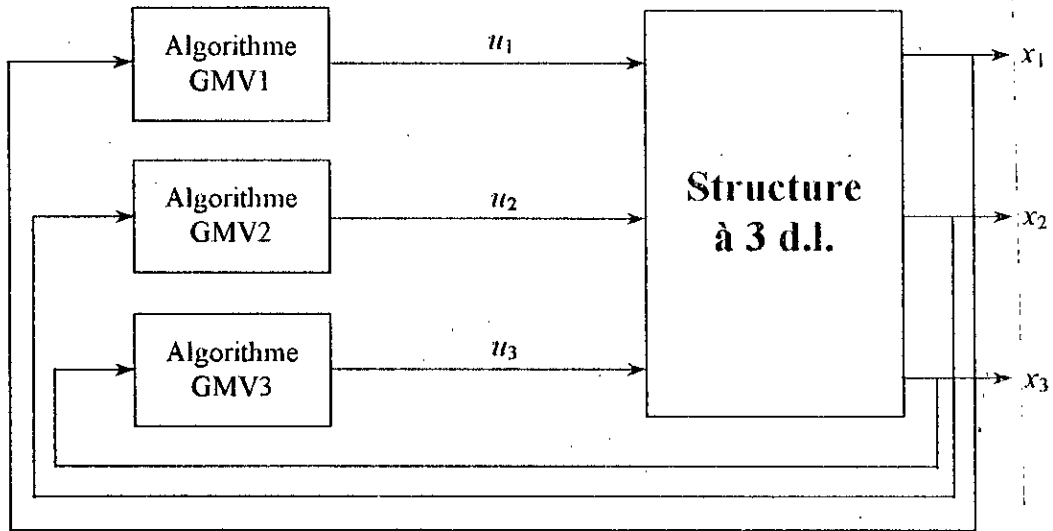


Fig. II.6. Structure de la commande à GMV avec modèle découplé pour une structure à trois degrés de liberté

où

$$A_i(q^{-1}) = 1 + a_{i1}q^{-1} + \dots + a_{in_i}q^{-n_i}, i = \overline{1, p}$$

$$B_i(q^{-1}) = q^{-d_i} (b_{i1}q^{-1} + \dots + b_{im_i}q^{-m_i}), i = \overline{1, p} \text{ et } d_i \geq 0$$

$$C_i(q^{-1}) = 1 + c_{i1}q^{-1} + \dots + c_{il_i}q^{-l_i}, i = \overline{1, p}$$

p est le nombre de degrés de liberté de la structure

L'algorithme des moindres carrés étendus (MCE) à trace constante est utilisé pour identifier le $i^{\text{ème}}$ étage de la structure. L'algorithme est donné par les équations suivantes [LAN93]

$$\hat{\theta}_i(t+1) = \hat{\theta}_i(t) + D_i(t)\phi_i(t)\varepsilon_i(t+1) \tag{II.34}$$

$$\varepsilon_i(t+1) = \frac{y_i(t+1) - \hat{\theta}_i^T(t)\phi_i(t)}{\alpha_i + \phi_i^T(t)D_i(t)\phi_i(t)} \tag{II.35}$$

$$D_i(t+1) = \frac{1}{\lambda_{1i}(t)} \left[D_i(t) - \frac{D_i(t)\phi_i(t)\phi_i^T(t)D_i(t)}{\alpha_i + \phi_i^T(t)D_i(t)\phi_i(t)} \right] \tag{II.36}$$

où

$\hat{\theta}_i(t) = [\hat{a}_{i1}(t) \dots \hat{a}_{in_i}(t) \hat{b}_{i1}(t) \dots \hat{b}_{im_i}(t) \hat{c}_{i1}(t) \dots \hat{c}_{il_i}(t)]^T$ vecteur des paramètres estimés

$\phi_i(t) = [-y_i(t) \dots -y_i(t-n_i+1) u_i(t) \dots u_i(t-m_i+1) \varepsilon_i(t) \dots \varepsilon_i(t-l_i+1)]^T$ vecteur des observations

$\alpha_i = \frac{\lambda_{1i}(t)}{\lambda_{2i}(t)} = \text{cte}$, $\lambda_{1i}(t)$ et $\lambda_{2i}(t)$ sont les facteurs d'oubli.

$\lambda_{1i}(t)$ et $\lambda_{2i}(t)$ sont calculés à chaque itération de la phase d'identification de façon à maintenir une trace constante du gain d'adaptation D_i

$$\text{tr}[D_i(t+1)] = \frac{1}{\lambda_{1i}(t)} \text{tr} \left[D_i(t) - \frac{D_i(t)\phi_i(t)\phi_i^T(t)D_i(t)}{\alpha_i + \phi_i^T(t)D_i(t)\phi_i(t)} \right] = \text{tr}[D_i(t)] \quad (\text{II.37})$$

Sur la base du modèle découplé obtenu, une commande à variance minimale généralisée monovariante est synthétisée puis appliquée à chaque étage de la structure selon le schéma de commande donné par la figure II.6.

II.3.3. COMMANDE A GMV AVEC MODELE EMPIRIQUE

La technique que nous allons développer ici se base essentiellement sur une reparamétrisation du modèle de la structure à plusieurs degrés de liberté pour obtenir un modèle ayant la forme découplée où les termes de couplage sont considérés comme des perturbations extérieures. Sur la base de ce nouveau modèle, une commande à GMV monovariante est développée puis appliquée à chaque sous-système ou étage.

Pour une structure à plusieurs degrés de liberté, l'équation de mouvement du $i^{\text{ème}}$ étage est (voir chap. I)

$$m_i \ddot{x}_i + c_i (\dot{x}_i - \dot{x}_{i-1}) + k_i (x_i - x_{i-1}) - c_{i+1} (\dot{x}_{i+1} - \dot{x}_i) - k_{i+1} (x_{i+1} - x_i) = u_i - u_{i+1} - m_i \ddot{x}_g \quad (\text{II.38})$$

Cette équation peut être réécrite sous la forme suivante

$$m_i \ddot{x}_i + (c_i + c_{i+1}) \dot{x}_i + (k_i + k_{i+1}) x_i = u_i - u_{i+1} - m_i \ddot{x}_g + c_i \dot{x}_{i-1} + c_{i+1} \dot{x}_{i+1} + k_i x_{i-1} + k_{i+1} x_{i+1} \quad (\text{II.39})$$

En introduisant de nouvelles notations, l'équation (II.39) devient

$$m_i^* \ddot{x}_i + c_i^* \dot{x}_i + k_i^* x_i = u_i^* - m_i^* \ddot{x}_g + \phi_i^* \quad (\text{II.40})$$

où

$$m_i^* = m_i$$

$$c_i^* = c_i + c_{i+1}$$

$$k_i^* = k_i + k_{i+1}$$

$$u_i^* = u_i - u_{i+1}, \text{ force de commande effective appliquée au } i^{\text{ème}} \text{ étage}$$

$\phi_i^* = c_i \dot{x}_{i-1} + c_{i+1} \dot{x}_{i+1} + k_i x_{i-1} + k_{i+1} x_{i+1}$, contient tous les termes de couplage entre l'étage i et les autres étages.

L'équation (II.40) peut être interprétée comme étant un nouveau système découplé avec de nouveaux paramètres, une nouvelle variable de commande et un terme de perturbation. On peut ainsi déterminer le modèle ARMAX pour chaque sous-système défini par l'équation (II.40) (voir la section §II.2.3 pour la détermination du modèle ARMAX), puis appliquer l'algorithme de la GMV pour générer la commande u_i^* (figure II.7). Les commandes u_i sont ensuite obtenues par une

transformation inverse. Pour que cette technique soit efficace, la commande doit compenser les perturbations représentées par le terme ϕ_i^* , dû à l'interaction entre les sous-systèmes.

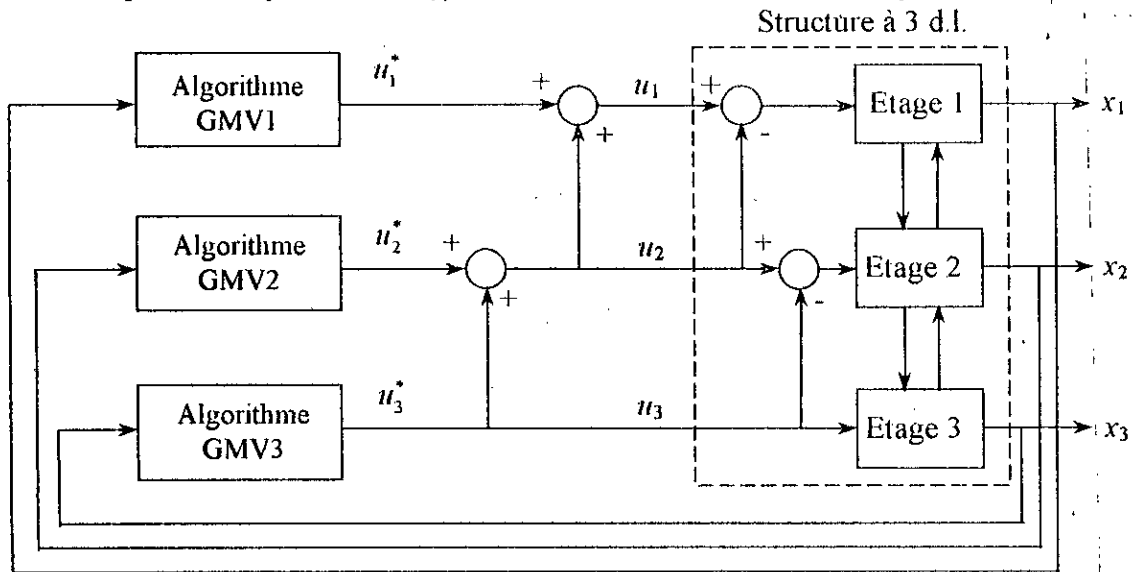


Fig. II.7. Structure de la stratégie de commande pour une structure à trois degrés de liberté

II.4. RESULTATS DE SIMULATION

Commande d'une structure à un seul degré de liberté

Pour démontrer l'efficacité des techniques développées, nous avons effectué des tests de simulation sur une structure à un seul degré de liberté ayant les paramètres suivants [SMI94] : $m=2921$ Kg, $k=1389$ kN/m, $\xi=0,0124$. Un contrôleur à tendon active est installé dans la structure où l'angle d'inclinaison des tendons par rapport au sol est de 25° . la force de commande générée par l'actionneur est $u/\cos 25^\circ$. Ainsi, on peut supposer que la commande est appliquée au niveau de l'étage (haut de la structure) et est générée de l'extérieur par une source d'énergie indépendante.

Pour une période d'échantillonnage $T_e=0,02$ s, les paramètres du modèle ARMAX sont donnés dans le tableau II.1. Les polynômes de pondération P_D et P_N utilisés dans la commande à GMV sont consignés dans le tableau II.2.

Les résultats de simulation sont consignés sur les figures II.8 et II.10 pour une excitation de Kanai-Tajimi et les figures II.9 et II.11 pour une excitation de Clough-Penzien. Dans chaque figure est illustré la réponse de la structure pour les 3 cas suivants (a) réponse sans commande ,(b) commande à GMV sans introduire le modèle du séisme et (c) commande à GMV avec introduction du modèle du séisme.

Afin de pouvoir faire la comparaison entre les différentes techniques, le tableau II.3 donne la variance de la sortie pour les différents cas.

Tableau II.2. Polynômes de pondération utilisés

	Modèle de Kanai-Tajimi	modèle de Clough-Penzien
$P_D(q^{-1})$	1	1
$P_N(q^{-1})$	$1 - 0.5q^{-1}$	$1 - 0.01q^{-1}$

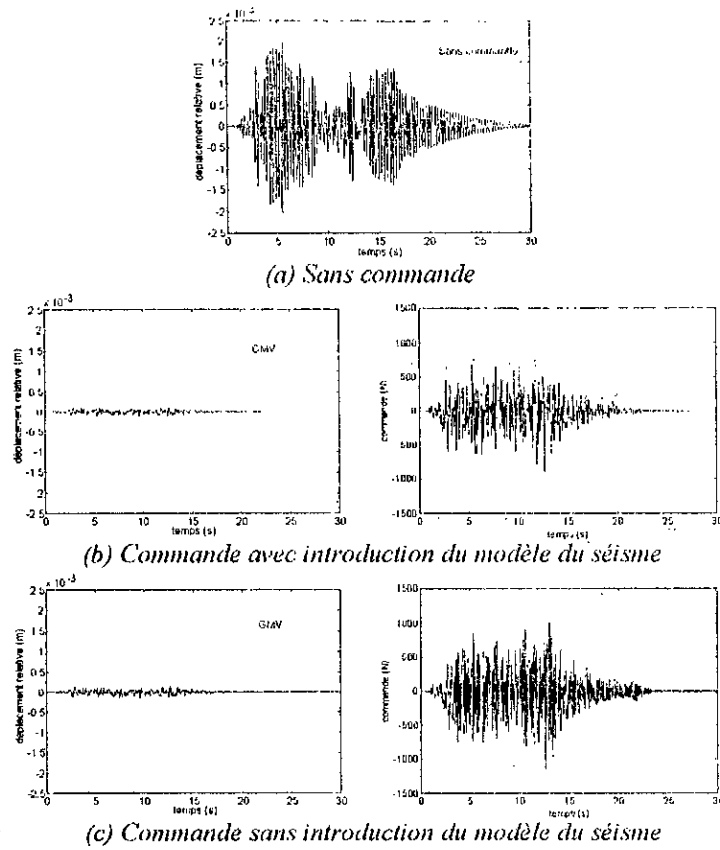


Fig. II.8. Réponse de la structure à l'excitation de Kanai-Tajimi pour $Q=10^7$

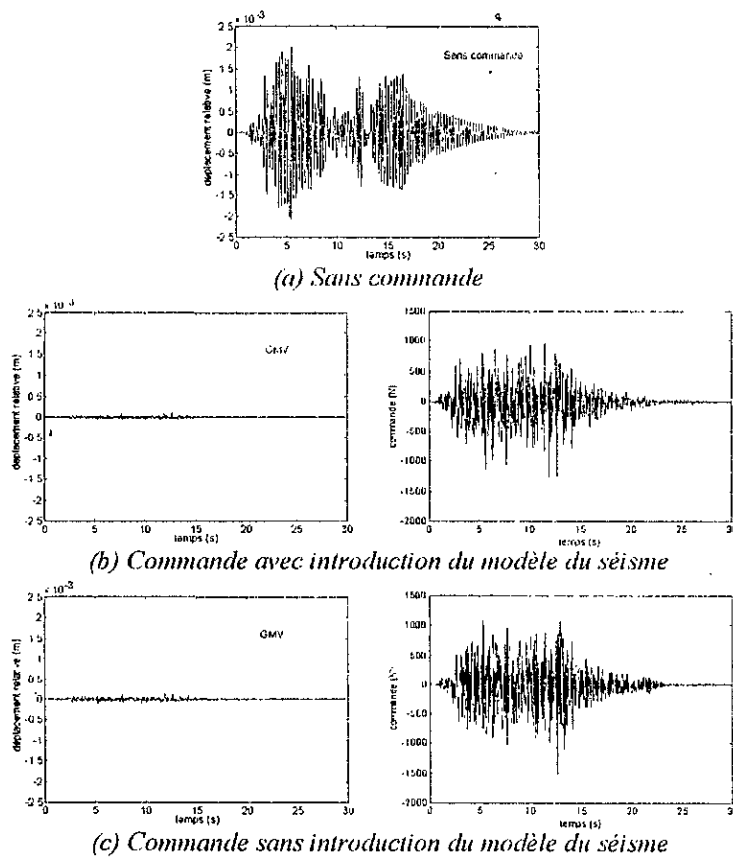


Fig. II.9. Réponse de la structure à l'excitation de Clough-Penzien pour $Q=10^7$

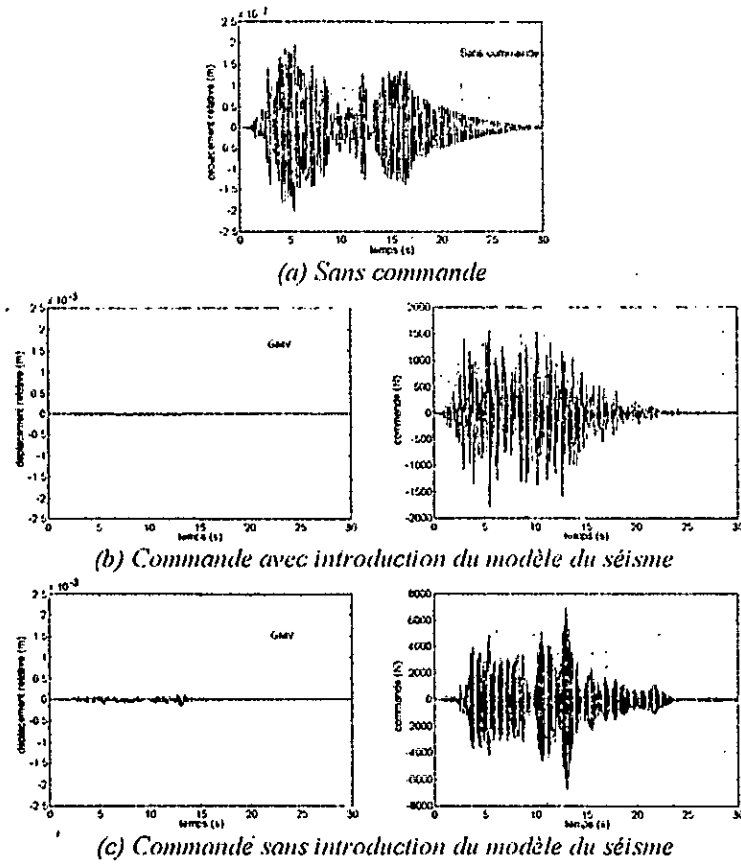


Fig. II.10. Réponse de la structure à l'excitation de Kanai-Tajimi pour $Q=10^{-8}$

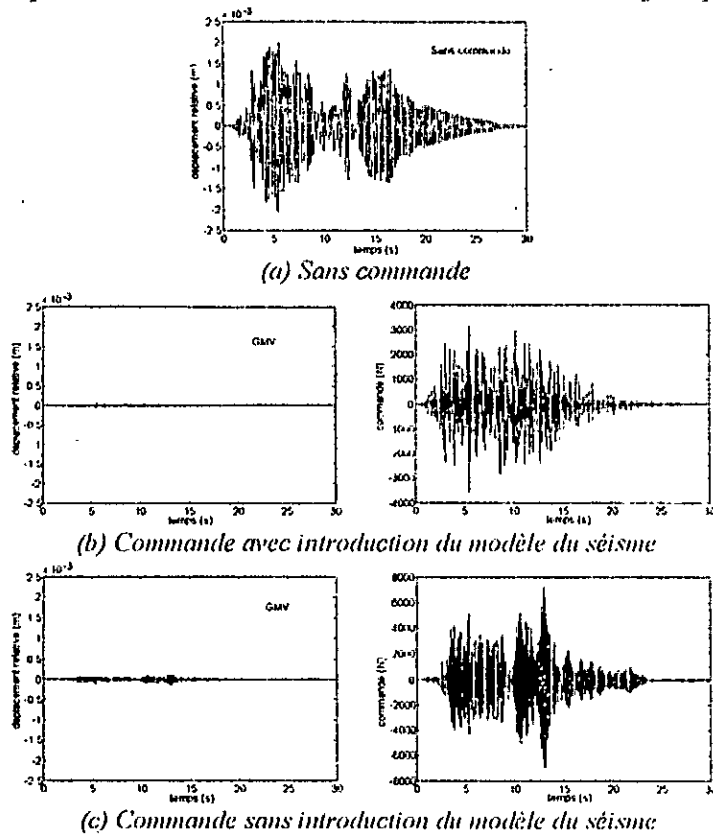


Fig. II.11. Réponse de la structure à l'excitation de Clough-Penzien pour $Q=10^{-8}$

Tableau II.3. Variance de sortie

$Q = 10^{-7}$		
	Modèle de Kanai-Tajimi	Modèle de Clough-Penzien
Sans commande	$3,4016 \cdot 10^{-7}$	$3,4197 \cdot 10^{-10}$
Commande avec introduction du modèle du séisme	$8,575 \cdot 10^{-10}$	$3,4171 \cdot 10^{-10}$
Commande sans introduction du modèle du séisme	$1,3232 \cdot 10^{-9}$	$6,7398 \cdot 10^{-10}$
$Q = 10^{-8}$		
	Modèle de Kanai-Tajimi	Modèle de Clough-Penzien
Sans commande	$3,4016 \cdot 10^{-7}$	$3,4197 \cdot 10^{-7}$
Commande avec introduction du modèle du séisme	$1,6286 \cdot 10^{-10}$	$2,2414 \cdot 10^{-10}$
Commande sans introduction du modèle du séisme	$9,0307 \cdot 10^{-10}$	$7,2826 \cdot 10^{-10}$

Les résultats de simulations démontrent l'efficacité de la GMV dans la commande des structures. Le déplacement relatif de la structure a été considérablement réduit et devient presque négligeable par rapport au déplacement en boucle ouverte.

Néanmoins, la connaissance du modèle de l'excitation sismique est très bénéfique si on veut obtenir de meilleures performances. En effet, l'incorporation de ce modèle dans le calcul du modèle ARMAX qui sera ensuite utilisé dans la GMV diminue d'avantage le déplacement de la structure avec une réduction de l'effort de commande. La modification du modèle ARMAX induit une modification de la dynamique et des performances en boucle fermée. L'introduction du modèle du séisme permet d'obtenir un modèle ARMAX qui est proche du modèle ARMAX réel de la structure avec son environnement d'où l'amélioration des performances du système.

Les résultats obtenus dépendent aussi d'un bon choix des polynômes de pondérations. Ces derniers modifient le comportement du système en boucle fermée. La pondération sur la commande Q permet de faire un compromis entre les performances voulues et l'effort de commande disponible.

Commande d'une structure à plusieurs degrés de liberté

Des tests de simulation des techniques de commande multivariables développées ont été effectués en utilisant une structure à trois degrés de liberté ayant les paramètres suivants [CHA96] :

$$\begin{aligned}
 m_1 &= 2100 \text{ Kg}, k_1 = 1262450 \text{ N/m}, c_1 = 3675 \text{ N.s/m} \\
 m_2 &= 2100 \text{ Kg}, k_2 = 2607500 \text{ N/m}, c_2 = 10500 \text{ N.s/m} \\
 m_3 &= 2100 \text{ Kg}, k_3 = 2607500 \text{ N/m}, c_3 = 10500 \text{ N.s/m}
 \end{aligned}$$

Comme dans le cas monovariante, Un contrôleur à tendon active est installé au niveau de chaque étage de la structure où l'angle d'inclinaison des tendons par rapport au sol est de 25° . la force de commande générée par l'actionneur placé à l'étage i est $u_i / \cos 25^\circ$. Ainsi, on peut supposer que la commande est appliquée au niveau de chaque étage et est générée de l'extérieur par une source d'énergie indépendante.

Une période d'échantillonnage $T_e = 0.02$ s est utilisée pour les trois approches développées.

1^{ère} approche : GMV multivariable

Les paramètres du modèle ARMAX multivariable de la structure sont les suivants

$$A_1 = \begin{bmatrix} -1,225 & -0,3059 & 0 \\ -0,2906 & -0,9905 & -0,2906 \\ 0 & -0,318 & -1,451 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 0,8737 & -0,1309 & 0 \\ -0,1236 & 0,8187 & -0,1236 \\ 0 & -0,1354 & 0,9048 \end{bmatrix},$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} 8,568 & -8,568 & 0 \\ 0 & 8,215 & -8,215 \\ 0 & 0 & 8,842 \end{bmatrix} \cdot 10^{-8}, B_2 = \begin{bmatrix} 8,182 & -8,182 & 0 \\ 0 & 7,667 & -7,667 \\ 0 & 0 & 8,547 \end{bmatrix} \cdot 10^{-8},$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} 0,955 & 0 & 0 \\ 0 & 0,933 & 0 \\ 0 & 0 & 0,966 \end{bmatrix}$$

Les polynômes de pondération utilisés sont

$$\underline{Q}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 2 \cdot 10^{-7} & 0 & 0 \\ 0 & 2 \cdot 10^{-7} & 0 \\ 0 & 0 & 2 \cdot 10^{-7} \end{bmatrix}$$

$$\underline{P}(q^{-1}) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0,5 & 0 & 0 \\ 0 & -0,5 & 0 \\ 0 & 0 & -0,5 \end{bmatrix} q^{-1}$$

Les réponses de la structure aux modèles d'excitation de Kanai-Tajimi et de Clough-Penzien sont consignées sur les figures II.13 et II.14 respectivement.

2^{ème} approche : GMV avec modèle de la structure découplé

Une identification en hors-ligne de la structure à trois degrés de liberté a été effectuée en utilisant l'algorithme MCE à trace constante pour déterminer le modèle ARMAX découplé de la structure. La trace de l'algorithme est de 10^7 et $\lambda_1/\lambda_2=1$. Une séquence binaire pseudo-aléatoire (SBPA) de longueur 511 a été utilisée comme excitation pour chaque étage. L'amplitude de la SBPA est de 120, 100 et 80 pour le 1^{er}, 2^{ème} et 3^{ème} étage respectivement.

L'évolution dans le temps des paramètres du modèle ARMAX ainsi que l'erreur de prédiction est représentée sur la figure II.12. Le tableau II.4 donne les valeurs de ces paramètres après convergence.

Les paramètres obtenus sont utilisés pour implanter la commande à GMV pour chaque étage indépendamment. Les polynômes de pondération utilisés sont

$$Q_i(q^{-1}) = 2 \cdot 10^{-7}, P_i(q^{-1}) = 1 - 0,5q^{-1}, \quad i = \overline{1,3}$$

Les réponses de la structure aux modèles d'excitation de Kanai-Tajimi et Clough-Penzien sont consignées sur les figures II.15 et II.16 respectivement.

Tableau II.4. Paramètres du modèle ARMAX découplé

	1 ^{er} étage			2 ^{ème} étage			3 ^{ème} étage		
	$n_1=2$	$m_1=2$	$l_1=1$	$n_2=2$	$m_2=2$	$l_2=1$	$n_3=2$	$m_3=2$	$l_3=1$
a_0		1			1			1	
a_1		-1,8876			-1.9195			-1.9196	
a_2		0,95397			0.98128			0.98098	
b_1		$6,1395 \cdot 10^{-9}$			$4,4012 \cdot 10^{-8}$			$2,3616 \cdot 10^{-8}$	
b_2		$1,0709 \cdot 10^{-8}$			$3,1772 \cdot 10^{-8}$			$-4,1325 \cdot 10^{-8}$	
c_0		1			1			1	
c_1		0.68405			0.12663			0.43404	

3^{ème} approche : GMV avec modèle empirique

Pour implanter cette approche, la tableau II.5 donne les nouveaux paramètres de la structure (modèle reparamétrisé) ainsi que le modèle ARMAX correspondant.

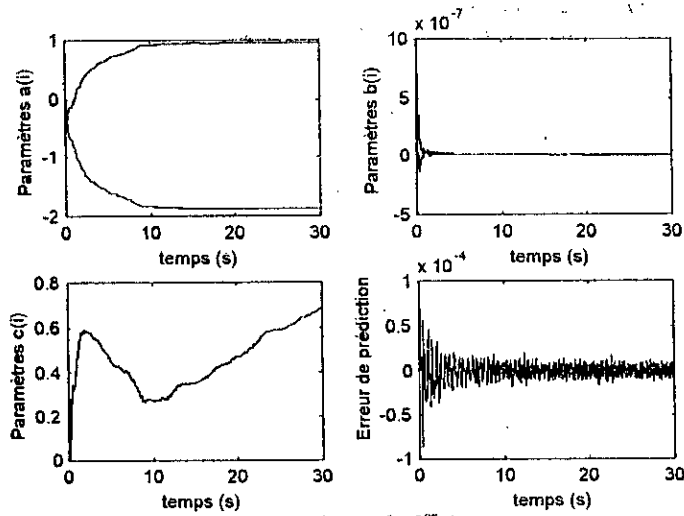
Les polynômes de pondération utilisés dans l'algorithme de la GMV sont :

$$Q_i(q^{-1}) = 2 \cdot 10^{-7}, P_i(q^{-1}) = 1 - 0.5q^{-1}, \quad i = 1, 3$$

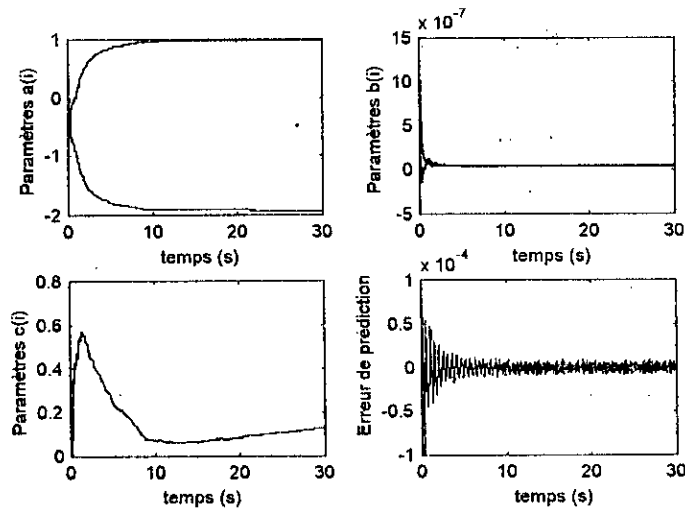
Les réponses de la structure aux modèles d'excitation de Kanai-Tajimi et Clough-Penzien sont consignées sur les figures II.17 et II.18 respectivement.

Tableau II.5. Paramètres de la structure et du modèle ARMAX

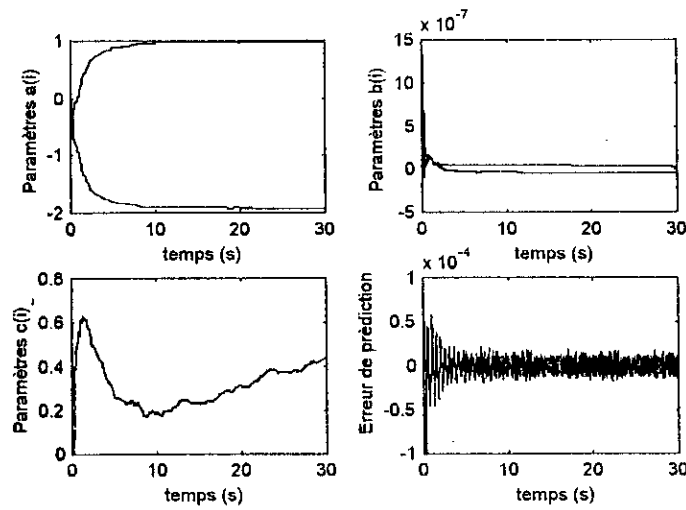
	1 ^{er} étage			2 ^{ème} étage			3 ^{ème} étage		
	$n_1=2$	$m_1=2$	$l_1=1$	$n_2=2$	$m_2=2$	$l_2=1$	$n_3=2$	$m_3=2$	$l_3=1$
m_i^*		2100 Kg			2100 Kg			2100 Kg	
c_i^*		14175 N.s/m			21000 N.s/m			10500 N.s/m	
k_i^*		3869950 N/m			5215000 N/m			2607500 N/m	
a_0		1			1			1	
a_1		-1,225			-0,9905			-1,451	
a_2		0,8737			0,8187			0,9048	
b_1		$8,568 \cdot 10^{-8}$			$8,215 \cdot 10^{-8}$			$8,842 \cdot 10^{-8}$	
b_2		$8,182 \cdot 10^{-8}$			$7,667 \cdot 10^{-8}$			$8,547 \cdot 10^{-8}$	
c_0		1			1			1	
c_1		0,9549			0,9333			0,9666	



(a) Paramètres du 1^{er} étage



(b) Paramètres du 2^{ème} étage



(c) Paramètres du 3^{ème} étage

Fig. II.12. Evolution des paramètres du modèle ARMAX identifié

1^{ère} approche (GMV multivariable)

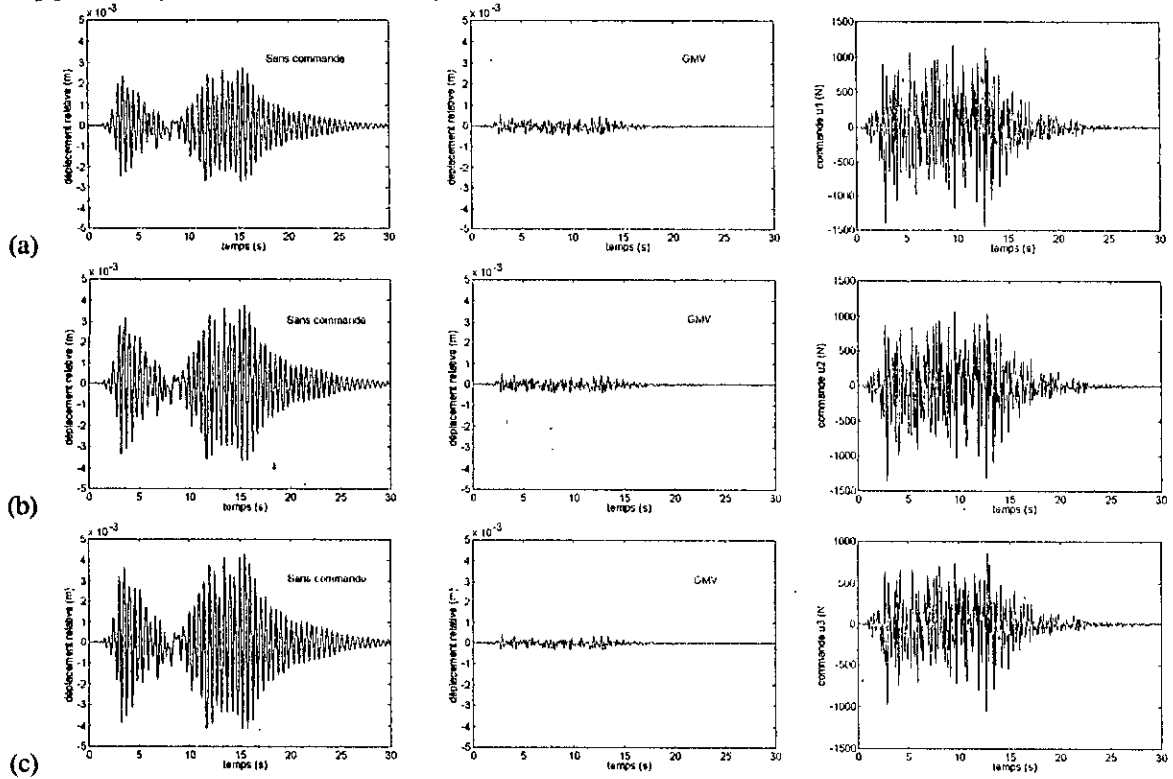


Fig. II.13. Réponse à l'excitation de Kanai-Tajimi
 (a) 1^{er} étage, (b) 2^{ème} étage, (c) 3^{ème} étage

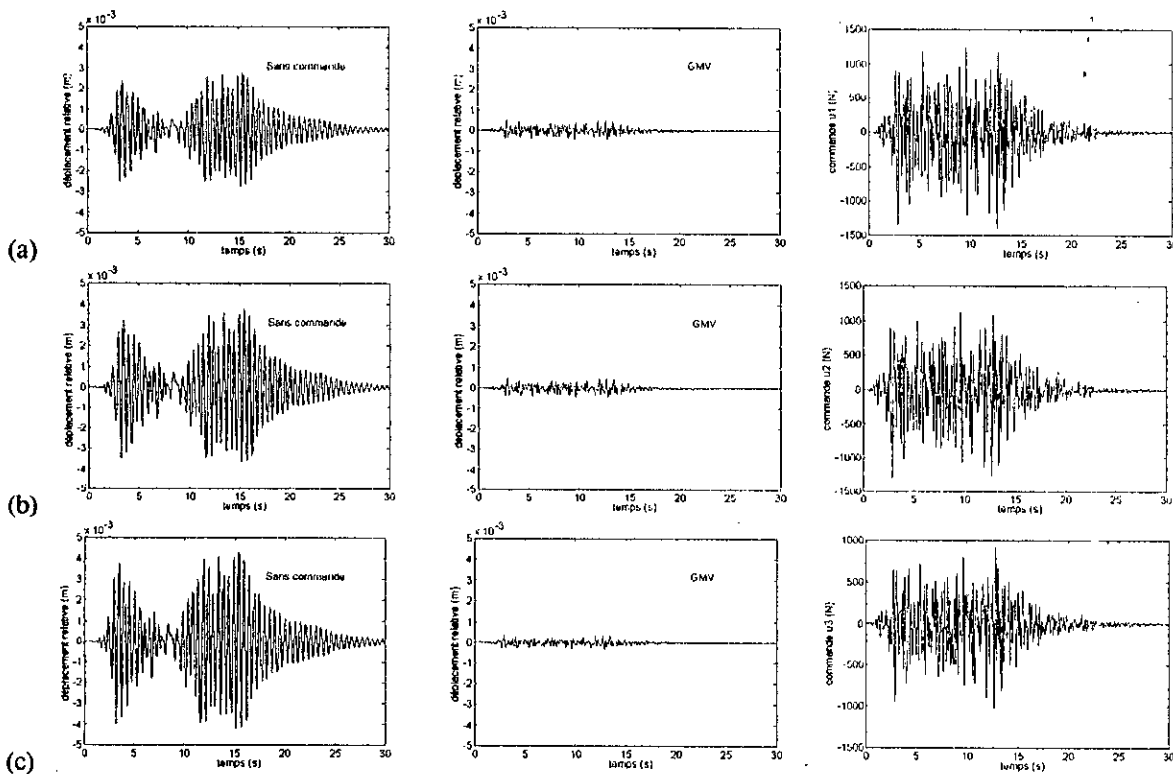


Fig. II.14. Réponse à l'excitation de Clough-Penzien
 (a) 1^{er} étage, (b) 2^{ème} étage, (c) 3^{ème} étage

2^{ème} approche (GMV avec modèle découplé)

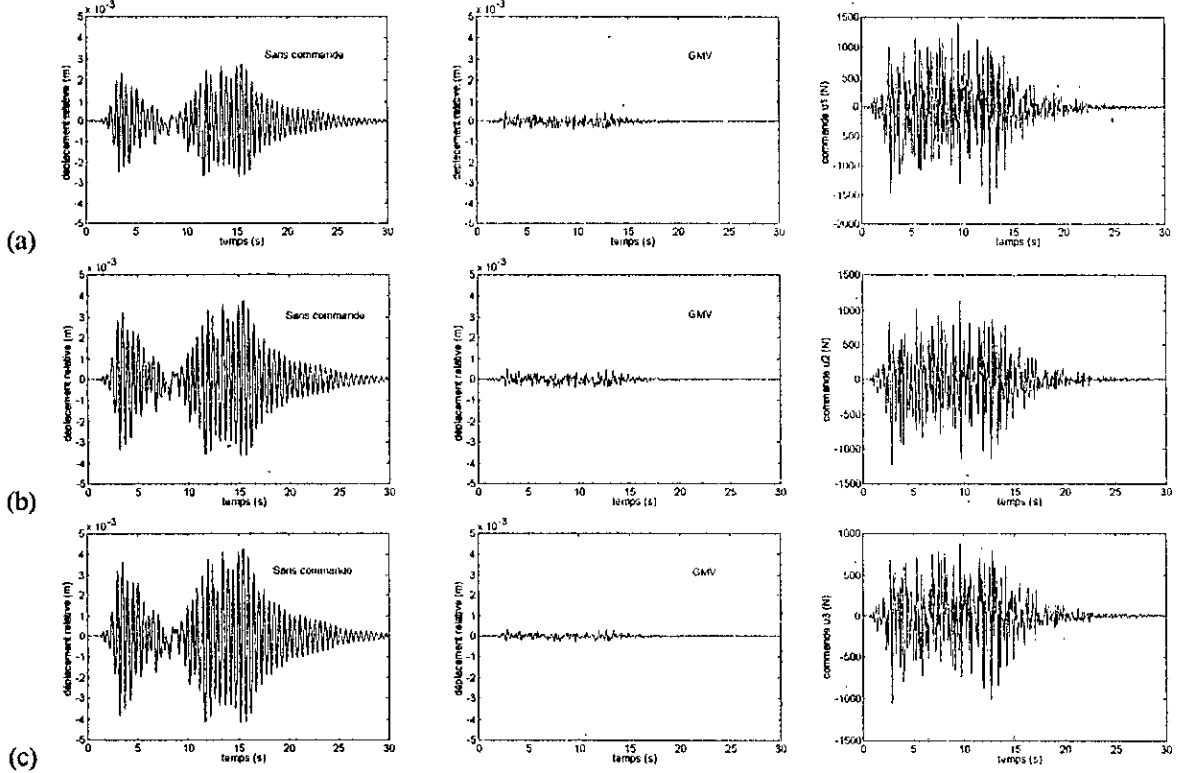


Fig. II.15. Réponse à l'excitation de Kanai-Tajimi
 (a) 1^{er} étage, (b) 2^{ème} étage, (c) 3^{ème} étage

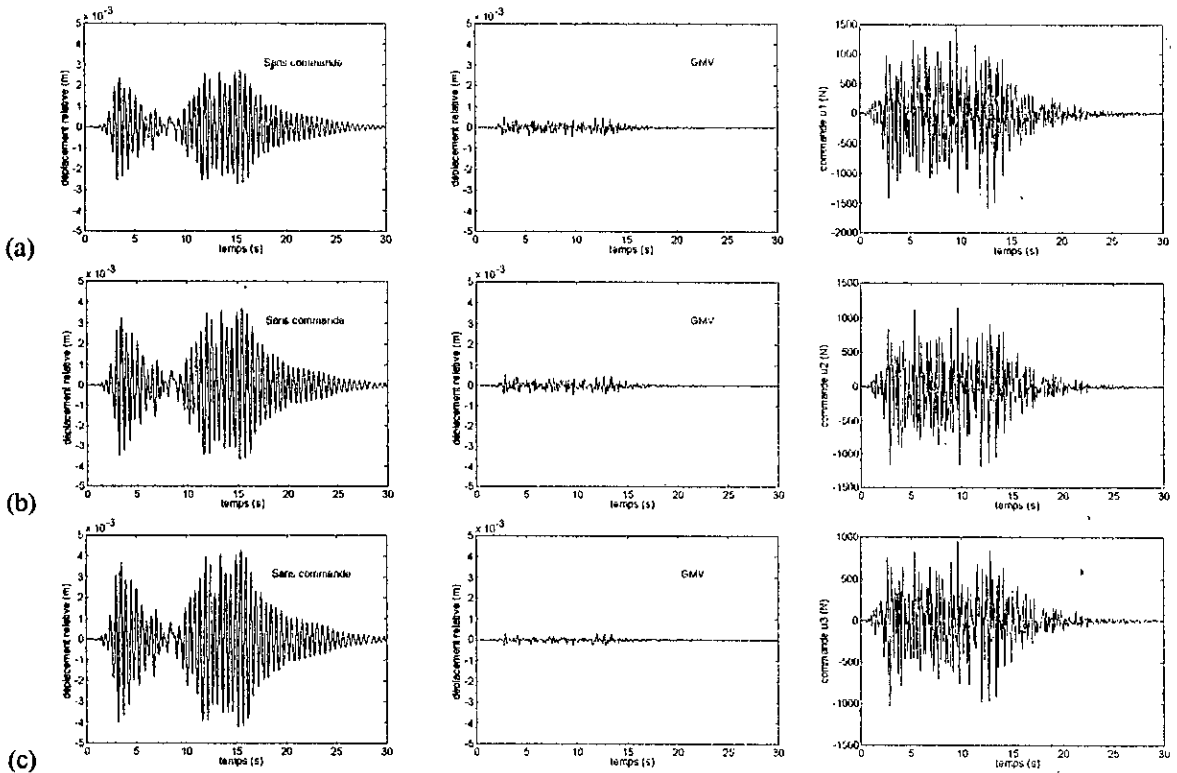


Fig. II.16. Réponse à l'excitation de Clough-Penzien
 (a) 1^{er} étage, (b) 2^{ème} étage, (c) 3^{ème} étage

3^{ème} approche (GMV avec modèle empirique)

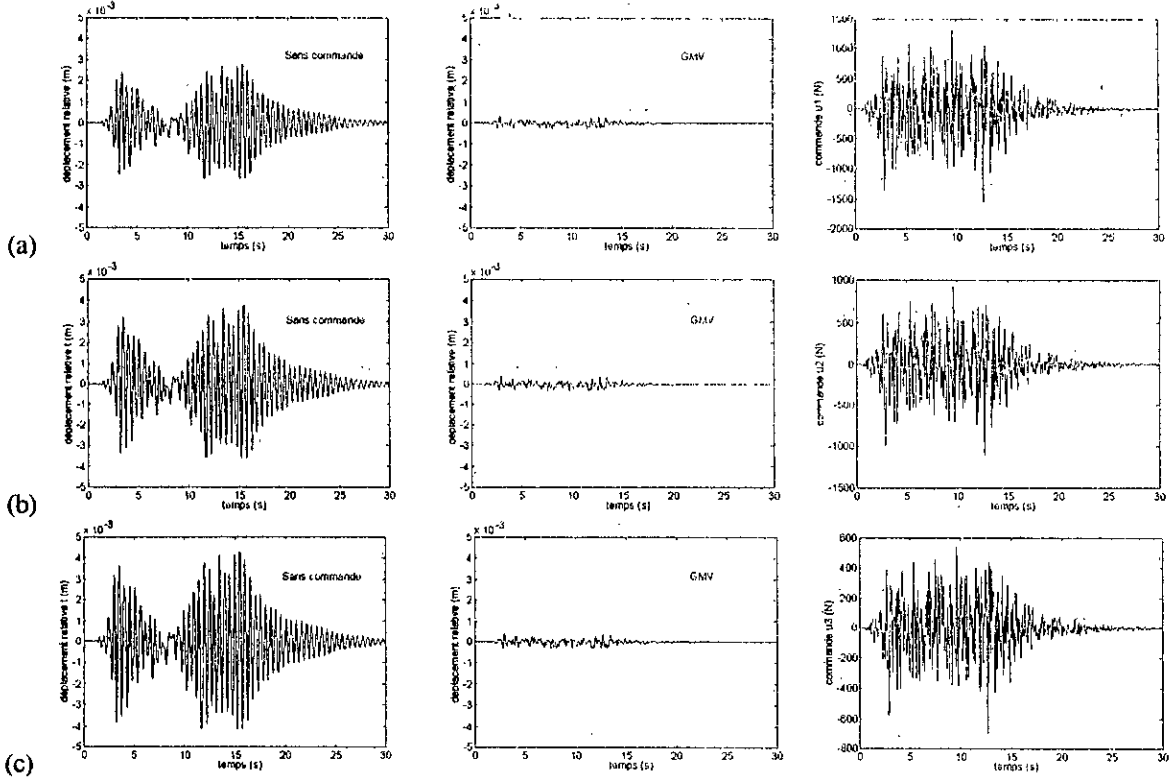


Fig. II.17. Réponse à l'excitation de Kanai-Tajimi
(a) 1^{er} étage, (b) 2^{ème} étage, (c) 3^{ème} étage

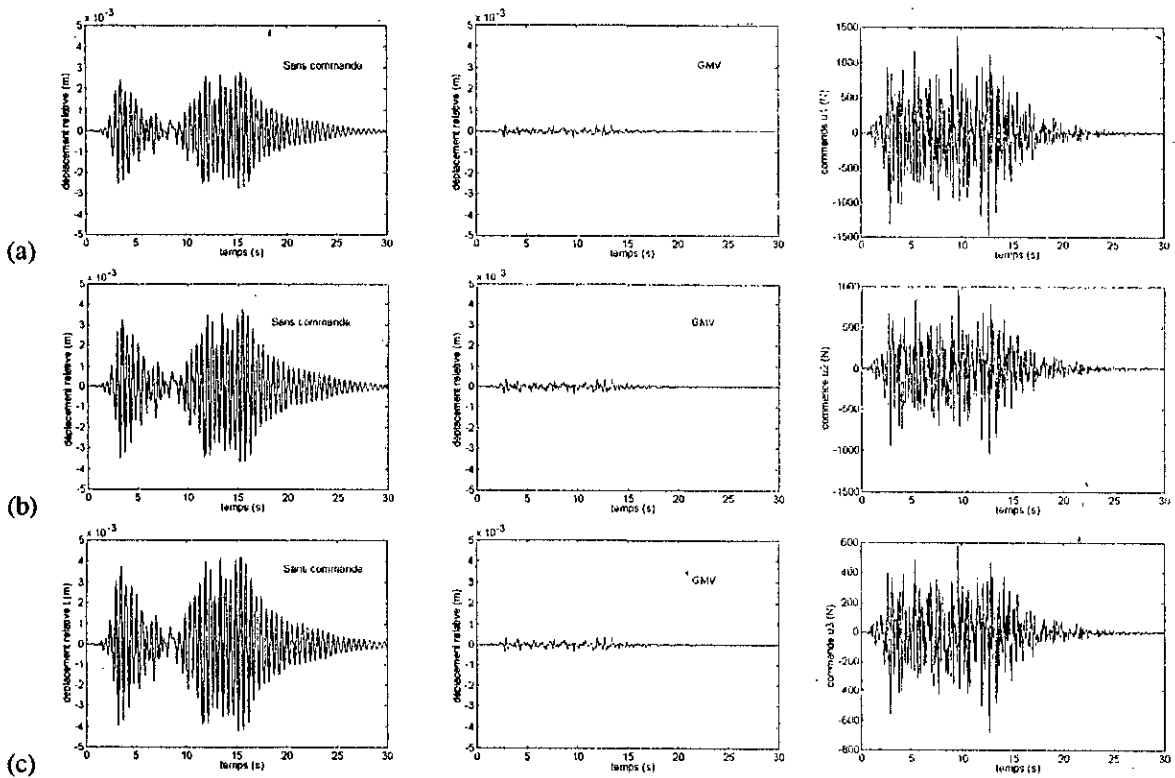


Fig. II.18. Réponse à l'excitation de Clough-Penzien
(a) 1^{er} étage, (b) 2^{ème} étage, (c) 3^{ème} étage

Afin de pouvoir comparer et déceler les différences entre les trois techniques développées, le tableau II.6 donne la variance de sortie de chaque étage de la structure pour les différents types d'excitations et les différents types de commande.

Tableau II.6. Variance de sortie pour les approches multivariables

Modèle d'excitation de Kanai-Tajimi				
	Sans commande	1 ^{ère} approche	2 ^{ème} approche	3 ^{ème} approche
1 ^{er} étage	$8,4792 \cdot 10^{-7}$	$1,4868 \cdot 10^{-8}$	$1,1421 \cdot 10^{-8}$	$5,1373 \cdot 10^{-9}$
2 ^{ème} étage	$1,5669 \cdot 10^{-6}$	$1,4473 \cdot 10^{-8}$	$1,2615 \cdot 10^{-8}$	$8,5847 \cdot 10^{-9}$
3 ^{ème} étage	$2,0394 \cdot 10^{-6}$	$7,9022 \cdot 10^{-9}$	$4,9915 \cdot 10^{-9}$	$8,2635 \cdot 10^{-9}$
Modèle d'excitation de Clough-Penzien				
	Sans commande	1 ^{ère} approche	2 ^{ème} approche	3 ^{ème} approche
1 ^{er} étage	$8,5882 \cdot 10^{-7}$	$1,4698 \cdot 10^{-8}$	$1,125 \cdot 10^{-8}$	$4,9138 \cdot 10^{-9}$
2 ^{ème} étage	$1,5872 \cdot 10^{-6}$	$1,4287 \cdot 10^{-8}$	$1,2377 \cdot 10^{-8}$	$8,2192 \cdot 10^{-9}$
3 ^{ème} étage	$2,066 \cdot 10^{-6}$	$7,7709 \cdot 10^{-9}$	$4,8614 \cdot 10^{-9}$	$7,9106 \cdot 10^{-9}$

Les résultats de simulation démontrent l'efficacité des trois techniques de commande développées. Les réponses de la structure ont été considérablement diminuées avec un effort de commande acceptable et une grande partie de l'effet de l'excitation sismique a été compensée.

D'après les résultats obtenus, on constate que les trois approches développées ont des performances plus ou moins comparable, mais d'après le tableau des variances de sortie, on distingue que l'approche avec modèle empirique est légèrement plus performante que les deux autres approches.

Du point de vue développement théorique, la GMV multivariable est une technique obtenue sur la base d'équations bien définies, mais l'inconvénient de cette technique est qu'elle exige beaucoup de calcul et de manipulation de matrices en particulier pour les structures au nombre élevé de degrés de liberté (la dimension des matrices va augmenter avec le nombre de degrés de liberté). Tandis que la 2^{ème} et la 3^{ème} approche, bien que cette dernière est une approche empirique, ont l'avantage de la décentralisation où chaque étage est commandé indépendamment. Chaque loi de commande peut être implantée dans une station de commande locale, d'où la réduction du temps de calcul et de la capacité mémoire requise.

II.5. CONCLUSION

Dans ce chapitre, plusieurs techniques de commande pour les structures de génie civil ont été présentées. Les résultats de simulations ont démontré l'efficacité de ces techniques dans la réduction des réponses des structures.

Pour les structures à un seul degré de liberté, la commande à variance minimale généralisée (GMV) permet, avec un bon choix des polynômes de pondération, d'obtenir des performances très satisfaisantes et de compenser l'effet de l'excitation sismique d'une façon considérable. Cependant, nous avons mis en évidence que la connaissance du modèle de l'excitation sismique et son incorporation dans le développement du modèle ARMAX permet d'améliorer d'avantages les performances du système en boucle fermée. On obtiendra de meilleurs performances avec un effort de commande plus réduit. Donc un gain du point de vue performances et du point de vue économie de l'énergie.

Pour les structures à plusieurs degrés de liberté, trois approches ont été développées et testées. La GMV multivariable est une approche centralisée basée sur la généralisation de la GMV monovariante. Elle donne de bon résultats mais elle présente beaucoup de calcul intermédiaires et de manipulation de matrices. La 2^{ème} et la 3^{ème} approche ont l'avantage de la décentralisation. La 2^{ème} approche utilise un modèle de représentation découplé pour commander chaque étage de la structure par une loi de commande à GMV locale. L'effet des interconnexions est inclus implicitement dans le modèle utilisé. La 3^{ème} approche est basée sur une reparamétrisation du modèle de la structure tel que les termes d'interconnexion entre les étages sont considérés comme des perturbations et qui sont par la suite compensés par la commande. On obtiendra ainsi un nouveau modèle qui à la forme découplée pour commander chaque étage d'une façon indépendante. Les résultats de ces techniques sont très satisfaisants et apportent une diminution considérable des réponses de la structure.



CHAPITRE III



**COMMANDE PAR RESEAUX DE
NEURONES**

CHAPITRE III

COMMANDE PAR RESEAUX DE NEURONES

III.1. INTRODUCTION

Dans le but de réduire l'effet des perturbations externes, en particulier les perturbations à caractère sismique, sur les structures de génie civil, plusieurs techniques de commande ont été développées et testées en littérature. La plupart de ces techniques sont développées sur la base d'hypothèses présumées [BAN98], à titre d'exemple : (1) la loi de commande est souvent élaborée en supposant un comportement linéaire ou linéarisé autour d'un point de fonctionnement de la structure à commander, (2) les paramètres de la structure sont supposés être constants sur tout l'intervalle de variation, (3) la loi de commande calculée est conçue pour un type d'excitation sismique bien spécifié.

L'inconvénient est que les techniques développées sont très dépendantes des hypothèses mentionnées précédemment. Si ces dernières sont vérifiées, l'efficacité de la commande et les performances seront assurées. Néanmoins en pratique, ces hypothèses ne sont pas toujours vérifiées. La plupart des structures présentent un comportement non linéaire dû aux très grands déplacements ainsi qu'à la non-linéarité des matériaux et l'endommagement. De plus, les variations paramétriques et les incertitudes de modélisation ne sont pas écartées, en particulier dans le cas des séismes à grande échelle. Ces considérations pratiques vont limiter l'efficacité du système de commande et les performances ne seront plus assurées.

Pour surmonter ce type de problème, les travaux récents ont opté pour un nouvel outil très puissant qui, tout en accomplissant la tâche de commande, va compenser les variations et les changements dans l'environnement de la commande. Les réseaux de neurones ont prouvé leur aptitude à accomplir cette tâche. L'emploi des réseaux de neurones est une alternative intéressante pour résoudre les problèmes de commande des structures grâce à leurs caractéristiques de non-linéarité, traitement parallèle des informations, capacité d'apprentissage et de généralisation [HOU97][HUN92][FUK92]. Les réseaux de neurones sont très utilisés dans la commande des systèmes non linéaires en raison de leur capacité à approximer arbitrairement les fonctions non linéaires.

Dans le chapitre précédent nous avons étudié plusieurs techniques de commande à base de l'algorithme à variance minimale généralisée (GMV). Cet algorithme a démontré son efficacité à compenser les réponses des structures, mais il nécessite la connaissance du modèle ARMAX du système à commander. Les performances de la GMV sont étroitement liées à la connaissance de ce modèle. Par conséquent, si les paramètres du système varient ou si le modèle de l'excitation sismique change, le modèle ARMAX utilisé ne représente plus le modèle ARMAX réel, et les performances de la commande ne seront plus garanties.

Pour palier à ce problème, nous utiliserons dans ce chapitre un réseau de neurone qui apprend à commander le système à partir de la loi de commande à GMV. Le réseau de neurones acquiert les avantages de la GMV, mais d'autre part, il utilise ses capacités de généralisation pour palier à ses inconvénients.

III.2. RAPPEL SUR LES DIFFERENTS TYPES DE COMMANDE PAR RESEAUX DE NEURONES

Contrairement aux algorithmes de commande classiques où la loi de commande est formulée explicitement, le régulateur neuronal apprend la tâche de commande. Le réseau de neurones acquiert les connaissances sur la commande du système à partir d'un ensemble d'exemples et mémorise ces informations dans les poids d'interconnexion.

Il existe plusieurs stratégies de commande par réseaux de neurones. Nous citerons dans ce qui suit les méthodes les plus connues, où les réseaux de neurones ont trouvé leur application directe [HUN92][FUK92][MIL92][NAR90][YED98].

III.2.1. COMMANDE INVERSE

Dans cette commande, un réseau de neurones apprend le modèle inverse d'un système. Ce réseau est ensuite mis en cascade avec le système pour le commander. Si le réseau a bien appris le modèle inverse, la sortie du système sera très proche de la référence fournie par un opérateur humain ou un programme de calcul à l'entrée du réseau. (fig. III.1)

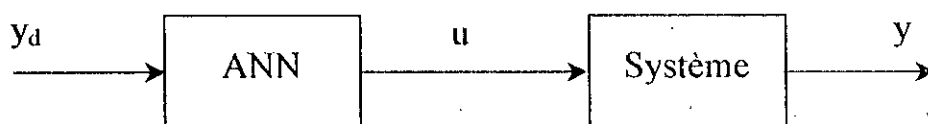


Fig. III.1. Schéma de la commande inverse

III.2.2. COMMANDE SUPERVISEE

Un réseau de neurone apprend à imiter un être humain ou un programme de calcul qui sait déjà accomplir une tâche donnée. Cette technique permet d'améliorer les performances du régulateur existant en utilisant les caractéristiques intrinsèques des réseaux de neurones. (fig. III.2)

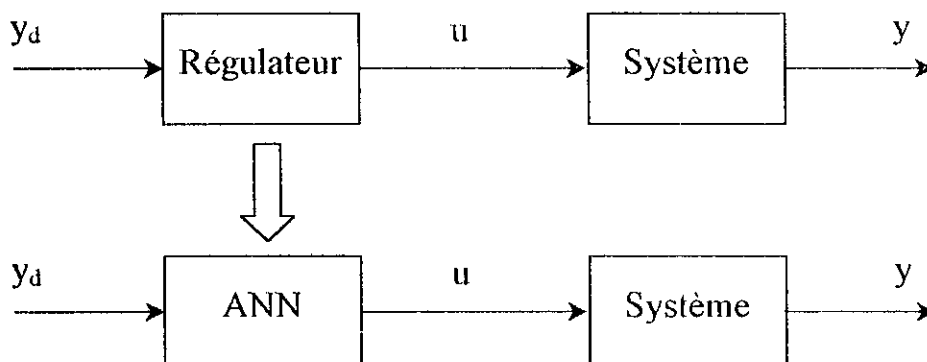


Fig. III.2. Schéma de la commande supervisée

III.2.3. COMMANDE PAR BOUCLAGE LINEARISANT

En utilisant le modèle de connaissance du système, on synthétise un retour par réseaux de neurones dont le but est de linéariser le système. Puis une commande classique est appliquée au système linéarisé. (fig. III.3)

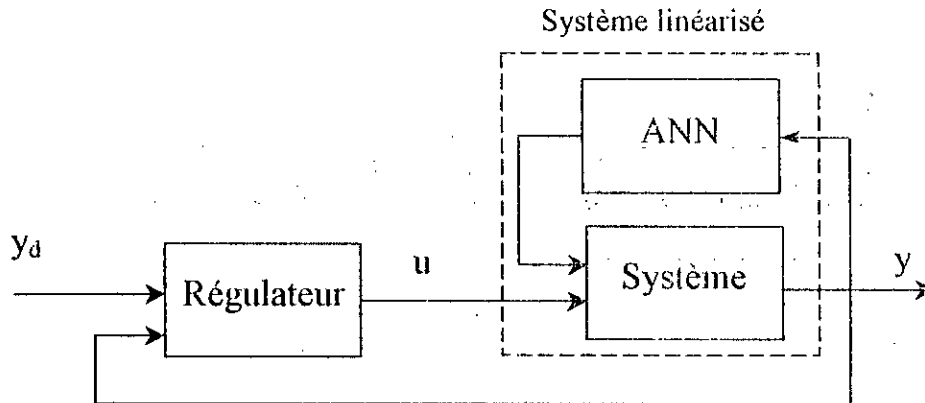


Fig. III.3. Schéma de la commande par bouclage linéarisant

III.2.4. COMMANDE ADAPTATIVE PAR MODELE DE REFERENCE

Les performances du système en boucle fermée sont spécifiées par un modèle de référence. L'erreur entre le système et le modèle de référence est utilisée pour entraîner un réseau de neurones qui fournit la commande nécessaire pour ramener la sortie du système à la sortie désirée. Dans le cas où le modèle de référence serait le système identité cette approche coïncide avec la commande inverse. (fig. III.4)

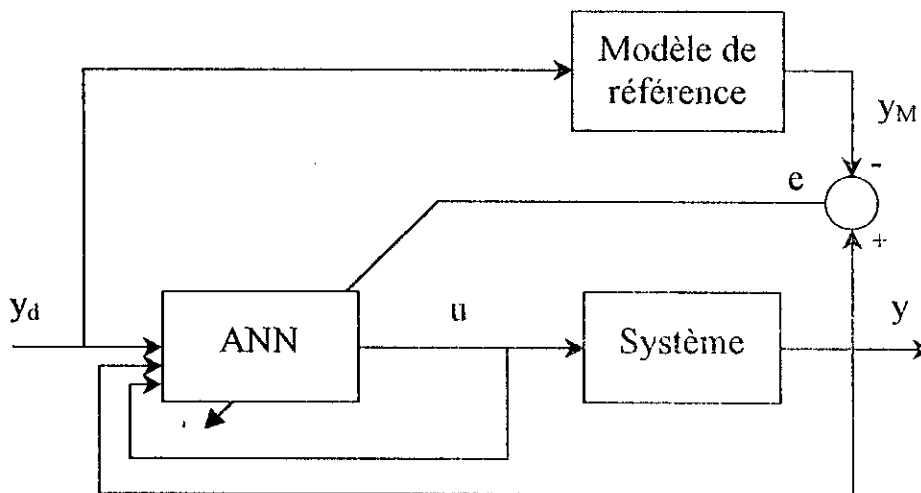


Fig. III.4. Schéma de la commande adaptative par modèle de référence en utilisant les réseaux de neurones

III.2.5. COMMANDE ADAPTATIVE AUTO-AJUSTABLE

C'est une commande adaptative indirecte, où le réseau est utilisé pour estimer le modèle ou les paramètres du modèle du système à commander. La commande est ensuite calculée en utilisant ces estimations. (fig. III.5)

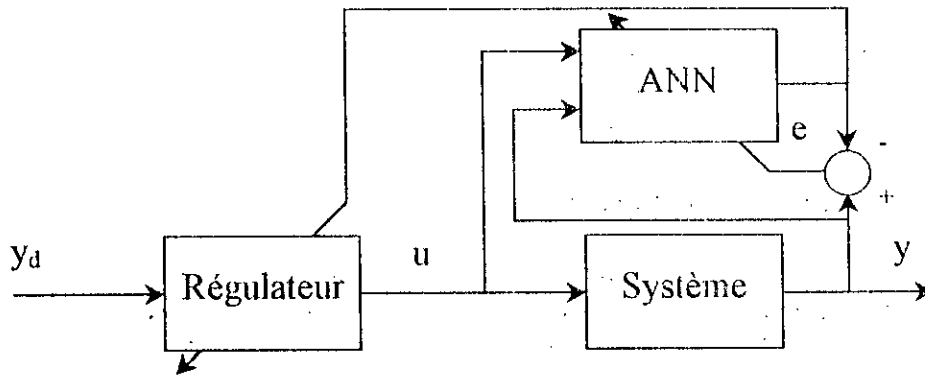


Fig. III.5. Schéma de la commande adaptative auto-ajustable par RNA

III.2.6. COMMANDE PREDICTIVE

Dans cette approche un réseau de neurones est entraîné pour prédire la sortie future du système sur un horizon donné. La prédiction fournie par le réseau est utilisée dans un algorithme d'optimisation afin de minimiser un certain critère de performance et produire le signal de commande nécessaire. (fig. III.6)

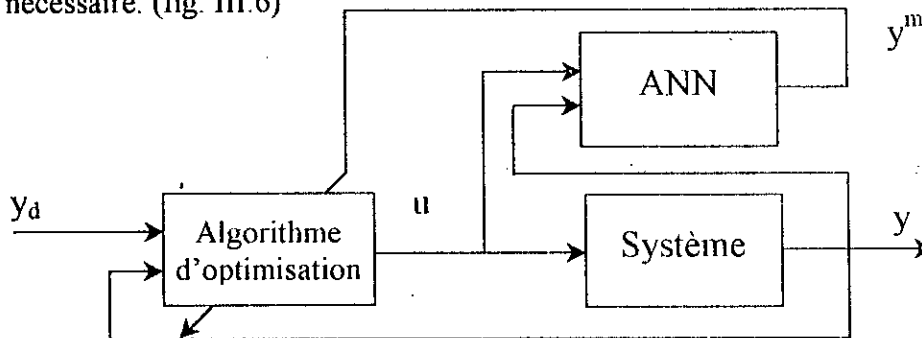


Fig. III.6. Schéma de la commande prédictive par RNA

III.2.7. COMMANDE A APPRENTISSAGE PAR RENFORCEMENT

La stratégie de cette commande consiste à minimiser un critère ou un indice de performance appelé *fonction critique* fourni par l'utilisateur. Elle nécessite l'utilisation de 2 réseaux, l'un a pour rôle de commander le système, l'autre, appelé réseau critique sert à évaluer la fonction critique et orienter l'adaptation des poids du réseau régulateur en utilisant la technique de l'apprentissage par renforcement. L'avantage de cette stratégie est qu'elle ne nécessite pas la connaissance du modèle du système à commander. (fig. III.7)

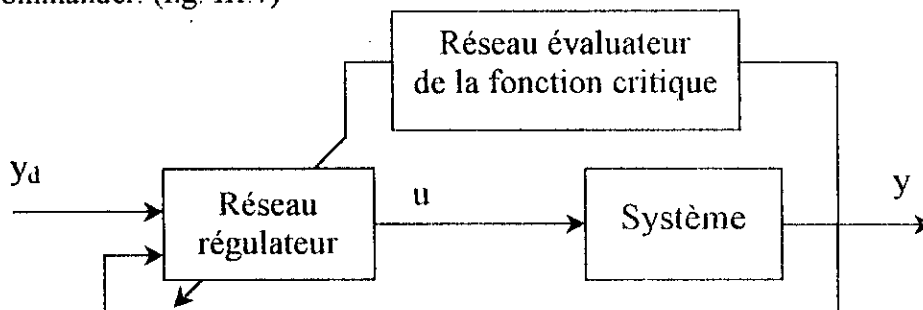


Fig. III.7. Schéma de la commande à apprentissage par renforcement

III.3. STRATEGIE DE COMMANDE PAR RESAUX DE NEURONES

Le principe de la stratégie de commande que nous allons adopter dans ce chapitre consiste en une commande supervisée où le réseau de neurones est utilisé pour remplacer le régulateur à GMV (fig. III.8). Le réseau de neurones va apprendre à commander la structure à partir de données générées de la loi de commande à GMV. En utilisant leurs capacités d'apprentissage et de généralisation, les réseaux de neurones vont pouvoir commander la structure tout en surmontant les inconvénients de la GMV dus à sa dépendance du modèle de la structure.

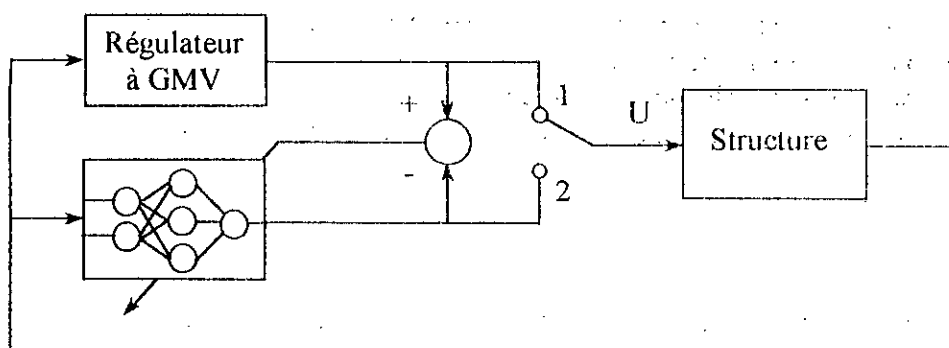


Fig. III.8. Schéma de la stratégie de commande par réseaux de neurones

La commande est implantée en deux phases :

- Phase d'apprentissage (1) : dans cette phase, un réseau de neurones apprend la fonction entrées/sorties du régulateur existant. Pour cela, un fichier d'exemples est généré en laissant ce régulateur commander le système. Puis un algorithme d'apprentissage supervisé est utilisé pour entraîner le réseau.
- Phase de commande (2) : une fois l'apprentissage effectué, le régulateur est enlevé et le réseau de neurones est mis à sa place pour commander le système.

L'un des premiers exemples de la commande supervisée est le pendule inversé de Widrow [FUK92] en 1960. Widrow a référé à cette commande comme une méthode de construction d'un système expert neuronal par l'acquisition du savoir-faire d'un expert existant. Guez et Selinsky [GUE88] ont fourni une version plus améliorée et plus sophistiquée de la commande supervisée. Ils ont mis en évidence la capacité d'un réseau de neurone à apprendre à commander un système dynamique à partir d'exemples générés par des lois de commande linéaire, non linéaire et par un opérateur humain. Jorgenson [MIL92] à lui aussi fourni un excellent exemple de la commande supervisée dans le domaine de l'aéronautique.

ALGORITHME D'APPRENTISSAGE

L'algorithme que nous utiliserons pour entraîner les réseaux de neurones est le fameux algorithme de la rétropropagation (Backpropagation). Cet algorithme est basé sur la minimisation d'un critère quadratique de l'erreur entre la sortie désirée et la sortie du réseau. Ceci est fait en changeant continuellement les poids du réseau dans la direction de la plus grande descente de l'erreur (procédure de descente du gradient). Le changement de chaque paramètre est proportionnel à sa relative contribution dans le critère d'erreur.

L'apprentissage par cette méthode s'effectue en 2 étapes :

- 1^{ère} étape : un signal d'entrée appliqué au réseau se propage à travers les couches supérieures pour enfin générer le signal de sortie.
- 2^{ème} étape : la sortie du réseau est comparée avec la sortie désirée et un signal d'erreur est généré. Ce dernier se rétropropage à travers les couches du réseau, provoquant ainsi une modification des poids dans le sens de la minimisation de l'erreur.

Pour un réseau statique à couches, la sortie O_j^l d'un neurone de la couche l est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{cases} O_j^l = f(\text{net}_j^l) \\ \text{net}_j^l = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^l O_i^{l-1} \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

où

net_j^l est la somme pondérée des sorties de la couche $(l-1)$

w_{ji}^l est le poids d'interconnexion entre le $i^{\text{ème}}$ neurone de la couche $(l-1)$ et le $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche l

N_{l-1} est le nombre de neurones de la couche $(l-1)$

$f(.)$ est la fonction d'activation des neurones. La fonction tangente hyperbolique est utilisée. Elle est exprimée par :

$$f(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)} \quad (\text{III.2})$$

la fonction d'erreur à minimiser à chaque itération de l'algorithme de Backpropagation est définie par :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_l} (y_{pk} - O_{pk}^l)^2 \quad (\text{III.3})$$

où

O_{pk}^l est la sortie du réseau

y_{pk} est la sortie désirée

N_l est le nombre de neurones de la couche de sortie

L'indice p indique l'élément p de l'ensemble des exemples d'apprentissage.

Le poids w_{ji}^l est ajusté de telle sorte à minimiser E_p

$$w_{ji}^l(t+1) = w_{ji}^l(t) - \eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^l(t)} \quad (\text{III.4})$$

où η est le pas d'adaptation.

On peut résumer l'algorithme de Backpropagation dans les points suivants :

1. Initialiser les poids du réseau à de petites valeurs aléatoires, généralement comprises entre -1 et 1
2. Présenter un nouvel exemple p au réseau. L'exemple p est constitué des coordonnées (X_p, Y_p) , où X_p est le vecteur d'entrée au réseau, et Y_p et le vecteur des sorties désirées.
3. Calculer la sortie du réseau suivant l'équation (III.1) ainsi que l'erreur de sortie suivant l'équation (III.3)
4. Ajuster les poids du réseau selon la formule

$$w_{ji}^l(t+1) = w_{ji}^l(t) + \Delta w_{ji}^l(t) \tag{III.5}$$

avec

$$\Delta w_{ji}^l(t) = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}^l(t)} = \eta \delta_j^l O_i^{l-1} \tag{III.6}$$

$$\delta_j^l = \begin{cases} (y_{pj} - O_{pj}^L) f'(net_j^L) & \text{pour les neurones de la couche de sortie} \\ f'(net_j^l) \sum_{k=1}^{N_{l+1}} \delta_k^{l+1} w_{kj}^{l+1} & \text{pour les neurones des couches cachées} \end{cases}$$

5. Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à ce que l'erreur totale sur l'ensemble des exemples soit inférieure à un certain seuil de performance.

REMARQUE

Comme la sortie du réseau, du fait de la fonction tangente hyperbolique, est comprise entre -1 et 1, les exemples d'apprentissage doivent être normaliser à ces valeurs. Pour éviter la saturation du réseau lors de la phase d'apprentissage ou lors de la phase de commande, la fonction d'activation des neurones de la couche de sortie est souvent choisie comme étant une fonction linéaire.

III.4. COMMANDE D'UNE STRUCTURE A UN SEUL DEGRE DE LIBERTE

Pour une structure à un seul degré de liberté, la figure III.9 donne le schéma de commande une fois la phase d'apprentissage achever. Le réseau de neurone remplace l'algorithme à GMV après avoir acquérir les informations nécessaires sur la commande de la structure.

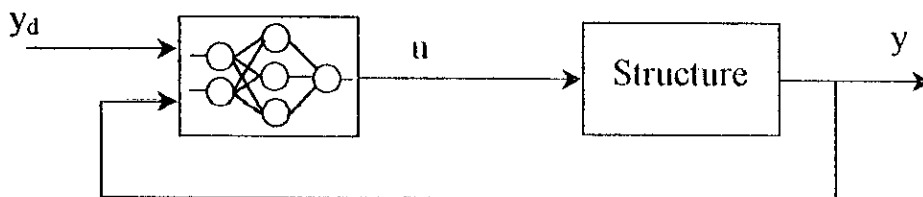


Fig. III.9. Schéma de la commande pour une structure à un seul degré de liberté

Architecture du réseau utilisé

Pour pouvoir implanter la stratégie de commande décrite ci-dessus, nous utiliserons un réseau statique multicouche ayant 8 entrées, 10 neurones dans la couche cachée et un neurone dans la couche de sortie. Les réseaux statiques à couches se prêtent bien à l'approximation des fonctions. Un réseau statique à une seule couche cachée ayant des fonctions d'activation de type sigmoïde peut approximer arbitrairement les fonctions continues [HUN92]. L'architecture du réseau est illustrée dans la Figure III.10.

Les entrées du réseau pour générer la commande à l'instant t sont : l'accélération sismique à 2 instants précédents, le déplacement relative à 3 instants précédents et la commande à 3 instants précédents. Il n'existe pas de méthodes systématiques pour le choix de ces variables d'entrée ainsi que le nombre d'instants précédents pour chaque variable [MIL92][BAN98]. Néanmoins, il faut fournir au réseau un nombre suffisant d'informations pour qu'il puisse approximer la loi de commande à GMV.

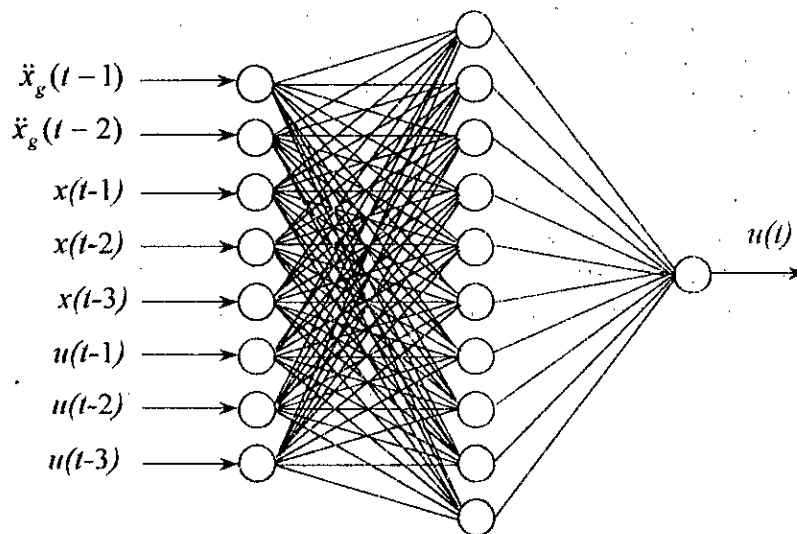


Fig. III.10. Architecture du réseau utilisé

III.5. COMMANDE D'UNE STRUCTURE A PLUSIEURS DEGRES DE LIBERTE

Il existe deux approches différentes pour la commande des structures à plusieurs degrés de liberté par la stratégie de commande précédemment décrite. La 1^{re} approche envisagée consiste à utiliser un seul réseau de neurone pour approximer le régulateur existant. Néanmoins, cette approche présente plusieurs inconvénients en particulier la dimension que va prendre le réseau utilisé. En effet, ce dernier nécessitera des informations sur tous les étages de la structure et aura un nombre de sorties égal au nombre d'étage à commander et la dimension de ce réseau augmentera proportionnellement avec le nombre de degrés de liberté. On voit bien que cette dimension pose des problèmes lors de l'apprentissage ainsi que la capacité mémoire nécessaire pour implanter ce réseau et son apprentissage dans un ordinateur. Le nombre élevé de paramètres à ajuster lors de la phase d'apprentissage nécessitera un temps énorme pour que le réseau atteigne les performances voulues.

Pour ces raisons, nous adopterons la 2^{ème} approche qui consiste à utiliser plusieurs réseaux de neurones où chaque réseau sera dédié à la commande d'un seul étage de la structure. On fournit au réseau des informations locales et ce dernier va générer l'effort de commande nécessaire pour maintenir l'équilibre d'un étage donné. Cette approche présente plusieurs avantages par rapport à la

1^{ère} approche, parmi lesquels : (1) la décentralisation donc la possibilité d'implanter chaque réseau dans un ordinateur indépendant, (2) dimension réduite des réseaux utilisés, en effet chaque réseau aura seulement une sortie et ne nécessitera que des informations locales sur l'étage qu'il est entrain de commander, (3) diminution considérable du temps d'apprentissage et de la capacité mémoire nécessaire pour implanter les réseaux.

Le schéma de cette commande est illustré dans la figure III.11 une fois la phase d'apprentissage achevée.

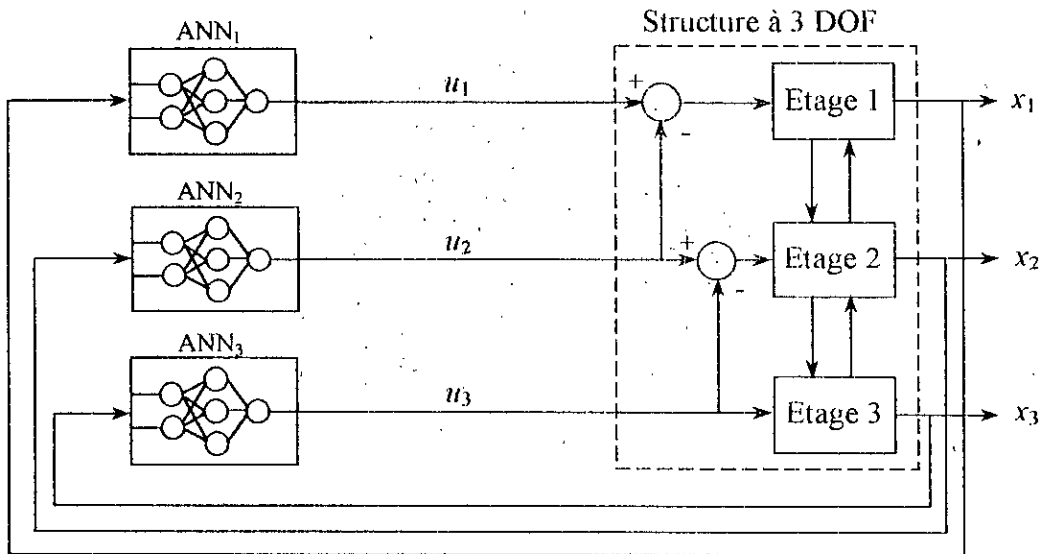


Fig. III.11. schéma de commande pour une structure à trois degrés de liberté

Architecture des réseaux utilisés

La figure III.12 donne une représentation du réseau dédié à la commande de l'étage i . Il possède 8 entrées, 10 neurones dans la couche cachée et une sortie de commande. Comme indiqué précédemment, le choix des entrées pour le réseau n'est pas basé sur des méthodes systématiques.

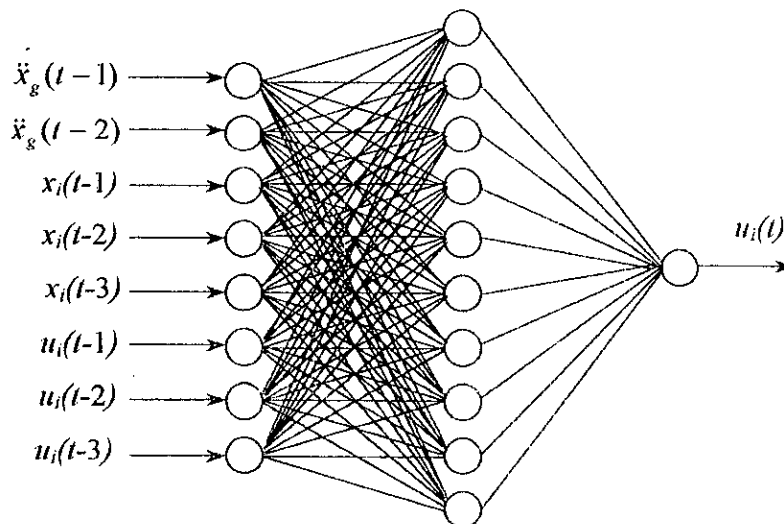


Fig. III.12. Architecture du réseau utilisé pour la commande de l'étage i

III.6. RESULTATS DE SIMULATION

Commande d'une structure à un seul degré de liberté

Pour démontrer l'efficacité de la stratégie de commande présentée dans ce chapitre, nous avons effectué des tests de simulation sur la structure à un seul degré de liberté utilisée dans le chapitre II et dont les paramètres, rappelons le, sont les suivants : $m=2921$ Kg, $k=1389$ kN/m, $\xi=0,0124$.

Les exemples d'apprentissage sont générés à partir de la commande à GMV monovariante présentée dans le chapitre II avec un modèle d'excitation de Kanai-Tajimi qui est inclus dans le calcul du modèle ARMAX. Le tableau III.1 contient les valeurs des pondérations utilisées dans l'algorithme de la GMV. L'accélération sismique de Kanai-Tajimi est utilisée comme excitation à la base de la structure. 150 exemples sont choisis pour entraîner le réseau avec l'algorithme de Backpropagation avec un pas d'adaptation de 0,2 pour la 1^{ère} couche et 0,1 pour la 2^{ème} couche. L'apprentissage a nécessité environ 2500 cycles pour atteindre une erreur acceptable.

Après la phase d'apprentissage, la structure a été soumise à différents types d'excitations (Kanai-Tajimi, Clough-Penzien, 200% Kanai-Tajimi) ainsi que des variations paramétriques (diminution de la masse de la structure de 20% à $t=10$ s) afin de tester la capacité de généralisation du réseau de neurones et comparer ses performances avec celles de la GMV.

Les réponses de la structure sont consignées sur les figures III.13, III.14, III.15, III.16 pour les différents cas et le tableau III.2. donne une comparaison des variances de sortie.

Tableau III.1. Polynômes de pondération utilisés dans la GMV

$P_D(q^{-1})$	1
$P_N(q^{-1})$	$1 - 0.5q^{-1}$
$Q(q^{-1})$	10^{-8}

Tableau III.2. Variance de sortie

	Modèle de Kanai-Tajimi	Modèle de Clough-Penzien	200% de Kanai-Tajimi	Diminution de la masse m de 20% a $t=10$ s
Sans	$3,4016 \cdot 10^{-7}$	$3,4197 \cdot 10^{-7}$	$1,3606 \cdot 10^{-6}$	$2,5232 \cdot 10^{-7}$
GMV	$1,6286 \cdot 10^{-10}$	$1,5804 \cdot 10^{-10}$	$6,5143 \cdot 10^{-10}$	Divergence
RNA	$1,7129 \cdot 10^{-10}$	$1,7129 \cdot 10^{-10}$	$7,0974 \cdot 10^{-10}$	$1,7705 \cdot 10^{-11}$

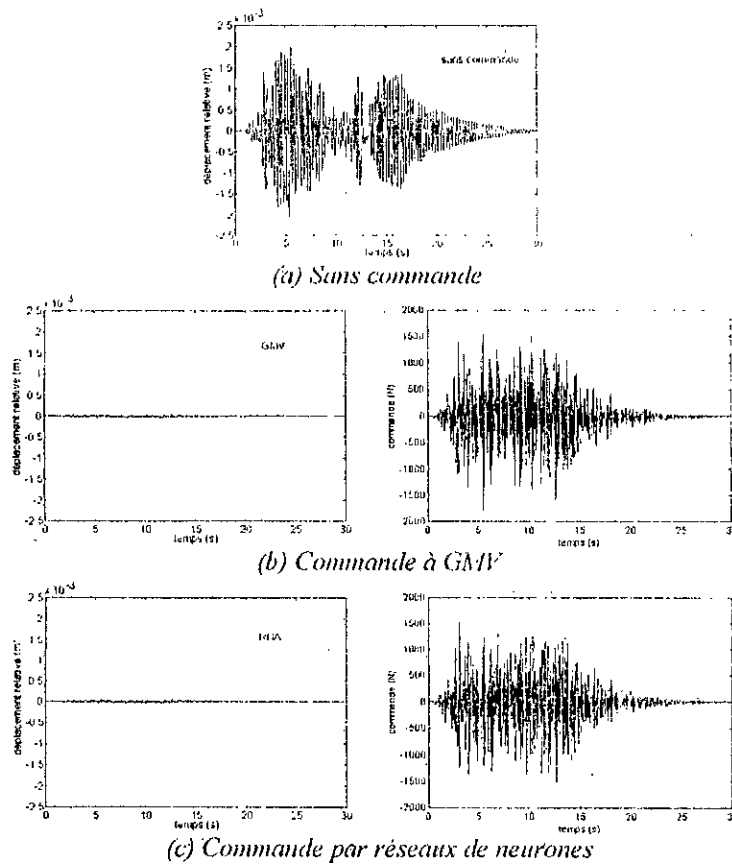


Fig. III.13. Réponse de la structure pour une excitation de Kanai-Tajimi

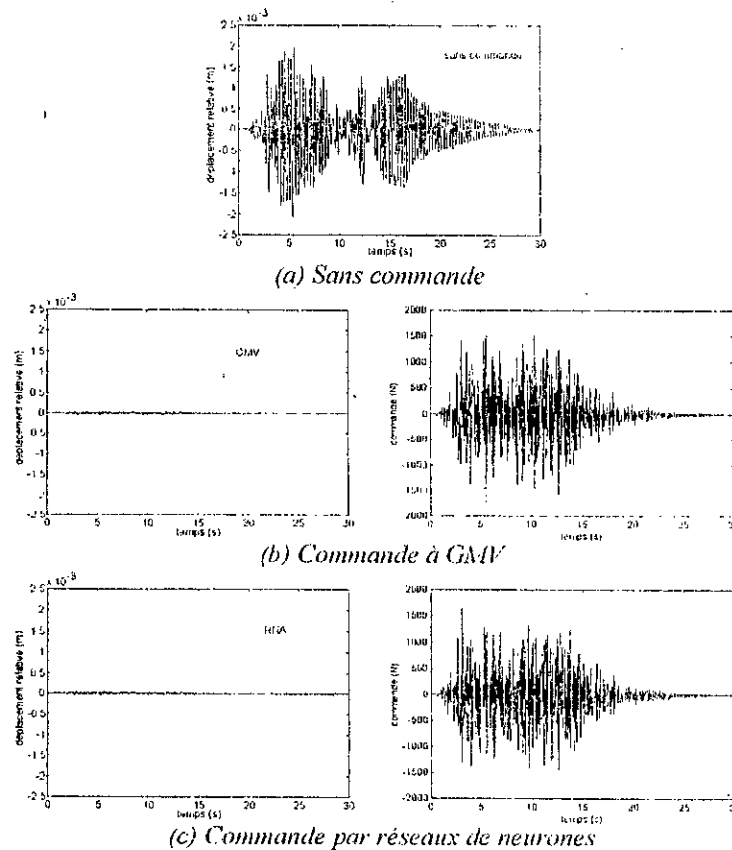


Fig. III.14. Réponse de la structure à une excitation de Clough-Penzien

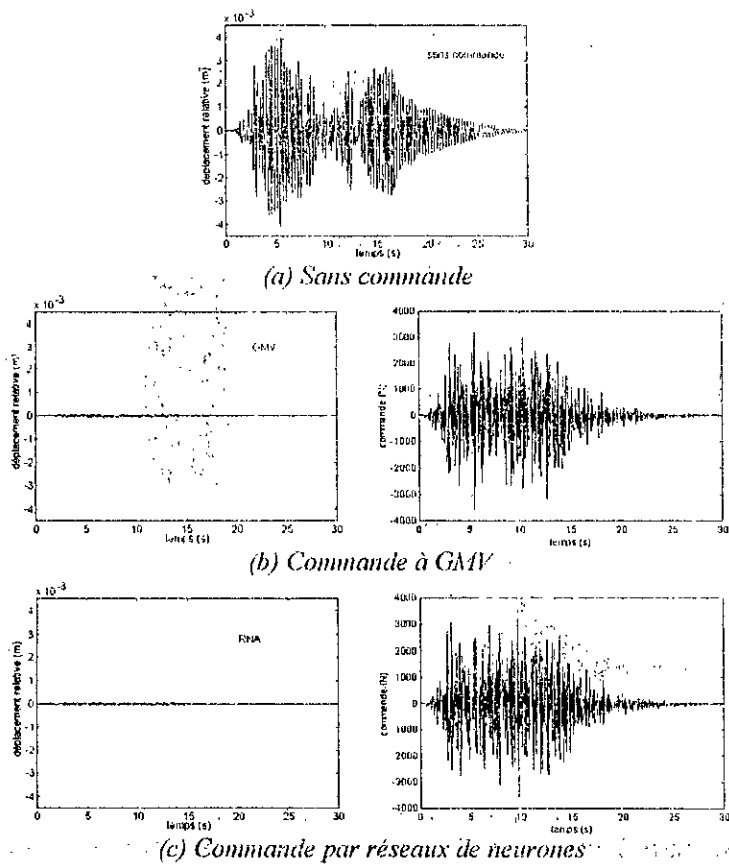


Fig. III.15. Réponse de la structure à 200% de l'excitation de Kanai-Tajimi

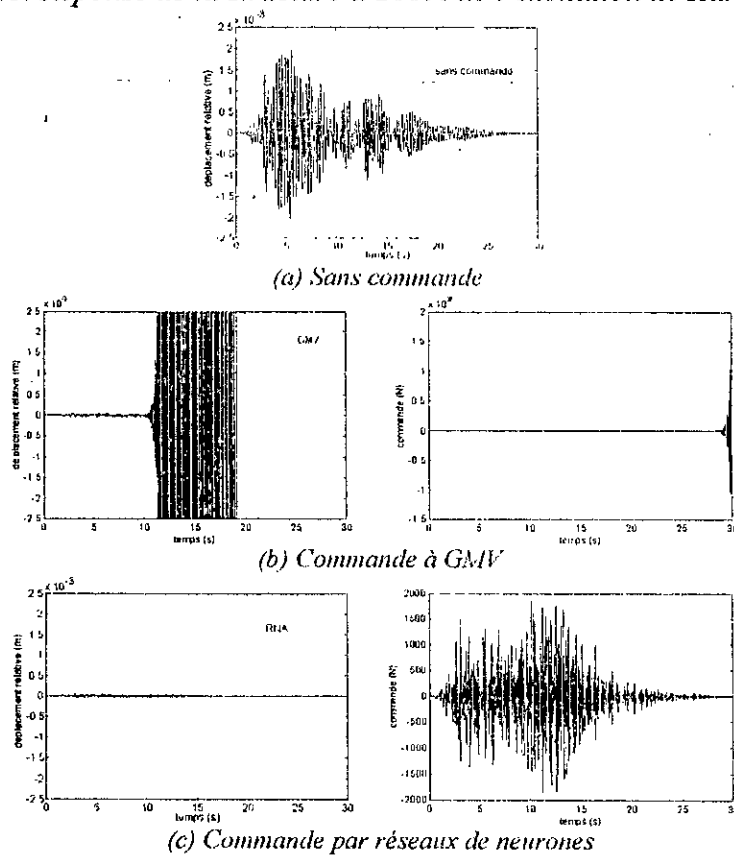


Fig. III.16. Réponse de la structure à une excitation de Kanai-Tajimi avec variation paramétrique (diminution de la masse de la structure m de 20% à $t=10s$)

Les résultats de simulation démontrent bien l'efficacité du régulateur à base de réseaux de neurones. Le réseau de neurones a pu compenser les réponses de la structure avec des performances très proches de celles obtenue par la GMV.

Mais le résultat le plus important ici est que le réseau de neurones a pu compenser la variation paramétrique, due à la diminution de la masse, et a maintenu ses performances pendant tout l'intervalle de commande. Alors que les performances de la GMV se sont vite dégradées et l'on constate l'instabilité de la commande. La variation paramétrique a entraîné une grande modification du modèle ARMAX de la structure et par conséquent la GMV dérivée sur la base d'un modèle ARMAX initial est devenue inefficace.

Commande d'une structure à plusieurs degrés de liberté

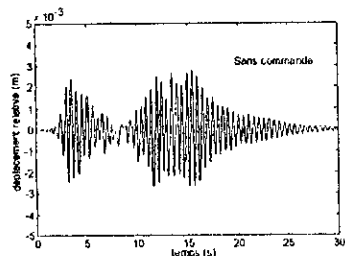
Des tests de simulation de la stratégie de commande par réseaux de neurones développée ont été effectués en utilisant une structure à trois degrés de liberté ayant les paramètres suivants [CHA96] :

$$\begin{aligned} m_1 &= 2100 \text{ Kg} , k_1 = 1262450 \text{ N/m} , c_1 = 3675 \text{ N.s/m} \\ m_2 &= 2100 \text{ Kg} , k_2 = 2607500 \text{ N/m} , c_2 = 10500 \text{ N.s/m} \\ m_3 &= 2100 \text{ Kg} , k_3 = 2607500 \text{ N/m} , c_3 = 10500 \text{ N.s/m} \end{aligned}$$

Le régulateur que nous avons approximé est celui de la GMV avec modèle empirique présentée dans le chapitre II. Pour une excitation de Kanai-Tajimi, 150 exemples sont générés par cette approche et utilisés pour entraîner trois réseaux de neurones par la méthode de Backpropagation avec un pas d'adaptation de 0,2 pour la 1^{ère} couche et 0,1 pour la 2^{ème} couche pour les trois réseaux. L'apprentissage a nécessité 2000 cycles pour les trois réseaux dédiés à la commande de l'étage 1, 2 et 3 respectivement, pour atteindre une erreur acceptable.

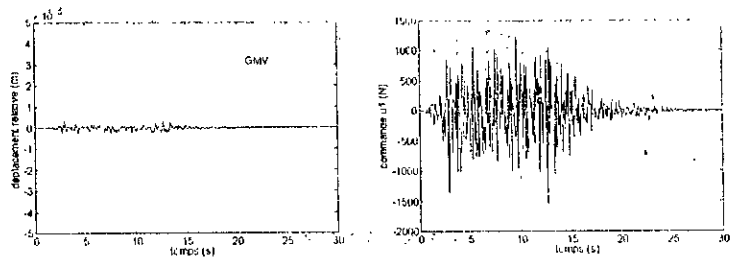
Après l'accomplissement de la phase d'apprentissage, la structure a été soumise à plusieurs types d'excitations (Kanai-Tajimi, Clough-Penzien, 200% de l'excitation de Kanai-Tajimi) et à des variations paramétriques (diminution de la masse m_3 de 40% à $t=10s$) afin de tester l'efficacité des réseaux de neurones et leur pouvoir de généralisation et comparer leurs performances avec celles de l'approche empirique.

Les réponses de la structure sont consignées sur les figures III.17, III.18, III.19, III.20 pour les différents cas et le tableau III.3 donne une comparaison des variances de sortie.

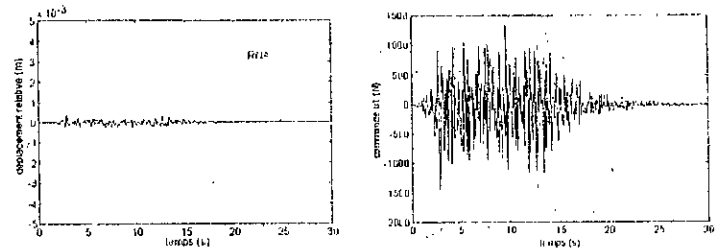


Sans commande

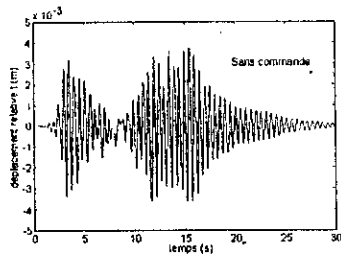
(a) 1^{er} étage



GMV avec modèle empirique

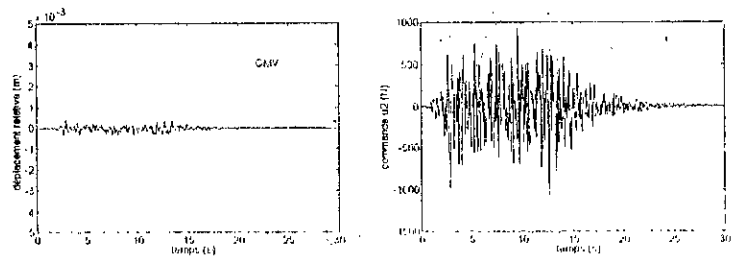


Commande par RNA

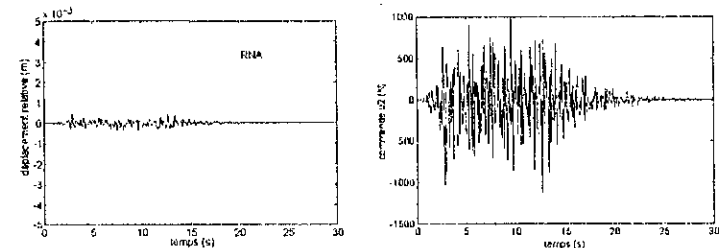


Sans commande

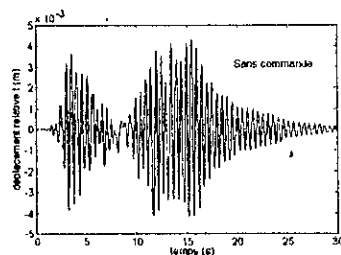
(b) 2^{ème} étage



GMV avec modèle empirique

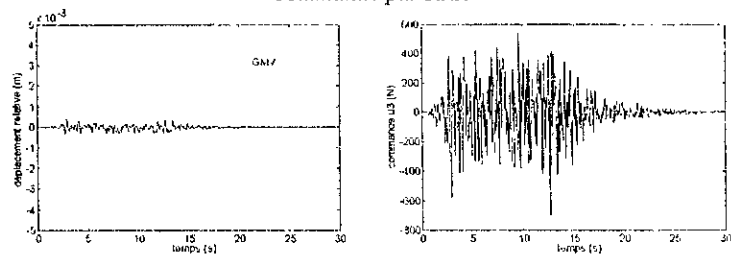


Commande par RNA

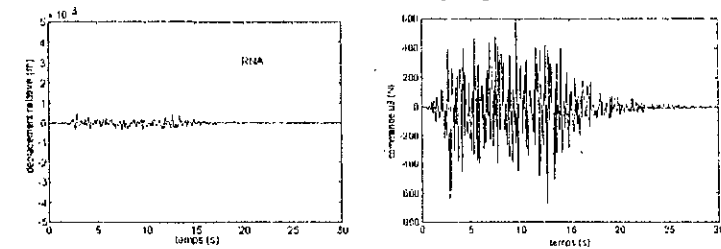


Sans commande

(c) 3^{ème} étage

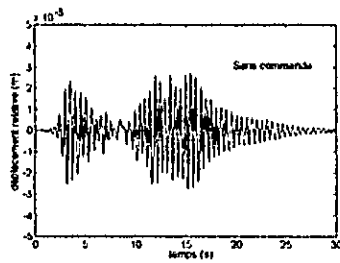


GMV avec modèle empirique



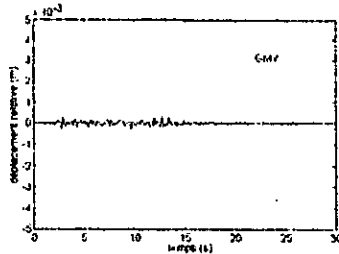
Commande par RNA

Fig. II.17. Réponse de la structure à l'excitation de Kanai-Tajimi

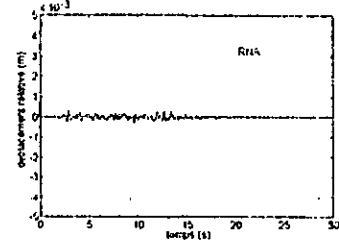
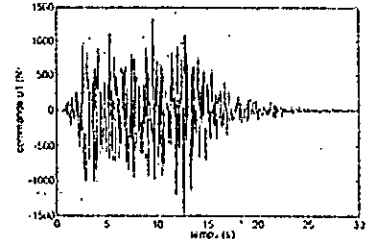


Sans commande

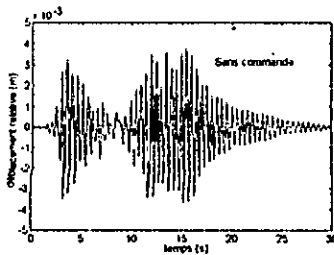
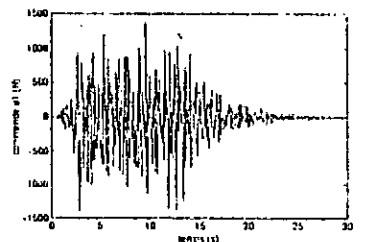
(a) 1^{er} étage



GMV avec modèle empirique

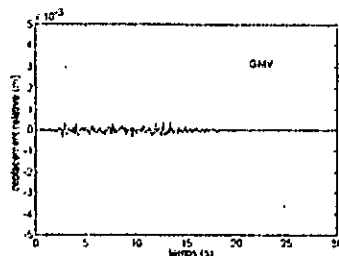


Commande par RNA

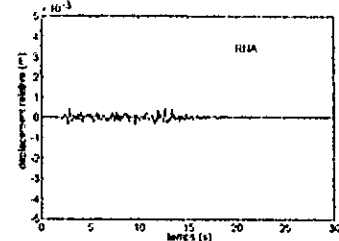
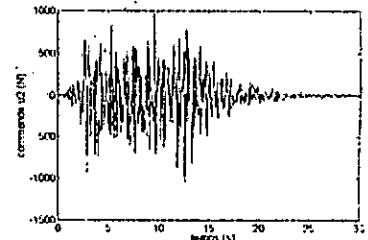


Sans commande

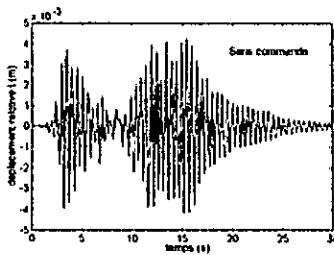
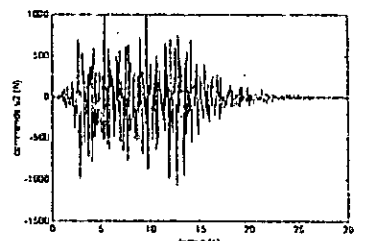
(b) 2^{ème} étage



GMV avec modèle empirique

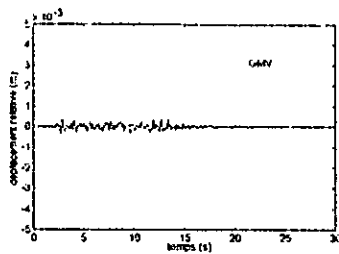


Commande par RNA

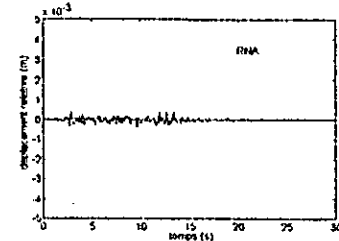
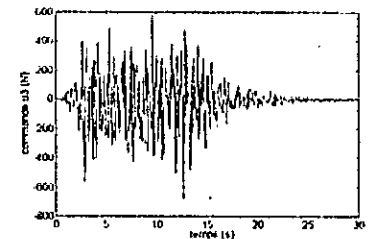


Sans commande

(c) 3^{ème} étage



GMV avec modèle empirique



Commande par RNA

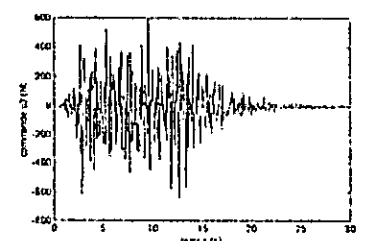
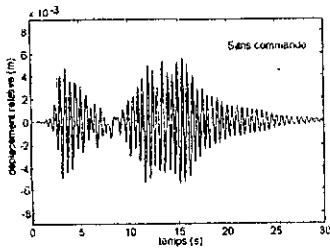
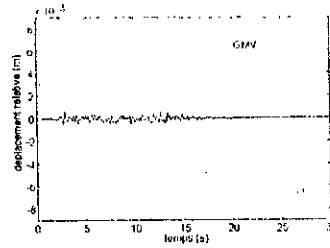


Fig. II.18. Réponse de la structure à l'excitation de Clough-Penzien

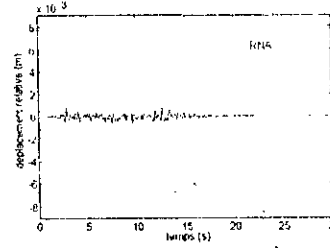
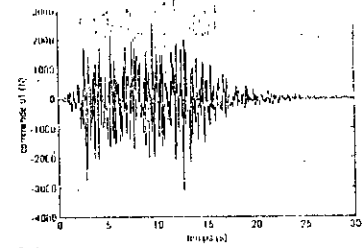


Sans commande

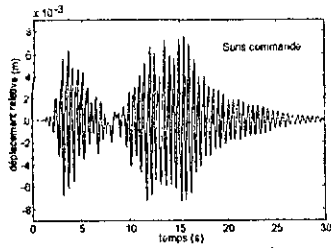
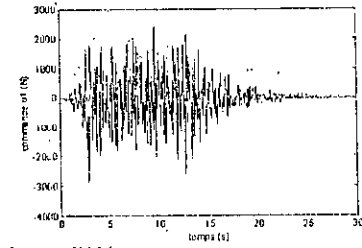
(a) 1^{er} étage



GMV avec modèle empirique

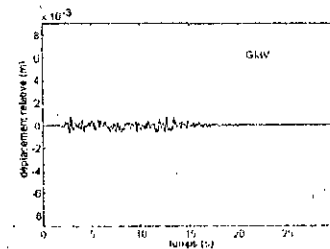


Commande par RNA

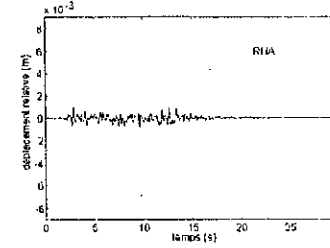
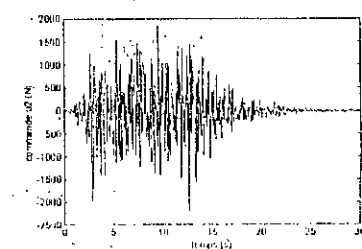


Sans commande

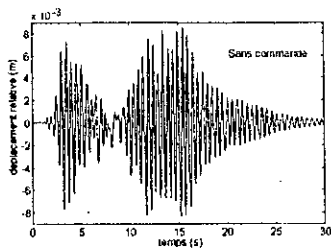
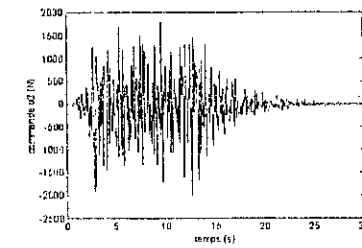
(b) 2^{ème} étage



GMV avec modèle empirique

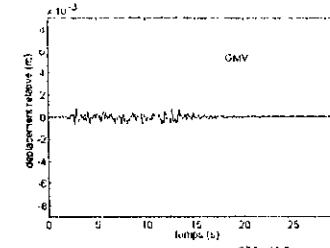


Commande par RNA

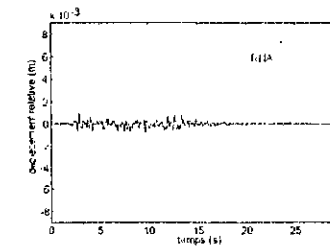
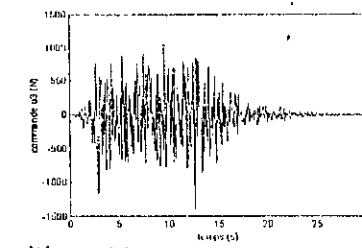


Sans commande

(c) 3^{ème} étage



GMV avec modèle empirique



Commande par RNA

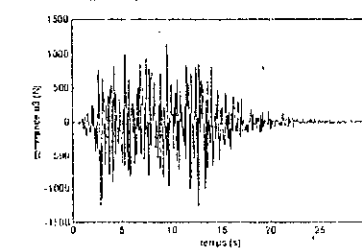
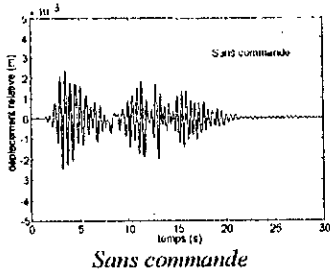
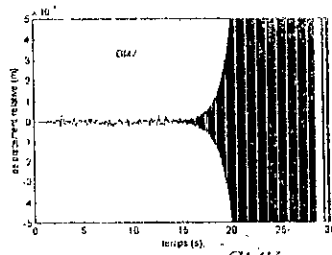


Fig. II.19. Réponse de la structure à 200% de l'excitation de Kanai-Tajimi

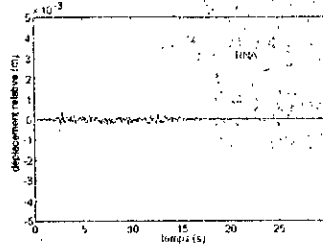
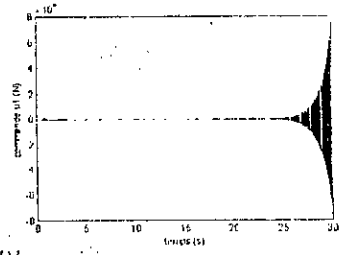


Sans commande

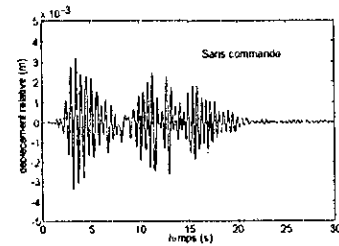
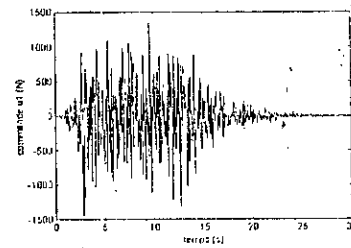
(a) 1^{er} étage



GMV avec modèle empirique

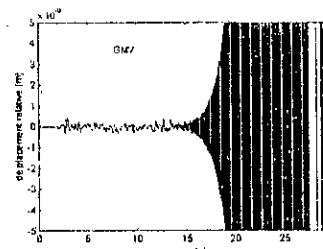


Commande par RNA

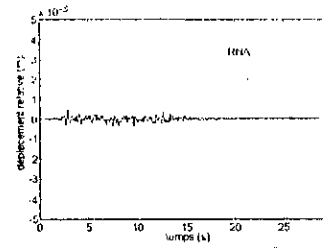
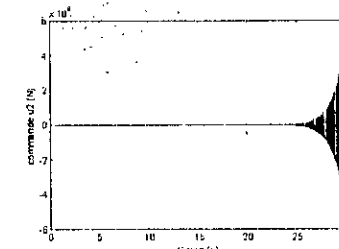


Sans commande

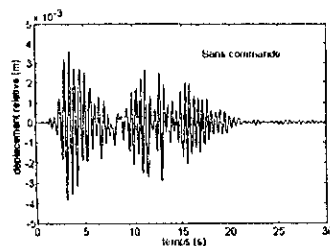
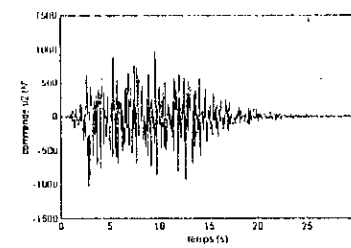
(b) 2^{ème} étage



GMV avec modèle empirique

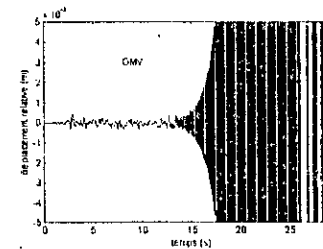


Commande par RNA

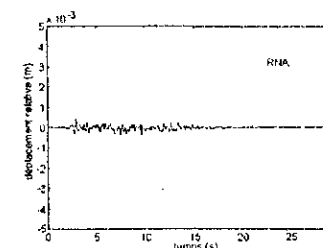
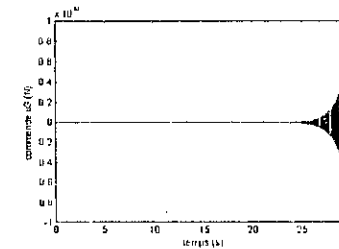


Sans commande

(c) 3^{ème} étage



GMV avec modèle empirique



Commande par RNA

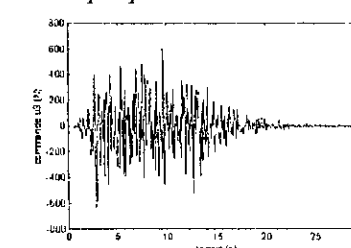


Fig. II.20. Réponse de la structure à l'excitation de Kanai-Tajimi avec variation paramétrique (diminution de la masse m_3 de 40% à $t=10s$)

Tableau III.3. Variance de sortie

	Modèle de Kanai-Tajimi	Modèle de Clough-Penzien	200% de Kanai-Tajimi	Diminution de la masse m_3 de 40% à $t=10s$
Etage 1				
sans commande	$8,4792 \cdot 10^{-7}$	$8,5882 \cdot 10^{-7}$	$3,3917 \cdot 10^{-6}$	$3,8365 \cdot 10^{-7}$
App. empirique	$5,1373 \cdot 10^{-9}$	$4,9138 \cdot 10^{-9}$	$2,0549 \cdot 10^{-8}$	Divergence
RNA	$5,6971 \cdot 10^{-9}$	$5,4832 \cdot 10^{-9}$	$2,6217 \cdot 10^{-8}$	$5,0024 \cdot 10^{-9}$
Etage 2				
sans commande	$1,5669 \cdot 10^{-6}$	$1,5872 \cdot 10^{-6}$	$6,2677 \cdot 10^{-6}$	$6,9587 \cdot 10^{-7}$
App. empirique	$8,5847 \cdot 10^{-9}$	$8,2192 \cdot 10^{-9}$	$3,4339 \cdot 10^{-8}$	Divergence
RNA	$9,4509 \cdot 10^{-9}$	$9,0992 \cdot 10^{-9}$	$4,2416 \cdot 10^{-8}$	$8,0026 \cdot 10^{-9}$
Etage 3				
sans commande	$2,0394 \cdot 10^{-6}$	$2,066 \cdot 10^{-6}$	$8,1577 \cdot 10^{-6}$	$8,7646 \cdot 10^{-7}$
App. empirique	$8,2635 \cdot 10^{-9}$	$7,9106 \cdot 10^{-9}$	$3,3054 \cdot 10^{-8}$	Divergence
RNA	$9,1422 \cdot 10^{-9}$	$8,8014 \cdot 10^{-9}$	$4,0865 \cdot 10^{-8}$	$7,2534 \cdot 10^{-9}$

Les résultats de simulation ont démontré l'efficacité des réseaux de neurones à compenser les réponses de la structure et présente des performances très proches de celles de l'approche empirique. Bien que les réseaux de neurones ont été entraîné sur un ensemble d'exemples incluant seulement une excitation de Kanai-Tajimi, ils ont pu généraliser pour d'autres types d'excitations non incluses dans l'apprentissage et donnent de très bon résultats.

Mais le point le plus important à noter, comme dans le cas monovariante, est le pouvoir des réseaux de neurones à compenser la variation paramétrique due à la diminution de la masse de la structure, remédiant ainsi à l'inconvénient de l'approche empirique dont les performances se dégradent et deviennent même instable lorsqu'un changement des paramètres du modèle se produit.

III.7. CONCLUSION

Le travail effectué dans ce chapitre représente une tentative pour remédier aux inconvénients de la commande à GMV par ses différentes approches présentées dans le chapitre II. Les performances de la GMV dépendent de la connaissance du modèle ARMAX du système à commander. Ainsi, nous avons utilisé une stratégie de commande par réseaux de neurones qui permet de palier à ce type de problème. Cette stratégie consiste à apprendre à un réseau de neurones à commander le système à partir d'exemples générés par le régulateur à GMV, puis laisser ce réseau commander le système en le soumettant à plusieurs tests afin d'analyser ses performances.

Les différents tests ont prouvé l'efficacité du régulateur à base de réseaux de neurones dans la commande des structures à un seul ou à plusieurs degrés de liberté. En effet, les réseaux de neurones ont apporté une diminution considérable des réponses de la structure, et leurs performances dans ce cas sont très proche de celles de la GMV. On conclut de cela que les réseaux de neurones, par leur pouvoir d'apprentissage, peuvent bien accomplir et atteindre les performances du régulateur à GMV. D'autre part, par leur pouvoir de généralisation, les réseaux de neurones ont pu prendre en compte et compenser l'effet des variations paramétriques et ont maintenu leurs performances pendant tout l'intervalle de commande. Par contre on a constaté la dégradation des performances de la GMV et l'instabilité du système lorsque cette même variation a été introduite. Cette variation a entraîné le changement du modèle de la structure, et donc l'efficacité de la GMV synthétisée sur la base du modèle initial n'est plus évidente. Les réseaux de neurones ont avec succès surmonté cet inconvénient.

La stratégie de commande par réseaux de neurones possède un autre avantage du point de vue pratique qui est celui de l'architecture distribuée (parallélisme) des réseaux de neurones. Donc on aura une diminution du temps de calcul et la rapidité d'action par rapport à la GMV qui sera implantée dans un calculateur séquentiel.



CHAPITRE IV



**COMMANDE A GAIN PROGRAMME
DES STRUCTURES NON LINEAIRES**

CHAPITRE IV

COMMANDE A GAIN PROGRAMME DES STRUCTURES NON LINEAIRES

IV.1. INTRODUCTION

La plupart des systèmes physiques sont des systèmes intrinsèquement non linéaires. Pour certains systèmes la non-linéarité surgit quand ils sont soumis à des mouvements à grande amplitude et/ou à grande vitesse. Ce type de système est généralement difficile à commander. En effet, la diversité des modèles non linéaires et la difficulté d'exprimer certaines non-linéarités par des modèles mathématiquement, rend l'analyse et la synthèse de méthodes de commande pour de tels systèmes quasi impossibles. Face aux limites des techniques de commande classiques, il est souvent nécessaire d'employer des techniques qui traitent le problème de la non-linéarité en soi-même (i.e., cas par cas) ou qui permettent l'extension des techniques de commande linéaires aux systèmes non linéaires. Parmi ces techniques, on peut citer : la méthode du plan de phase, les techniques de linéarisation, la commande adaptative et d'autres types de commande.

La commande adaptative est l'une des méthodes les plus fréquemment utilisées et qui convient mieux aux systèmes présentant des non-linéarités. L'idée pour l'utilisation de la commande adaptative pour les systèmes non linéaires est de supposer qu'un système non linéaire n'est rien d'autre qu'un système linéaire mais à paramètres variables dans le temps [SLO91]. Sur la base de cette supposition, il est possible de trouver un régulateur linéaire adéquat dont les paramètres seront adaptés en temps réel pour accommoder les variations des paramètres du modèle du système.

Malgré l'efficacité de la commande adaptative et le succès qu'elle a connu dans plusieurs domaines, et en particulier le domaine de la robotique, cette technique présente certains inconvénients et ne peut être considérée comme solution à tous les problèmes de commande [ÅST89]. En effet, la commande adaptative permet de traiter les variations paramétriques mais d'autre part elle ne peut s'accommoder aux variations de la dynamique du système. Ce problème se pose pour les systèmes non linéaires car rien ne garantit que l'évolution de la non-linéarité dans le temps n'engendre une variation de la dynamique du système. Aussi pour certains systèmes physiques, tel que les structures, la dynamique rapide du système et/ou de ses perturbations et la nécessité d'agir rapidement pour atténuer l'effet des perturbations, ne laissent pas le temps suffisant pour faire l'adaptation en temps réel des paramètres du régulateur.

La stratégie de commande à gain programmé (*Gain Scheduling*) [ÅST89][SLO91], que nous allons présenter dans ce chapitre, est une alternative intéressante pour résoudre ces problèmes. Pour cette technique, un régulateur linéaire est synthétisé, puis en fonction du changement des conditions opératoires et leur influence connue sur la dynamique du système, les paramètres du régulateur sont adaptés suivant les plages de fonctionnement et d'une façon préprogrammée. Cette technique permet d'une part de compenser les non-linéarités connues en considérons leur influence sur la dynamique du système, et d'autre part, elle permet d'agir très rapidement face aux changements des conditions opératoires puisque les régulateurs sont synthétisés et préprogrammés à l'avance.

Dans ce chapitre nous allons examiner les performances de la commande à gain programmé dans la compensation des réponses des structures non linéaires. Nous commençons d'abord par donner des notions sur la commande à gain programmé. Puis, on présente le modèle non linéaire utilisé de la structure. Sur la base du modèle linéarisé deux stratégies de commande sont développées : l'une, la commande à gain programmé, l'autre, une version neuronale de la commande à gain programmé. Des tests par simulation sont effectués afin d'analyser les performances de ces techniques.

IV.2. COMMANDE A GAIN PROGRAMME

Il est quelques fois possible de trouver des variables auxiliaires qui reflètent le changement dans la dynamique du système en fonction du changement des conditions opératoires. Il est alors possible de commander le système et réduire l'effet de ces changements en adaptant les paramètres du régulateur comme une fonction des variables auxiliaires. C'est là l'idée de base de la commande à gain programmé dont le schéma est illustré sur la figure IV.1.

Ainsi cette dernière peut être vue comme un système de commande en boucle fermée, où les paramètres du régulateur sont ajustés par une action anticipatrice.

Pour implanter une commande à gain programmé, il faudrait d'abord trouver les variables auxiliaires ou les variables de programmation mentionnées ci-dessus. Puis un régulateur linéaire est synthétisé et dont les paramètres sont calculés à un certain nombre de conditions opératoires. Ce régulateur est ainsi ajusté ou calibré, i.e., ses paramètres sont modifiés de tel sorte à accommoder le changement des conditions opératoires du système.

Du fait que les paramètres du régulateur sont compensés ou modifiés en boucle ouverte, la commande à gain programmé ne doit pas être vue comme un régulateur adaptatif mais plutôt comme un type particulier de régulateur non linéaire. L'un des inconvénients de cette technique de commande est qu'elle peut nécessiter beaucoup de temps pour son implantation car les paramètres du régulateur doivent être déterminés pour plusieurs conditions opératoires, mais en contre partie, avec ce schéma de commande le régulateur peut réagir rapidement face aux changements des conditions opératoires du système.

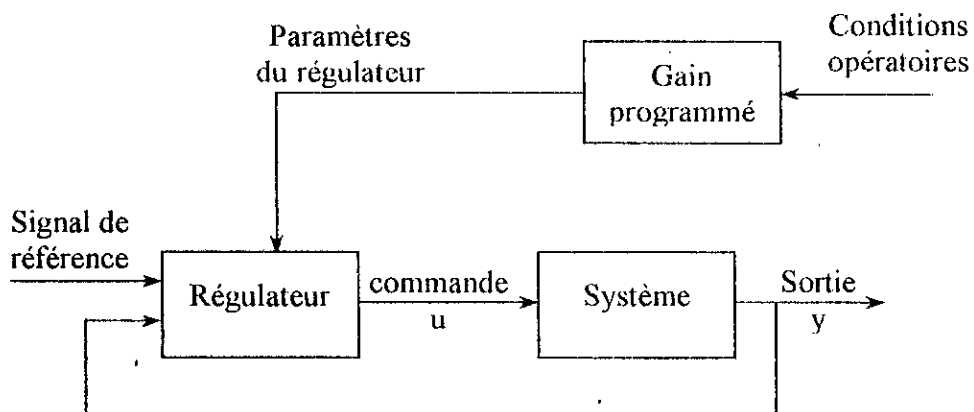


Fig. IV.1. Schéma bloc de la commande à gain programmé

IV.3. COMMANDE A GAIN PROGRAMME DES STRUCTURES NON LINEAIRES

Pour une structure non linéaire, les conditions opératoires qui vont engendrer le changement de la dynamique de la structure sont la non-linéarité dont on connaît le modèle. Ainsi le modèle non linéaire de la structure est linéarisé autour d'un certain nombre de points de fonctionnement qui représentent la plage d'évolution de la réponse de la structure. Pour chaque modèle linéaire obtenu, un régulateur linéaire est synthétisé. Puis en fonction de l'état actuel du système, le régulateur adéquat est activé.

Le schéma de cette commande est représenté sur la figure IV.2.

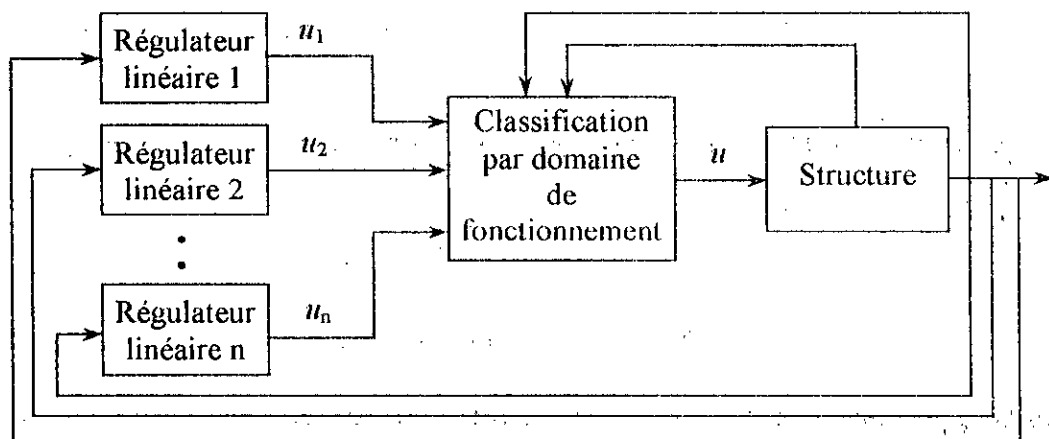


Fig. IV.2. Schéma de la commande à gain programmé pour une structure non linéaire

IV.3.1. MODELE NON LINEAIRE ET LINEARISATION

La figure IV.3. est une représentation schématique d'une structure non linéaire à un seul degré de liberté, dont l'équation de mouvement est [FOL96]

$$m\ddot{x}(t) + c\dot{x}(t) + \alpha kx(t) + (1 - \alpha)kz(t) = u(t) - m\ddot{x}_g(t) \quad (\text{IV.1})$$

où m masse de la structure

c constante d'amortissement visqueux

k constante d'élasticité

$x(t)$ déplacement relatif de la structure

$u(t)$ force de commande extérieure

α taux de rigidité

$z(t)$ est le déplacement hystérisique défini par l'équation différentielle non linéaire du 1^{er} ordre suivante :

$$\dot{z} = \dot{x} - \beta|\dot{x}|z - \gamma\dot{x}|z| \quad (\text{IV.2})$$

où β et γ sont des paramètres qui définissent la forme de l'hystérésis.

Le modèle de l'équation (IV.2) est connu en littérature sous le nom du modèle original de Bouc-Wen. Grâce à sa souplesse et sa maniabilité mathématique, ce modèle est très utilisé en dynamique

des structures non linéaires. Plusieurs extensions à ce modèle ont été proposées et appliquées à divers problèmes d'ingénierie [FOL96].

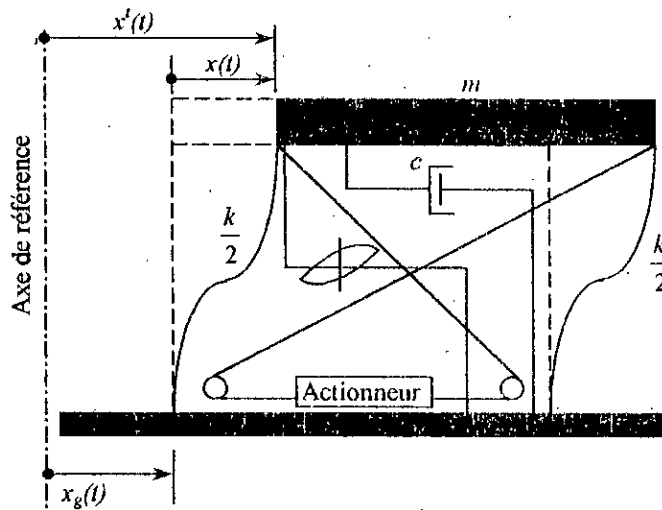


Fig. IV.3. Schéma représentatif d'une structure non linéaire à un seul degré de liberté

La simulation en boucle ouverte du modèle de la structure décrit par les équations (IV.1) et (IV.2) permet de tracer la caractéristique d'hystérésis de cette structure. Pour une excitation sismique de type bruit blanc de densité spectrale $S_0=10$, et les paramètres $m=2000$ kg, $\omega_0 = \sqrt{k/m} = 2$ rad/s, $\xi = c/2m\omega_0 = 0.05$, $\alpha = 0.1$, $\beta = 1.5$, $\gamma = -0.5$, cette caractéristique est illustré sur la figure IV.4.

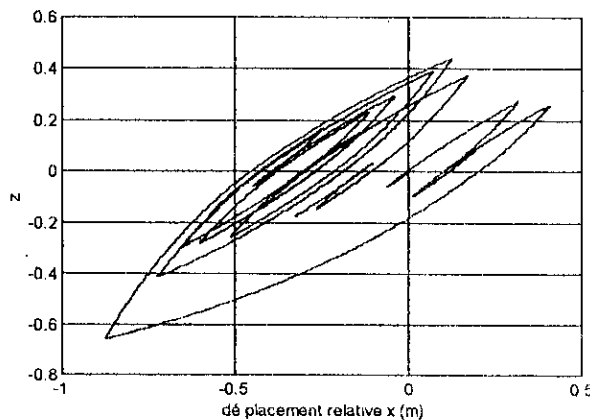


Fig. IV.4. Caractéristique d'hystérésis de la structure excitée par un bruit blanc

Mise sous forme d'état

Pour un vecteur d'état $X^T = [x_1 \ x_2 \ x_3] = [x \ \dot{x} \ z]$, les équations (IV.1) et (IV.2) peuvent être mises sous la forme d'état non linéaire suivante

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = -\frac{c}{m}x_2 - \alpha\frac{k}{m}x_1 - (1-\alpha)\frac{k}{m}x_3 + \frac{1}{m}u - \ddot{x}_g \\ \dot{x}_3 = x_2 - \beta|x_2|x_3 - \gamma x_2|x_3| \end{cases} \quad (IV.3)$$

Afin de pouvoir implanter la commande à gain programmé, il est d'abord nécessaire d'effectuer une linéarisation du modèle de la structure décrit par la forme d'état (IV.3). La linéarisation est une formulation de l'intuition qu'un système non linéaire doit avoir un comportement similaire à son approximation linéaire pour de petites variations autour du point de linéarisation [SLO91]. Ainsi, les techniques de linéarisation permettent l'extension des méthodes de commande linéaires aux systèmes non linéaires.

La linéarisation de l'équation d'état (IV.3) revient en faite à linéariser la 3^{ème} équation de ce système qui contient la non-linéarité

$$\dot{x}_3 = x_2 - \beta|x_2|x_3 - \gamma x_2|x_3| \quad (IV.4)$$

Cette équation est de la forme

$$\dot{x}_3 = f(x_2, x_3) \quad (IV.5)$$

Le développement en séries de Taylor du 1^{er} ordre de la fonction f autour d'un point (x_{20}, x_{30}) donne

$$\dot{x}_3 = f(x_2, x_3) = f(x_{20}, x_{30}) + \left. \frac{\partial f}{\partial x_2} \right|_{x_{20}, x_{30}} (x_2 - x_{20}) + \left. \frac{\partial f}{\partial x_3} \right|_{x_{20}, x_{30}} (x_3 - x_{30}) \quad (IV.6)$$

où les termes d'ordre supérieur sont négligés.

Nous obtenons la forme linéarisée suivante

$$\delta \dot{x}_3 = a \delta x_2 + b \delta x_3 \quad (IV.7)$$

avec $\delta x_2 = x_2 - x_{20}$

$\delta x_3 = x_3 - x_{30}$

$$a = \left. \frac{\partial \dot{x}_3}{\partial x_2} \right|_{x_{20}, x_{30}} = \left\{ 1 - \beta x_3 \operatorname{sgn}(x_2) - \gamma |x_3| \right\}_{x_{20}, x_{30}}, \quad b = \left. \frac{\partial \dot{x}_3}{\partial x_3} \right|_{x_{20}, x_{30}} = \left\{ -\beta |x_2| - \gamma x_2 \operatorname{sgn}(x_3) \right\}_{x_{20}, x_{30}}$$

Notons que la 1^{ère} composante du vecteur d'état x_1 et la variable de commande u ne figurent pas explicitement dans le modèle de la non-linéarité (i.e. l'état de linéarisation ne dépend pas de x_1 et de u), on peut alors introduire les équations variationnelles suivantes

$$\delta x_1 = x_1 - x_{10} \quad \text{avec } x_{10} = 0 \text{ et } u_0 = 0$$

$$\delta u = u - u_0$$

Ces équations sont introduite pour des raisons d'homogénéité de notation. Ils n'ont aucune influence sur le modèle de la structure.

Ceci nous permet de définir le modèle d'état linéarisé stochastique [ATH71] de la structure

$$\begin{cases} \delta\dot{x}_1 = \delta x_2 \\ \delta\dot{x}_2 = -\frac{c}{m}\delta x_2 - \alpha\frac{k}{m}\delta x_1 - (1-\alpha)\frac{k}{m}\delta x_3 + \frac{1}{m}\delta u - \ddot{x}_g \\ \delta\dot{x}_3 = a\delta x_2 + b\delta x_3 \end{cases} \quad (IV.8)$$

Le modèle de l'équation (IV.8) est aussi appelé modèle à perturbation continu [ATH71].

IV.3.2. COMMANDE A VARIANCE MINIMALE GENERALISEE AVEC CLASSIFICATION PAR DOMAINES DE FONCTIONNEMENT

En utilisant le modèle linéarisé obtenu précédemment, un régulateur à variance minimale généralisée est synthétisé. Ceci est effectué pour un certain nombre de points de linéarisation (x_{20}, x_{30}) . Chacun de ces points représente une plage de fonctionnement dans le plan des variables (x_2, x_3) . Lorsque l'état actuel (x_2, x_3) de la structure est à l'intérieur de cette plage, le régulateur à GMV correspondant est activé.

Cette commande peut être considérée comme une classification des régulateurs préalablement synthétisés, en fonction de l'état actuel du système représenté par les deux variables de programmation (*scheduling variables*) x_2, x_3 . Ceci est schématiquement représenté à la figure IV.5.

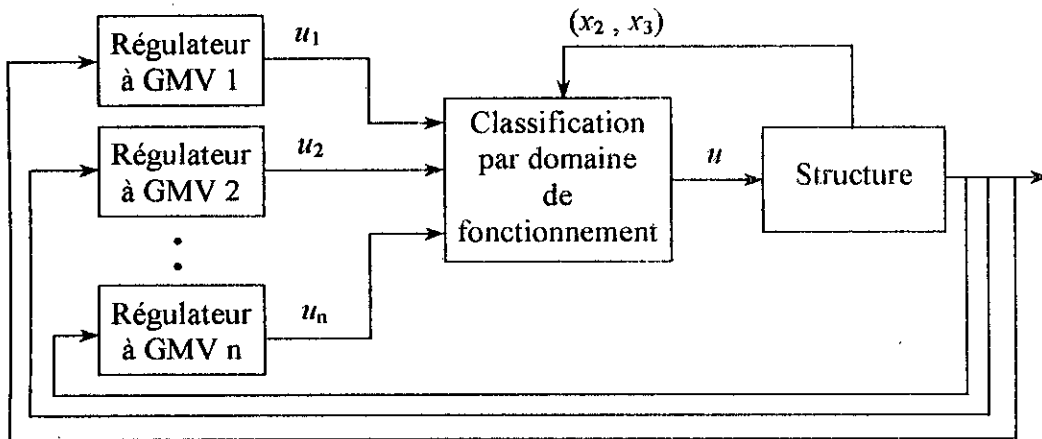


Fig. IV.5. Commande à variance minimale généralisée avec classification par domaines de fonctionnement

Modèle ARMAX de la structure

La synthèse d'une commande à GMV nécessite l'élaboration du modèle ARMAX du système. Pour le modèle linéarisé de la structure

$$\begin{cases} \delta\dot{x}_1 = \delta x_2 \\ \delta\dot{x}_2 = -\frac{c}{m}\delta x_2 - \alpha\frac{k}{m}\delta x_1 - (1-\alpha)\frac{k}{m}\delta x_3 + \frac{1}{m}\delta u - \ddot{x}_g \\ \delta\dot{x}_3 = a\delta x_2 + b\delta x_3 \end{cases} \quad (IV.9)$$

La loi de commande est donnée par

$$u(t) = \sum_{i=1}^n O_i(t) \times u_i(t) \quad (\text{IV.13})$$

où

O_i sont les sorties du réseau
 u_i sorties des régulateurs à GMV.

Ceci est schématiquement représenté sur la figure IV.6.

Un réseau de neurones à couche est utilisé pour accomplir cette tâche. Les entrées du réseau sont les variables de programmation (*scheduling variables*) x_2, x_3 . Le nombre de sorties du réseau est égal au nombre de régulateurs linéaires à GMV synthétisés et qui correspond aussi au nombre de points de fonctionnement choisis pour faire la linéarisation.

Le réseau est entraîné par l'algorithme de Backpropagation de tel sorte que l'une de ses sorties soit égale à 1 et les autres sorties soient égales à 0. La sortie activée correspond au régulateur qui doit être mis en fonctionnement.

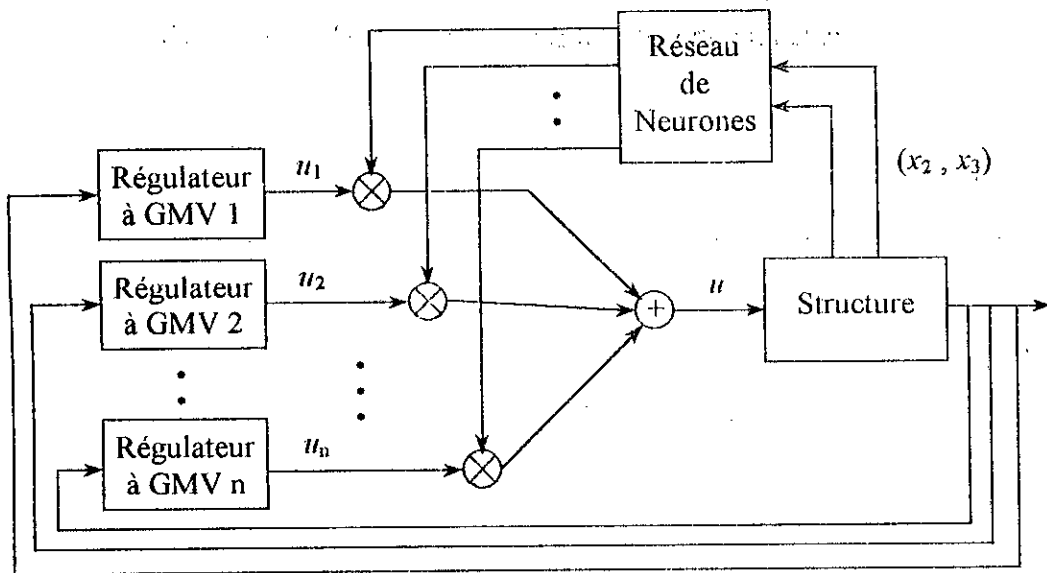


Fig. IV.6. Commande à variance minimale généralisée avec classification par réseaux de neurones

IV.4. RESULTATS DE SIMULATION

La simulation en boucle ouverte de la réponse de la structure soumise à 300% de l'excitation de Kanai-Tajimi (avec $S_0=1$) permet de tracer l'évolution de l'état de la structure dans le plan des variables $(x_2, x_3) = (\dot{x}, z)$. Comme indiqué sur la figure IV.7 et le tableau IV.1, quatre points de linéarisation sont choisis correspondant à quatre domaines de fonctionnement.

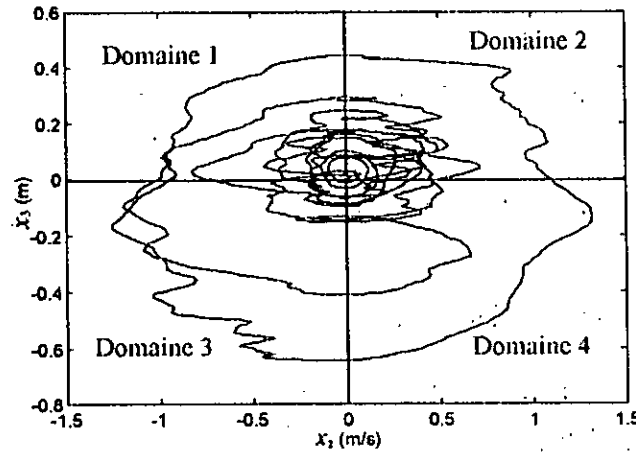


Fig. IV.7. Evolution de l'état de la structure

Tableau IV.1. Points de linéarisation et domaines de fonctionnement

Domaine de fonctionnement	limites du domaine	Point de linéarisation	a	b
1	$x_2 < 0, x_3 > 0$	$x_2 = -0.5, x_3 = 0.1$	1.2	-1
2	$x_2 > 0, x_3 > 0$	$x_2 = 0.5, x_3 = -0.1$	0.9	-0.5
3	$x_2 < 0, x_3 < 0$	$x_2 = -0.5, x_3 = -0.1$	0.9	-0.5
4	$x_2 > 0, x_3 < 0$	$x_2 = 0.5, x_3 = -0.1$	1.2	-1

Une période d'échantillonnage $T_e=0.02s$ est choisie dans la synthèse des régulateurs à GMV. Le tableau IV.2. donne les paramètres du modèle ARMAX pour chacun des modèles linéarisés.

Les réponses de la structure sans et avec commande à 300% de l'excitation de Kanai-Tajimi sont consignées sur la figure IV.8.

Tableau IV.2. Paramètres du modèle ARMAX

	$a=1.2$ $b=-1$	$a=0.9$ $b=-0.5$
a_0	1	1
a_1	-2.975	-2.985
a_2	2.951	2.971
a_3	-0.9763	-0.9861
b_1	$9.985 \cdot 10^{-8}$	$9.985 \cdot 10^{-8}$
b_2	$1.844 \cdot 10^{-9}$	$8.605 \cdot 10^{-10}$
b_3	$-9.775 \cdot 10^{-8}$	$-9.873 \cdot 10^{-8}$
c_0	1	1
c_1	$1.847 \cdot 10^{-2}$	$8.618 \cdot 10^{-3}$
c_2	-0.9789	-0.9889

Pour implanter la version neuronale de la commande à gain programmé, nous avons choisi 25 points dans chaque domaine du plan (x_2, x_3) sur la base desquels l'apprentissage a été effectué. Le réseau utilisé possède 2 entrées, 10 neurones dans la couche cachée et 4 sorties.

Les résultats de simulation de cette technique sont consignés sur la figure IV.9.

Le tableau IV.3. donne une comparaison des variances de sortie.

Les résultats de simulation montrent l'efficacité des techniques développées dans ce chapitre. On constate que le déplacement permanent de la structure dû à la non-linéarité a été compensé et le déplacement relatif a été réduit d'une façon considérable. Le choix des polynômes de pondération permet de faire un compromis entre les performances voulues et la force de commande disponible.

Tableau IV.3. Variances de sortie

	$P_N(q^{-1}) = 1 - 0,01q^{-1}, P_D(q^{-1}) = 1$		
	$Q = 3 \cdot 10^{-6}$	$Q = 4 \cdot 10^{-6}$	$Q = 5 \cdot 10^{-6}$
Sans commande	$5,881 \cdot 10^{-2}$	$5,881 \cdot 10^{-2}$	$5,881 \cdot 10^{-2}$
Gain programmé	$3,1657 \cdot 10^{-4}$	$5,8716 \cdot 10^{-4}$	$8,6395 \cdot 10^{-4}$
Gain programmé avec RNA	$8,3567 \cdot 10^{-4}$	$1,0711 \cdot 10^{-3}$	$1,5501 \cdot 10^{-3}$

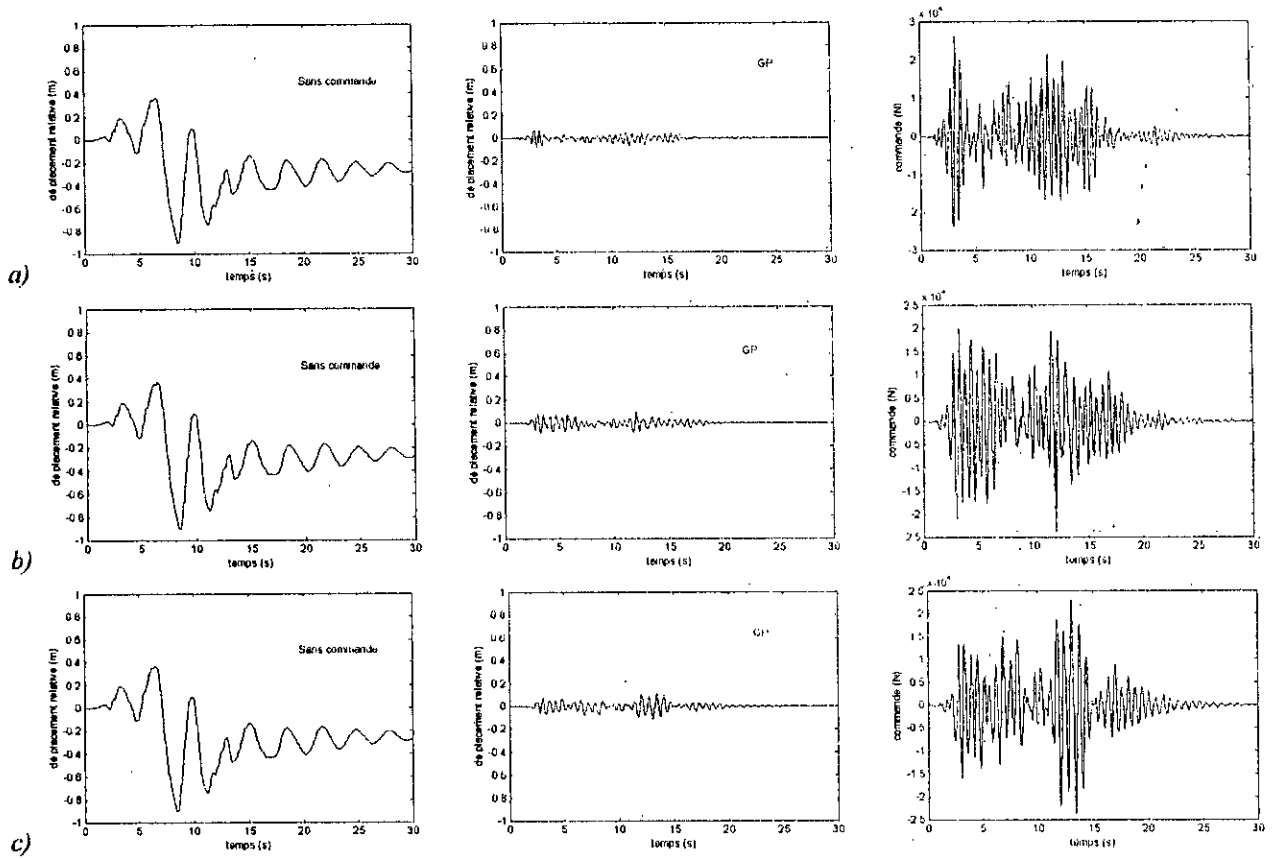


Fig. IV.8. Réponses de la structure (commande à G.P.)
 a) $Q = 3 \cdot 10^6$, b) $Q = 4 \cdot 10^6$, c) $Q = 5 \cdot 10^6$

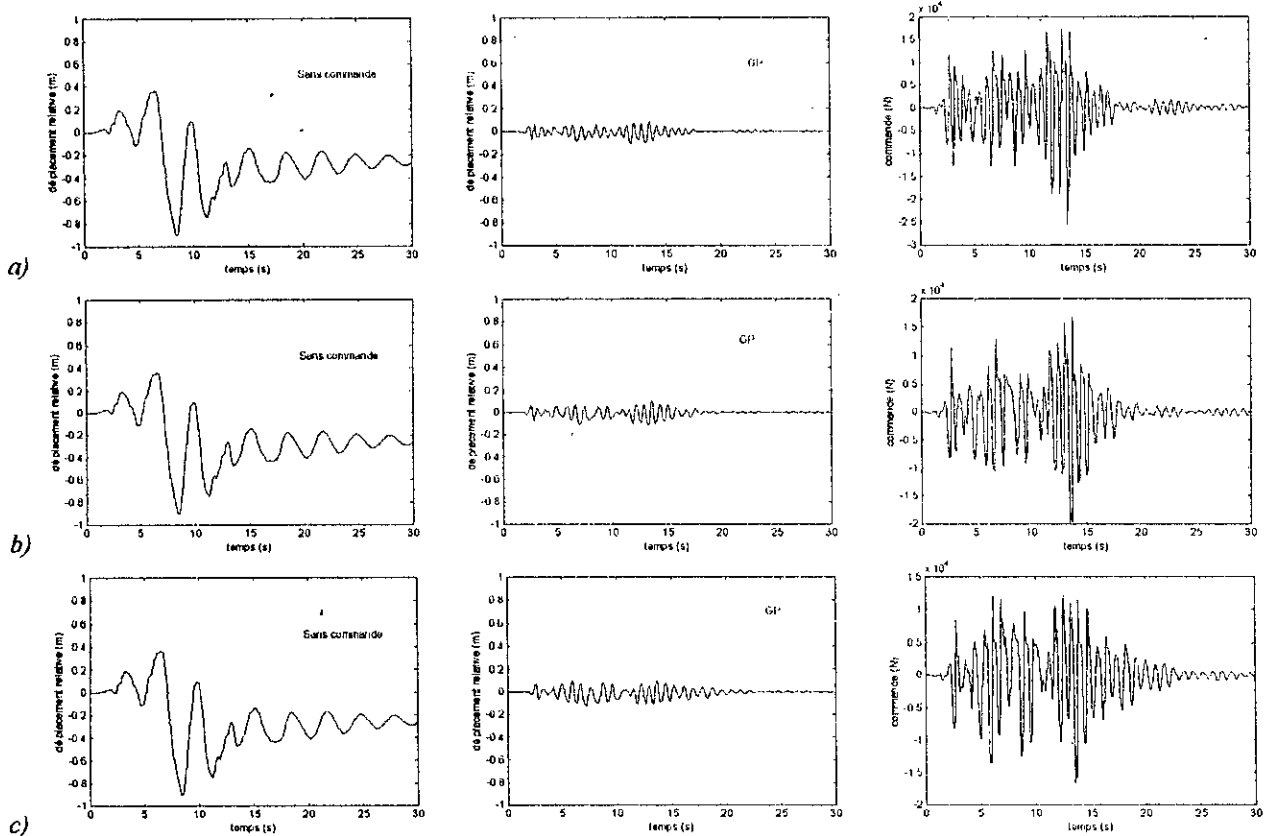


Fig. IV.9. Réponses de la structure (commande à G.P. avec classification par RNA)
 a) $Q = 3 \cdot 10^6$, b) $Q = 4 \cdot 10^6$, c) $Q = 5 \cdot 10^6$

IV.5. CONCLUSION

La technique de commande à gain programmé appliquée en dynamique des structures non linéaires a été présentée dans ce chapitre. L'idée de cette technique est de choisir un certain nombre de points opératoires qui couvrent la plage de fonctionnement du système. Puis, pour chacun de ces points une approximation linéaire de la dynamique du système est effectuée et un régulateur linéaire est synthétisé pour chacun des modèles linéarisés. Puis en fonction de l'état du système, le régulateur adéquat est activé.

Cette technique est conceptuellement simple, mais les résultats de simulation ont démontré son efficacité à compenser les réponses des structures non linéaires. Elle a permis de compenser le déplacement permanent dû au comportement non linéaire de la structure et aussi de réduire considérablement le déplacement relatif.

La deuxième approche développée dans ce chapitre possède des performances proches de celle de la 1^{ère} approche, avec un intérêt du point de vue implémentation. En effet, les réseaux de neurones avec leur caractère distribué permettent la réduction du temps de calcul (qui est dans notre cas le temps de choisir le régulateur adéquat à activer) et aussi une robustesse vis-à-vis des perturbations (pannes, dysfonctionnement ... etc.). D'autre part l'emploi d'un réseau de neurones comme classificateur permet d'éviter l'ambiguïté qui se pose pour la commande à gain programmé lorsque l'état du système est à la limite entre deux plages de fonctionnement.



CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail, nous avons étudié et développé plusieurs techniques de commande à variance minimale et à réseaux de neurones dans le but de compenser les réponses des structures soumises à des perturbations extérieures de type sismique. Les excitations sismiques de Kanai-Tajimi et Clough-Penzien ont été utilisées tout au long des simulations afin d'évaluer les performances des techniques développées.

Le premier chapitre a été consacré à la modélisation des structures. C'est une phase primordiale pour l'analyse et la synthèse des lois de commande et qui nous permet de faire des tests de simulation des techniques présentées. Nous avons présenté aussi dans ce chapitre le modèle de l'excitation sismique utilisée comme perturbation et nous avons évalué son effet sur le comportement dynamique de la structure. L'objectif de la commande est de compenser et réduire cet effet en utilisant l'effort de commande disponible.

Dans le second chapitre, nous nous sommes intéressés à la commande à variance minimale généralisée par ses différentes approches monovariable et multivariable. Ainsi, pour les structures à un seul degré de liberté, l'élaboration du modèle ARMAX nous a permis d'implanter la commande à GMV qui, avec un choix adéquat des polynômes de pondération, permet d'atteindre de très bonnes performances de régulation. Cependant, nous avons mis en évidence que la connaissance du modèle de l'excitation sismique et son incorporation dans la détermination du modèle ARMAX permet d'améliorer d'avantages les performances du système en boucle fermée, car le modèle ainsi obtenu est une représentation plus exacte du système et ses perturbations. On aura une plus grande réduction des amplitudes des vibrations avec un effort de commande plus réduit.

Pour les structures à plusieurs degrés de liberté, nous avons présenté trois techniques de commande basées sur la GMV. Bien que basées sur la minimisation de la variance de sortie, ces techniques se différencient par le modèle discret utilisé pour la synthèse de la commande et aussi par la structure du schéma de commande. La 1^{ère} approche est une généralisation au cas multivariable de la GMV. En dépit de sa structure centralisée et des calculs intermédiaires qu'elle nécessite, cette technique procure un comportement très satisfaisant des structures en réponse à l'excitation sismique. L'inconvénient de cette technique surgit à mesure de l'augmentation du nombre de degrés de liberté de la structure car on aura à manipuler des matrices à grandes dimensions résultant en une augmentation du temps de calcul. D'autre part, l'approche par découplage du modèle de la structure et l'approche avec modèle empirique permettent de commander chaque étage de la structure par une loi de commande à GMV locale dans un schéma de commande décentralisé. Les performances de ces deux techniques sont très satisfaisantes et apportent une diminution considérable des réponses de la structure avec une réduction du temps et de la complexité des calculs du fait du schéma décentralisé.

Cependant, l'inconvénient majeur de la GMV par ses différentes approches est la dépendance de ses performances de la validité du modèle ARMAX utilisé, car une variation paramétrique significative peut engendrer la dégradation des performances ou même l'instabilité du système. Pour palier à cet inconvénient, nous avons proposé dans le troisième chapitre une stratégie de commande qui consiste en une implantation sous forme de réseaux de neurones de la GMV. A cet effet, nous avons constaté que les réseaux de neurones, par leur capacité d'apprentissage et de généralisation ont démontré de très bonnes performances qu'ils ont pu maintenir pendant tout l'intervalle de commande même si la structure est sujette à des variations paramétriques.

Dans le dernier chapitre, nous avons proposé une stratégie de commande pour les structures non linéaires, il s'agit de la commande à gain programmé. Elle consiste à synthétiser des régulateurs linéaires sur la base du modèle linéarisé de la structure. Le fonctionnement de ces régulateurs est programmé de façon à accommoder le changement de la dynamique ou des paramètres de la structure dû à l'évolution de la non-linéarité dans le temps. Cette stratégie permet non seulement la diminution des amplitudes des vibrations mais aussi de prévenir le déplacement permanent dû à la non-linéarité de la structure. Elle permet d'autre part une action rapide de la commande face aux changements des conditions opératoires car les régulateurs sont synthétisés à l'avance. La deuxième approche présentée dans ce chapitre est une amélioration de la première approche du point de vue implantation. En effet, l'utilisation d'un réseau de neurones comme outil de prise de décision permet la réduction du temps de calcul et la robustesse vis-à-vis des erreurs et dysfonctionnements internes.

A l'issue de ces travaux, de nouvelles perspectives de recherche sont envisagées et qui constituent une continuité ou une amélioration de ce qui a été effectué dans cette thèse, nous citons :

- utilisation d'un modèle de structure plus proche de la réalité, incluant la dynamique des capteurs et des actionneurs et les différents modèles de non-linéarités
- utilisation d'enregistrements de séismes réels pour évaluer les performances des techniques développées
- développement d'autres techniques de commande en prenant en considération l'interaction sol – structure (définition plus exacte du mouvement du sol et son influence sur la structure)
- dans cette thèse nous n'avons considéré que le mouvement horizontal à une seule direction de la structure. Il est intéressant d'inclure les mouvements vertical et/ou torsionnel et les techniques pour leur compensation.



ANNEXES

Calcul du prédicteur optimal pour la commande à variance minimale monovariable

On cherche le prédicteur optimal au sens des moindres carrés de $\psi(t+d+1)=Py(t+d+1)$. Ce prédicteur, noté $\psi^*(t+d+1)$, minimise le critère suivant

$$J_1 = E[\psi(t+d+1) - \psi^*(t+d+1)]^2 \quad (A1.1)$$

En utilisant l'équation (II.1) on a

$$\psi(t+d+1) = \frac{PB^*}{A}u(t) + \frac{PC}{A}e(t+d+1) \quad (A1.2)$$

où $B^*(q^{-1}) = qB(q^{-1})$.

Dans l'expression de $\psi(t+d+1)$ on doit séparer les informations futures des informations disponibles. La séparation de ces informations revient à faire la division euclidienne de $P_N C$ par $P_D A$

$$\frac{P_N C}{P_D A} = S' + q^{-(d+1)} \frac{R}{P_D A} \quad (A1.3)$$

où

$$S'(q^{-1}) = s'_0 + s'_1 q^{-1} + \dots + s'_d q^{-d}$$

$$R(q^{-1}) = r_0 + r_1 q^{-1} + \dots + r_n q^{-n}, \quad n_r = n + n_d - 1, \quad \text{où } n_d \text{ est le degré du polynôme } P_D$$

Ceci conduit à l'équation Diophantine

$$AP_D S' + q^{-(d+1)} R = P_N C \quad (A1.4)$$

En tenant compte de l'équation Diophantine, l'équation (A1.2) devient

$$\psi(t+d+1) = \frac{P_N B^*}{P_D A} u(t) + \frac{R}{P_D A} e(t) + S' e(t+d+1) \quad (A1.5)$$

En substituant l'équation (A1.5) dans l'équation (A1.1)

$$J_1 = E \left[\frac{P_N B^*}{P_D A} u(t) + \frac{R}{P_D A} e(t) - \psi^*(t+d+1) \right]^2 + \left(\sum_{i=0}^d s_i'^2 \right) \sigma^2 + 2E \left[\frac{P_N B^* S'}{P_D A} u(t) e(t+d+1) + \frac{R S'}{P_D A} e(t) e(t+d+1) - S' \psi^*(t+d+1) e(t+d+1) \right] \quad (A1.6)$$

En sachant que $e(t)$ est un bruit blanc, qui n'est corrélé qu'avec lui-même, l'équation (A1.6) devient

$$J_1 = E \left[\frac{P_N B^*}{P_D A} u(t) + \frac{R}{P_D A} e(t) - \psi^*(t+d+1) \right]^2 + \left(\sum_{i=0}^d s_i'^2 \right) \sigma^2 \quad (A1.7)$$

J_1 est minimal si le premier terme du second membre de l'équation (A1.7) est nul, ainsi

$$\psi^*(t+d+1) = \frac{P_N B^*}{P_D A} u(t) + \frac{R}{P_D A} e(t) \quad (A1.8)$$

Calcul de la loi de commande à variance minimale monovariabile

Notons que

$$Py(t+d+1) = \psi^*(t+d+1) + S'e(t+d+1) \quad (\text{A2.1})$$

le critère J défini par l'équation (II.2) devient

$$J = E[\psi^*(t+d+1) + S'e(t+d+1) - R_w w(t+d+1)]^2 \quad (\text{A2.2})$$

ou encore

$$J = E[\psi^*(t+d+1) - R_w w(t+d+1)]^2 + \left(\sum_{i=0}^d s_i'^2 \right) \sigma^2 \quad (\text{A2.3})$$

la minimisation de J par rapport à $u(t)$ revient à écrire

$$\frac{\partial J}{\partial u(t)} = 2E[\psi^*(t+d+1) - R_w w(t+d+1)] \frac{\partial \psi^*(t+d+1)}{\partial u(t)} = 0 \quad (\text{A2.4})$$

de l'équation (A1.8) on a $\frac{\partial \psi^*(t+d+1)}{\partial u(t)} = \frac{P_{N_0} b_1}{P_{D_0}}$, où p_{N_0} and p_{D_0} sont les premiers coefficients des polynômes $P_N(q^{-1})$ et $P_D(q^{-1})$ respectivement. Donc

$$\psi^*(t+d+1) - R_w w(t+d+1) = 0 \quad (\text{A2.5})$$

à partir des équations (II.2) et (A1.8) on a

$$\psi^*(t+d+1) = \frac{R}{P_D C} y(t) + \frac{S'B^*}{C} u(t) \quad (\text{A2.6})$$

par substitution de (A2.6) dans (A2.5), on déduit la loi de commande à variance minimale

$$u(t) = \frac{P_D C R_w w(t+d+1) - R y(t)}{P_D S} \quad (\text{A2.7})$$

où $S = S'B^*$.

Calcul de la loi de commande à Variance Minimale Généralisée monovriable

En utilisant l'équation (A2.1) le critère de l'équation (II.10) devient

$$J = E \left[\left(\psi^*(t+d+1) + S'e(t+d+1) - R_w w(t+d+1) \right)^2 + (Q'u(t))^2 \right] \quad (A3.1)$$

ou encore

$$J = E \left[\left(\psi^*(t+d+1) - R_w w(t+d+1) \right)^2 + (Q'u(t))^2 \right] + \left(\sum_{i=0}^d s_i^2 \right) \sigma^2 \quad (A3.2)$$

la minimisation de J par rapport à $u(t)$ revient à écrire

$$\frac{\partial J}{\partial u(t)} = 2E \left[\left(\psi^*(t+d+1) - R_w w(t+d+1) \right) \frac{\partial \psi^*(t+d+1)}{\partial u(t)} + (Q'u(t)) \frac{\partial Q'u(t)}{\partial u(t)} \right] = 0 \quad (A3.3)$$

mais on a $\frac{\partial \psi^*(t+d+1)}{\partial u(t)} = \frac{p_{N_0} b_1}{p_{D_0}}$ et $\frac{\partial Q'u(t)}{\partial u(t)} = \frac{q'_{N_0}}{q'_{D_0}}$ où q'_{N_0} et q'_{D_0} sont les premiers coefficients du numérateur $Q'_N(q^{-1})$ et du dénominateur $Q'_D(q^{-1})$ du polynôme $Q(q^{-1})$ respectivement.

Donc l'équation (A3.3) devient

$$\psi^*(t+d+1) - R_w w(t+d+1) + Qu(t) = 0 \quad (A3.4)$$

où $Q(q^{-1}) = \frac{q'_{N_0} p_{D_0}}{q'_{D_0} p_{N_0} b_1} Q'(q^{-1})$.

en substituant l'équation (A2.6) dans l'équation (A3.4), on déduit la loi de commande à variance minimale généralisée suivante

$$u(t) = \frac{P_D C R_w w(t+d+1) - R y(t)}{P_D (S + QC)} \quad (A3.5)$$

où $S = S'B^*$.

Calcul du prédicteur optimal pour la GMV multivariable

Introduisant d'abord l'équation polynomiale matricielle suivante

$$\underline{\bar{C}}(q^{-1}) = \underline{A}(q^{-1})\underline{F}(q^{-1}) + q^{-(d+1)}\underline{G}(q^{-1}) \quad (\text{A4.1})$$

où

$$\underline{F}(q^{-1}) = F_0 + F_1 q^{-1} + \dots + F_d q^{-d}$$

$$\underline{G}(q^{-1}) = G_0 + G_1 q^{-1} + \dots + G_{ng} q^{-ng}, \quad ng = \max[l + np - d - 1, n - 1] \text{ et } np = \deg[\underline{P}(q^{-1})]$$

et

$$\underline{\bar{C}}(q^{-1}) = \underline{\bar{P}}(q^{-1})\underline{C}(q^{-1}) \quad (\text{A4.2})$$

$$\underline{\bar{A}}(q^{-1})\underline{P}(q^{-1}) = \underline{\bar{P}}(q^{-1})\underline{A}(q^{-1}) \quad (\text{A4.3})$$

avec $\det \underline{\bar{A}}(q^{-1}) = \det \underline{A}(q^{-1})$ et $\underline{\bar{A}}(0) = I$.

il existe des matrices $\underline{\bar{F}}$ and $\underline{\bar{G}}$, non uniques, vérifiant

$$\underline{\bar{F}}(q^{-1})\underline{G}(q^{-1}) = \underline{\bar{G}}(q^{-1})\underline{F}(q^{-1}) \quad (\text{A4.4})$$

où $\det \underline{\bar{F}}(q^{-1}) = \det \underline{F}(q^{-1})$

Introduisant la matrice polynomiale $\underline{\tilde{C}}$

$$\underline{\tilde{C}}(q^{-1}) = \underline{\bar{F}}(q^{-1})\underline{A}(q^{-1}) + q^{-(d+1)}\underline{\tilde{G}}(q^{-1}) \quad (\text{A4.5})$$

A partir des équations (A4.1) à (A4.5), on démontre que

$$\underline{\tilde{C}}(q^{-1})\underline{P}(q^{-1}) = \underline{\tilde{F}}(q^{-1})\underline{A}(q^{-1}) + q^{-(d+1)}\underline{\tilde{G}}(q^{-1}) \quad (\text{A4.6})$$

$$\underline{\tilde{C}}(q^{-1})\underline{F}(q^{-1}) = \underline{\tilde{F}}(q^{-1})\underline{C}(q^{-1}) \quad (\text{A4.7})$$

avec $\underline{\tilde{F}}(q^{-1}) = \underline{\bar{F}}(q^{-1})\underline{\bar{P}}(q^{-1})$ et $\underline{\tilde{G}}(q^{-1}) = \underline{\bar{G}}(q^{-1})\underline{P}(q^{-1})$

Equation (II.23) peut être écrite sous la forme

$$\underline{A}(q^{-1})\underline{y}(t+d+1) = \underline{B}^*(q^{-1})\underline{u}(t) + \underline{C}(q^{-1})\underline{e}(t+d+1) \quad (\text{A4.8})$$

En multipliant l'équation (A4.8) par $\underline{\tilde{F}}$ et en utilisant les équations (A4.6) et (A4.7), on obtient

$$\underline{\varphi}(t+d+1) = \underline{P}(q^{-1})\underline{y}(t+d+1) = \underline{\tilde{C}}^{-1}(q^{-1})\left[\underline{\tilde{G}}(q^{-1})\underline{y}(t) + \underline{\tilde{F}}(q^{-1})\underline{B}^*(q^{-1})\underline{u}(t)\right] + \underline{F}(q^{-1})\underline{e}(t+d+1) \quad (\text{A4.9})$$

On remarque que $\underline{F}(q^{-1})\underline{e}(t+d+1) = F_0 \underline{e}(t+d+1) + F_1 \underline{e}(t+d) + \dots + F_d \underline{e}(t+1)$ est une information future. Ainsi, la prédicteur optimal de $\underline{\varphi}(t+d+1)$ est donné par

$$\underline{\varphi}^*(t+d+1) = \underline{\tilde{C}}^{-1}(q^{-1})\left[\underline{\tilde{G}}(q^{-1})\underline{y}(t) + \underline{\tilde{F}}(q^{-1})\underline{B}^*(q^{-1})\underline{u}(t)\right] \quad (\text{A4.10})$$

Calcul de la loi de commande à GMV multivariable

En substituant l'équation (A4.9) dans le critère (II.24) on obtient

$$J = E \left[\left\| \varphi^*(t+d+1) - \underline{R}_w(q^{-1})\underline{w}(t+d+1) + \underline{F}(q^{-1})\underline{e}(t+d+1) \right\|^2 + \left\| \underline{Q}'(q^{-1})\underline{u}(t) \right\|^2 \right] \quad (\text{A5.1})$$

Le terme $\underline{F}(q^{-1})\underline{e}(t+d+1)$ n'est pas corrélé avec $\underline{u}(t-i)$, $\underline{w}(t-i)$ et $\underline{y}(t-i)$ pour $0 \leq i \leq t$. Ainsi, le critère J devient

$$J = E \left[\left\| \varphi^*(t+d+1) - \underline{R}_w(q^{-1})\underline{w}(t+d+1) \right\|^2 + \left\| \underline{Q}'(q^{-1})\underline{u}(t) \right\|^2 \right] + E \left[\left\| \underline{F}(q^{-1})\underline{e}(t+d+1) \right\|^2 \right] \quad (\text{A5.2})$$

Le minimum de J est obtenu en annulant le gradient de J par rapport à $\underline{u}(t)$

$$\frac{\partial J}{\partial \underline{u}(t)} = 2E \left[\left(\frac{\partial \varphi^*(t+d+1)}{\partial \underline{u}(t)} \right)^T \left(\varphi^*(t+d+1) - \underline{R}_w(q^{-1})\underline{w}(t+d+1) \right) + \underline{Q}'(0)^T \underline{Q}'(q^{-1})\underline{u}(t) \right] = 0 \quad (\text{A5.3})$$

ou

$$\varphi^*(t+d+1) - \underline{R}_w(q^{-1})\underline{w}(t+d+1) + \underline{Q}(q^{-1})\underline{u}(t) = 0 \quad (\text{A5.4})$$

avec $\underline{Q}(q^{-1}) = \left[(P_0 B_1)^T \right]^{-1} \underline{Q}'(0)^T \underline{Q}'(q^{-1})$

Par substitution de l'équation (A4.10) dans l'équation (A5.4), on déduit la loi de commande à GMV multivariable

$$\underline{H}(q^{-1})\underline{u}(t) = \tilde{\underline{C}}(q^{-1})\underline{R}_w(q^{-1})\underline{w}(t+d+1) - \tilde{\underline{G}}(q^{-1})\underline{y}(t) \quad (\text{A5.5})$$

avec $\underline{H}(q^{-1}) = \tilde{\underline{F}}(q^{-1})\underline{B}^*(q^{-1}) + \tilde{\underline{C}}(q^{-1})\underline{Q}(q^{-1})$



REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [AFR91] **H. AFRA**, *Identification du comportement sismique de bâtiments à partir de leurs réponses accélérométriques*, Thèse de doctorat d'état, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 1991.
- [ÅST70] **K. J. Åström**, *Introduction to stochastic control theory*, Academic Press, 1970.
- [ÅST77] **K. J. Åström**, 'theory and applications of self tuning regulators', *Automatica*, vol. 13, No.99, pp. 457-476, 1977.
- [ÅST89] **K. J. Åström and B. Wittenmark**, *Adaptive control*, Addison-Wesley Publishing company, 1989.
- [ÅST90] **K. J. Åström and B. Wittenmark**, *Computer-controlled systems*, Prentice-Hall Inc., Englewood Cliffs, 1990
- [ATH71] **M. Athans**, 'The role and the use of the stochastic linear-quadratic-gaussian problem in control system design', *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-16, No. 6, 1971.
- [BAN98] **K. Bani-Hani and J. Ghaboussi**, 'Nonlinear structural control using neural networks', *J.eng. mech., ASCE*, vol. 124, No. 3, pp.319-327, 1998.
- [BOR79] **U. Borison**, 'Self-tuning regulators for a class of multivariable systems', *Automatica*, vol.15, pp. 209-215, 1979.
- [CAL98] **A. J. Calise and G. D. Sweriduk**, 'Active attenuation of building structural response using robust control', *J. eng. mech. ASCE*, vol. 124, No. 5, pp. 520-528, 1998.
- [CHA96] **A. G. Chassiakos and S. F. Masri**, 'Modelling unknown structural systems through the use of neural networks', *Earthquake Eng. Struct. Dyn.*, vol. 25, pp. 117-128, 1996.
- [CLA75] **D. W. Clarke and P. J. Gawthrop**, 'self-tuning controller', *Proc. IEE*, vol. 22, No. 9, pp.929-934, 1975.
- [CLA79] **D. W. Clarke and P. J. Gawthrop**, 'self-tuning control', *Proc. IEE*, vol. 126, No. 6, pp.633-640, 1979.
- [CLA81] **D. W. Clarke**, 'Introduction to self tuning controller' *IEE, Control Eng. Series 15*, H.Nichelson and B. H. Swanick, *self tuning and adaptive control : theory and application*, Peter pregrinus, 1981.
- [CLA84] **D. W. Clarke**, 'Self tuning control of non-minimum phase systems', *Automatica*, vol. 20, No. 5, pp. 501-517, 1984.
- [CLO93] **R. W. Clough and J. Penzien**, *Dynamics of structures*, McGraw-Hill, New York, 1993.
- [FOL96] **G. C. Foliente, M. P. Singh and M. N. Noori**, 'Equivalent linearization of generally pinching hysteretic, degrading systems', *Earthquake Eng. Struct. Dyn.*, vol. 25, pp. 611-629, 1996.
- [FRE92] **J. A. Freeman and D. M. Skapura**, *Neural networks*, Addison-Wesley Publishing company, 1992.
- [FUK92] **T. Fukuda and T. Shibata**, 'Theory and applications of neural networks for industrial control systems', *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 39, No. 6, pp. 472-489, 1992.
- [GUE88] **A. Guez and J. Selinsky**, 'A trainable neuromorphic controller', *Journal of Robotic Systems*, vol. 5, pp. 363-388, 1988.
- [GUE95a] **L. Guenfaf**, *Etude de Différentes stratégies de commande adaptative : Application à un robot manipulateur*, Thèse de Magister à l'ENP, Département de G. Electrique, Automatique, 1995.
- [GUE95b] **L. Guenfaf, N. Bali et M.S. Boucherit**, 'Identification récursive des systèmes multivariables : Etude de différentes structures', *Special issue of AJOT, Proc. Of 2nd CEA '94*, pp. 150-153, 1995.

- [GUE00a] L. Guenfaf, M. Djebiri, M. S. Boucherit and F. Boudjema, 'Generalized minimum variance control for buildings under seismic ground motion', *Earthquake Eng. Struct. Dyn.*, (Submitted).
- [GUE00b] L. Guenfaf, M. Djebiri, M. S. Boucherit and F. Boudjema, 'Neuro-generalized minimum variance algorithm applied to earthquake engineering problems', *J. Eng. Mech.*, (Submitted).
- [HOU97] G. W. Housner, L. A. Bergman, T. K. Caughey, A. G. Chassiakos, R. O. Claus, S. F. Masri, R. E. Skelton, T. T. Soong, B. F. Spencer and J. T. P. Yao, 'Structural control: past, present and future', *J. Eng. Mech., Special issue ASCE*, vol. 123, No. 9, pp. 897-970, 1997.
- [HUN92] K. J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski and P. J. Gawthrop, 'Neural networks for control systems – a survey', *Automatica*, vol. 28, No. 6, pp. 1083-1112, 1992.
- [KOI80] H. N. Koivo, 'A multivariable self-tuning controller', *Automatica*, vol. 16, pp. 351-366, 1980.
- [LAN86] S.-J. Lang, X.-Y. Gu and T.-Y. Chai, 'A multivariable generalized self-tuning controller with decoupling design', *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. AC-31, No. 5, 1986.
- [LAN93] I. D. Landau, *Identification et commande des systèmes*, Hermes, Paris, 1993.
- [LIN87] Y. K. Lin and Y. Yong, 'Evolutionary Kanai-Tajimi earthquake models', *J. eng. mech. ASCE*, vol. 113, No. 8, pp. 1119-1137, 1987.
- [LIN89] B. C. Lin, I. G. Tadjbakhsh and A. S. Papageorgiou, 'Response of base-isolated buildings to random excitations described by the Clough-Penzien model', *Earthquake eng. struct. Dyn.*, vol. 18, pp. 49-62, 1989.
- [LOH96] C.-H. Loh and H.-M. Lin, 'Application of off-line and on-line identification techniques to buildings seismic response data', *Earthquake eng. struct. Dyn.*, vol. 25, pp. 269-290, 1996.
- [LU98] L.-T. Lu, W.-L. Chang and J.-P. Tang, 'LQG/LTR control methodology in active structural control', *J. eng. mech. ASCE*, vol. 124, No. 4, pp. 446-454, 1998.
- [MIL92] W. T. Miller, R. S. Sutton and P. J. Werbos, *Neural Networks for Control*, The MIT Press, Massachusetts, 1992.
- [NAR90] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, 'Identification and control of dynamical systems using neural networks', *IEEE Trans. Neural networks*, vol. 1, No. 1, pp. 4-27, 1990.
- [RAK97] Z. Rakicevic and D. Jurukovski, 'Passive and active control systems: IZIIS experience', *18th European Regional Earthquake Eng. Seminar*, 1997.
- [RIS93] D. Ristic, *Control of structural behavior, part II: Passive structural control*, lectures for the international post graduate studies, University St. Cyril and Methodius, Skopje, 1993.
- [ROD87] J. Rodellar, A. H. Barbat and M. Martín-Sánchez, 'Predictive control of structures', *J. eng. mech. ASCE*, vol. 113, No. 6, pp. 797-812, 1987.
- [SLO91] J.-J. E. Slotine and W. Li, *Applied nonlinear control*, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs 1991.
- [SMI94] H. A. Smith, W. -H. Wu and R. I. Borja, 'Structural control considering soil-structure interaction effects', *Earthquake eng. struct. Dyn.*, vol. 23, pp. 609-626, 1994.
- [SPA96] P. D. Spanos and B. A. Zeldin, 'Efficient iterative ARMA approximation of multivariate random processes for structural dynamics applications', *Earthquake eng. struct. Dyn.*, vol. 25, pp. 497-507, 1996.
- [TOI84] H. T. Toivonen, 'Multivariable adaptive control', *Modeling, identification and Control*, vol. 5, No. 1, pp. 19-45, 1984.
- [YAM90] Y. Yamada, H. Iemura, A. Igarashi and Y. Iwasaki, 'Phase-delayed active control of structures under random earthquake motion', *Proceedings of Fourth U.S. National Conference on Earthquake Engineering*, May 20-24, 1990, Palm springs, California (Vol. 3).

- [YAN87] **J. N. Yang, A. Akbapour and P. ghaemmaghami**, 'New optimal control algorithms for structural control', *J. eng. mech. ASCE*, vol. 113, No. 9, pp. 1369-1386, 1987.
- [YED98] **Y. M. Yeddou**, *Etude de synthèse sur les réseaux de neurones et leurs applications*, thèse de magister à l'ENP, DER de G. Electricité et Informatique, Automatique, 1998.

ملخص :

يهدف هذا العمل إلى تطوير عدّة مناهج في التحكم و تطبيقها على بناءات الهندسة المدنية الخاضعة لتحريض زلزالي من أجل تخفيض أجهتها الديناميكية. قمنا في البداية باشتقاق عدّة نماذج تصف السلوك الديناميكي للبناءات، إضافة إلى نموذج التحريض الزلزالي المستعمل كتشويش بالنسبة للبناء. قدمنا فيما بعد طريقة التحكم بالانحراف الأدنى المعمم، حيث أنّ عدّة مناهج في التحكم مؤسسة على هذه الطريقة طوّرت و طبقت على البناءات. لغرض التغلب على بعض موانع التحكم بالانحراف الأدنى المعمم، قدمنا استراتيجية في التحكم تعتمد على الشبكات العصبية. في الأخير استعملنا طريقة المنظم المبرمج للتحكم في البناءات ذات الهيئة الديناميكية غير الخطية. نتائج المحاكاة على بناءات ذات درجة واحدة من الحرية و بناءات ذات عدّة درجات من الحرية قد أثبتت نجاعة طرق التحكم المطورة.

كلمات مفتاحية : التحكم بالانحراف الأدنى المعمم، نموذج ARMAX، شبكات عصبية، المنظم المبرمج، بناءات.

Abstract:

The purpose of this work is to develop control techniques for seismic excited structural buildings in order to reduce their dynamical responses. Different models of the structures as well as the seismic excitation model, used as perturbation, are first derived. Then the generalized minimum variance (GMV) control is presented. Different control approaches based on the GMV algorithm are developed and tested in structural control. Afterwards, a neural network-based control strategy is presented in an attempt to overcome some of the restrictions of the GMV control. Finally, a control approach based on the gain scheduling technique is developed for nonlinear structural control. Simulation results using single-degree-of-freedom (SDOF) and multi-degree-of-freedom (MDOF) structures have demonstrated the efficiency of the developed control techniques.

Key words : Generalized minimum variance control, ARMAX model, neural networks, gain scheduling control, structures.

Résumé:

L'objectif de ce travail est le développement de plusieurs techniques de commande appliquées aux structures de génie civil soumises à une excitation sismique afin de réduire leurs réponses dynamiques. En premier lieu, la modélisation des structures a été abordée et les différents modèles ont été élaborés, ainsi que le modèle de l'excitation sismique utilisée comme perturbation. La commande à variance minimale généralisée (GMV) a été ensuite présentée. Plusieurs approches de commande à base de l'algorithme à GMV sont développées et testées dans la commande des structures. Une stratégie de commande à base de réseaux de neurones a été, par la suite, présentée dans une alternative pour remédier à certains inconvénients de la GMV. La commande à gain programmé destinée aux structures non linéaires a été enfin présentée et appliquée. Les résultats de simulation sur des structures à un seul et à plusieurs degrés de liberté ont démontré l'efficacité des techniques développées.

Mots clés : Commande à variance minimale généralisée, modèle ARMAX, réseaux de neurones, commande à gain programmé, structures.