

Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales : Application à la Robotique

Lakhdar Melakhessou⁽¹⁾, Arar Djemai⁽²⁾

⁽¹⁾ Université El-Hadj Lakhdar- Batna, Algérie ⁽²⁾

Université El-Hadj Lakhdar- Batna, Algérie

lakhdar_melakhessou@yahoo.fr d.arar@yahoo.fr

Résumé - Dans la dernière décennie, plusieurs travaux de recherche ont montré l'efficacité de l'application des réseaux de neurones à l'identification et au contrôle des systèmes non linéaires. Dans ce travail nous considérons le problème de l'identification et du contrôle des systèmes non linéaires. Et on présentera l'identification et le contrôle neuronal adaptatif indirect avec modèle de référence d'un bras manipulateur à deux degrés de libertés. Des justifications théoriques pour la solution proposée ont été données, ensuite cette solution est validée par simulation.

Mots-clés; Réseaux de neurones artificiels (RNA), Systèmes non linéaires, Contrôle et identification.

I. INTRODUCTION

La théorie de contrôle fournit des outils d'analyse et de synthèse parfaitement adaptée aux systèmes linéaires. Cependant en pratique, ces méthodes ne s'avèrent pas toujours applicables à cause de non linéarité des systèmes réels et parce qu'il n'est pas toujours possible de linéariser le système à commander. Il n'y a pas de méthodes générales utilisables pour l'identification des systèmes non linéaires, les techniques classiques d'identification ne sont pas applicables pour des systèmes non linéaires à structures inconnues, d'où la nécessité de voir d'autres approches. L'application des techniques neuronales pour l'identification et le contrôle des systèmes non linéaires peut fournir des nouvelles solutions pour ce problème. L'objectif du présent travail est de mettre en évidence les capacités des réseaux de neurones dans l'identification et le contrôle des systèmes non linéaires. La deuxième section détaille le problème d'identification des systèmes non linéaires en utilisant les réseaux de neurones. La section trois traitera l'utilisation de réseaux de neurones dans le contrôle des systèmes non linéaires, le contrôle adaptatif avec modèle de référence, sera plus détaillé [1][2]. Dans la quatrième section nous présenterons l'identification et le contrôle neuronal adaptatif indirect avec modèle de référence d'un bras manipulateur à deux degrés de libertés [3]. Enfin, la conclusion générale présente le bilan de ce travail.

II. IDENTIFICATION NEURONALE DES SYSTEMES NON LINEAIRES

La modélisation des systèmes non linéaires par réseaux de neurones a fait l'objet de nombreux travaux de recherche depuis une dizaine d'années à cause de la capacité d'apprentissage, d'approximation et de généralisation que

possèdent ces réseaux [4][5]. En effet, cette approche fournit une solution efficace à travers laquelle de larges classes des systèmes non linéaires peuvent être modélisés sans une description mathématique précise. L'identification, c'est l'opération de détermination du modèle dynamique d'un système à partir des mesures entrées/sorties. Dans cette section, nous présentons une méthode d'identification à base de réseaux de neurones permettant d'obtenir un modèle de précision satisfaisante, nous parlons alors d'identification neuronale qui permet d'approximer un système quelconque par un modèle neuronal [6][7][8]. L'identification d'un système consiste principalement à sélectionner la structure du modèle et l'estimation des paramètres de celui-ci. En d'autres termes construire un modèle acceptable montré en "Fig. 1", qui produirait une sortie $\hat{y}(k)$ (approximant $y(k)$) lorsqu'il est soumis à la même entrée $u(k)$ que celle du système à identifier et ceci dans le but d'optimiser un certain critère de performance basé sur l'erreur entre la sortie du système à identifier et la sortie du modèle d'identification [8] [9][10][11].

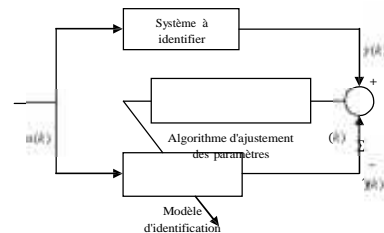


Figure 1. Identification

L'identification se fait en général en deux étapes: l'étape qualitative (caractérisation) et l'étape quantitative (estimation des paramètres) [1][8][12].

Étape qualitative : Elle consiste à fixer les formes des équations qui décrivent le processus, Pour les systèmes non linéaire NARENDRA a proposé quatre classes de modèles d'identification entrées-sorties, ceux-là sont décrits par les équations suivantes [8] :

$$\text{Modèle I : } () \Sigma () () () () \quad (1)$$

$$\text{Modèle II : } () () () () () () \quad (2)$$

$$\text{Modèle III : } () () () () () () \quad (3)$$

$$\text{Modèle IV : } () () () () () () \quad (4)$$

Où $[u(k), y(k)]$ représente la paire d'entrée-sortie d'un système SISO à l'instant k , et $m \leq n$. Le modèle IV est la représentation de systèmes NARMA la plus générale.

De nouveaux modèles simplifiant les algorithmes de contrôle et de ce fait applicables à une large classe de systèmes non linéaires [4][8]. Ces deux modèles nous en sont référés par modèle V et modèle VI. Ils sont décrits par:

Modèle V:

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \Sigma \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (5)$$

Modèle VI:

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \hat{y}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (6)$$

Étape quantitative: Elle consiste à déterminer les valeurs numériques des paramètres (poids des connexions) qui interviennent dans le modèle d'identification.

A. Les structures d'identification

Le principe général de l'identification est simple et consiste à placer en parallèle le modèle d'identification et le processus à identifier, comme le montre la "Fig. 2", le modèle d'identification reçoit en entrée la commande $u(k)$ appliquée et éventuellement la sortie précédente du processus $y(k-1)$. Il est entraîné à produire la nouvelle sortie (ou le nouvel état) $y(k)$ du processus, cette méthode d'identification est souvent appelée méthode série-parallèle, elle est aussi souvent considérée comme plus stable car le modèle d'identification est régulièrement (recalculé) en utilisant l'état réel du processus, donné par :

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \hat{y}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (7)$$

Par opposition à la méthode parallèle présentée au "Fig. 3", Dans cette dernière méthode, le modèle d'identification ne reçoit pas en entrée la sortie elle-même prédite au pas de temps précède, cette approche sera d'intérêt si la boucle donnant l'état du système est remplacée par une connexion récurrente du modèle d'identification. Ce dernier est alors

libre de développer sa propre représentation de l'espace des états du processus. Elle est donnée par [14] :

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \hat{y}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (8)$$

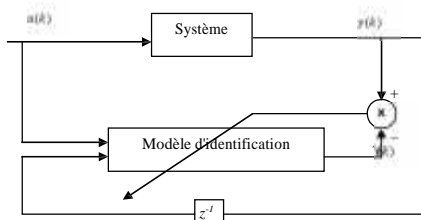


Figure 2. Identification de processus par la méthode série-parallèle

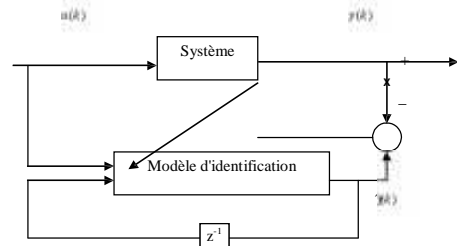


Figure 3. Identification de processus par la méthode parallèle

B. Modélisation neuronale des systèmes non linéaires

L'utilisation des réseaux de neurones pour la modélisation des systèmes non linéaires découle naturellement des aptitudes de ces derniers à l'approximation et la généralisation. La détermination du modèle d'identification neuronale d'un système comporte en général les étapes suivantes:

- Acquisition des données d'apprentissage et de test, choix de la structure du modèle.
- Estimation des paramètres du modèle.
- Validation du modèle identifié.

Les réseaux multicouches statiques sont les plus utilisés à cause de la simplicité de leurs algorithmes d'apprentissage et leurs aptitudes à l'approximation et à la généralisation. Il n'existe pas de méthodes générales pour le choix du nombre de neurones sur chaque couche cachée ainsi que le nombre de ces dernières. Cependant, un réseau à une seule couche cachée est dans la majorité des cas suffisant [13].

C. Cas des systèmes non linéaires SISO

On a un système d'ordre 2 représenté par l'équation aux différences suivantes:

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \hat{y}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (9)$$

Où la fonction inconnue f est donnée par:

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \hat{y}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (10)$$

Le modèle d'identification neuronal est décrit par :

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \hat{y}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (11)$$

Où l'entrée du système et du modèle est donné par :

$$\begin{pmatrix} \hat{y}(k) \\ \hat{y}(k-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{y}(k-1) \\ \hat{y}(k-2) \end{pmatrix} \quad (12)$$

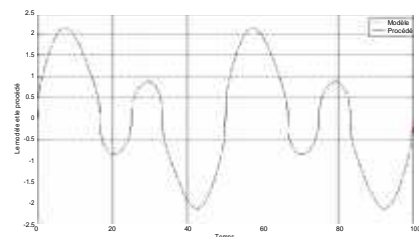


Figure 4. (a) Sorties, $y(k)$ du procédé et $\hat{y}(k)$ du modèle.

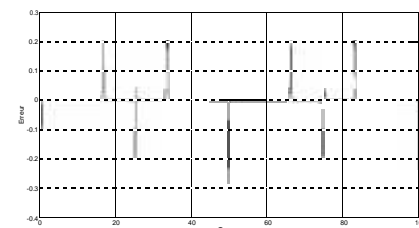


Figure 5. Erreur d'identification

D. Cas des systèmes non linéaires MIMO

La plupart des systèmes pratiques sont de nature multivariable dont la représentation, l'identification et le contrôle sont plus complexes que ceux du type SISO.

Dans le cas de la représentation d'état des systèmes dynamiques non linéaires MIMO le u et y qui étaient des scalaires deviennent des vecteurs, ainsi un système non linéaire MIMO est donnée par:

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \vdots \\ \dot{x}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \dots & f_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_n \end{pmatrix} u \quad (13)$$

Avec :

$$\begin{pmatrix} f_{11} & f_{12} & \dots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \dots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \dots & f_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g_1 \\ g_2 \\ \vdots \\ g_n \end{pmatrix} u$$

On a choisi système MIMO décrit par l'équation aux différences :

$$\begin{pmatrix} y_1(k) \\ y_2(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1(k-1) \\ y_2(k-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} u(k) \quad (14)$$

Le modèle d'identification neuronal est ainsi donné décrit par :

$$\begin{pmatrix} \hat{y}_1(k) \\ \hat{y}_2(k) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \hat{a}_{11} & \hat{a}_{12} \\ \hat{a}_{21} & \hat{a}_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1(k-1) \\ y_2(k-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{b}_1 \\ \hat{b}_2 \end{pmatrix} u(k) \quad (15)$$

L'entrée du système est donné par :

$$u(k) = \begin{pmatrix} u_1(k) \\ u_2(k) \end{pmatrix} \quad (16)$$

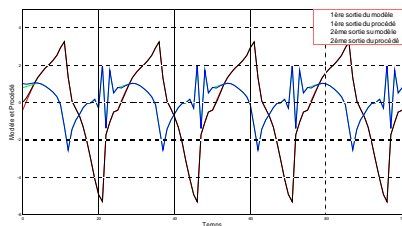


Figure 6. Sorties du procédé et du modèle

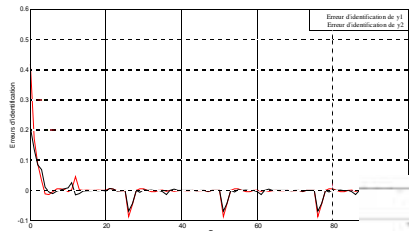


Figure 7. Erreur d'identification de y

III. CONTRÔLE ADAPTATIF

Dans la littérature du contrôle adaptatif, il existe deux approches différentes, utilisées pour contrôler des systèmes linéaires et non linéaires variant lentement, il s'agit du contrôle adaptatif direct et du contrôle adaptatif indirect. Dans ce cas les structures du contrôleur et du modèle d'identification sont linéaires, cependant à la place des modèles linéaires utilisés dans le contrôle adaptatif conventionnel, des systèmes neuronaux sont utilisés pour l'identification et le contrôle d'une plus large classe de systèmes non linéaires, dans des situations de larges incertitudes et avec des variations inconnues concernant les structures et les paramètres du système [6][8][15].

Soit un système inconnu avec une paire entrée-sortie

représenté le comportement désiré de la sortie $y(k)$ et un modèle de référence avec une paire entrée-sortie. Que le système soit linéaire ou non linéaire, l'objectif est de déterminer une entrée de contrôle $u(k)$ tel que $y(k)$ tende vers zéro [1][4][8].

Dans le contrôle adaptatif direct, montré en "Fig. 3", e_c , est l'erreur de sortie (erreur de suivi) entre la sortie du système $y(k)$ et la sortie du modèle de référence $y_r(k)$, les paramètres du contrôleur sont directement ajustés pour réduire une norme de l'erreur de sortie

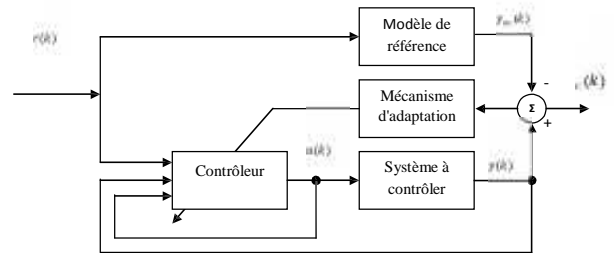


Figure 8. Contrôle adaptatif direct

Dans l'approche indirecte, les paramètres du système à contrôler sont estimés et utilisés ensuite pour déterminer les paramètres du contrôleur ce qui est montré en "Fig. 9".

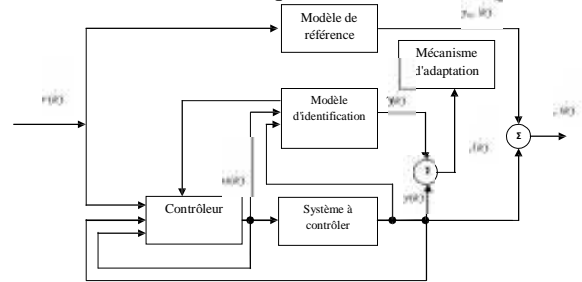


Figure 9. Contrôle adaptatif indirect

Lorsqu'un système est construit à partir d'un système neuronal équipé d'un algorithme d'adaptation, il est appelé contrôleur adaptatif neuronal [7][8][15].

Dans le cas de contrôle adaptatif à modèle de référence, les performances désirées du système en boucle fermée sont spécifiées par un modèle de référence stable, défini par ses entrées sorties $y_r(k)$ $y(k)$. Le rôle de contrôleur est de commander la sortie du système de façon à minimiser l'écart entre la sortie du système et la sortie du modèle de référence.

Cette erreur est utilisée pour l'entraînement du contrôleur, deux structures de contrôle adaptatif neuronal à modèle de référence ont été proposées par Narendra et Parthasarathy[16]; la structure de contrôle direct et la structure de contrôle indirect.

A. Contrôle Neuronal Adaptatif Direct

Lorsqu'une structure de contrôle neuronal adaptatif utilise un système neuronal comme contrôleur, nous parlons de contrôle neuronal adaptatif direct.

Par exemple en prenant, comme structure pour le système inconnu à contrôler:

$$y(k) = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1(k-1) \\ y_2(k-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} u(k) \quad (17)$$

Pour le modèle de référence:

$$y_r(k) = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} \\ r_{21} & r_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_{r1}(k-1) \\ y_{r2}(k-1) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} r_{b1} \\ r_{b2} \end{pmatrix} u(k) \quad (18)$$

La structure du contrôleur neuronal est un système neuronal à 3 entrées et une sortie.

La sortie globale du système neuronal représente l'action de contrôle à appliquer, celle-ci est donnée par:

$$(\quad) (\quad) (\quad) (\quad) \quad (19)$$

L'ajustement de ces paramètres se fait directement en se basant sur l'utilisation de l'erreur de sortie :

$$(\quad) (\quad) (\quad) \quad (20)$$

Cependant, ce type de contrôleur est difficile à utiliser lorsque le système est inconnu, puisque l'effet du changement des paramètres du contrôleur sur , ne peut pas être calculé [1][8].

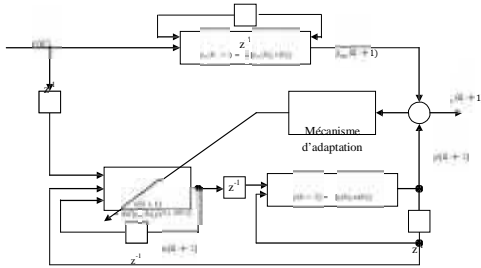


Figure 10. Contrôle neuronal adaptatif direct

B. Contrôle Neuronal Adaptatif Indirect

Dans le cas de ce contrôleur, le calcul se base sur le modèle d'identification neuronal du système à contrôler. Le principe du contrôle neuronal adaptatif indirect se résume en deux étapes:

- Préparation du modèle d'identification neuronal représentant le système à contrôler hors ligne dans le but d'accélérer la convergence dans la boucle du contrôle.
- Identification du système non linéaire et calcul de l'action de contrôle adaptatif à appliquer au système pour que sa sortie suive celle du modèle de référence.

La structure du contrôleur dépend de la structure choisie pour la représentation du système non linéaire.

IV. CONTROLE NEURONAL ADAPTATIF D'UN BRAS MANIPULATEUR A DEUX DEGRES DE LIBERTES

La commande des robots manipulateurs est l'une des préoccupations majeures des recherches en robotique. En effet, un robot manipulateur est caractérisé par un comportement purement non linéaire, de plus, Certaines tâches qui lui sont confiées sont délicates et exigent une très grande précision sous des trajectoires rapides, Dans le cas où le modèle exact du robot est parfaitement connu, plusieurs stratégies de commande peuvent être appliquées. Cependant, en pratique, cette condition idéale n'est jamais tout à fait remplie vu les différentes perturbations agissant sur le robot manipulateur, et les incertitudes du modèle, d'où la nécessité d'adapter la commande. Il est difficile d'obtenir les performances désirées avec des techniques où l'algorithme de commande est basé seulement sur le modèle dynamique explicite du bras manipulateur, une solution pour résoudre ce

problème consiste à modéliser le bras manipulateur par un modèle neuronal fixé a priori, auquel on attache quelque fois une erreur d'approximation. Cependant, le modèle neuronal construit off line avec des paramètres fixes ne peut pas faire face au changement des paramètres. Par conséquent, les paramètres doivent être adaptés sans interruption lors du fonctionnement pour compenser cet effet indésirable. D'où l'appellation commande neuronale adaptative. Une commande est dite adaptative si elle comporte des paramètres non fixés à l'avance mais modifiés en ligne. Dans la technique adaptative neuronale indirecte, le modèle neuronal est utilisé pour estimer en premier lieu la dynamique du robot puis l'élaboration de la loi de commande est déduite en considérant les paramètres estimés du modèle neuronal comme de vrais paramètres, ces deux étapes se font séquentiellement. La résolution du problème de la commande des robots manipulateurs nécessite la détermination d'un ensemble d'entrées articulaires (les couples) qui résulte par le suivi de l'organe effecteur d'une trajectoire désirée, spécifiée typiquement par des séquences de positions et de vecteurs d'orientation de l'organe effecteur x ou par une trajectoire continue.

A. Modélisation [17] [18][19][20]

Pour développer une stratégie de commande performante pour un robot, il est impératif de connaître la cinématique et la dynamique du manipulateur considéré. Pour cela on est souvent amené à décrire les différentes relations mathématiques qui permettent de définir les mouvements de ce dernier dans l'espace. Dans la pratique courante de robotique, la description du mouvement d'un robot manipulateur dans l'espace est réalisée en fonction du modèle géométrique, cinématique et dynamique donc la simulation et l'implantation d'une commande sur un robot exige la connaissance des valeurs des paramètres géométriques et inertiels des corps du bras manipulateur, Le bras manipulateur est généralement considéré comme un ensemble de corps rigides connectés en série par des articulations, avec une extrémité au sol, et l'autre libre (effecteur ou élément terminal).

Soit le robot plan montré dans la "Fig. 11", Il est constitué de deux corps parallélépipédiques de longueur et dont la section est un carré de côté La masse volumique du matériau utilisé est .

On note et les masses respectives des corps 1 et 2. [3]

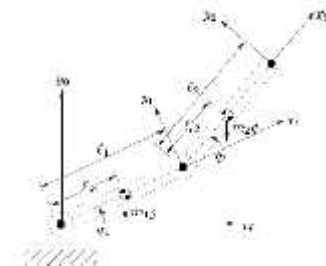


Figure 11. Structure d'un robot manipulateur à deux degrés de liberté [3]

Détermination de la matrice d'inertie d'un corps parallélépipédique :

$$\begin{bmatrix} f(\dots) \\ f(\dots) \\ f(\dots) \end{bmatrix} \quad (21) \quad \begin{bmatrix} -(\dots) - (\dots) \\ -(\dots) - (\dots) \end{bmatrix} \quad (31)$$

On a: $f(\dots) \quad f \quad f \quad f(\dots)$
 $f_{-} f_{-}(\dots) \quad f_{-}(-\dots) \quad \text{---}$ (22)

$$f \quad f \quad f \quad f$$

$$f \quad f \quad [-]_{-} \quad f \quad f \quad (- \rightarrow) \quad [] \quad []$$

(23)

On procède de même pour tous les termes et on obtient :

$$[\quad (\dots) \quad] \quad (24)$$

On en déduit et , les matrices d'inertie des corps 1 et 2 :

$$[\quad (\dots) \quad] \quad (\dots)$$

(25)

$$[\quad (\dots) \quad] \quad (\dots)$$

(26)

Energie cinétique :

$$\Sigma [\quad (\dots) \quad (\dots) \quad (\dots) \quad (\dots) \quad] \quad (27)$$

Partie translation : On a de manière évidente

$$[\quad \text{---} \quad] \quad (28)$$

D'autre part, les coordonnées du centre de gravité du corps 2 sont données par :

$$\{ \quad -(\dots) \quad -(\dots)(\dots) \quad \} \quad (29)$$

D'où :

$$\{ \quad -(\dots) \quad -(\dots)(\dots) \quad \} \quad (30)$$

On en déduit que :

Partie rotation : Rappelons que les vitesses de rotation doivent être exprimées dans le même repère que celui qui a servi à la détermination de et c'est à dire un repère dont l'origine est au centre de gravité du corps considéré et dont les axes sont parallèles aux repères de Denavit-Hartenberg. En utilisant le fait que l'axe z de tous les repères est dans la même direction :

On en déduit que :

$$(\dots) \quad (\dots) \quad (\dots) \quad [\quad \text{---} \quad] \quad (32)$$

De même :

$$[\quad (\dots) \quad (\dots) \quad (\dots) \quad] \quad (33)$$

Si on note :

$$\{ \quad (\dots) \quad \text{---} \quad \} \quad (34)$$

L'énergie cinétique provenant de la rotation s'écrit :

$$\text{---} \quad [\quad \text{---} \quad]$$

Finalement, la matrice d'inertie du robot est donnée par :

$$(\dots) \quad [\quad \text{---} \quad]$$

$$[\quad (\dots) \quad (\dots) \quad (\dots) \quad (\dots) \quad] \quad (35)$$

D'où :

$$\text{---} \quad \text{---} \quad \text{---}$$

$$\text{---} \quad \text{---} \quad \text{---} \quad (36)$$

Energie potentielle

$$\{ \quad (\dots) \quad (\dots) \quad \} \quad (37)$$

D'où :

$$\text{---}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \ddot{\theta}_1 = \dots \\ \ddot{\theta}_2 = \dots \end{array} \right. \quad (38)$$

Finalement, on obtient les équations dynamiques suivantes :

Donc le modèle dynamique de ce robot est donné par l'équation matricielle suivante :

$[M]$: Vecteur des variables articulaires généralisées.

$[C]$: Vecteur des couples généralisés.

Matrice d'inertie:

$$[M] = \begin{bmatrix} \dots & \dots \\ \dots & \dots \end{bmatrix}$$

Matrice de Coriolis et centrifuge :

$$[C] = \begin{bmatrix} \dots & \dots \\ \dots & \dots \end{bmatrix}$$

Vecteur des forces de gravité :

$$[G] = \begin{bmatrix} \dots \\ \dots \end{bmatrix}$$

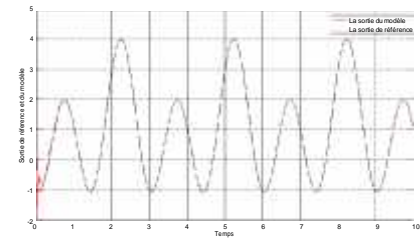
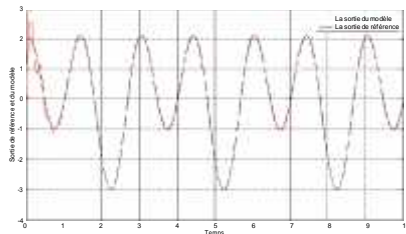
V. SIMULATION ET RESULTATS

Les paramètres du modèle sont :

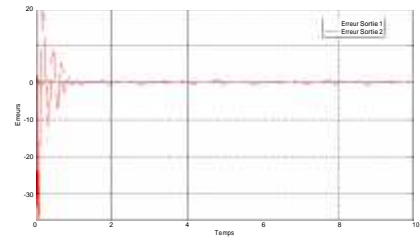
$$m_1 = 15.91 \text{ Kg}, \quad m_2 = 11.36 \text{ Kg}, \quad l_1 = 0.432 \text{ m}, \quad l_2 = 0.432 \text{ m}.$$

Les positions désirées sont donnée par :

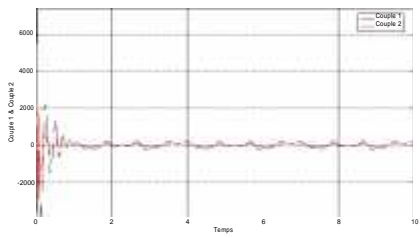
$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_1^d = \dots \\ \theta_2^d = \dots \end{array} \right. \quad (40)$$



(a)



(b)



(c)

Figure 12. (a) Les sorties de référence (θ_1^d) , (θ_2^d) et du modèle (θ_1) , (θ_2) . (b) l'erreur entre θ_1 et θ_1^d et l'erreur entre θ_2 et θ_2^d . (c) les couples τ_1 et τ_2

La première étape est bien sûr l'entraînement en off line du modèle d'identification, dans la deuxième partie, les entrées de contrôle à appliquer au système sont calculés on line en utilisant le modèle neuronale du bras manipulateur, obtenu dans la première étape. Les sorties du modèle de référence et celles du système sous contrôle sont représentées sur la figure 12 (a) qui démontre le bon suivi de la trajectoire, il est clair et visible que les erreurs de poursuite représentées sur la figure 12 (b) convergent vers une bande très étroite autour de zéro, ce qui indique une performance satisfaisante. Les pics initiaux sont dues au fait que les modèles neuronaux n'ont pas encore appris la dynamique du bras, et le système, à ce moment, est contrôlé seulement par contrôleur à structure variable d'où les actions brusques observée au début. Dès que le contrôleur neuronal prend en charge le système (c.-à-d. lorsque les modèles auront appris suffisamment sur le processus), la convergence est très rapide et les actions de commande sont douces. Enfin les couples de commande des deux articulations sont représentées sur la figure 12(c).



VI. CONCLUSION GENERALE

Les propriétés d'apprentissage et de généralisation des réseaux de neurones artificiels, nous conduisent à étudier l'apport des techniques neuronales dans les problèmes d'identification et de commande des systèmes dynamiques non linéaires pour lesquels les techniques classiques se heurtent à des difficultés d'ordre pratique et théorique, ils permettent de réaliser, de manière simple et efficace, des modèles précis, statique ou dynamique, Ensuite notre première application de l'approche neuronale était l'identification des systèmes non linéaires inconnus SISO et MIMO, les résultats de simulations obtenus ont démontrés que les modèles neuronaux sont de bons approximateurs universels pour les fonctions non linéaires inconnues, Les propriétés d'apprentissage ont été utilisées pour réaliser des structures de contrôle dans lesquelles le contrôleur neuronal est capable de générer, d'une façon immédiate, les commandes nécessaires pour la réalisation de la tâche désirée. Le contrôleur neuronal acquiert cette habilité d'association pendant la phase d'apprentissage. Nous avons présenté le contrôle neuronal adaptatif avec modèle de référence, Dans ce type de contrôle, nous avons utilisé l'approche indirecte, où le calcul du contrôleur neuronal se base sur le modèle d'identification neuronale du système inconnu à contrôler, Le travail effectué présentés dans la dernière partie a pour objectif d'appliquer la technique de commande neuronale adaptative indirecte avec modèle de référence pour la poursuite de la trajectoire en position d'un bras manipulateur à deux degrés de liberté avec la génération des trajectoires dans l'espace de configuration. Cette stratégie devrait faire face d'une manière efficace aux variations des paramètres du système contrôlé, finalement, on a supposé, pour accomplir les tâches d'identification et de contrôle, que les systèmes étudiés sont stables. Tous les systèmes considérés dans ce travail ont été pris de [1].

- [1] K S. Narendra and K. Parthasarathy, "Identification and control of dynamical systems using neural networks", IEEE Trans. On Neural Networks., vol. 1, no. 1, pp.4-26, Mar 1990.
- [2] S.Mohammed, DJ.Chaouch1, M.F Khelfi, "Commande neuronale inverse des systèmes non linéaires ", 4th International Conférence on Computer Integrated Manufacturing CIP'2007, 03-04 November 2007.
- [3] M. W. Spong, Seth Hutchinson, and M. Vidyasagar, "Robot dynamics and control", Second Edition, January 28, 2004
- [4] KS. Narendra, "Neural networks for identification and control", Center for Systems Science, Yale University, Dec. 1998.
- [5] S. Chen and S. A. Billings, "Neural networks for nonlinear dynamic system modeling and identification", Int. J. Control, vol. 56, no. 2, pp 319-346, Aug. 1992.
- [6] I. Zhao, "System modeling, identification and control using fuzzy logic", Thèse de Docteur en sciences appliquées, UCL, CESAME, Belgique 1995.
- [7] N. Golea, "Commande par logique floue " Thèse de Magister, Institut. D'Electronique, Université de Sétif, 1994.
- [8] I. Abdelmalek, "Identification et commande floues des systèmes non linéaires", Thèse de Magister, Université de Batna 1999.
- [9] L. Ljung, "System identification: theory for the user", Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1986.
- [10] L. Ljung and T. Soderstrom, "Theory and practice of recursive identification "MIT Press. Cambridge, Massachusetts, England, 1983.
- [11] P. Eykhoff, "System identification: parameter and state estimation", Eds John Wiley & Sons, USA, 1979.

- [12] K. Kara, "Application des réseaux de neurones à l'identification des systèmes non linéaires", Thèse de Magister, Université de Constantine 1995.
- [13] K. Kara, M. L. Hadjili, K. Benmahammed, "Modélisation neuronale des systèmes non linéaires en présence des perturbations ", Conférence Internationale sur les Systèmes de Télécommunications, d'Electronique Médicale et d'Automatique CISTEMA'2003, Tlemcen les 27, 28 et 29 Septembre 2003.
- [14] A. Aouich, "Rejection des perturbations dans les systèmes non linéaires : étude comparative", Thèse de Magister, Université de M'Sila 2006.
- [15] L.X Wang, "Adaptive fuzzy systems and control: design and stability analysis", Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hail, 1994.
- [16] 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, Mar. 1990. C. W. Anderson.
- [17] H. Chekireb, M. Tadjine et D. Bouchaffra, "Direct adaptative fuzzy control of nonlinear system class with applications", Control and intelligent systems, vol.31, No.2, 2003
- [18] Jeffrey T. Spooner, Manfredi Maggiore, Raul Ordonez, Kevin M. Passino "Stable adaptive control and estimation for nonlinear systems: neural and fuzzy approximator techniques".2002.
- [19] Y.Oulmas, "Commande adaptative floue de la position et de l'orientation des robots manipulateurs", Thèse de Magister, Laboratoire de Commande des Processus, ENP ElHarrach, Alger, 2006.
- [20] Chang-Woo Park et Young-Wan Cho, "T-S Model based indirect adaptive fuzzy control using online parameter estimation", IEEE transactions on systems, man, and cybernetics—part b: cybernetics, vol. 34, no. 6, décembre 2004.