

## تطوير متحكم تكيفي يعتمد على النموذج المخيخي

الدكتور ويسام الجراماني\*  
الدكتورة هيام خدام\*\*  
مناف سليمان\*\*\*

تاريخ الإيداع 5 / 4 / 2012. قُبل للنشر في 4 / 2 / 2013

### ▽ ملخص ▽

تم في هذا البحث تطوير نموذج تأقلمي مستوحى من النماذج الداخلية للمخيخ يسمى التعلّم بخطأ التغذية العكسية (FEL) Feedback Error Learning, وهي الطريقة الأم للتحكم التعلّمي الأمامي - Learning Feed-forward Control (LFFC), وتعتمد على متحكم تغذية عكسية بالإضافة إلى متحكم أمامي وهو عبارة عن شبكة عصبونية neural network يتم تدريبها عن طريق خرج متحكم التغذية العكسية. وقد قمنا بتطوير هذه الطريقة للتحكم بذراع آلية، بالإضافة إلى حل مسألة توازن النّواس المعكوس inverted pendulum والتحكم بنظام التعليق لباص، وتمّ تطوير هذه الطريقة بإضافة شبكة عصبونية ثانية يتم تدريبها بواسطة خرج متحكم FEL، وتمت المحاكاة للأنظمة السابقة على الحاسب باستخدام البيئة البرمجية Matlab and Simulink, وبيّنت النتائج أنّ هذا التطوير يحسّن أداء التحكم.

الكلمات المفتاحية : التحكم التأقلمي - التعلّم بخطأ التغذية العكسية (FEL) - نموذج مخيخي - شبكة عصبونية - متحكم التغذية العكسية .

\* مدرّس - قسم الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق - دمشق - سورية.  
\*\* مدرّس - قسم الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق - دمشق - سورية.  
\*\*\* طالب ماجستير - قسم الحواسيب والأتمتة - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة دمشق - دمشق - سورية.

## “Developing an adaptive controller based on cerebellar model ”

Dr. Wessam Aljaramani\*  
Dr. Hiam Khadam\*\*  
Monaf Solieman\*\*\*

(Received 5 / 4 / 2012. Accepted 4 / 2 / 2013)

### ▽ ABSTRACT ▽

In this study we developed an adaptive model inspired by internal models in the cerebellum and this approach called Feedback Error Learning (FEL). FEL is the origin of Learning Feed-Forward Control (LFFC). It depends on Feedback Controller and Feed-Forward Controller which is a Neural Network, and this Neural Network uses feedback controller output as training signal. We developed this approach to control a robot arm, and to balance inverted pendulum and to control bus suspension system. We developed this approach by adding a second Neural Network, and this new Neural Network uses FEL controller output as training signal. We simulate these systems by using Matlab and Simulink, and we find that this development improves control performance.

**Keywords:** Adaptive Control - Feedback Error Learning (FEL) – Cerebellar Model - Neural Network - Feedback Controller.

---

\* Assistant Professor, Computer and Automation Department, Faculty of Mechanical & Electric Engineering, Damascus University, Damascus, Syria.

\*\* Assistant Professor, Computer and Automation Department, Faculty of Mechanical & Electric Engineering, Damascus University, Damascus, Syria.

\*\*\* Postgraduate Student, Computer and Automation Department, Faculty of Mechanical & Electric Engineering, Damascus University, Damascus, Syria.

**مقدمة :**

إن أصل التحكم التعلّمي الأمامي LFFC يعود إلى شكل التحكم التعلّمي المعروف بالتعلّم بخطأ التغذية العكسية FEL, وقد تمّ تقديم هذا الشكل من قبل Kawato عام 1987 [1], ويتكون هذا النظام التحكمي من جزأين هما متحكّم التغذية العكسية التقليدي والذي يضمن استقرار النظام، والمتحكّم الأمامي الذي يحسّن أداء عملية التحكم [2]. والجديد في هذه الطريقة هو استخدام خرج المتحكّم العكسي لتدريب المتحكّم الأمامي والذي يمثل النموذج العكسي للنظام، وهذا شيء جديد في أدبيات التحكم [3]. فبدلاً من تصميم المتحكّم الأمامي فقد اقترح Kawato أن يتمّ تطبيق المتحكّم الأمامي كتابع تقريب Function Approximator. وإنّ تابع التقريب الذي استخدمه Kawato هو عبارة عن شبكة عصبونية من نوع Multilayer Perceptron (MLP), وخلال عملية التحكم يتمّ تكييف العلاقة بين الدّخل والخرج. وعلى الرّغم من الحقيقة التي تقول أنّ متحكّم FEL يحقق في النهاية أداء ملاحقة عالٍ فإنّ تصرف التعلّم ليس مثالياً.

وقد ظهرت عدّة مفاهيم للتغلب على مشاكل متحكّم FEL وهذه المفاهيم تعتمد إمّا على تغيير بنية متحكّم FEL أو على استخدام تابع تقريب جديد. يمكن أن نطوّر أداء التعلّم باختيار مداخل مختلفة لتابع التقريب فقد قام Gomi و Kawato [2] بإضافة إشارة الخطأ لدخل تابع التقريب، وهكذا فقد تمّ تغيير المتحكّم التعلّمي من متحكّم أمامي كلياً إلى متحكّم أمامي-عكسي، ومن وجهة نظر الاستقرار فإنّ هذا يعدّ تغييراً جذرياً. وبيّنت التجارب أنّ هذا التغيير يتغلّب على المشكلة الأصلية في متحكّم FEL, وقد تمّ التّوصل إلى نتائج مشابهة بإضافة الخرج كدخول لتابع التقريب، وهناك العديد من الأبحاث استخدمت هذه الصيغة.

وبما أنّ شبكة MLP تسبّب بشكل رئيسي مشاكل لـFEL فمن البديهي البحث عن تابع تقريب آخر، حيث تمّ استبدال شبكة MLP بشبكة Cerebellar Model Articulation Controller (CMAC) وهي عبارة عن شبكة تستخدم توابع أساسية، وهي عبارة عن توابع متعدّدة الحدود وتملك قيماً لا تساوي الصفر. وكان قد قدّمها Albus عام 1975 [4], وهذا تعديل في تابع التقريب.

وفي هذا البحث تمّ تطوير بيئة FEL بإجراء تغيير على بنية المتحكّم وذلك بإضافة شبكة عصبونية جديدة.

**أهمية البحث وأهدافه :**

تتجلى أهمية البحث من أهمية النموذج المخيخي FEL والذي يعدّ أفضل نموذج بيولوجي للتحكم بالمرّك، وبشكل عام فإنّ بنية المخيخ لها أهمية كبيرة في حلّ مشاكل التحكم بالمرّك. وبناءً على ذلك فإنّ الهدف من هذا البحث هو تطوير متحكّم تكيفي يعتمد على هذا النموذج لتحسين عملية التحكم، واستخدام النموذج المطوّر للتحكم في ذراع آلية، وحلّ مسألة توازن التّواس المعكوس بالإضافة للتحكم بنظام التعليق لباص، ومقارنة النتائج بين النموذج الأصلي والنموذج المطوّر.

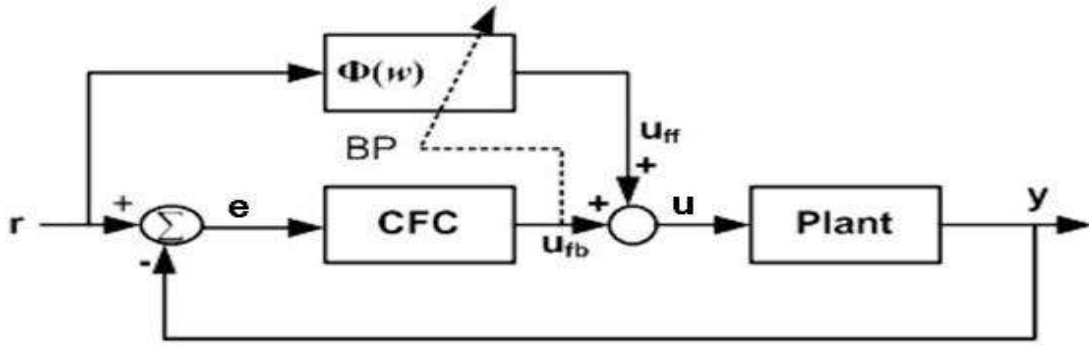
**طرائق البحث ومواده :**

لقد أنجز هذا البحث اعتماداً على دراسة العديد من البحوث المنجزة في هذا المجال والتّوقف عند نتائجها وتوصياتها، وتمّ الاعتماد على البيئة البرمجية Matlab and Simulink في وضع النماذج الرياضيّة والمحاكاة الحاسوبية واستخلاص النتائج.

أنجز هذا البحث خلال الفترة من 2011/3/15 حتى 2012/4/3 في قسم الحواسيب والأتمتة في كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية بجامعة دمشق .

## 1. النموذج المخيخي FEL :

إنَّ FEL هي في الأصل طريقة لتدريب النموذج العكسي لنظام محدد، وكما ذكرنا سابقاً فقد تمَّ تقديمها من قبل Kawato عام 1987 [1]، وذلك بناءً على معلومات بيولوجية عن كيفية توليد أوامر المحرك من قبل الجهاز العصبي المركزي عند الإنسان . والشكل (1) يوضح البنية الأصلية لـ FEL، والهدف من عملية التحكم هو تصغير الخطأ  $e$  بين الإشارة المرجعية  $r$  وخرج الجملة  $y$ ، حيث  $u$  يمثل دخل الجملة وإنَّ المتحكم العكسي الخطي مهم لتطبيق هذه النظرية، حيث إنَّ  $U_{fb}$  هو خرج المتحكم العكسي التقليدي (CFC) والذي يستخدم كإشارة تدريب للبنية المتكيفة  $\Phi(\omega)$ ، وهكذا بعد فترة من الزمن إذا وصل خرج المتحكم العكسي إلى الصفر، فإنَّه من المتوقع أن تكون البنية  $\Phi(\omega)$  قادرة على التنبؤ بالأوامر الضرورية للمحرك، وبالتالي ستمثل النموذج العكسي للجملة .

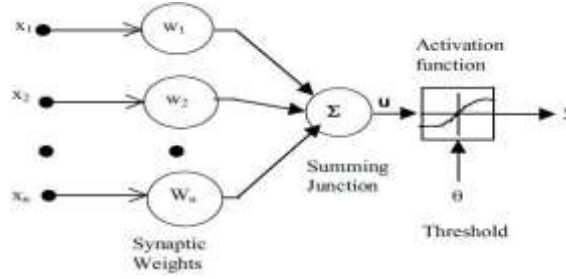


شكل (1) الشكل الأساسي لـ FEL

إنَّ  $U_{fb}$  هو خرج المتحكم الأمامي  $\Phi(\omega)$  وكان عند Kawato عبارة عن شبكة عصبونية بثلاث طبقات تحوي أوزاناً قابلة للتعديل . ويجري تدريبها باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي back-propagation، وحيث FEL تستخدم النموذج المعكوس للجملة كمتحكم أمامي لكي تتخلص من تأثير التأخير الزمني في الحساسات [5]، والعلاقات الرياضية لهذه الطريقة نجدها في [6] . ونحن في هذا البحث قمنا بالاستفادة من هذه البنية ومن آلية التدريب لبناء متحكم تكيفي قادر على التحكم بالعديد من الأنظمة، ولم نحصل بالضرورة على نموذج عكسي للأنظمة المتحكم بها، بل تمَّ الاستفادة من بنية وآلية عمل النموذج المخيخي للحصول على المتحكم التكيفي، حيث يمثل المتحكم العكسي التقليدي والبنية المتكيفة مجتمعين هذا المتحكم التكيفي .

## 2. الشبكة العصبونية :

إنَّ الجهاز العصبي المركزي عند الإنسان هو عبارة عن شبكة عصبونية معقدة جداً، وتتألف من عدد كبير من العصبونات، العصبون الصناعي الموضح في الشكل (2) هو العنصر الرئيس في الشبكة العصبونية، والذي يحوي الأوزان weights، وعقدة الجمع summing junction، وتابع التنشيط activation function . حيث  $w_i$  هو الوزن المقابل للدخل  $x_i$ ، والذي يحدّد درجة تأثير الدّخل المقابل وجمعهم في عقدة الجَمع حسب المعادلة (1) نحصل على  $u$  .



الشكل (2) العناصر الرئيسية للعصبون الصناعي

$$u = \sum_{i=0}^n w_i \cdot x_i \quad (1)$$

$$y = F(u - \theta) \quad (2)$$

هنالك عدة توابع تنشيط وسنذكر منه التابع الخطي Linear Function والذي يعطى بالمعادلة (3) .

$$y = F(u) = \alpha \cdot u \quad (3)$$

وفي دراستنا سوف نستخدم تابعاً خطياً ميله  $\alpha = 1$  والعتبة له  $\theta = 0$ , وقد استخدمنا شبكة عصبونية بسيطة لتقليل الحسابات, ولأنها كافية للحصول على المتحكم التكيفي المطلوب .

### 3. الذراع الآلية :

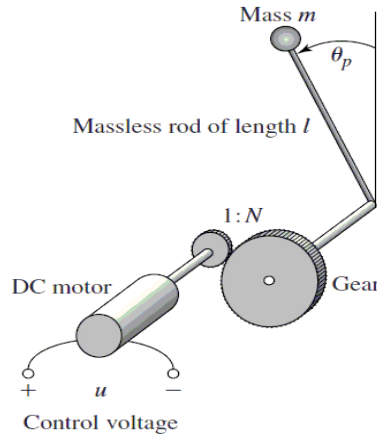
لنعتبر مشغل ذراع بسيط مبيّن بالشكل (3), حيث يتمّ التّحكم بحركة الذراع عن طريق محرك تيار مستمر من خلال دولاب مسنن . من معادلات الحالة للذراع [7] وبإجراء تقريب خطّي للنظام وذلك على فرض أنّ  $\sin x \approx x$  وذلك لمراقبة أداء المتحكم مع الأنظمة الخطيّة, نكتب معادلات الحالة الخطيّة للنظام بالشكل المصفوفي كما يلي :

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 9.8 & -1.2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 6 \end{pmatrix} u$$

$$y = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}$$

حيث إنّ  $x_1$  هي زاوية الذراع و  $x_2$  هي السرعة الزاوية للذراع . أما بالنسبة إلى متحكم التغذية العكسيّة فسوف نستخدم متحكم تغذية عكسيّة تقليدياً CFC, وخرجه موضّح بالمعادلة (4) .

$$U_{fb} = K_1(\theta_p - \theta_{pr}) + K_2(\dot{\theta}_p - \dot{\theta}_{pr}) \quad (4)$$



الشكل (3) مشغل ذراع آلية مفردة

والمقصود بكلّ من  $\theta_{pr}, \dot{\theta}_{pr}$  الزاوية المرجعية للذراع والسرعة الزاوية المرجعية لدوران الذراع على التوالي . في الشبكة العصبونية نستخدم عصبوناً واحداً مشابهاً للشكل (2) له ثلاثة مداخل وبالتالي ثلاثة أوزان، وتابع تفعيل خطي، وهو كافٍ للحصول على المتحكم التكيفي المطلوب للتحكم بالذراع، ويُعطى خرج المعادلة (5).

$$U_{ff} = w_1 \cdot \theta_r + w_2 \cdot \dot{\theta}_r + w_3 \cdot \ddot{\theta}_r \quad (5)$$

حيث  $\theta_r = \theta_{pr}$  هي الزاوية المرجعية، و  $\dot{\theta}_r$  هي سرعة الزاوية المرجعية، و  $\ddot{\theta}_r$  هي التسارع الزاوي المرجعي وهذه هي مداخل الشبكة العصبونية على التوالي، وكما هو مبين بالمعادلة (6) فإنّ الدخّل  $U$  هو عبارة عن مجموع خرج المتحكم العكسي  $U_{fb}$  وخرج الشبكة العصبونية  $U_{ff}$ ، وكما ذكرنا سابقاً فإن إشارة التعليم للشبكة العصبونية هي خرج المتحكم العكسي  $U_{fb}$ ، وبالتالي يتمّ تعديل أوزان الشبكة عبر تصغير خرج المتحكم العكسي  $U_{fb}$ ، وذلك عبر تصغير المعيار  $E$  المعبر عنه بالمعادلة (7)، وفي الشكل التقليدي لتدريب الشبكات العصبونية كأن يتمّ تدريب الشبكة عبر تصغير الخطأ  $e$  وليس عبر تصغير خرج المتحكم العكسي  $U_{fb}$  وهذا بحدّ ذاته شيء جديد في أدبيات التحكم أي أن المعيار  $E$  متعلق بخرج المتحكم العكسي  $U_{fb}$ .

$$U = U_{fb} + U_{ff} \quad (6)$$

$$E = \frac{1}{2} U_{fb}^2 \quad (7)$$

والتغيّر بالوزن يُعطى بالمعادلة (8)، حيث  $\eta$  تمثّل ثابت التعلّم learning rate، والعلاقة بين تغيّر المعيار  $E$  والأوزان مبينة بالمعادلة (9) حيث  $\theta_r^{(i-1)}$  هي مشتق الزاوية المرجعية من الدرجة  $(i-1)$ . وتمّ بالاستفادة من المعادلة (6) الحصول على المشتق  $\frac{\partial U_{fb}}{\partial U_{ff}}$ .

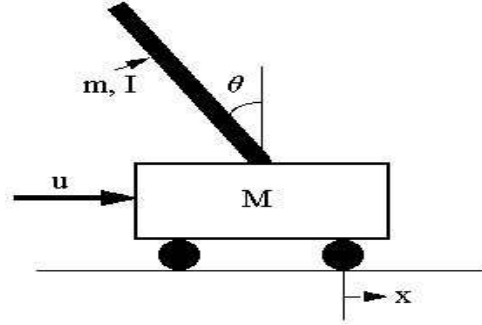
$$\Delta w_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad (8)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial E}{\partial U_{fb}} \frac{\partial U_{fb}}{\partial U_{ff}} \frac{\partial U_{ff}}{\partial w_i} ; \frac{\partial E}{\partial w_i} = (U_{fb})(-1)(\theta_r^{(i-1)}) ; i = 1,2,3 \quad (9)$$

وقد تمّ استخدام خوارزمية الانحدار المتدرّج Gradient Descent من أجل تدريب الشبكة العصبونية .

#### 4. النّوأس المعكوس :

النّوأس المعكوس يتألّف من عربة تتحرك بشكل أفقي مثبت عليها نواس من الأعلى، ويجب أن نطبّق عليها قوّة أفقيّة لكي يبقى النّوأس في الأعلى منطبقاً على الشاقول، وهو بشكل أساسي نظام غير مستقر والقوّة يجب أن تبقى مطبقة لكي يستقرّ النّظام، ولذلك يجب توفير تحكّم مناسب لهذه الغاية، وهو من أكثر المسائل التّحكّميّة صعوبة في مجال هندسة التّحكّم، والنّوأس المعكوس يعتبر نموذجاً جيّداً من أجل دراسة العديد من المسائل، مثل التّحكّم بوقوف الصّاروخ الفضائي، واستقرار حجرة في سفينة . وإنّ توازن النّوأس المعكوس هو مشكلة تحكّم تقليديّة مستخدمة في الجامعات حول العالم، وهو مناسب لاختبار المتحكّمات وذلك بسبب لاختيبيته العالية وصعوبة استقراره .



الشكل (4) النّواس المعكوس

يبين الشكل (4) النّواس المعكوس وهو يحوي على عمود معكوس كتلته  $m$ , وعزم عطالته  $I$ , وزاوية انحرافه عن الشاقول  $\theta$ , وموضوع على عربة كتلتها  $M$ , ولها حرية الحركة على محور  $x$ , والدّخل  $u$  عبارة عن القوة المطبقة لدفع العربة أفقيّاً. النّواس المعكوس في هذه الدّراسة له المواصفات التّالية :  $M = 0.5\text{Kg}$ ,  $m = 0.2\text{Kg}$ ,  $L = 0.3\text{m}$ ,  $I = 0.006\text{Kg}\cdot\text{m}^2$ ,  $b = 0.1\text{ N/m/sec}$ . حيث  $L$  هو الطّول إلى مركز ثقل النّواس, و  $b$  هو عامل احتكاك العربة [8]. والمعادلات (10) و(11) هي المعادلات الرّياضية المعبّرة عن حركة النّواس المعكوس حيث  $\dot{x}$  هي السرعة و  $\ddot{x}$  هي التسارع للعربة و  $\dot{\theta}$  هي السرعة الزاوية و  $\ddot{\theta}$  هي التسارع الزاوي للعمود أي النّواس .

$$(M + m)\ddot{x} + b\dot{x} + mL\ddot{\theta}\cos\theta - mL\dot{\theta}^2\sin\theta = u \quad (10)$$

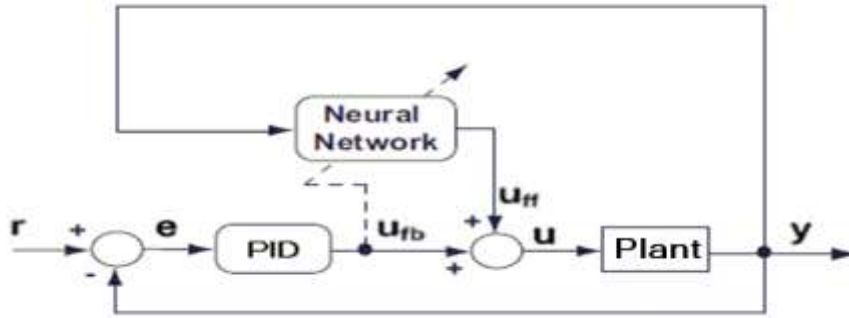
$$(mL^2 + I)\ddot{\theta} + mgL\sin\theta = -mL\ddot{x}\cos\theta \quad (11)$$

والشكل (5) يبيّن البنية المقترحة في دراستنا لحلّ مسألة توازن النّواس المعكوس حيث نستفيد من الخرج كدخول للشبكة العصبونيّة وذلك لأنّ الإشارة المرجعيّة هي وضع النّوازن الصّفري, أمّا المتحكّم العكسي المستخدم فهو المتحكّم التّناسبي التكاملي التفاضلي (PID) بدلاً من المتحكّم العكسي التّقليدي CFC, حيث تمّ في أحد الدّراسات [9] المقارنة بين استخدام متحكّم PI ومتحكّم PID وتمّ التّوصل إلى أنّ استخدام متحكّم PID يعطي نتائج أفضل . وبالتالي فإنّ خرج المتحكّم العكسي يُعطى بالعلاقة (12) .

$$U_{fb} = K_p \cdot e + K_d \cdot \dot{e} + K_i \cdot \int e \cdot dt \quad (12)$$

وأما خرج الشبكة العصبونيّة فيعطى بالعلاقة (13), وذلك لأنّ النّواس المعكوس يمكن التّحكم به عن طريق استخدام مجموع متحوّلات الحالة مضروبة بثوابت معيّنّة, وهذه المتحوّلات هي الموضع الزاوي  $\theta$ , والسرعة الزاوية  $\omega$  للعمود المعكوس, وموضع العربة  $x$ , وسرعة العربة  $v$  .

$$U_{ff} = w_1 \cdot \theta + w_2 \cdot \omega + w_3 \cdot x + w_4 \cdot v \quad (13)$$



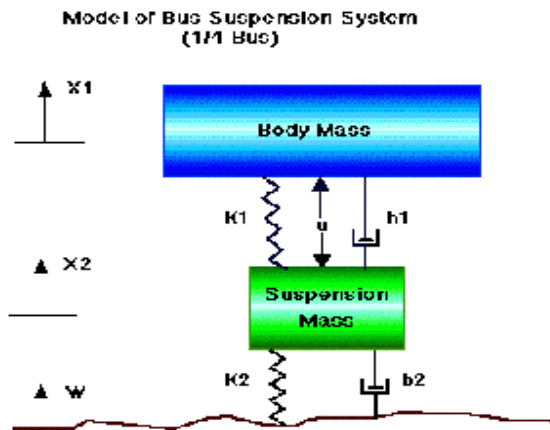
الشكل (5) بنية FEL المقترحة لحل مسألة توازن النواس

### 5. نظام التعليق لباص :

إنّ تصميم نظام التعليق في الباص يعتبر من مسائل التحكم الهامة وذلك نظراً للاهتزازات والتخميد الذي يمكن أن ينشأ في النظام والآثار السيئة التي يمكن أن تصيب النظام ككل نتيجة لارتفاع قيم هذه الاهتزازات. لدراسة هذه المسألة سيتم نمذجة واحدة من أنظمة تعليق العجلات الأربعة للباص، ولتبسيط المسألة سيتم تمثيل نظام التعليق للعجلة بالنظام الفيزيائي المبين في الشكل (6). حيث إن  $M_1 = 2500K_g$  هي كتلة جسم الباص المؤثر على عجلة واحدة، وإن  $M_2 = 2500K_g$  هي كتلة نظام التعليق، و  $K_1 = 80000 N/m$  هو ثابت نابض نظام التعليق، و  $K_2 = 500000 N/m$  هو ثابت نابض العجلة والإطار، و  $b_1 = 350 N_s/m$  هو ثابت تخامد نظام التعليق، و  $b_2 = 15020 N_s/m$  هو ثابت تخامد العجلة والإطار، و  $u$  هو خرج المتحكم الواجب تصميمه .

إنّ نظام التعليق الجيد يجب أن يستجيب لوعورة الطريق وذلك بامتصاص الصدمات الناتجة عن الارتفاعات أو الانخفاضات في الطريق، ويجب أن يؤمن هذا النظام لجسم الباص حركة بأقل قدر ممكن من الاهتزاز وأن يعمل على تخميد هذه الاهتزازات بأسرع ما يمكن. إن قياس المسافة  $X_1 - W$  هو أمر في غاية الصعوبة، والمسافة الناتجة عن تشوه العجلة  $X_2 - W$  يمكن إهمالها، لذا سيتم استخدام المسافة  $X_1 - X_2$  كإشارة خرج للنظام بدلاً من المسافة  $X_1 - W$ . سيتم تمثيل تشوه الطريق المفاجئ  $W$  باعتباره إشارة دخل على شكل قفزة واحدة . وهذا يكافئ دخول الباص في حفرة . وسيتم تصميم المتحكم بحيث عند دخول الباص بحفرة يجب أن تكون المسافة  $X_1 - X_2$  صغيرة، ويجب أن يكون زمن الاستقرار صغيراً . والمتحكم العكسي المستخدم هو عبارة عن متحكم تناسبي تفاضلي PD وهو متحكم تقليدي يستخدم مع FEL وله القيم التالية حيث الثابت التناسبي  $K_p = 10000$  والثابت التفاضلي  $K_d = 1000$ .





الشكل (6) النموذج الفيزيائي لنظام تعليق واحدة من العجلات الأربعة

وفي الشبكة العصبونية نستخدم عصبوناً واحداً مشابهاً للشكل (2) له أربعة مداخل وبالتالي أربعة أوزان، وتابع تفعيل خطي، ويُعطى خرجها بالمعادلة (14)، حيث إن  $X_1 - X_2$  وكما ذكرنا سابقاً هي خرج النظام وهي البعد بين كتلة الباص وكتلة نظام التعليق . أما  $X_1$  فهو يعبر عن ارتفاع جسم الباص عن الأرض .

$$U_{ff} = w_1 X_1 + w_2 \frac{dX_1}{dt} + w_3 (X_1 - X_2) + w_4 \frac{d(X_1 - X_2)}{dt} \quad (14)$$

### 6. تطوير النموذج المخفي FEL :

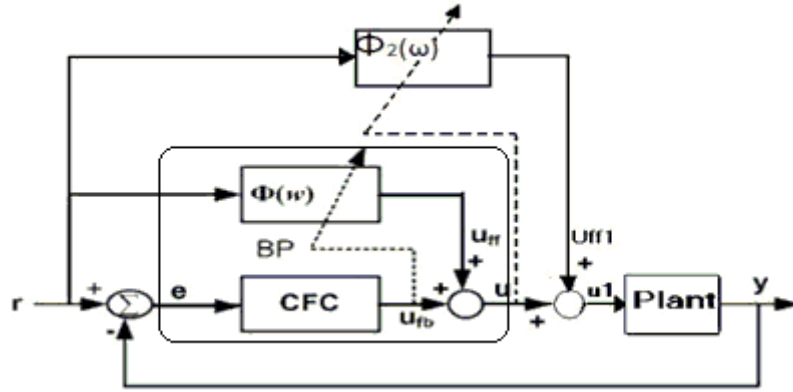
سوف نقوم بتطوير النموذج الجديد عن طريق توسيعه وذلك بإضافة شبكة عصبونية ثانية، وسوف ندرّب هذه الشبكة العصبونية الجديدة عن طريق خرج المتحكم التقليدي  $U$ ، ويكون الدخّل الجديد للنظام هو عبارة عن خرج الشبكة العصبونية الجديدة  $U_{ff1}$  بالإضافة إلى خرج المتحكم التقليدي  $U$  . كما هو موضّح بالمعادلة (15) .

$$U_1 = U + U_{ff1} \quad (15)$$

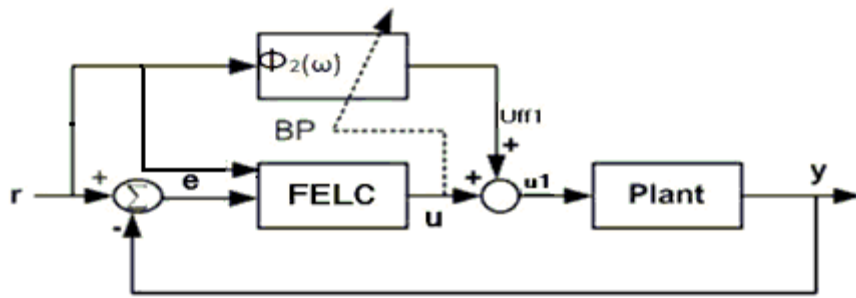
والبنية الجديدة موضّحة بالشكل (7)، ويمكن أن نعبر عن البنية الجديدة المقترحة بالشكل (8) وهو شكل مشابه لبنية FEL التقليدية إلا أنه تمّ استبدال المتحكم العكسي التقليدي CFC بمتحكم متكيف والذي يمكن أن نسميه متحكم التعلّم بخطأ التغذية العكسية (FELC) Feedback Error Learning Controller، وبالتالي فإنّ هذه البنية مشابهة للبنية التقليدية وتتميّز عنها بالمتحكم العكسي المتكيف بدلاً من المتحكم العكسي التقليدي . وسوف نقوم بتدريب الشبكتين في آن واحد حيث إنّ الشبكة الأولى ندرّبها كما في الطريقة التقليدية بدون أي تغيير، وخرج الشبكة الثانية  $U$  نستخدمه كإشارة تدريب للشبكة الجديدة، وذلك عن طريق المعادلات (16) و(17) .

$$E_2 = \frac{1}{2} U^2 \quad (16)$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial w_i} = \frac{\partial E_2}{\partial U} \frac{\partial U}{\partial U_{ff1}} \frac{\partial U_{ff1}}{\partial w_i} \quad (17)$$



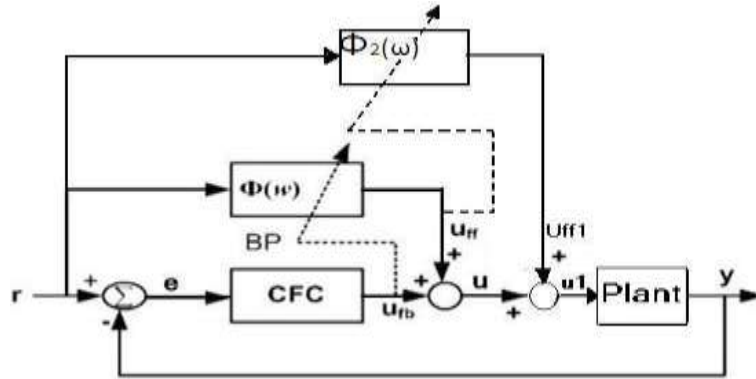
الشكل (7) البنية الجديدة لفـEL



الشكل (8) البنية الجديدة بشكل صندوقي

وكما كان الحال في البنية التقليدية وهو أنه بعد فترة تدريب معينة يقترب خرج المتحكم العكسي من الصفر ويصبح خرج الشبكة العصبونية هو إشارة التحكم، أي تصبح الشبكة العصبونية هي المسيطرة في حلقة التحكم، فهنا أيضاً في البنية الجديدة المطورة فبعد فترة معينة من التدريب يقترب خرج المتحكم المتكيف العكسي FELC من الصفر والذي يحوي على متحكم عكسي تقليدي وشبكة عصبونية متكيفة، ويصبح خرج الشبكة العصبونية الجديدة هو إشارة التحكم أي تصبح الشبكة العصبونية الجديدة هي المسيطرة في حلقة التحكم .

أما في حالة مسألة توازن النواس المعكوس وبسبب خصوصية عملية التوازن، وهو أنه في مسألة التوازن تميل إشارة التحكم  $U$  لتصبح قريبة من الصفر وبالتالي لا يمكننا استخدامها كإشارة تعليم للشبكة الجديدة، فإننا سنستخدم خرج الشبكة العصبونية الأولى  $U_{ff1}$  كإشارة تعليم للشبكة العصبونية الثانية كما هو مبين بالشكل (9) .



الشكل (9) البنية الجديدة لفـEL في حالة النواس المعكوس

ويسبب التغير المذكور في هذه المسألة تغير المعادلات المستخدمة في تعليم الشبكة العصبونية لنحصل على

$$\text{المعادلتين (18) و(19). وتم بالاستفادة من المعادلة (6) و(15) الحصول على المشتق } \frac{\partial U_{ff}}{\partial U_{ff1}} .$$

$$E_2 = \frac{1}{2} U_{ff}^2 \quad (18)$$

$$\frac{\partial E_2}{\partial w_i} = \frac{\partial E_2}{\partial U_{ff}} \frac{\partial U_{ff}}{\partial U_{ff1}} \frac{\partial U_{ff1}}{\partial w_i} \quad (19)$$

وفي هذه الحالة وكما ذكرنا سابقاً فإنه بعد فترة من التدريب يصبح خرج الشبكة العصبونية الجديدة هي المسيطرة .

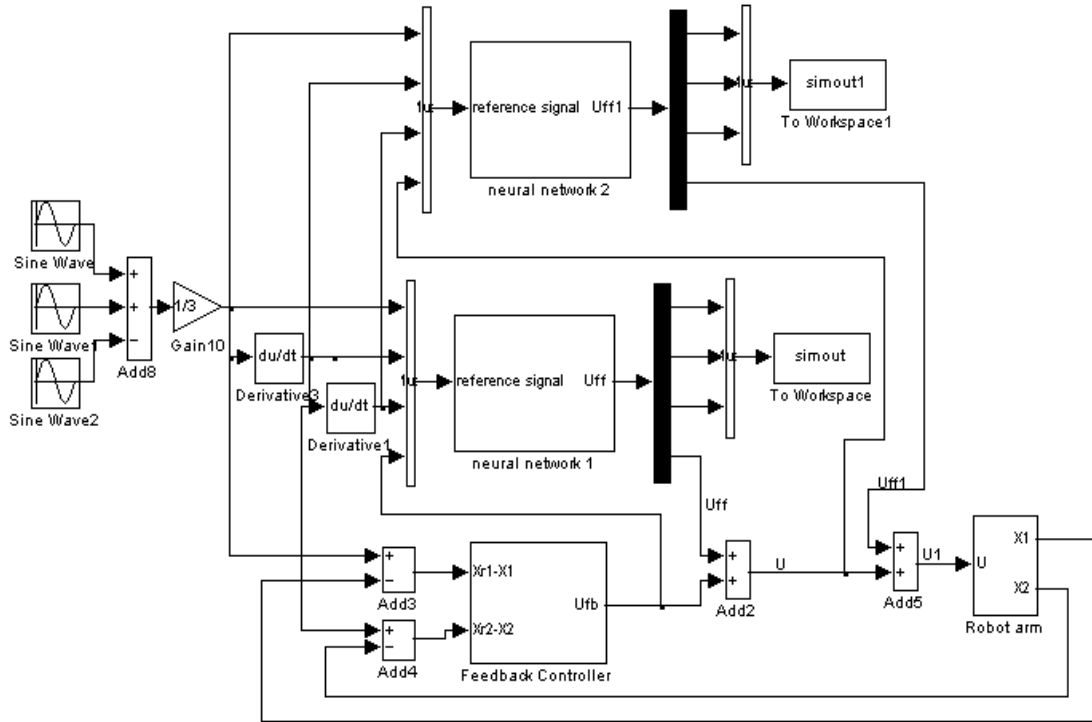
## النتائج والمناقشة :

### • نتائج محاكاة الذراع الآلية :

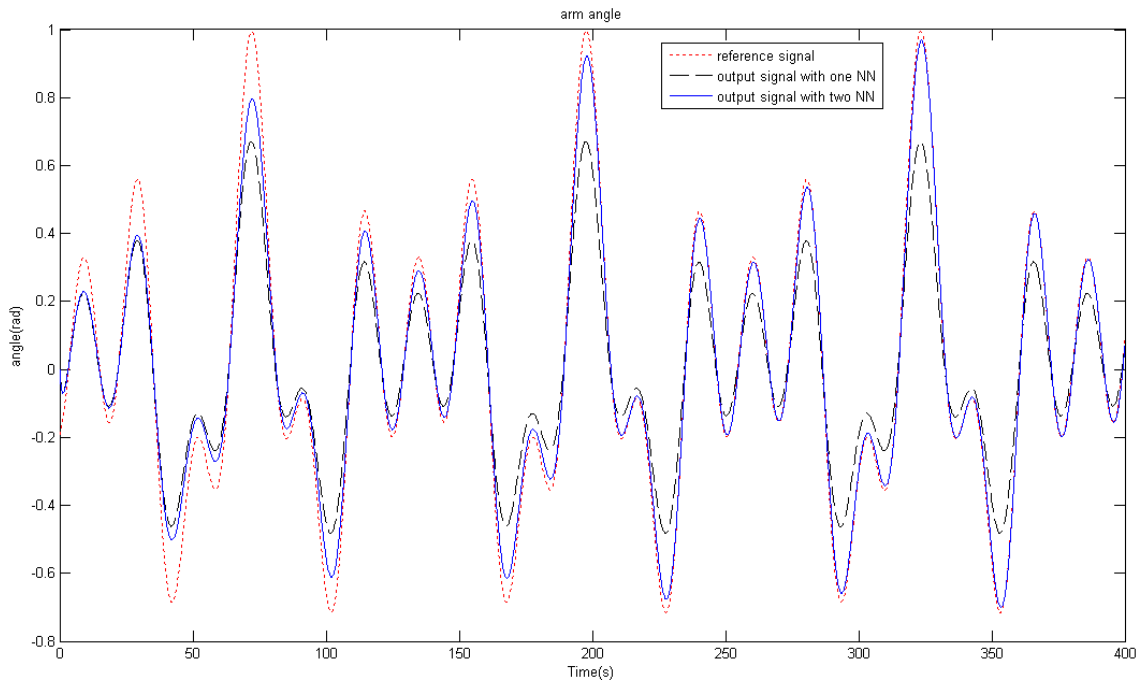
للتحكم بهذه الذراع قمنا باستخدام المتحكم الموضح خرجة بالعلاقة (4) حيث تم اختيار قيم ثوابته على الشكل التالي  $K_1 = 4, K_2 = 1.4$  وذلك بالاستعانة بمخطط بود، ونحن هنا لن ندخل في تصميم متحكم FEL التقليدي بل سنكتفي بمقارنة النتائج بينه وبين متحكم FEL المطور . والإشارة المرجعية الواجب ملاحظتها هي عبارة عن مجموع ثلاث إشارات جيبيّة مختلفة في التردد وفي الطور . التّمنجة للذراع مع متحكم FEL المطور باستخدام Simulink مبيّنة في الشكل (10)، وذلك بعد تطوير النموذج التقليدي وبعد إضافة شبكة عصبونية جديدة يتم تدريبها باستخدام خرج متحكم FEL الأصلي .

ولقد قمنا برسم استجابة النظام عند استخدام متحكم FEL الأصلي لوحده دون استخدام الشبكة العصبونية الثّانية، وعلى نفس الشكل رسمنا الاستجابة في حال استخدام النموذج المطور لكي نتمكّن من المقارنة، ويتبيّن من الشكل (11) تحسّن عمليّة الملاحقة في حال استخدام النموذج المطور وانعدام الخطأ بسرعة أكبر، حيث إنّ المتحكم المتكيف المطور يتمكّن من ملاحقة التغيرات في الإشارة المرجعية بسرعة أكبر من المتحكم التقليدي وهذا هو التحسن في أداء النظام، وكما ذكرنا سابقاً فإننا لم نحصل على النموذج العكسي لجملة الذراع ولكننا حصلنا بالاستفادة من بنية FEL على متحكم متكيف قادر على ملاحقة التغيرات في الجملة المطلوب التحكم بها.

الشكل (12) يبين خرج المتحكّات الأمامي والعكسي في حال متحكم FEL التقليدي لوحده، ونلاحظ من الشكل أنّه بعد زمن معيّن من التدريب ينقص خرج المتحكم العكسي  $U_{fb}$  ليصبح قريباً من الصفر، ويزداد خرج المتحكم الأمامي  $U_{ff}$  ليصبح هو المسيطر ويصبح منطبقاً على أمر التّحكم  $U$ ، وهذا هو جوهر هذه الطّريقة .



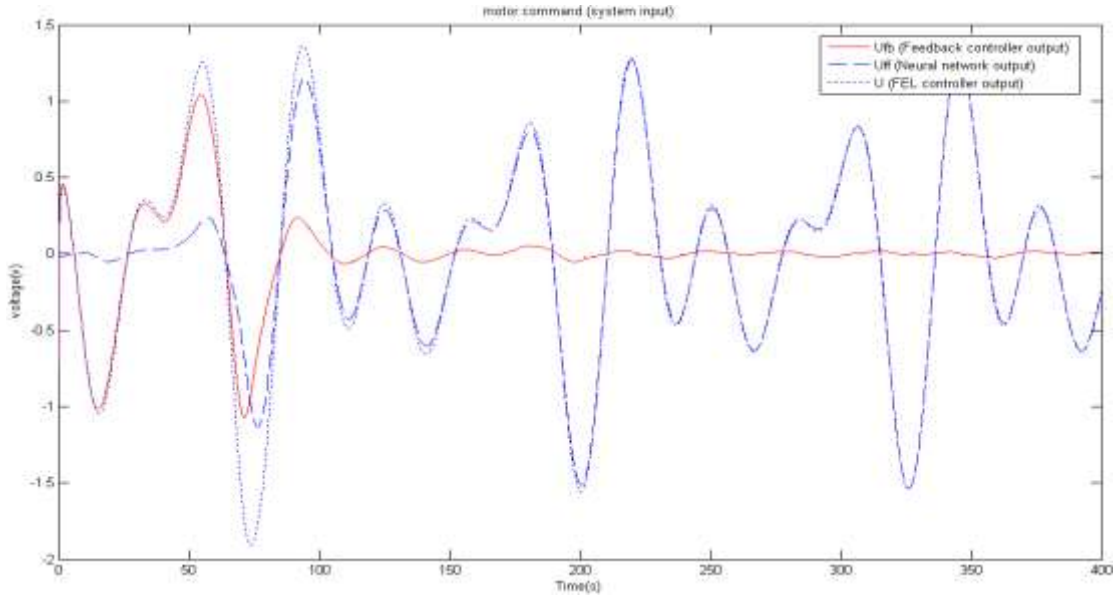
الشكل (10) نموذج الذراع الآلية مع متحكم FEL المطور



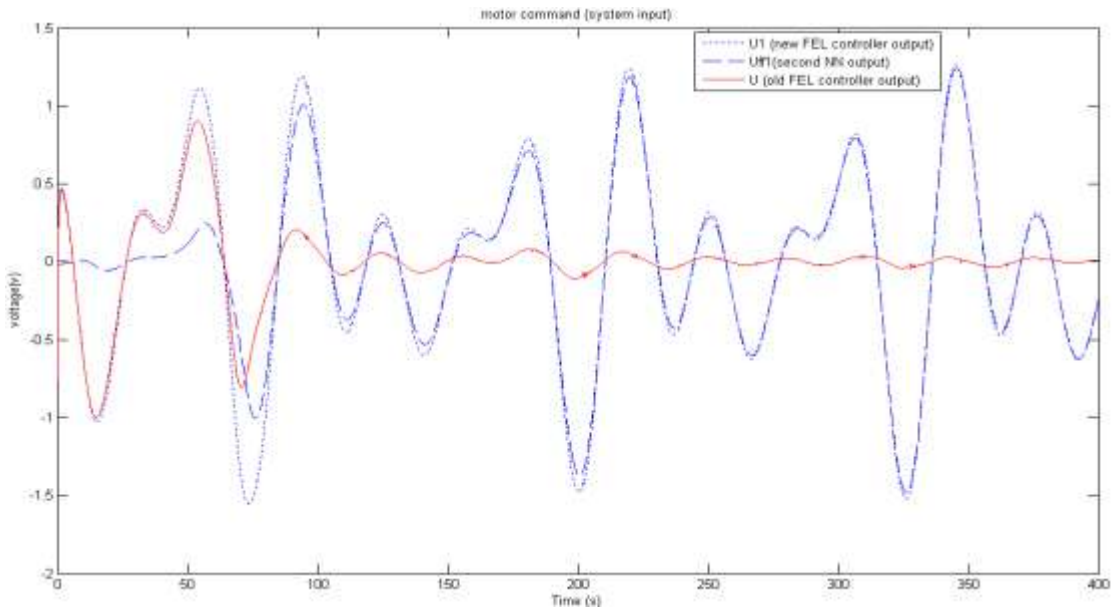
الشكل (11) الموضع الزاوي للذراع بوجود شبكة وشبكتين عصبيتين

وكما الحال في متحكم FEL الأصلي فإنه بعد زمن معين من التدريب ينقص خرج المتحكم العكسي FELC وهو هنا  $U$  والذي يمثل إشارة التعلم للشبكة العصبونية الثانية ليصبح قريباً من الصفر ويزداد خرج الشبكة العصبونية الثانية  $U_{ff1}$  ليصبح هو المسيطر ويصبح مساوياً تقريباً للدخل  $U_1$  وهذا يعني أننا نجحنا في توسيع مبدأ هذه الطريقة

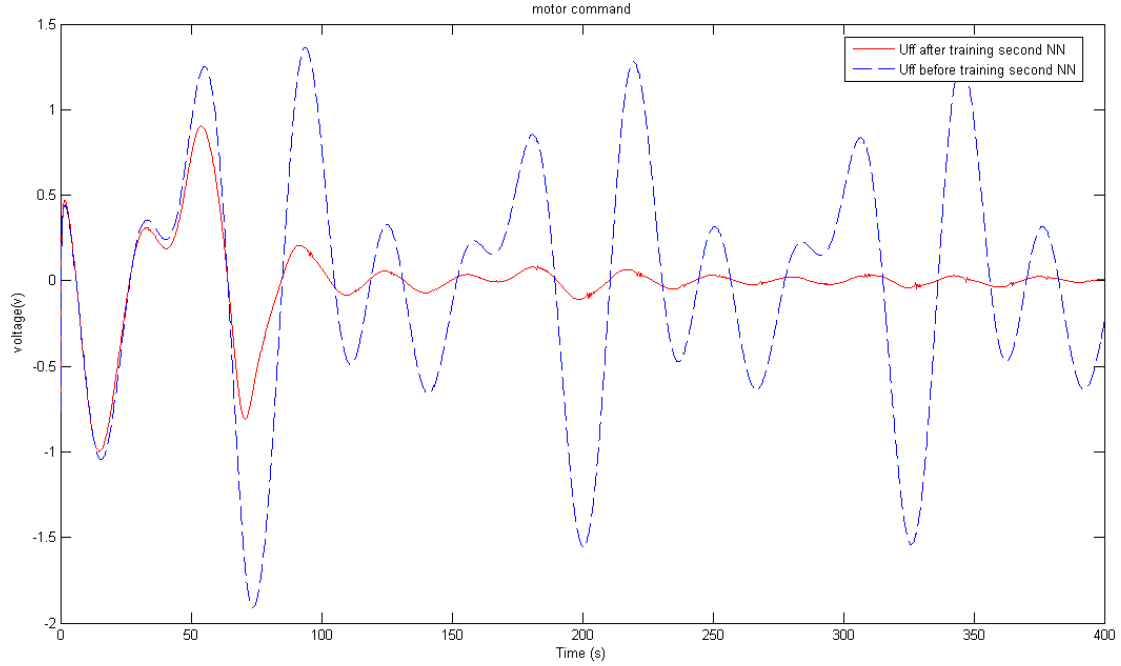
كما نلاحظ في الشكل (13) والذي يشبه إلى حد بعيد الشكل (12) . ويبدو من الشكلين (13) و(12) أنه في الشكل (12) وبعد زمن من التدریب ينطبق  $U_{ff}$  على  $U$  وذلك في حالة النموذج التقليدي أكثر مما ينطبق  $U_{ff1}$  على  $U_1$  في حال النموذج المطور وهذا كمقارنة بين خرج المتحكمات فقط، ولكن أداء الملاحقة للنموذج المطور أفضل من أداء النموذج التقليدي كما هو ملاحظ في الشكل (11) وهذا هو معيار المقارنة بين النموذجين .



الشكل (12) خرج المتحكمات للنموذج التقليدي لوحده في حال الذراع

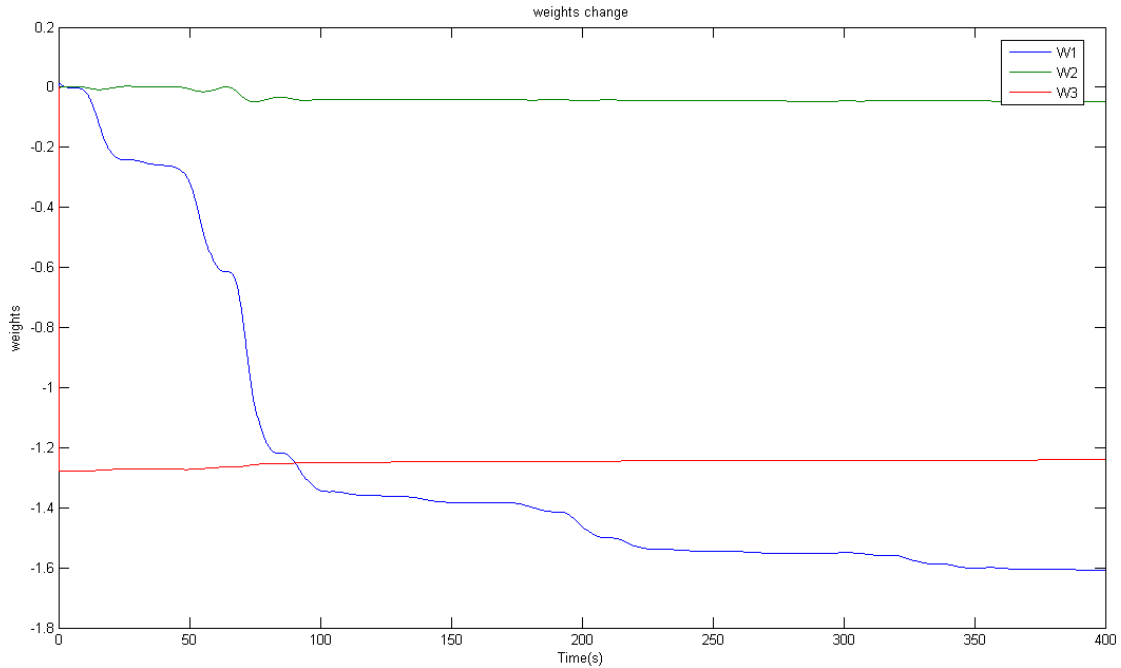


الشكل (13) خرج المتحكمات للنموذج المطور في حال الذراع



الشكل (14) خرج متحكم FELC العكسي قبل تدريب الشبكة الثانية وبعده

نلاحظ من الشكل (14) الفرق بين خرج المتحكم العكسي المتكيف FELC قبل تدريب الشبكة العصبونية وبعده .



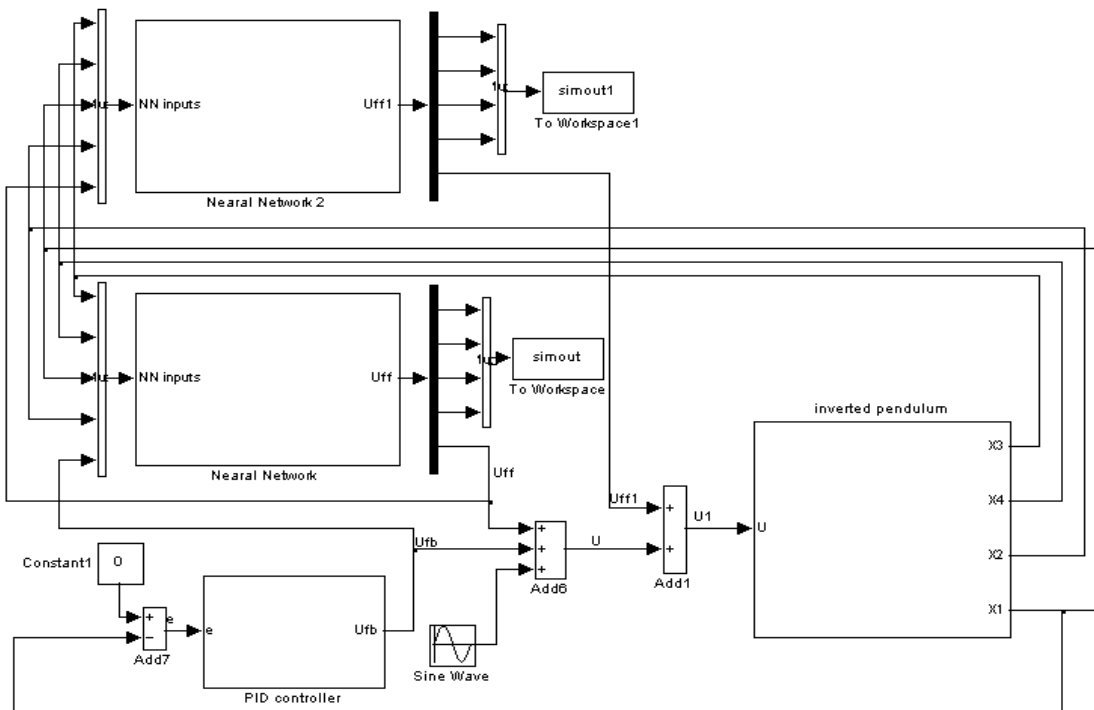
الشكل (15) تغير الأوزان في الشبكة الثانية في مسألة الذراع الآلية

وباستخدام ثابت تعليم  $\eta = 0.01$ , فإن الشكل (15) يبين تغيرات أوزان الشبكة العصبونية الجديدة, وقد استخدمنا ثابت التعليم نفسه في الشبكتين .

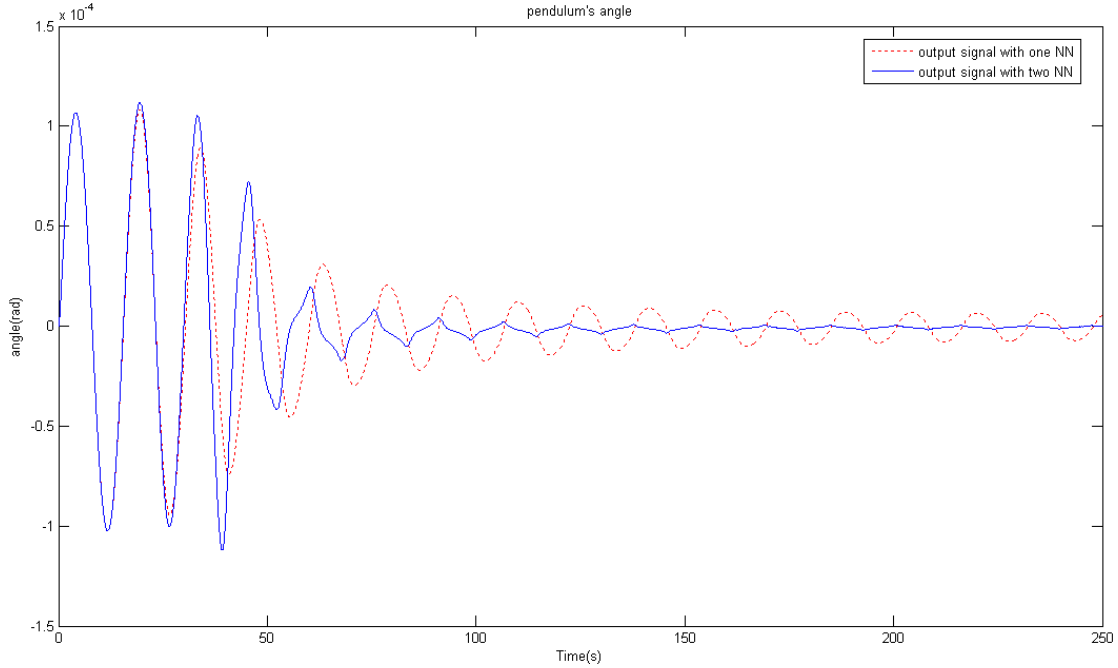
### • نتائج محاكاة النّواس المعكوس :

النّواس المعكوس مع متحكّم FEL المطوّر باستخدام Simulink مبيّنة في الشّكل (16) . ولحلّ مسألة توازن النّواس المعكوس ( وهي الحفاظ على زاوية الشّاقول مساوية للصّفر  $\theta = 0$  وذلك عند تطبيق قوّة خارجيّة لدفع العربة هي عبارة عن إشارة جيبيّة ترددها  $0.4[\text{rad/sec}]$  ومطالها  $0.01[\text{N}]$  ) قمنا باستخدام متحكّم PID موضّح خرجها بالعلاقة (12) حيث  $K_p = 100, K_d = 20, K_i = 1$ , وقد تمّ اختيار برامترات المتحكّم العكسي بالاعتماد على الدّراسة [10] التي وصلت لنتيجة في تصميم متحكّم التّغذية العكسيّة، وهي  $K_d^2 > K_p$ , وتمّ الوصول إلى أنّه شرط ضروري لاستقرار FEL . ولقد قمنا برسم زاوية انحراف النّواس عن الشّاقول عند استخدام متحكّم FEL الأصلي لوحده دون استخدام الشّبكة العصبيّة الثّانية، وعلى الشّكل نفسه قمنا برسم انحراف النّواس عن الشّاقول في حال استخدام النموذج المطوّر لكي نتمكن من المقارنة، ويتبيّن من الشّكل (17) تحسّن عمليّة التوازن في حال استخدام النموذج المطوّر واقترب الزاوية من الصفر بشكل كبير جداً .

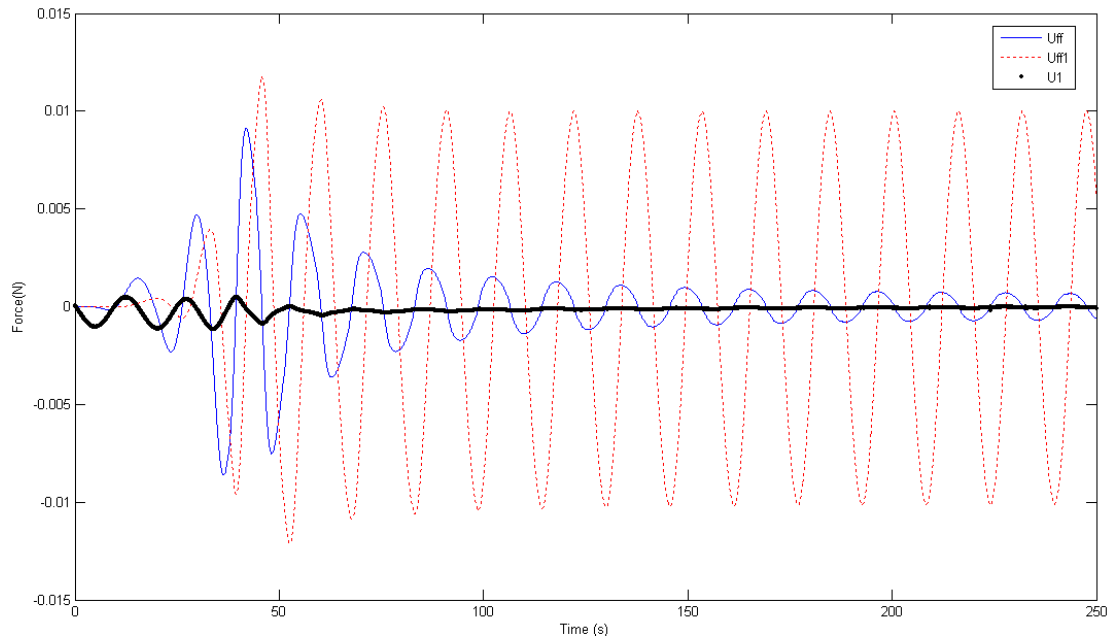
وبالنسبة لخرج الشّبكة العصبيّة الأولى  $U_{ff}$  الذي يمثّل إشارة التعلّم للشّبكة العصبيّة الثّانية، فإنّه وبعد زمن معيّن من التّدريب يصبح قريباً من الصّفر، ويزداد خرج الشّبكة العصبيّة  $U_{ff1}$  ليصبح هو المسيطر . وفي حالتنا هذه - حالة التوازن حول الصّفر - يجب أن يؤثّر  $U_{ff1}$  تأثيراً معاكساً للقوّة الجيبيّة المطبّقة كدخّل لدفع العربة، وبالتالي يصبح الدخّل  $U_1$  قريباً جداً من الصّفر وهذا ما نريده في عمليّة التوازن كما نلاحظ في الشّكل (18) لأنّه بعد أن يتوازن النّواس المعكوس يجب أن تكون القوّة المطبّقة عليه صفرية، وكما ذكرنا سابقاً يجب أن ينطبق  $U_{ff1}$  على  $U_1$  وهذا ما لا نشاهده في الشّكل (18) لأنّ هنالك دخلاً إضافياً هو القوّة الجيبيّة والتي سيعاكسها  $U_{ff1}$  لتنتج محصلة صفرية وهذه خصوصية عمليّة التوازن .



الشّكل (16) نموذج النّواس المعكوس مع متحكّم FEL المطوّر



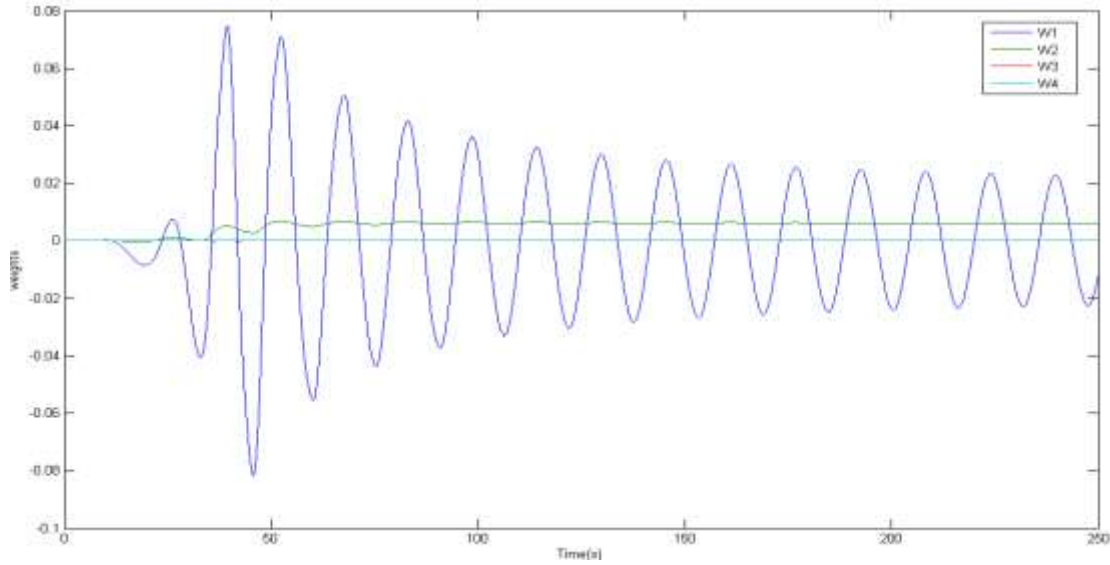
الشكل (17) تغيير زاوية التّواس مع متحكم FEL التقليدي والمطور



الشكل (18) خرج المتحكمات بعد إضافة شبكة عصبونية جديدة

وباستخدام ثابت تعليم  $\eta = 0.5$ , فإنّ الشكل (19) يبيّن تغييرات أوزان الشبكة العصبونية الجديدة, وقد استخدمنا نفس ثابت التعليم في الشبكتين, ونلاحظ أنّ بعض الأوزان متغيرة وهذا دليل على أنّنا لم نتمكن من الحصول على النموذج العكسي للتّواس المعكوس, بل تمكّننا من تحقيق توازن دقيق كما هو واضح في الشكل (17) وذلك باستخدام شبكات عصبونية بسيطة وبالاستفادة من بنية النموذج المخيخي FEL, حيث نعتبر أنّ المتحكم العكسي بالإضافة إلى الشبكات العصبونية تعمل مجتمعة كمتحكم تكيفي بشكل دائم .

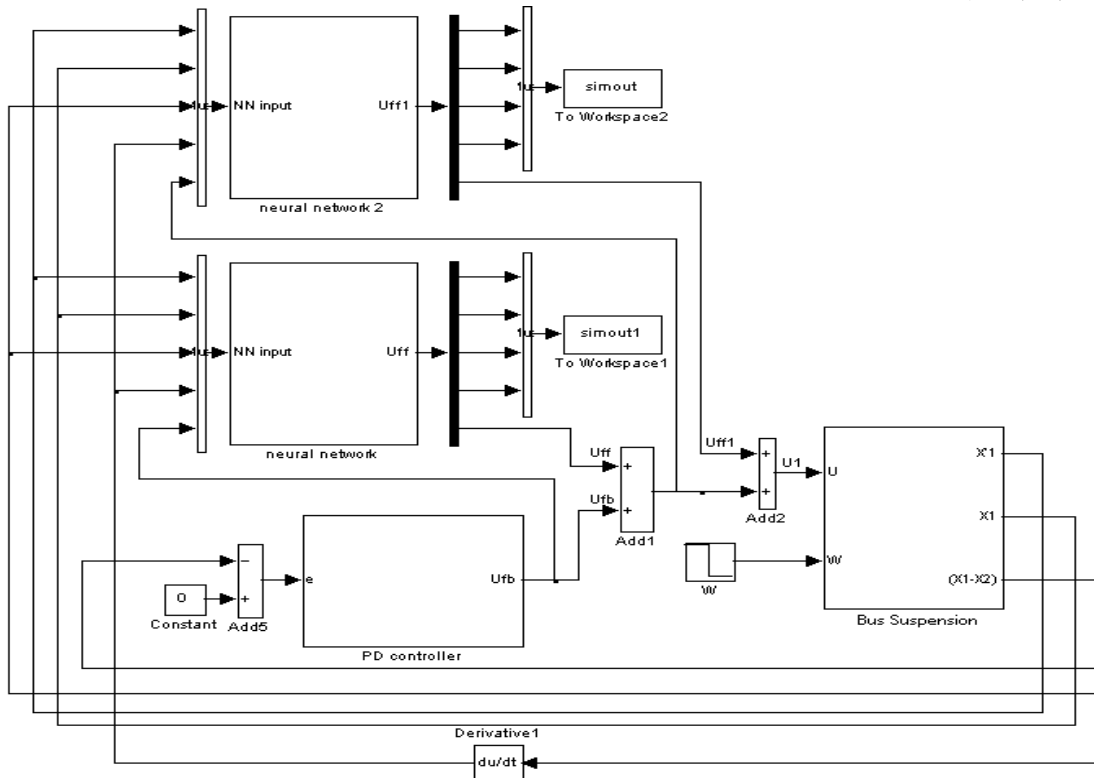




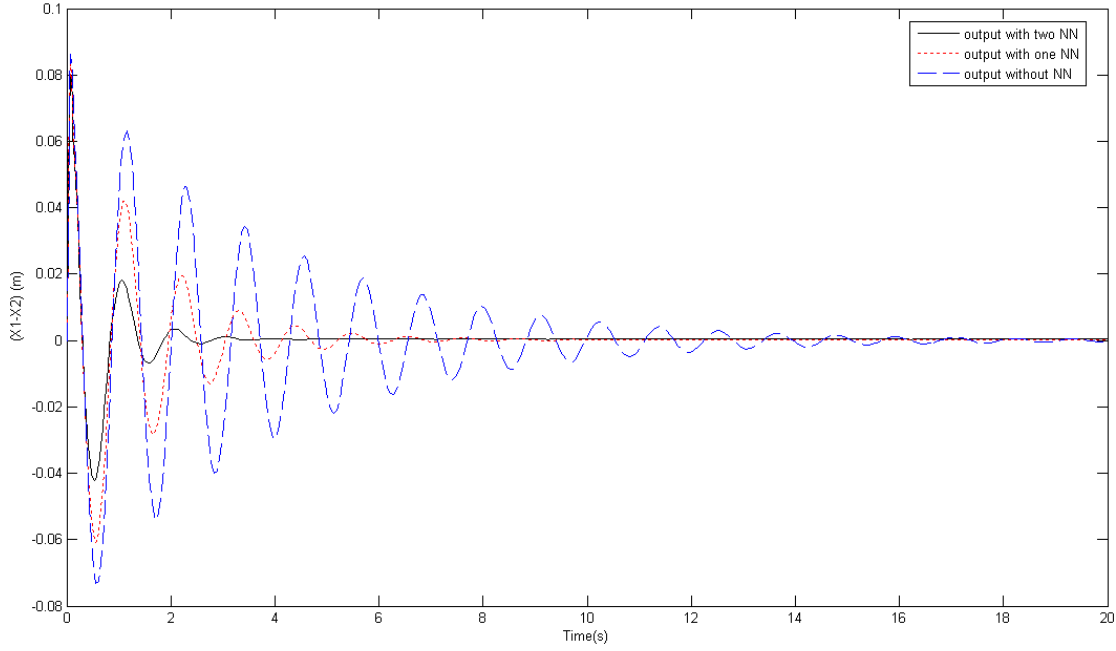
الشكل (19) تغيير أوزان الشبكة الثانية في مسألة توازن النواس المعكوس

### • نتائج محاكاة نظام التعليق لباص :

النمذجة لنظام التعليق لعجلة من العجلات الأربعة مع متحكم FEL المطور باستخدام Simulink مبيّنة في الشكل (20), وتم دراسة استجابة الباص عند هبوط العجلة بحفرة عمقها 10 cm .



الشكل (20) نموذج نظام التعليق لباص مع متحكم FEL المطور



الشكل (21) تخامد الاهتزازات في نظام التعليق لباص

نلاحظ من الشكل (21) تحسن عملية التخماد، فعند استخدام المتحكم العكسي لوحده نجد أن الباص لا يتخامد إلا بعد حوالي العشرين ثانية، وعند إضافة متحكم FEL التقليدي نلاحظ أن عملية التخماد تتم بسرعة أكبر حيث يتخامد الباص بعد حوالي ثمان ثوانٍ، وهذا تحسن جيد، ولكن عند استخدام النموذج المطور نلاحظ تحسناً كبيراً في سرعة التخماد حيث إن الباص يتخامد بعد حوالي ثلاث ثوانٍ، وهنا يمكننا أن نقول إن هذه الطريقة والتحسين المقترح عليها قابل للتعميم على العديد من الأنظمة وعلى تحسين أداء هذه الأنظمة .

ويمكننا أن نذكر هنا بأننا استخدمنا آلية التدريب لتصغير خرج المتحكم العكسي ولم نستخدم تصغير الخطأ وذلك لأن البنية الأساسية للنموذج FEL تستخدم هذه الآلية في التدريب، وقد تم استخدامها في المتحكم التقليدي والمطور على حدٍ سواء، كما أن بنية الشبكات المستخدمة بسيطة وكذلك آلية التدريب مما يعني الحصول على نتائج أفضل بتكلفة أقل وبالتالي فإن زيادة شبكة عصبونية لن يزيد كثيراً على التكلفة الإجمالية .

### الاستنتاجات والتوصيات :

- لقد قمنا بتطوير النموذج الأصلي ونجحنا في توسيعه ليشمل شبكة عصبونية جديدة ومتحكماً عكسياً متكيفاً FELC وهذا يعدّ تعديلاً بنويماً .
- النموذج المطور قابل للتعميم على العديد من الأنظمة وعلى تحسين أداء هذه الأنظمة .
- استخدام النموذج المطور أدى إلى تحسن ملموس في أداء التحكم، وفي توازن التواس المعكوس .
- إن النماذج الداخلية للمخيط مهمة جداً في عملية التحكم، وإلى حد ما قمنا بالاستفادة منها لمحاكاة أهم وظائف المخيط وهي إبقاء الجسم متوازناً وتنسيق حركاته .
- إن المتحكم الأممي المعبر عنه بشبكة عصبونية وظيفته تحسين أداء عملية التحكم .
- تم تدريب الشبكة العصبونية عن طريق خوارزمية الانحدار المترج بشكل مباشر on-line .

- يمكن تطوير النموذج الجديد بالاستفادة من خواص الشبكات العصبونية، وذلك بتغيير نوع الشبكة المستخدمة أو بتغيير استراتيجيات التعليم المستخدمة .
- يمكن أيضاً الاستفادة من النماذج الداخلية للمخ، فبالإضافة إلى النموذج العكسي يوجد النموذج الأمامي الذي يمكن دمجه في عملية التحكم من أجل تحسينها .

#### المراجع :

1. KAWATO, M.; FURUKAWA, K., and SUZUKI, R. *A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movements*. Biol. Cybernet. 57,1987, 169–185 .
2. KAWATO, M., and GOMI, H. *A computational model of four regions of the cerebellum based on feedback error learning*. Biol. Cybern. 68, ,1992, 95–103 .
3. KAWATO, M. *Internal models for motor control and trajectory planning*. Curr. Opin. Neurobiol. 9 ,1999, 718–727.
4. ALBUS, J.S. *A new approach to manipulator control: the cerebellar model articulation controller (CMAC)*. J. Dyn. Sys. Meas. Contr. 97, 1975, 220–227.
5. IDETA, A. *Stability of feedback error learning method with time delay*. Neurocomputing, 69, 2006, 1645–1654.
6. KAWATO, M. *Feedback-error-learning neural network for supervised motor learning*. In *Advanced Neural Computers/R. Eckmiller, Ed. Elsevier Science Publishers B.V,1990, 365–372*.
7. STANISLAW, H. Z. *Systems and Control*. Cambridge University Press, New York ,2003, 770 .
8. HUNG, T. N ; NADIPURAM, R. P; CAROL, L. W ; ELBERT, A. W. *A first course in fuzzy and neural control*. Chapman & Hall/CRC, United States of America,2003,296.
9. PASSOLD, F.; STEMMER, M. *Feedback Error Learning Neural Network Applied to a Scara Robot*. RoMoCo'04, 2004, 197–202 .
10. NAKANISHI, J., and SCHALL, S. *Feedback error learning and nonlinear adaptive control*. Neural Networks,17, 2004, 1453–1465.