

التحكم التآقلمي بأنظمة خطية وغير خطية بالاعتماد على النموذج المخي

مناف سليمان*

(تاريخ الإيداع 27 / 7 / 2011. قُبِل للنشر في 25 / 9 / 2011)

□ ملخص □

تم في هذا البحث تطبيق نموذج تآقلمي مستوحى من التماذج الداخلية للمخي، وذلك من أجل التحكم بنظم خطية، وغير خطية باستخدام طريقة جديدة تسمى التعلّم بخطأ التغذية العكسية Feedback Error Learning (FEL)؛ وهي طريقة مستوحاة من النموذج البيولوجي للمخي، وتعتمد على متحكم تغذية عكسية إضافة إلى شبكة عصبونية أمامية Feed-forward neural network، يتم تدريبها عن طريق خرج متحكم التغذية العكسية. وتم تطبيق هذه الطريقة للتحكم بذراع بسيطة؛ وهو نظام خطي، إضافة إلى مسألة توازن التواس المعكوس inverted pendulum؛ وهو نظام غير خطي، وتمت محاكاة النظامين السابقين على الحاسب باستخدام البيئة البرمجية Matlab and Simulink، وبينت النتائج أنّ هذه الطريقة تضمن أداء توازن جيد، وأداء قوي مقبول.

الكلمات المفتاحية: التحكم التآقلمي، التعلّم بخطأ التغذية العكسية (FEL)، نموذج مخي، شبكة عصبونية، متحكم التغذية العكسية.

* قائم بالأعمال معاون في قسم الأتمتة الصناعية - كلية الهندسة التقنية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

Adaptive Control for Linear and Non-Linear Systems Based on Cerebellar Model

Monaf Solieman*

(Received 27 / 7 / 2011. Accepted 25 / 9 / 2011)

□ ABSTRACT □

In this study, an adaptive model inspired by internal models in the cerebellum is applied to control a linear and nonlinear systems, by using a new approach called Feedback Error Learning (FEL). FEL is a new scheme inspired by cerebellar biological model, it depends on Feedback Controller and Feed-Forward Neural Network, and it uses feedback controller output to train this Neural Network. We applied this approach to control a simple arm (linear system), and to balance inverted pendulum (nonlinear system). We simulate this two systems by using Matlab and Simulink, and we find that this control guarantees good balance performance and acceptable robust performance.

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

* Academic Assistant, Department of Industrial Automation, Faculty of Technical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

مقدمة:

إن وظيفة المخيخ الأساسية في الجسم هي تنسيق حركات الجسم، وتوازنها، وقد بدأت الأبحاث في أوائل السبعينات من أجل الاستفادة من هذه البنية لحلّ مشكلات التحكم بالمحرك motor control problems. أول الأبحاث في المخيخ كانت من قبل Marr and Albus [1]، [2]، وكانت الفكرة الرئيسية لأبحاثهما هي أن الدخّل من الألياف المتسلّقة Climbing Fiber يعدل أوزان خلية بوركنج Purkinje Cell، وذلك اعتماداً على البنية التشريحية للمخيخ، ومن خلال أبحاث Marr-Albus نلاحظ أنّ الإشارة الصّاعدة للألياف المتسلّقة تعمل بوصفها إشارة خطأ من أجل موازنة أوزان خلايا بوركنج من أجل الوصول إلى التوازن والتنسيق المطلوب للحركة، ومنه نستنتج الطبيعة الموائمة للمخيخ، وقد تبين أنّ نماذج العالم الخارجي يجب أن تبنى بمساعدة الشبكات العصبونية البشرية. وأن وجود الموديلات الداخلية يعطي مرونة لبنية التحكم بالمحرك؛ حيث أصبحت النماذج القابلة للتعلّم موضوعاً جديداً في مجال التحكم بالمحرك، وهذه النماذج يجب أن تفرق خوارزمية التعلّم ببنية التحكم [3].

هناك نوعان من النماذج الداخلية: النموذج الأمامي forward model، والنموذج العكسي inverse model، وتتم دراسة هذه النماذج لكي تمثّل متحكمات؛ لأنها تستطيع إتاحة أوامر المحرك اللازمة لتحقيق الانتقال المطلوب في الحالة، وبناءً على النماذج الأمامية والعكسية قام Kawato، ومجموعته بتقديم نموذج جديد للتحكم بالمحرك، وهذه البنية الجديدة تفرق بفعالية التحكم بالتعلّم [4]، وهي تشمل متحكماً عكسياً ثابتاً يضمن استقرار النظام، ومتحكماً أمامياً تأقلمياً يحسّن أداء عملية التحكم [5]، وهو نموذج عكسي في المسار الأمامي. الجديد في هذه الطريقة هو استخدام خرج متحكم التغذية العكسية إشارة تعلّم للنموذج العكسي، ولا تستخدم إشارة الخطأ التي هي دخل المتحكم العكسي، وهذا شيء جديد في أدبيات التحكم [6].

أهمية البحث، وأهدافه:

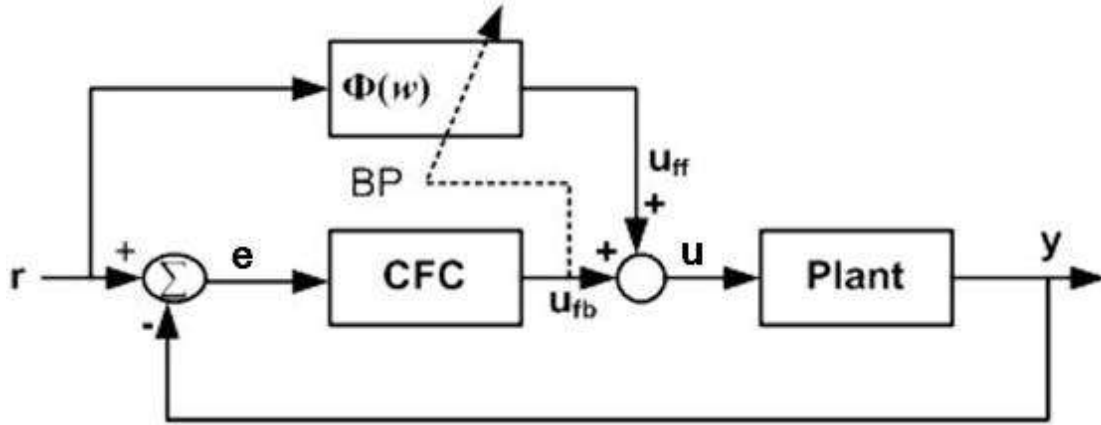
تتجلى أهمية البحث في أهمية النماذج الداخلية للمخيخ في حلّ مشكلات التحكم بالمحرك، وخصوصاً البنية الجديدة للنموذج المخيخي FEL الذي يعد أفضل نموذج بيولوجي للتحكم بالمحرك. وبناءً على ذلك فإنّ الهدف من هذا البحث هو الاستفادة من النماذج الداخلية للمخيخ في تحسين عملية التحكم، واستخدام نموذج FEL للتحكم في ذراع بسيطة، وإجراء بعض التعديلات على هذا النموذج من أجل حلّ مسألة توازن التواس المعكوس.

طرائق البحث، ومواده:

لقد أنجز هذا البحث اعتماداً على دراسة العديد من البحوث المنجزة في هذا المجال، والتوقف عند نتائجها وتوصياتها، وتم الاعتماد على البيئة البرمجية Matlab and Simulink في وضع النماذج الرياضية، والمحاكاة الحاسوبية، واستخلاص النتائج. أنجز هذا البحث خلال الفترة الواقعة بين 2010/8/1 و 2011/7/20 في قسم الأتمتة الصناعية في كلية الهندسة التقنية بجامعة تشرين.

1. التعلّم بخطأ التغذية العكسية FEL:

قدّمت FEL من قبل Kawato من منظور بيولوجي، ليحقق نموذجاً حسابياً للمخيخ لعمليات تعلّم التحكم بالمحرك [4]. والشكل (1) يوضّح البنية الأصلية لـ FEL.



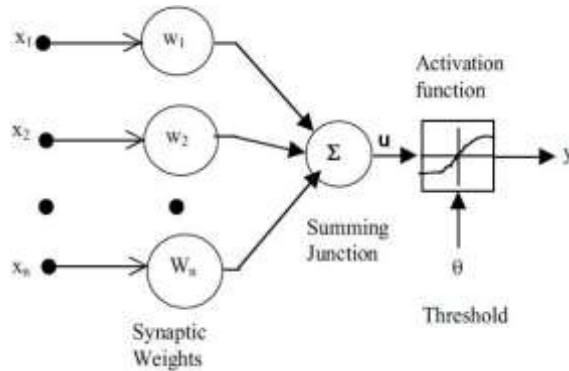
شكل (1) الشكل الأساسي لـ FEL

والهدف من عملية التحكم هو تصغير الخطأ بين الإشارة المرجعية r ، وخرج الجملة y ، حيث U يمثل دخل الجملة، و U_{fb} هو خرج متحكم التغذية العكسية التقليدي (CFC) conventional feedback controller، و U_{ff} هو خرج المتحكم الأمامي $\Phi(w)$ ، وكان عند Kawato عبارة عن شبكة عصبونية بثلاث طبقات، وهي تحوي أوزاناً قابلة للتعديل.

تستخدم FEL النموذج المعكوس للجملة بوصفه متحكماً أمامياً، لكي تتخلص من تأثير التأخير الزمني في الحساسات [7]. وكما ذكرنا سابقاً فإننا نستخدم أوامر المتحكم العكسي U_{fb} إشارة خطأ لتعديل أوزان الشبكة العصبونية التي يجري تدريبها باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي back-propagation، وبعد فترة تدريب معينة يصل خرج متحكم التغذية العكسية إلى الصفر، وهكذا فإن خطأ الحالة سيصل إلى الصفر أيضاً، ويصبح خرج الشبكة العصبونية هو دخل الجملة؛ أي حتى تتحول الشبكة العصبونية إلى نموذج عكسي للجملة، والعلاقات الرياضية لهذه الطريقة نجدها في [8].

2. الشبكة العصبونية:

الجهاز العصبي عند الإنسان بشكل عام هو شبكة عصبونية معقدة جداً، والدماغ هو العنصر الرئيس في هذه الشبكة، الذي يحتوي على عدد كبير جداً من العصبونات البيولوجية المرتبطة بعضها ببعض من خلال شبكات جزئية. العصبون الصناعي الموضح في الشكل (2) هو العنصر الرئيس في الشبكة العصبونية، وهو يحوي ثلاثة عناصر رئيسية وهي: الأوزان weights، والعتبة thresholds، وتابع التنشيط activation function.



الشكل (2) العناصر الرئيسة للعصبون الصناعي

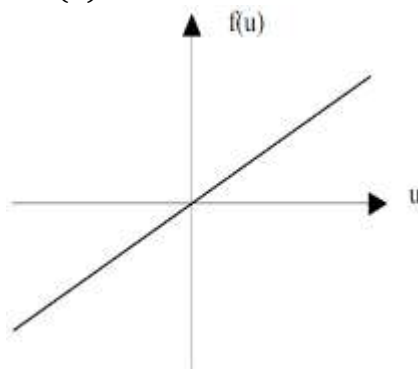
حيث تمثل w_i الوزن المقابل للدخل x_i ، وكل دخل يُضرب بالوزن المقابل له الذي يحدّد درجة تأثير كلّ عنصر من عناصر الدخل، ثمّ يتمّ جمعها في عقدة الجَمع بحسب المعادلة (1).

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

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

هنالك عدّة توابع تنشيط، وسنذكر منها التّابع الخطّي Linear Function الذي يعطى بالمعادلة (3)، وهو مبيّن بالشكل (3).

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



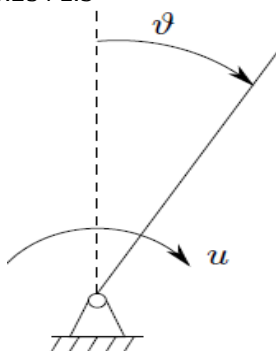
الشكل (3) تابع التّشيط الخطّي

وفي دراستنا سوف نستخدم تابعاً خطياً ميله $\alpha = 1$ ، والعتبة له $\Theta = 0$.

3. الذراع البسيطة الخطيّة:

يمثل النّظام المدروس ذراعاً بسيطة؛ وهي موضّحة بالشكل (4)، حيث الدّخل u هو عزم التّدوير المطبّق على الذراع، والخرج y هو زاوية انحراف الذراع عن الشّاقول θ ، وتابع الانتقال لهذا النّظام يعبر عنه بالمعادلة (4).

$$\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{1}{0.16s^2 + 0.2s + 1.5} \quad (4)$$



الشكل (4) ذراع بسيطة

بالنسبة إلى متحكّم التّغذية العكسيّة سوف نستخدم متحكّم تغذية عكسيّة تقليدياً CFC، وخرجه موضّح بالمعادلة (5).

$$U_{fb} = K_1(\theta_r - \theta) + K_2(\dot{\theta}_r - \dot{\theta}) \quad (5)$$

أمّا الشبّكة العصبونيّة فإننا سنستخدم عصبوناً واحداً مشابهاً للشكل (2) له ثلاثة مداخل، وثلاثة أوزان، ويُعطى خرجه بالمعادلة (6).

$$U_{ff} = w_3 \cdot \ddot{\theta}_r + w_2 \cdot \dot{\theta}_r + w_1 \cdot \theta_r \quad (6)$$

حيث θ_r هي الزاوية المرجعية، و $\dot{\theta}_r$ هي سرعة الزاوية المرجعية، و $\ddot{\theta}_r$ التسارع الزاوي المرجعي، وهذه هي مداخل الشبكة العصبونية على التوالي، وكما هو مبين بالمعادلة (7)؛ فإن الدخّل U هو عبارة عن مجموع خرج المتحكم العكسي U_{fb} ، وخرج الشبكة العصبونية U_{ff} ، ويتمّ تعديل أوزان الشبكة عبر تصغير خرج المتحكم العكسي U_{fb} ، وذلك عبر تصغير المعيار E .

$$U = U_{fb} + U_{ff} \quad (7)$$

$$E = \frac{1}{2} U_{fb}^2 \quad (8)$$

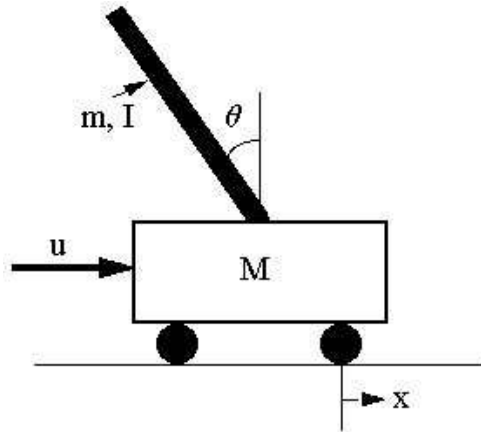
يُعطى التغير في الوزن بالمعادلة (9)، حيث η تمثل ثابت التعلّم learning rate.

$$\Delta w_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_i} \quad i = 1, 2, 3 \quad (9)$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{\partial E}{\partial U_{fb}} \frac{\partial U_{fb}}{\partial U_{ff}} \frac{\partial U_{ff}}{\partial w_i} \quad (10)$$

4. التّواس المعكوس:

في الصّغر كنّا نوازن عصا على اليد عن طريق دفع اليد إلى الأمام والخلف من أجل التّوازن، والتّواس المعكوس يعمل على المبدأ نفسه، ولكنّ الحركة تكون على محور واحد إلى الأمام وإلى الخلف فقط، وهو بشكل أساسي نظام غير مستقر، ويجب أن تبقى القوّة مطبّقة لكي يستقرّ النظام، ولذلك يجب توفير تحكّم مناسب لهذه الغاية، والتّواس المعكوس نظام أساسي من أجل تقويم نظريّات التّحكم المختلفة، والموازنة بينها، وهو من أكثر المسائل التّحكميّة صعوبة في مجال هندسة التّحكم، ويعدّ التّواس المعكوس نموذجاً جيّداً من أجل دراسة العديد من المسائل؛ مثل التّحكم بوقوف الصّاروخ الفضائي، ونظام الهبوط الملاحى الأوتوماتيكي، واستقرار حجرة في سفينة، وإنّ حلّ مشكلة توازن التّواس المعكوس مشابه لعمليّة التّحكم بذراع روبوت؛ ذلك أنّ ديناميكيّات التّواس المعكوس تحاكي ديناميكيّات ذراع الروبوت عندما يكون مركز الضّغط تحت مركز الثّقل للذّراع؛ ذلك أنّ ذراع الروبوت تتصرّف بشكل مشابه للتّواس المعكوس في هذه الشّروط. وإنّ توازن التّواس المعكوس مشكلة تحكّم تقليديّة مستخدمة في الجامعات حول العالم، وهو مناسب لاختيار المتحكّمات؛ وذلك بسبب لخطيّه العالية، وصعوبة استقراره.



الشكل (5) التّواس المعكوس

يبين الشّكل (5) التّواس المعكوس، وهو يحتوي على عمود معكوس؛ كتلته m ، وعزم عطالته I ، وزاوية انحرافه عن الشّاقول θ ، وهو موضوع على عربة كتلتها M ، ولها حرّية الحركة على محور x ، والدخّل u عبارة عن القوّة المطبّقة لدفع العربة أفقيّاً. والمعادلات (11) و(12) هي المعادلات الرّياضية المعبّرة عن حركة التّواس المعكوس؛ حيث \dot{x} هي السرعة، و \ddot{x} التسارع للعربة، و $\dot{\theta}$ هي السرعة الزاوية، و $\ddot{\theta}$ التسارع الزاوي للعمود.

$$(M + m)\ddot{x} + b\dot{x} + mL\ddot{\theta}\cos\theta - mL\dot{\theta}^2\sin\theta = u \quad (11)$$

$$(mL^2 + I)\ddot{\theta} + mgL\sin\theta = -mL\dot{x}\cos\theta \quad (12)$$

الطريقة التقليدية لفيل غير قادرة على موازنة التماس المعكوس، وقد ظهرت دراسات أجرت تعديلات جذرية، واستفادة من بنية فيل لتصميم متحكم موائم للتوازن يستخدم الخطأ e دخلاً، إضافة إلى إشراكه في عملية التعليم مع خرج المتحكم العكسي U_{fb} [9]، وهذا يعدّ تعديلاً جذرياً على فيل.

وفي هذه الدراسة سوف نستفيد من الخرج الحقيقي y بوصفه دخلاً للجملة، وقد وردت هذه الطريقة في العديد من الدراسات، وخصوصاً في مسائل التوازن، لأن الإشارة المرجعية هي وضع التوازن، وهي في الحالة العامة الصفر، وسوف نستخدم المتحكم التناسبي التكاملي التفاضلي (PID) متحكم تغذية عكسية بدلاً من المتحكم العكسي التقليدي CFC، حيث تمت في إحدى الدراسات [10] الموازنة بين استخدام متحكم PI، و متحكم PID، وتم التوصل إلى أن استخدام متحكم PID يعطي نتائج أفضل. وهكذا فإن خرج المتحكم العكسي يُعطى بالعلاقة (13).

$$U_{fb} = K_p \cdot e + K_d \cdot \dot{e} + K_i \cdot \int e \cdot dt \quad (13)$$

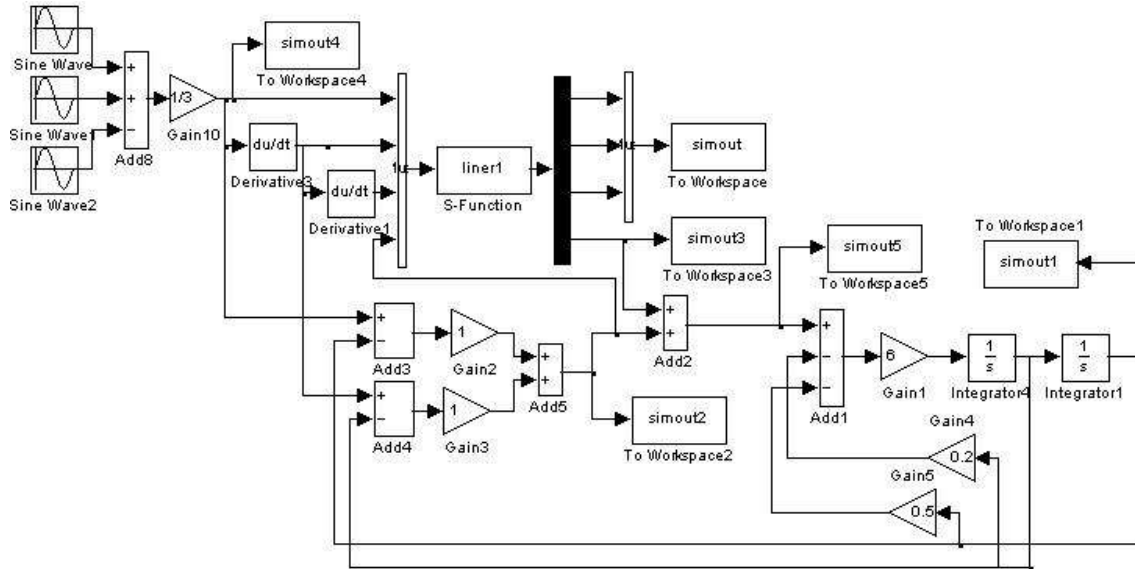
وأما خرج الشبكة العصبونية فيعطى بالعلاقة (14)؛ لأن التماس المعكوس يمكن التحكم به عن طريق استخدام مجموع متحولات الحالة مضروبة بثوابت معينة، وهذه المتحولات هي الموضع الزاوي θ ، والسرعة الزاوية ω للعمود المعكوس، وموضع العربة x ، وسرعة العربة v .

$$U_{ff} = w_1 \cdot \theta + w_2 \cdot \omega + w_3 \cdot x + w_4 \cdot v \quad (14)$$

النتائج، والمناقشة:

• نتائج محاكاة الذراع البسيطة:

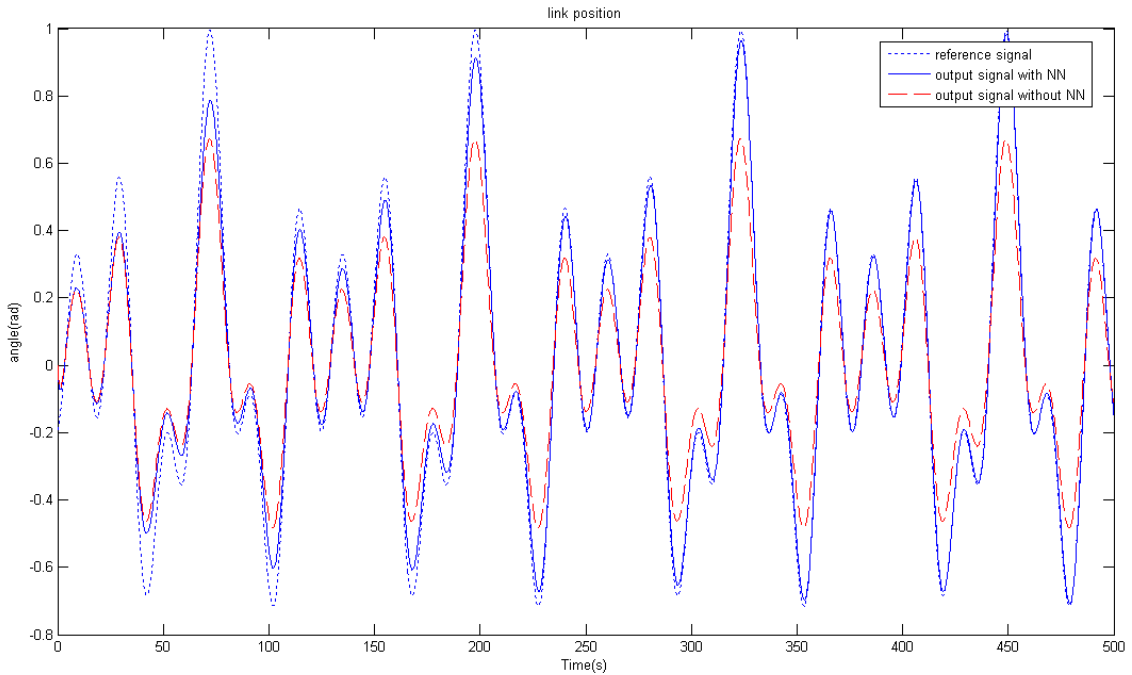
للتحكم بهذه الذراع قمنا باستخدام المتحكم الموضّح خرجها بالعلاقة (5)، وللسهولة تم اختيار $K_1 = K_2 = 1$ ، الإشارة المرجعية هي عبارة عن مجموع ثلاث إشارات جيبية مختلفة في التردد. النمذجة للذراع البسيطة مع متحكم فيل باستخدام Simulink مبينة في الشكل (6)، وذلك بعد إجراء تحويل لابلاس العكسي للمعادلة (4).



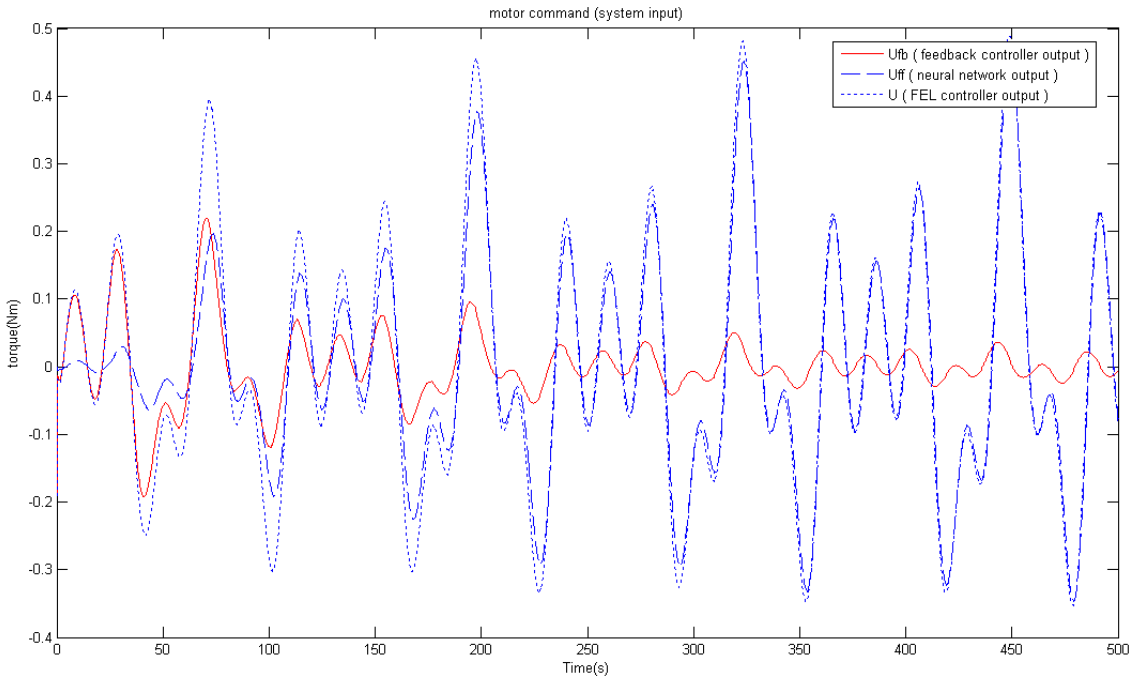
الشكل (6) نموذج الذراع البسيطة مع متحكم فيل

وعند استخدام المتحكم العكسي التقليدي CFC وحده دون استخدام الشبكة العصبونية، وبزمن محاكاة 500 ثانية، فإننا نلاحظ في الشكل (7) وجود خطأ دائم في عملية الملاحقة، وهذا شيء متوقع عند استخدام متحكمات من

هذا النوع، من أجل الحفاظ على الخطأ، لتأمين الدّخل u بشكل دائم. أما عند استخدام الشبكة العصبونية إضافة إلى CFC، فإننا نلاحظ تحسّن عملية الملاحظة، وانعدام الخطأ.

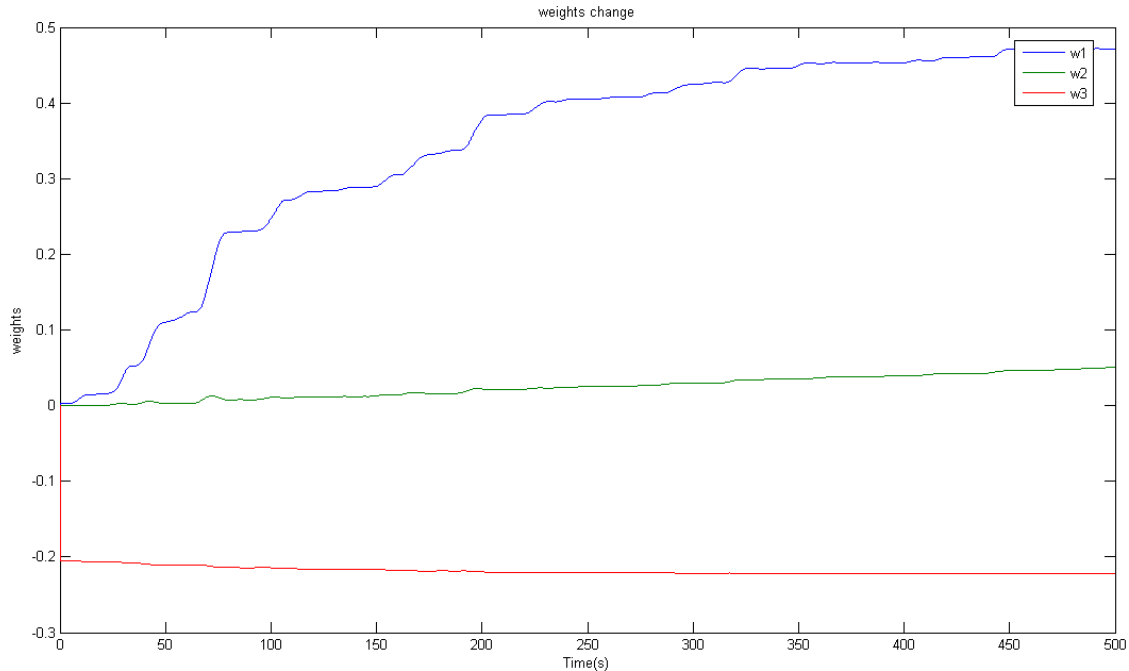


الشكل (7) الموضع الزاوي للذراع بوجود شبكة عصبونية، ودونها



الشكل (8) خرج المتحكّمات

وكما ذكرنا سابقاً فإنه بعد زمن معيّن من التّدريب ينقص خرج المتحكّم العكسي U_{fb} الذي يمثّل إشارة التعلّم للشبكة العصبونية، ليصبح قريباً من الصّفر، ويزداد خرج الشبكة العصبونية U_{ff} ، ليصبح هو المسيطر، ويصبح مساوياً تقريباً للدّخل U ، وهذا هو جوهر هذه الطّريقة؛ كما نلاحظ في الشكل (8).



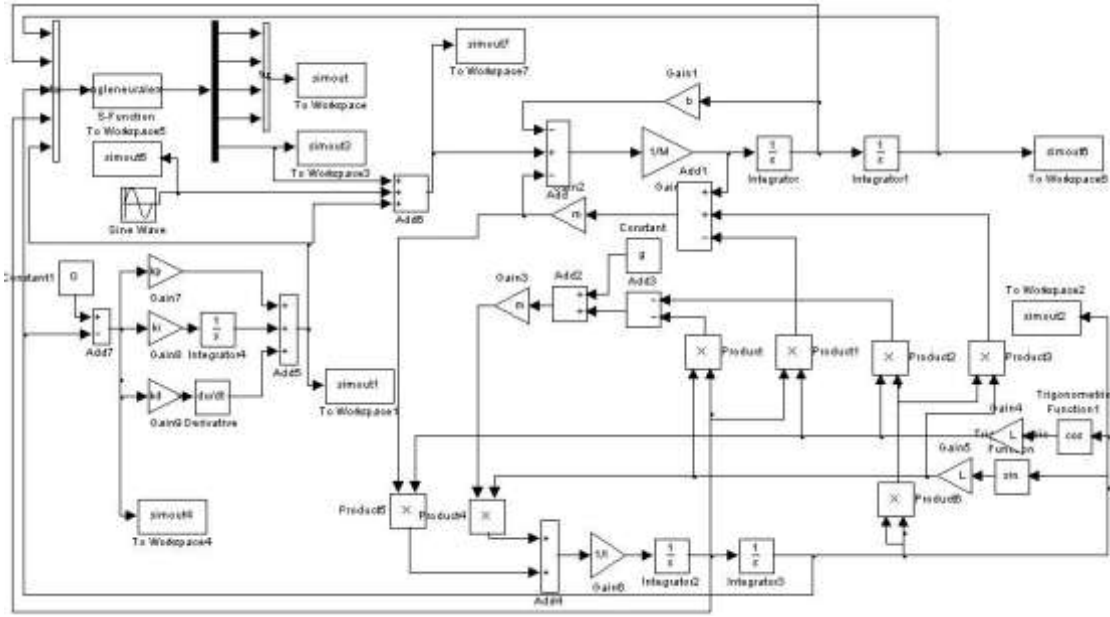
الشكل (9) تغيّر الأوزان في مسألة الذراع البسيطة

وأما أوزان الشبكة العصبونية فإنّ الشكل (9) يبيّن تغيّرها مع الزمن، وقد تمّ استخدام ثابت تعليم $\eta = 0.01$.

• نتائج محاكاة التّواس المعكوس:

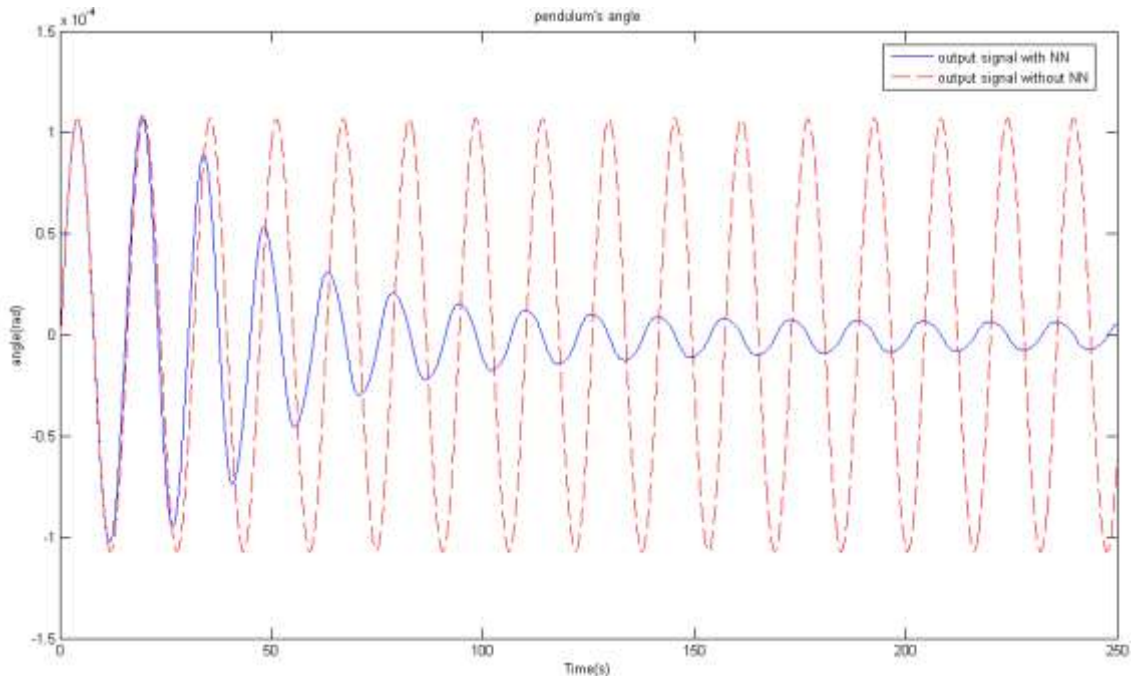
للتّواس المعكوس في هذه الدّراسة المواصفات الآتية: $M = 0.5\text{Kg}$ ، $m = 0.2\text{Kg}$ ، $L = 0.3\text{m}$ ، $I = 0.006\text{Kgm}^2$ ، $b = 0.1\text{ N/m/sec}$. حيث L هو الطّول إلى مركز ثقل التّواس، و b هو عامل احتكاك العربة.

ولحلّ مسألة توازن التّواس المعكوس (وهي الحفاظ على زاوية الشّاقول مساوية الصّفر $\theta = 0$ ؛ 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 خرجة بالعلاقة (13)؛ حيث $K_p = 100$ ، $K_d = 20$ ، $K_i = 1$ ، وقد تمّ اختيار برامترات المتحكّم العكسي بالاعتماد على الدّراسة [11] التي وصلت إلى نتيجة في تصميم متحكّم التّغذية العكسيّة، وهي $K_d^2 > K_p$ ، وتمّ الوصول إلى أنّه شرط ضروري لاستقرار FEL. ونجد نمذجة التّواس المعكوس مع متحكّم FEL باستخدام Simulink مبيّنة في الشكل (10).



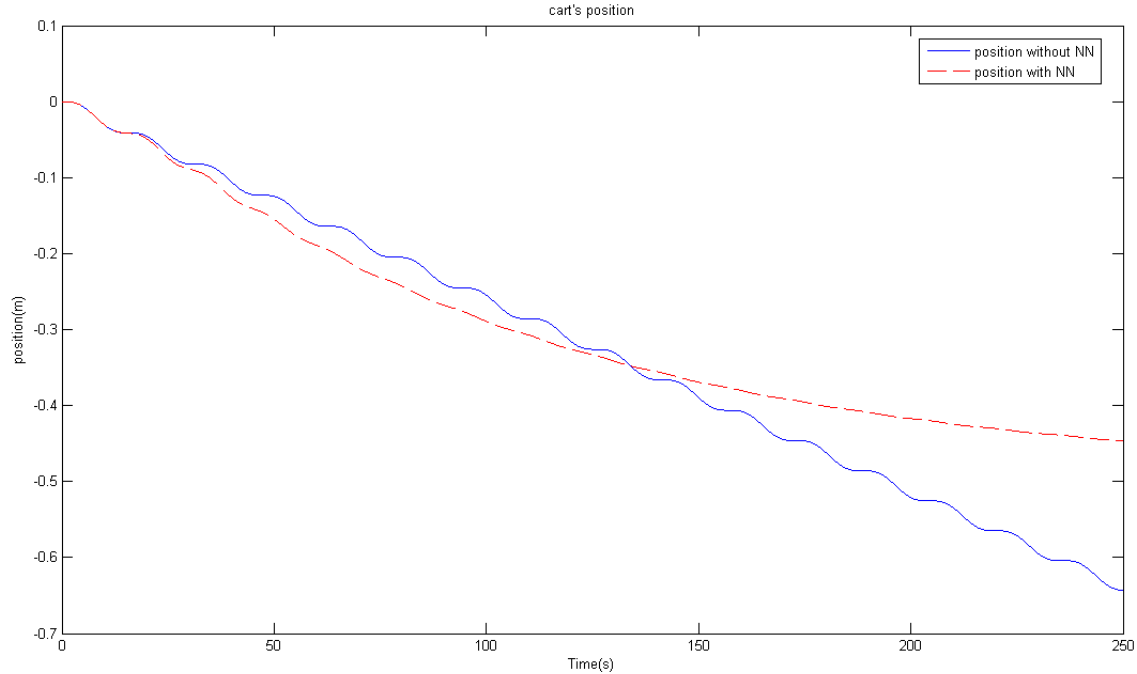
الشكل (10) نموذج النواس المعكوس مع متحكم FEL

وعند استخدام المتحكم PID وحده دون استخدام الشبكة العصبونية، ويزمن محاكاة 250 ثانية، فإننا نلاحظ في الشكل (11) إشارة زاوية انحراف النواس عن الشاقول، وهي مشابهة للقوة الجيبية المطبقة على الدّخل، وهذا سلوك متوقّع عند استخدام متحكم PID فقط. أمّا عند استخدام الشبكة العصبونية إضافة إلى متحكم PID، فإننا نلاحظ تحسّن عملية التّوازن، حيث نجد أنّ زاوية انحراف النواس عن الشاقول تتأرجح عند قيم صغيرة قريبة جداً من الصّفر، وذلك بعد فترة تدريب معيّنة للشبكة العصبونية.

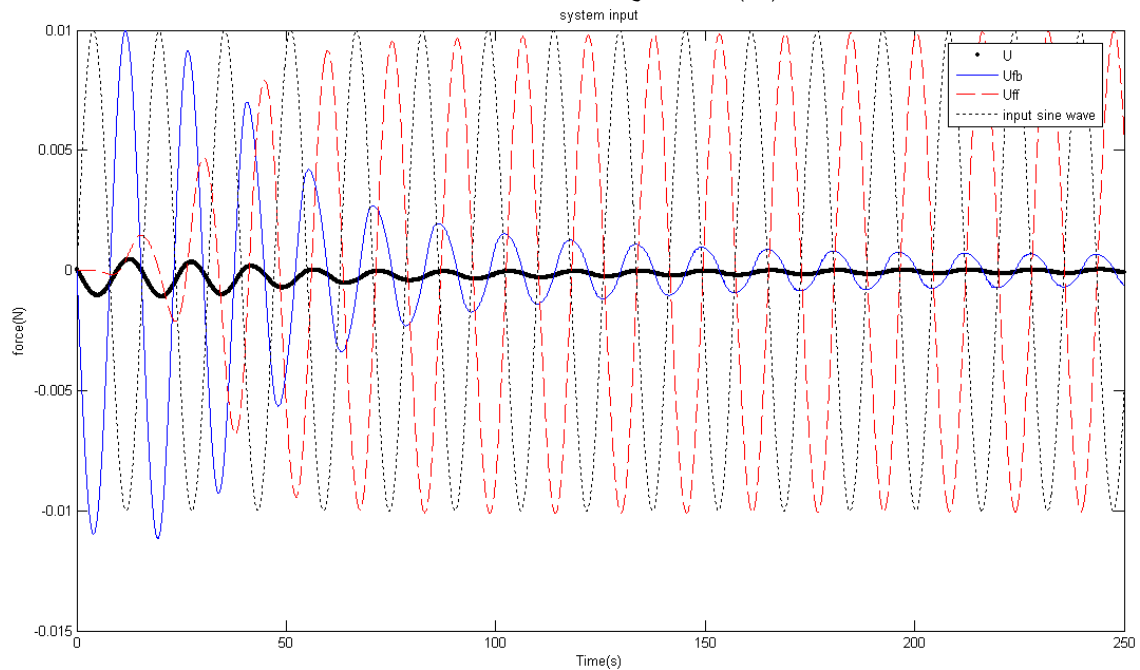


الشكل (11) تغير زاوية النواس بوجود شبكة عصبونية، ودونها

أما في الشكل (12) فإننا نلاحظ تغير موضع العربة بالنسبة إلى الزمن عند استخدام متحكم PID وحده دون وجود الشبكة العصبونية، ونجد أنّ الموضع يتغير باتجاه واحد دون أن يستقر عند قيمة معينة، أما باستخدام شبكة عصبونية، فنجد أنّه يستقر عند قيمة معينة بعد فترة من الزمن.



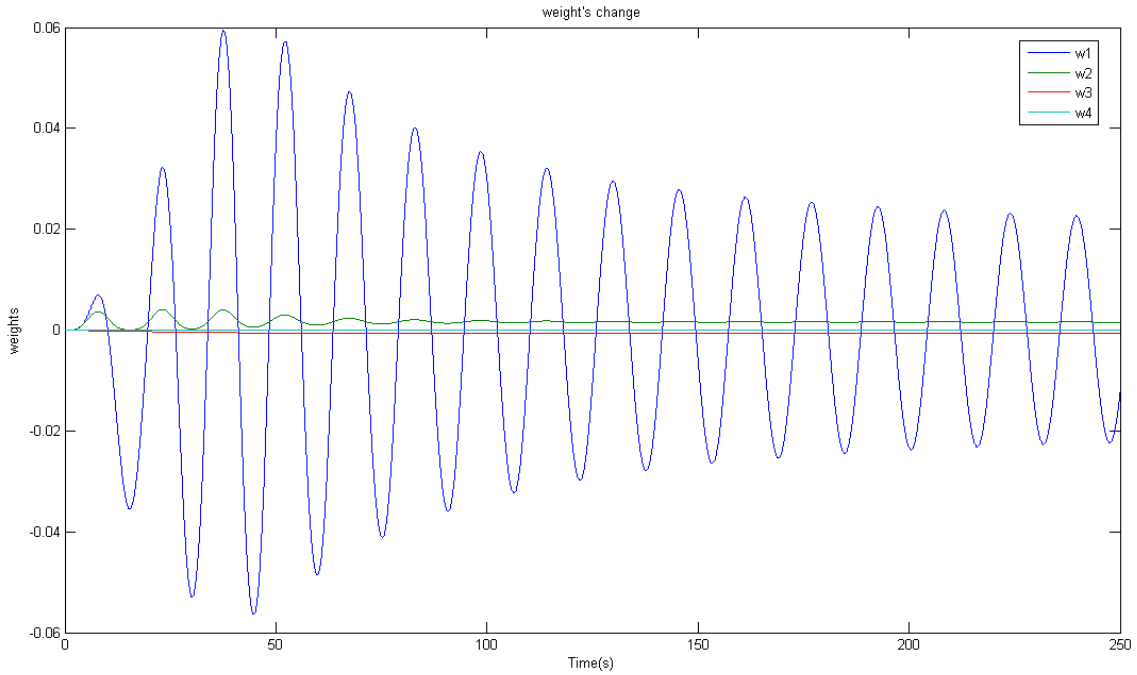
الشكل (12) تغير موضع العربة بوجود شبكة عصبونية، ودونها



الشكل (13) خرج المتحكمات إضافة إلى إشارة الدخّل الجيبية

أما خرج المتحكم العكسي U_{fb} ، الذي يمثل إشارة التعلّم للشبكة العصبونية، فإنّه بعد زمن معين من التدريب يصبح قريباً من الصفر، ويزداد خرج الشبكة العصبونية U_{ff} ليصبح هو المسيطر. وفي حالتنا هذه - حالة التوازن حول

الصفر- يجب أن يؤثر U_{ff} تأثيراً معاكساً للقوة الجيبية المطبقة بوصفها دخلاً لدفع العربة، وبذلك يصبح الدّخل U قريباً جداً من الصفر، وهذا ما نريده في عملية التوازن؛ كما نلاحظ في الشكل (13).



الشكل (14) تغيير الأوزان في مسألة توازن النّواس المعكوس

أمّا أوزان الشبكة العصبونية فإنّ الشكل (14) يبيّن تغييرها مع الزمن، وقد تمّ استخدام ثابت تعليم $\eta = 0.5$. ونلاحظ من الشكل أن الوزن الأكثر تغييراً هو الوزن المرتبط بالموضع x ، وذلك بسبب التآرجح البسيط للعربة، وهو ضروري للحفاظ على توازن العمود.

الاستنتاجات، والتوصيات:

- إن استخدام التّماذج الدّاخلية للمخيخ طريقة جديدة في عملية التّحكم، ونحن هنا- إلى حدّ ما- قمنا بالاستفادة منها لمحاكاة أهمّ وظائف المخيخ؛ وهي إبقاء الجسم متوازناً.
- يقوم متحكّم التّغذية العكسية بوظيفة مهمّة في تطبيق FEL؛ لأنّه يسهم في تدريب المتحكّم الأمامي، إضافةً إلى دوره الأساسي في المحافظة على استقرار التّظام.
- إنّ المتحكّم الأمامي المعبّر عنه بشبكة عصبونية وظيفته تحسين أداء عملية التّحكم.
- تمّ تدريب الشبكة العصبونية عن طريق خوارزمية الانتشار العكسي بشكل مباشر on-line.
- استخدام المتحكّم PID في مسألة توازن النّواس المعكوس أدّى إلى تحسين أداء FEL، وتحقيق توازن جيّد للنّواس المعكوس.
- يمكن تطوير هذا العمل؛ وذلك بالاستفادة من التّماذج الدّاخلية للمخيخ، إضافةً إلى التّموذج العكسي يوجد التّموذج الأمامي الذي يمكن دمجه في عملية التّحكم من أجل تحسينها، ومن أجل الاقتراب أكثر من بنية المخيخ.

المراجع:

1. MARR, D. *A theory of cerebellar cortex*. J. Physiol. 202,1969, 437–470.
2. ALBUS, J.S. *A theory of cerebellar function*. Mathematical Biosciences, 10, 1971, 25-61.
3. MIALL, R. C.; WEIR, D. J.; WOLPERT, D. M., and STEIN, J. F. *Is the cerebellum a smith predictor?*. Journal of Motor Behavior, Vol. 25, No.3, 1993, 203-216.
4. 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.
5. 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.
6. KAWATO, M. *Internal models for motor control and trajectory planning*. Curr. Opin. Neurobiol. 9 ,1999, 718–727.
7. IDETA, A. *Stability of feedback error learning method with time delay*. Neurocomputing, 69, 2006, 1645–1654.
8. 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.
9. RUAN, X.; DING, M.; GONG, D., and QIAO, J. *On-line adaptive control for inverted pendulum balancing based on feedback-error-learning*. Neurocomputing. 70, 2007, 770-776.
10. PASSOLD, F.; STEMMER, M. *Feedback Error Learning Neural Network Applied to a Scara Robot*. RoMoCo'04, 2004, 197–202.
11. NAKANISHI, J., and SCHALL, S. *Feedback error learning and nonlinear adaptive control*. Neural Networks,17, 2004, 1453–1465.