

## معالجة الإرتجاج باستخدام قانون تحكم انزلاقي عصبوني

د. محمد ملحم\*

ريم عمران\*\*

(تاريخ الإيداع 2022/4/14 . قبل للنشر في 2022/6/26)

### □ ملخص □

يعد التحكم في النمط الانزلاقي (SMC) Sliding Mode Control أداة تحكم قوية في الأنظمة غير الخطية. ونظراً لأهمية التحكم الانزلاقي في العديد من التطبيقات، مثل التطبيقات الصناعية والتطبيقات البحثية الدقيقة، وبالرغم من أهمية هذا النوع من التحكم، ما تزال ظاهرة الإرتجاج (Chattering) هي سلبية تحد من استخدامه. تم في هذا البحث اقتراح طريقة للتحكم في الوضع المنزلق تعتمد على آلية عبور جديدة للوصول إلى الوضع الانزلاقي، تتضمن متحولات حالة النظام بالإضافة إلى التابع الخاص بالسطح المنزلق. تم الاعتماد على الشبكة العصبونية الهرميتية العودية (RHNN) Recurrent Hermit Neural Network لتحسين أداء وحدة التحكم. أظهرت النتائج أن لهذه الطريقة القدرة على كبح الإرتجاج (Chattering) بشكل فعال، وحققت سرعة في وصول النظام إلى السطح المنزلق، وقللت من تأثير أخطاء التتبع على أداء النظام. تم استخدام MATLAB لنمذجة واختبار الطريقة المقترحة .MATLAB

**الكلمات المفتاحية:** التحكم في الوضع المنزلق (SMC)، ظاهرة الإرتجاج (Chattering)، القانون الجديد للوصول إلى الوضع الانزلاقي (NSMRL)، الشبكة العصبونية الهرميتية العودية (RHNN)

\*مدرس - قسم النظم الحاسوبية والالكترونية - كلية هندسة تكنولوجيا المعلومات والاتصالات - جامعة طرطوس - سورية.  
\*\*طالبة دراسات عليا (ماجستير) - قسم النظم الحاسوبية والالكترونية - كلية هندسة تكنولوجيا المعلومات والاتصالات - جامعة طرطوس - سورية.

## Treating chatter using a neural sliding control law

(Received 4/4/ 2022 . Accepted 26/6/ 2022)

### □ ABSTRACT □

#### Abstract

Sliding Mode Control (SMC) is a powerful control tool for non-linear systems. Because of the importance of sliding control in many applications, such as industrial applications and precise research applications, and despite the importance of this type of control, the phenomenon of chattering is still negative that limits its use. In this paper, a method has been proposed to control the sliding mode based on a new crossing mechanism to reach the sliding mode, including system state variables in addition to the function of the sliding surface. The Recurrent Hermit Neural Network (RHNN) is used to improve console performance. The results showed that this method has the ability to effectively suppress chattering, achieve faster system access to the slippery surface, and reduce the impact of tracking errors on system performance. MATLAB was used to model and test the proposed MATLAB method.

---

**Keywords:** sliding mode control (SMC), chattering phenomenon(Chattering), new sliding mode reaching law (NSMRL), recurrent hierarchical neural network (RHNN).

## 1. مقدمة:

يُعد التحكم في الوضع المنزلق (SMC) Sliding ode control تقنية تحكم غير خطية، ويقدم أسلوباً منهجياً لمشكلة الحفاظ على الاستقرار والأداء، ويتميز بخصائص مميزة من الدقة والمتانة وسهولة الضبط والتنفيذ. تم دراسته على نطاق واسع في السنوات الأخيرة وبدأ يلعب دوراً مهماً في تطبيق نظرية التحكم. فهو يُطبق بنجاح للتحكم في المركبات التي تعمل تحت الماء، وناقل الحركة والمحركات، ونظام الطاقة، ومحركات التيار المستمر والروبوتات، وما إلى ذلك. أفضل ما يميز التحكم في الوضع المنزلق هو صلابته، وإجراءات التصميم المنتظمة لوحده معروفة ومتوفرة. ومع ذلك، فإن طريقة الوضع الانزلاقي ليست خالية من العيوب؛ ففي التطبيقات العملية، يوجد تأخير زمني في تبديل قانون التحكم، مما يؤدي إلى الترددات العالية في ديناميكيات النظام (سلوك النظام غير الخطي)، والمعروفة باسم الإرتجاج (Chattering).

تم اقتراح العديد من الأساليب لتحسين أداء SMC مؤخراً. وتم تطويرها بشكل أساسي للتغلب على ظاهرة الإرتجاج. مثل طريقة الوضع الانزلاقي عالي الترتيب [1] [2] ، وطريقة وضع الانزلاق الطرفي غير المنزلق [3] ، ووضع انزلاق الترتيب الكسري [4].

تم اقتراح العديد من الأساليب لتحسين أداء SMC مؤخراً. وتم تطويرها بشكل أساسي للتغلب على ظاهرة الإرتجاج:

في الدراسة [5] تم تقليل الإرتجاج، عن طريق اختيار طبقة حدية مناسبة لتغيير الوقت، عيب هذه الطريقة أن داخل المنطقة الحدية لم يتم تحديد سلوك النظام ، أي أن التقارب من الصفر غير مضمون، ولا يوجد وضع انزلاق حقيقي حيث يتم استبدال إجراء التبديل بالتقريب المستمر. وفي الدراسة [6] تم الاعتماد على خوارزمية تسرب الجسيمات، بغرض ضبط جزء من خرج وحدة التحكم في الوضع المنزلق بذكاء مع تغير البيئة الخارجية ويتم تحقيق تتبع ثابت للإشارة المطلوبة، ولكن هذه الطريقة لا تأخذ في الحسبان التغييرات بشكل كامل في عملية التشغيل الفعلية للنظام. في [7] تصميم سطح منزلق مكون من مجموع المصطلح النسبي والمشتق لوحدة التحكم PD، لكن ظاهرة الإرتجاج تبقى موجودة و ترتجف حول السطح المنزلق في حال كان الاضطراب يقع تحت تردد القطع. اقترحت الدراسة [8] وحدة تحكم جديدة للتعامل مع مشكلة تتبع المسار القوي بالإضافة إلى مشكلة الإرتجاج لروبوت 6-DOF في ظل وجود الاحتكاكات غير المعروفة والاضطرابات الخارجية والشكوك النموذجية. إن وحدة التحكم المقترحة تؤدي إلى أداء جيد، ولكن الكلفة الحسابية لها عالية والتي تؤثر على أداء التتبع بالإضافة إلى التصميم المعقد لوحدة التحكم . تم النظر في [9] بالتحكم في نظام زمني مستمر بواسطة وحدة تحكم وضع منزلق منفصل. تم اقتراح قانونين، أحدهما يتضمن حركة التبديل المنزلق ، والآخر غير قابل للتبديل. أحد عيوب الطريقة المقترحة هو شرط معرفة حدود معدل اضطراب التغيير المقدم.

في [10] يقدم الباحثون نظام تحكم غير خطي ومراقب وضع انزلاقي، حيث اعتمدوا على خوارزمية Fractional order back stepping sliding mode control مع السطح المنزلق وعلى المنطق الضبابي لتخفيف من ظاهرة الإرتجاج، من عيوب هذه الطريقة أننا نحتاج إلى استخدام أربعة أسطح منزلقة (FO) Fractional Order للحصول على تتبع قوي ضد الاضطرابات غير المتطابقة وعدم اليقين. تم اقتراح نظام التحكم الانزلاقي المقاد بالحدث للأنظمة السيبرانية الفيزيائية (Cyber-Physical systems) (SCP<sub>s</sub>) في [11] والمعرضة للهجمات الدورية للخروج عن الخدمة -Denial-Of-Service (DOS)، حققت الطريقة المقترحة استقرار قوي للنظام و لكن بغض النظر عن حالات عدم اليقين والاضطرابات الخارجية وهجمات DOS. في [12] تمت إضافة الجاذب الطرفي (TA) terminal attractor على أساس

قانون الوصول التقليدي، والذي يضمن أن النظام لا يزال يتمتع بسرعة الوصول السريع بالقرب من سطح الوضع المنزلق ، ولكن يوجد تعديل معقد للمعاملات. تم الاعتماد على الشبكات العصبونية في العديد من الأبحاث للتنبؤ بالأداء، كما في الدراسة [13] و [14] التي استخدمت الشبكات العصبونية الصناعية ذات التغذية الأمامية Feed Forward Neural Network (FFNNs) للتنبؤ بأداء محطة معالجة الصرف الصحي، أثبتت الطريقة المقترحة فعاليتها و لكن مثل هذه الأبحاث تتطلب جمع بيانات وغالبا ما تكون العملية مشوبة بالأخطاء التي من الممكن تقليصها إلى حدودها الدنيا كلما كانت البيانات موثوقة بشكل جيد.

لذلك وبالنظر إلى ظاهرة الإرتجاج الناتجة عن ربح التبديل العالي تم استخدام وحدة تحكم محسنة تعتمد على الشبكة العصبونية الهرميتية العودية (RHNN) التي ساهمت في تقليل الإرتجاج بشكل كبير وأثبتت النتائج أنه يمكن تحقيق أداء عالي باستخدام هذه الطريقة.

## 2. هدف البحث:

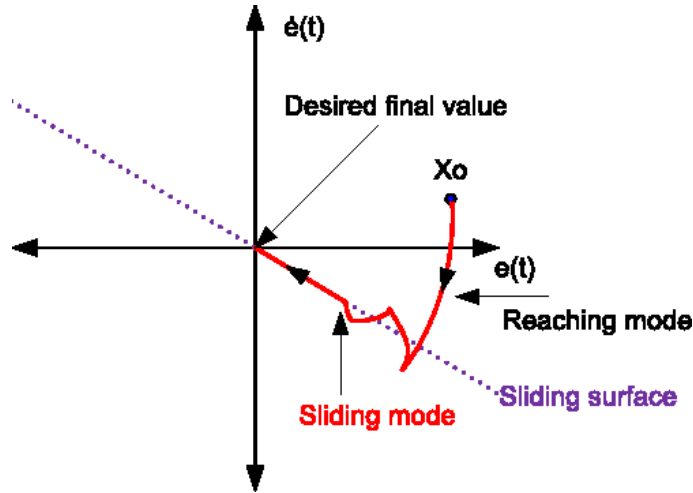
سعد هذا البحث إلى معالجة ظاهرة الإرتجاج في نظام التحكم الانزلاقي باستخدام الشبكة العصبونية الهرميتية العودية (RHNN) وقانون الوصول إلى الوضع الانزلاقي الجديد (NSMRL)، ولإظهار فعالية الطريقة المقترحة نطبقها على نظام للتحكم في سرعة محرك باستخدام برنامج MATLAB.

## 3. طرق البحث ومواده:

### 3-1 التحكم في الوضع المنزلق (SMC):

يتضمن تصميم SMC تصميم قانون تحكم ينتج عنه متغير انزلاق  $s(x) = 0$  في وقت محدد وبالتالي تقييد حالات النظام على سطح منزلق. إذا لم تكن الحالة الابتدائية  $x_0 = x(t_0)$  على السطح المنزلق، سيسلك النظام مرحلتين:

**الأولى، مرحلة الوصول:** حيث يتحرك مسار الحالة نحو السطح المنزلق، **والثانية، مرحلة الانزلاق:** حيث يتحرك مسار الحالة على طول السطح المنزلق. لا يمكن تحقيق الميزات المرغوبة لـ SMC إلا خلال مرحلة الانزلاق، وبالتالي يجب أن تكون فترة الوصول إلى مرحلة الانزلاق صغيرة قدر الإمكان. يمكن أن يؤدي اختيار قانون الوصول المناسب إلى جعل النظام يتمتع بسرعة وصول أكبر، ويُسرّع الاستجابة الديناميكية للنظام عندما يكون متجه الحالة بعيداً عن سطح الوضع المنزلق. عندما يتم الوصول إلى سطح الوضع المنزلق، تنخفض سرعة الوصول إلى الصفر لضمان بقاء ناقل الحالة على السطح. يوضح الشكل (1) كيف تحدث هذه الآلية.



الشكل (1): آلية الوضع المنزلق

يتم تعريف التابع الخاص بالسطح المنزلق لنمط الانزلاق التقليدي كالآتي:

$$S(t) = c e(t) + \dot{e}(t) \quad (1)$$

حيث  $c > 0$ .

يُعطى خطأ التتبع ومشتقه أدناه:

$$e(t) = x_d - x(t) \quad (2)$$

$$\dot{e}(t) = \dot{x}_d - \dot{x}(t)$$

حيث  $x_d$  هي القيمة المطلوبة.

من العلاقاتين (1) و (2) نحصل على الآتي:

$$\dot{S}(t) = c \dot{e}(t) + \ddot{e}(t) \quad (3)$$

يوجد عدة أنواع للنمط المنزلق، ولكل نوع قانون تحكم وسطح منزلق خاص به. من أهم أنواع التحكم بالنمط

المنزلق:

- a) a simple sliding mode controller

السطح المنزلق الخاص بهذا النوع:

$$(4) \dot{s}(t) = c \dot{e}(t) + \ddot{e}(t)$$

وقانون التحكم:

$$(5) U(t) = j(-c\dot{e} + -\frac{1}{j}(ks + \eta \operatorname{sgn}(s)))$$

k عبارة عن ثابت موجب ،  $c > 0$  ،  $\eta$  ،  $j$ .

- b) sliding mode control based on reaching law

سطحه الانزلاقي:

$$(6) \dot{s} = -\varepsilon \operatorname{sgn}(s) - ks$$

وقانون التحكم:

$$U(t) = \frac{1}{b} [\varepsilon \operatorname{sgn}(s) + ks + c(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x} - f(x, t) + D \operatorname{sgn}(s)] \quad (7)$$

D الاضطراب،  $b, k > 0$ ،  $\varepsilon, c > 0$ .

$f(x, t)$  عبارة عن تابع مُعطى،  $x$  متحول الحالة،  $(\text{sgn})$  يمثل تابع الإشارة.

c) sliding mode control based on a quasi-sliding mode

بدلاً من تابع الإشارة  $(\text{sgn})$  في النوع الثاني، هناك طريقتان شائعتان لتصميم السطح الخاص بالوضع

الشبه المنزلق هما:

-1 تابع الإشباع

$$\text{sat}(s) = \begin{cases} 1 & s > \Delta \\ ks & |s| \leq \Delta \quad k = \frac{1}{\Delta} \\ -1 & s < -\Delta \end{cases} \quad (8)$$

حيث  $\Delta$  عبارة عن طبقة حدودية، خارج هذه الطبقة يتم استخدام قانون التبديل، أما داخل الطبقة يتم

استخدام التحكم في التغذية العكسية الخطية.

-2 تابع التتابع

$$x(s) = \frac{s}{|s| + \delta} \quad (9)$$

حيث  $\delta$  ثابت موجب صغير جداً.

يُعطى قانون التبديل:

$$(10) U(t) = \frac{1}{b} [\varepsilon \text{sgn}(s) + k + c(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x} - f(x, t) + D \text{sgn}(s)]$$

d) sliding mode control based on tanh function

يمكن أن يتسبب انقطاع تابع الإشارة  $(\text{sgn})$  في قانون SMC إلى حدوث الإرتجاج. لذلك، من أجل تجنب

الإرتجاج، يمكن استبدال تابع الإشارة المتقطعة بتابع  $(\tanh)$  المستمر. بمعنى آخر، يتم استخدام تابع  $(\tanh)$

كمقارب لتابع الإشارة  $(\text{sgn})$ . يحدد انحدار الدالة  $(\tanh)$  كيف يمكن لـ  $(\tanh)$  تقريب تابع الإشارة  $(\text{sgn})$ . يُعطى

تابع  $(\tanh)$  كالتالي:

$$\tanh\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) = \frac{e^{\frac{x}{\varepsilon}} - e^{-\frac{x}{\varepsilon}}}{e^{\frac{x}{\varepsilon}} + e^{-\frac{x}{\varepsilon}}} \quad (11)$$

حيث  $\varepsilon > 0$ ، ويتم تحديد انحدار تابع  $(\tanh)$  بواسطة قيمة  $\varepsilon$ ،  $x$  متحول الحالة.

ومنه يكون قانون التحكم بالوضع المنزلق المعتمد على تابع  $(\tanh)$ :

$$U(t) = j(-c\dot{x} + \ddot{x} - \eta s) - D \tanh\left(\frac{s}{\varepsilon}\right) \quad (12)$$

4-2 ظاهرة الإرتجاج (Chattering):

يصف الإرتجاج ظاهرة التذبذبات ذات الترددات المحدودة والسعة المحدودة التي تظهر في العديد من

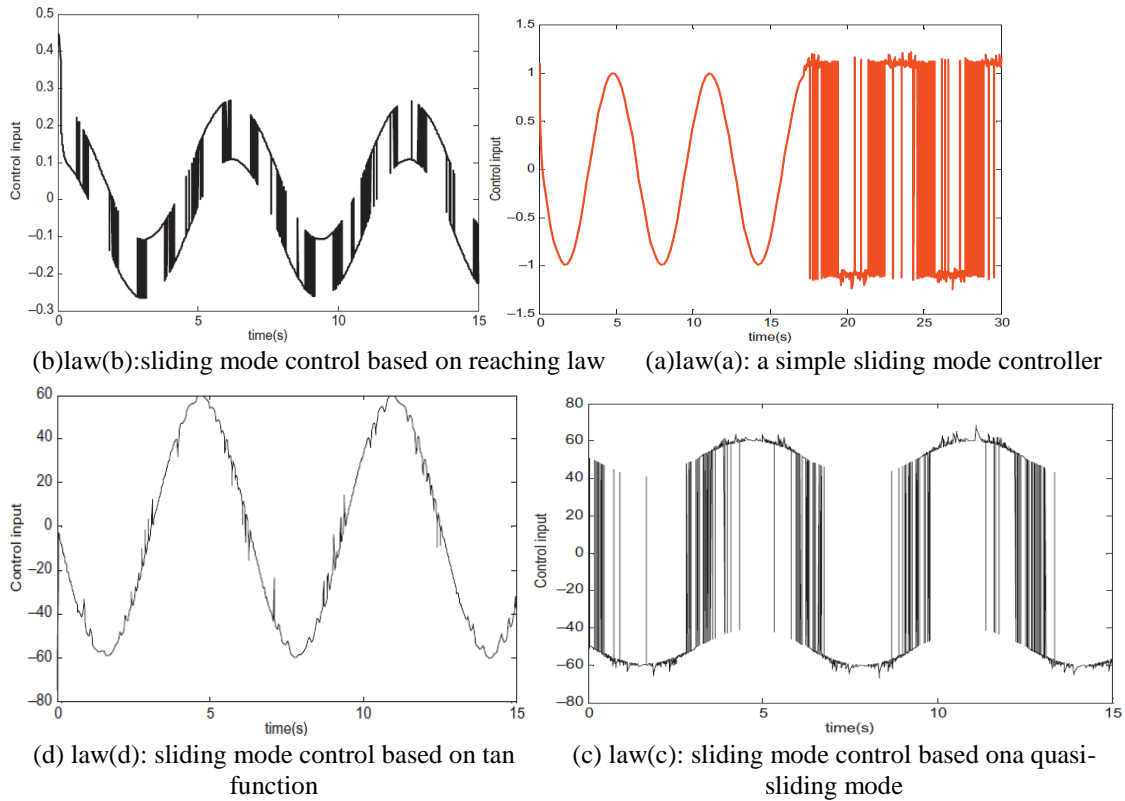
تطبيقات الوضع المنزلق. تحدث هذه التذبذبات بسبب التبديل عالي التردد لوحدة التحكم في الوضع الانزلاقي،

مما يؤثر ديناميكيات غير نموذجية في الحلقة المغلقة. قد تكون "الديناميكيات غير النموذجية" هي تلك الخاصة

بالحساسات والمشغلات المهمة في عملية النمذجة الرئيسية لأنها بشكل عام أسرع بشكل كبير من ديناميكيات

النظام الرئيسية. ومع ذلك، نظراً لأن أنظمة الوضع الانزلاقي المثالية سريعة بشكل لا نهائي، يجب مراعاة جميع ديناميكيات النظام في تصميم التحكم.

لحسن الحظ، لا يتطلب منع الإرتجاج عادة نموذجاً تفصيلياً لجميع مكونات النظام. بدلاً من ذلك، قد يتم تصميم وحدة التحكم في الوضع المنزلق أولاً في ظل افتراضات مثالية بعدم وجود أي ديناميكيات غير نموذجية، وفي الخطوة الثانية يجب منع ظاهرة الإرتجاج المحتملة. يعتبر حل مشكلة الإرتجاج ذا أهمية كبيرة عند استغلال مزايا وحدة التحكم في الوضع المنزلق في نظام الحقيقي. يعد الإرتجاج إلى حد ما، عقبة رئيسية أمام تنفيذ الوضع المنزلق لمجموعة واسعة من التطبيقات إذا ترك دون معالجة مناسبة أثناء التصميم. تجدر الإشارة إلى أن التبديل هو جوهر نظام الانزلاق المستمر، ولا يشار إليه كإرتجاج لأنه يكون تديلاً مقصوداً ويميل تردده في الحالة المثالية إلى اللانهاية. المقصود بظاهرة الإرتجاج المستخدمة هنا، هي وصف ذبذبات النظام غير المرغوبة بترددات محددة بسبب عيب ما موجود في النظام، حيث يظهر بالشكل (2) التذبذبات الناتجة عن قوانين التحكم بالوضع المنزلق والمطبقة على نفس النظام.



الشكل (2): ظاهرة الإرتجاج الناتجة عن قوانين التحكم

### 3-4 تصميم قانون تحكم عصبوني بالوصول:

تم معالجة ظاهرة الإرتجاج على ثلاث مراحل:

1. تحقيق قانون جديد للتحكم بالوضع المنزلق NSMRL.
2. الاعتماد على الشبكة العصبونية الهرميتية العودية.
3. تصميم قانون التحكم العصبوني بالوصول.

في المرحلة الأولى: يتم اختيار التحكم بالوضع المنزلق المعتمد على قانون الوصول التقليدي المعطى بالعلاقة

(6)، حيث يُعبر عن السطح المنزلق له بالمعادلة الآتية:

$$\dot{s} = -\varepsilon \operatorname{sgn}(s) - k s \quad , \quad \varepsilon > 0, \quad k > 0 \quad (13)$$

في هذا القانون يشير  $\varepsilon$  إلى معدل ثابت.

حيث يجبر هذا القانون متحول الانزلاق على الوصول إلى السطح المنزلق بمعدل ثابت  $\varepsilon$ ، يتميز هذا القانون ببساطته ولكن عندما تكون  $\varepsilon$  صغيرة جداً فإن زمن الوصول إلى السطح المنزلق سيكون طويلاً جداً، بالمقابل سوف يصبح لدينا إرتجاج شديد في حال كانت  $\varepsilon$  كبيرة جداً.

يدل التغير في السطح من النمط  $\dot{s} = -k s$  على أن السلوك سيكون أسي وحله هو  $s = s(0)e^{-kt}$ ، لذلك فإن إضافة المصطلح الأسي  $-k s$  سيغير متحول الحالة إلى الاقتراب من السطح المنزلق بشكل أسرع عندما تكون  $s$  أكبر.

انطلاقاً من هذا القانون يتم تحقيق NSMRL الذي يمكن أن يتكيف مع الاختلافات في حالة سطح الوضع المنزلق وحالة النظام. ويعبر عنه كالتالي:

$$\frac{ds}{dt} = -\varepsilon |x|^a \tan(s) - k |s|^{b \tan(|s|-1)} s \quad (14)$$

حيث  $x$  تمثل حالة النظام و  $\varepsilon, a, b, k$  ثوابت تُعطى وفق التالي:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} |x| = 0, \varepsilon > 0, k > 0, 0 < a < 1, 0 < b < 1$$

يساهم رفع متحول الحالة إلى القوة  $|x|^a$  في زيادة سرعة الوصول عندما يكون متحول الحالة بعيداً عن السطح المنزلق، بالمقابل عندما يكون متحول الحالة قريباً من السطح المنزلق فإن  $|x|^a$  سيتناقص فتتخفف السرعة.

تمت إضافة المصطلح  $\tan(s)$  لضمان أن تكون سرعة الوصول هي  $\varepsilon$  بدلاً من الصفر عندما يتقارب  $s$  من الصفر، حيث يتم تحديد سرعة الوصول إلى السطح المنزلق من خلال البارامتر  $k$ .

فإذا كانت حالة النظام بعيدة عن السطح المنزلق أي  $s > 1$ ، فإن  $\tan(|s| - 1) = 1$  وتصل الحالة إلى السطح المنزلق وفقاً لـ  $\varepsilon |x|^a \tan(s)$  و  $k |s|^b$ ، ومنه عندما تتخفف  $|s|$  فإن  $|s|^b \approx 1$  و يتقارب كل من  $k |s|^b s$  و  $\varepsilon |x|^a$  إلى  $k$  و  $\varepsilon$  على التوالي.

هذا يعني أنه بينما تصل حالة النظام إلى السطح المنزلق فإن بارامترات قانون الوصول ستتخفف تدريجياً لتقييد الإرتجاج.

في حين إذا كانت حالة النظام قريبة من السطح المنزلق أي  $s < 1$ ، فإن  $\tan(|s| - 1) = -1$  ومنه ستكون سرعة الوصول  $k |s|^{-b} s > k |s|^b s$  بالتالي يكون NSMRL أسرع من قانون التحكم بالوضع المنزلق المعتمد على قانون الوصول التقليدي.

ومنه نستخدم السطح المنزلق الممثل في (14) لتصميم وحدة التحكم بالوضع الانزلاقي كالتالي:

$$U(t) = \frac{1}{h} [\varepsilon |x|^a \tan(s) + k |s|^{b \tan(|s|-1)} s + c(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x} + f(x, t)] \quad (15)$$

$f(x, t)$  عبارة عن تابع، و  $h > 0$ .

**في المرحلة الثانية:** استخدام الشبكة العصبونية الهرميتية العودية (RHNN):

الشبكات العصبونية الصناعية (ANNs) Artificial Neural Networks من أهم مجالات الذكاء الاصطناعي التي لها ارتباط وثيق ودور فعال في الكثير من تطبيقات الذكاء الاصطناعي المتنوعة، حيث تقوم بمعالجة المعلومات



بأسلوب محاكاة العقل البشري؛ بدأ العمل على تطوير هذه التقنية مبكراً في أربعينيات وخمسينيات القرن الماضي، وساهم الكثير من العلماء والباحثين في ذلك؛ ثم قفز البحث في هذا المجال قفزات هائلة في تسعينيات القرن الماضي، واهتم به كثير من العلماء؛ بل أصبح يصنف بأنه من أهم العلوم في المستقبل.

هناك عدة تعريفات للشبكات العصبونية؛ من أشهر هذه التعريفات التعريف الذي اقترح كوهنين (Teuvo

– Kohonen) وهو من أبرز العلماء في هذا المجال في سبعينيات وثمانينات القرن الماضي – ويقول فيه:

الشبكات العصبونية الاصطناعية هي شبكات ذات ترابط (تواصل) كثيف فيما بينها وتضم عناصر بسيطة ومتوازية (عادة ما تكون قابلة للتكيف) وذات تنظيم هرمي؛ حيث تتفاعل مع كائنات العالم الحقيقي بنفس الطريقة التي يتفاعل بها النظام العصبي الطبيعي (البيولوجي) مع العالم الحقيقي.

يتضح من التعريف السابق أن الشبكات العصبونية الاصطناعية هي نموذج يحاكي الشبكات العصبونية الطبيعية

(البيولوجية)، وأنها تتكون من عناصر بسيطة و متوازية التركيب؛ وتسمى (Neurons) أو العقد (Nodes) و هي تحاكي الخلايا العصبونية الطبيعية الموجودة لدى الانسان.

من أهم مميزات الشبكات العصبونية الاصطناعية:

1. تقوم بمعالجة البيانات على التوازي (Parallel) مما يوفر سرعة عالية في الأداء تمكنها

من حل المشاكل المعقدة.

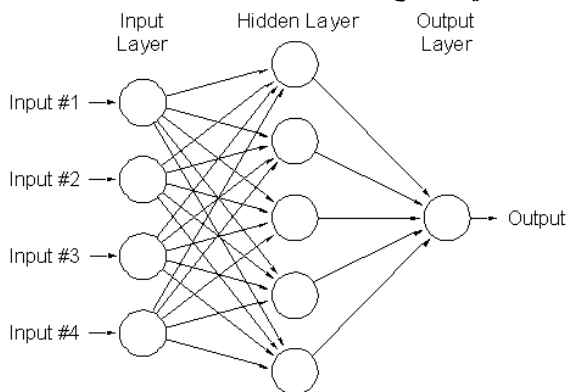
2. لها المقدرة على التعلم والتدريب؛ أي يمكن تعليمها وتدريبها مما يمكنها من (التذكر) و التكيف

و توفير الحلول للمسائل المتشابهة حتى وإن كانت المدخلات منقوصة أو مشوشة.

3. لها المقدرة على حل المشاكل المعقدة بدون اعطائها خوارزمية الحل.

4. تقوم بتوفير حلول لا يمكن ايجادها بالطرق المنطقية أو التحليلية (الاعتيادية) المستخدمة

في النظم الخبيرة (ESs) أوفي البرامج التقليدية.



الشكل(3): الشبكة العصبونية الاصطناعية

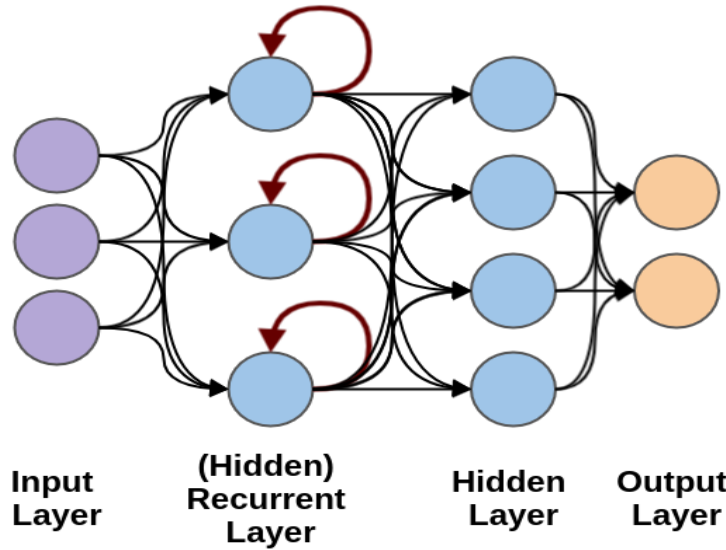
تتكون الشبكات العصبونية الاصطناعية من مجموعة من العصبونات (العقد) المتصلة معاً في شكل

طبقات (Layers)، وتسمى أيضا بعناصر المعالجة (PE) كل واحدة من هذه العقد تعمل بشكل مشابه للخلية العصبونية الطبيعية، حيث تستقبل مجموعة من القيم من العقد المجاورة لها، ثم يتم تطبيق دوال رياضية تسمى بوظائف

التنشيط (Activation Functions) لحساب هذه القيم و معالجتها ثم يتم إخراج الناتج وتمريره للعقد الأخرى.

طبقات الشبكة العصبونية:

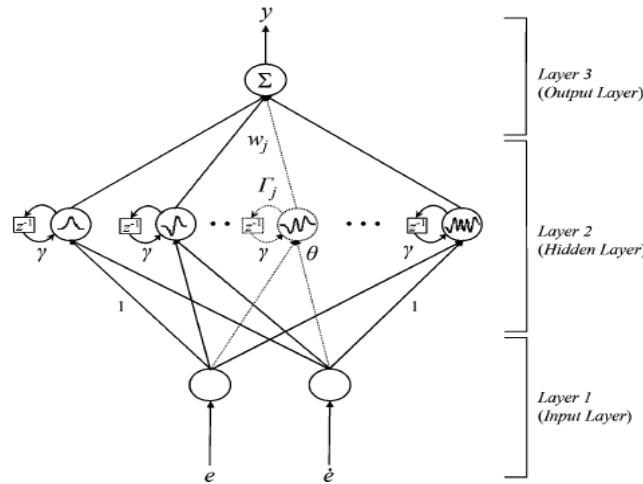
1. طبقة المدخلات (Input Layer): تحتوي عدداً من العقد (العصبونات) التي تمثل عدد المتغيرات المستقلة (مدخلات الشبكة)، يمكن أن تكون بيانات كمية أو نوعية أو تكون مخرجات لوحدات معالجة أخرى.
  2. الطبقات المخفية (Hidden Layers): تمثل العقد الوسيطة التي تقسم مساحة الإدخال إلى مناطق ذات حدود. تأخذ من مجموعة من المدخلات الموزونة وتنتج مخرجات من خلال وظيفة التنشيط.
  - وظيفة التنشيط (Activation Functions): هي صيغة رياضية تساعد الخلايا العصبية على التبديل بين التشغيل / الإيقاف.
  3. طبقة المخرجات (Output Layer): المستوى الأخير في الشبكة العصبونية الاصطناعية تمثل مخرجاتها حل المشكلة التي صممت الشبكة لأجلها (ناتج الشبكة العصبية).
- الآن في المرحلة الثانية: نظراً لتغير سلوك النظام غير الخطي، تم اقتراح الشبكة العصبونية الهرميتية العودية (RHNN) وهي نوع من الشبكات العصبونية العودية الموضحة في الشكل (4) وذلك لتحسين أداء التحكم وزيادة متانة نظام NSMRL المقترح.



الشكل (4): الشبكة العصبونية العودية

تم تصميم الشبكة العصبونية العودية لحفظ خرج الطبقة، وإرجاعه إلى المدخلات للمساعدة في التنبؤ بنتيجة الطبقة. عادةً ما تكون الطبقة الأولى عبارة عن شبكة عصبونية للأمام متبوعة بطبقة شبكة عصبونية عودية حيث يتم تذكر بعض المعلومات التي كانت تحتوي عليها في الخطوة الزمنية السابقة بواسطة وظيفة الذاكرة. يتم تنفيذ الانتشار الأمامي في هذه الحالة. يخزن المعلومات المطلوبة لاستخدامه في المستقبل. إذا كان التنبؤ خاطئاً، يتم استخدام معدل التعلم لإجراء تغييرات صغيرة. ومن ثم، جعله يزداد تدريجيًا نحو إجراء التنبؤ الصحيح أثناء الانتشار العكسي.

في هذه الدراسة تم تصميم RHNN بمدخلين وخرج وحيد، حيث تتضمن RHNN : طبقة الإدخال (الطبقة 1)، الطبقة المخفية (الطبقة 2)، طبقة الخرج (الطبقة 3) كما هو موضح بالشكل (5).



الشكل (5): بنية الشبكة العصبونية RHNN

يُعطى خطأ التتبع ومشتقه كمدخل للشبكة العصبونية، ويُعبر عن الخرج بالمعادلة الآتية:

$$y(N) = \sum_{j=1}^n w_j \times \Gamma_j(N) \quad j = 1, \dots, n \quad (16)$$

حيث  $w_j$  عبارة عن الوزن، ويمثل  $\Gamma_j(N)$  وظيفة التنشيط.

تم اعتماد وظائف أساس هيرمايت متعدد الحدود المتعامد (OHPBF) كوظيفة تنشيط لكل خلية عصبونية مخفية ويمكن تعريفها بالشكل الآتي [15]:

$$\Gamma_j(N) = h_j(\theta_j(N)) = \frac{1}{\sqrt{2^j j! \sqrt{\pi}}} e^{-\theta_j^2(N)/2} H_j(\theta_j(N)) \quad (17)$$

حيث  $H_j$  يمثل كثيرات الحدود المتعامد للهيرمايت وتُمثل كآلاتي:

$$H_1(x_j) = 1, H_2(x_j) = 2x_j, \dots, H_n(x_j) = 2x_j H_{n-1}(x_j) - 2(n-1)H_{n-2}(x_j), n \geq 3. \quad (18)$$

بشكل عام، يتم استخدام الترتيب الأعلى من OHPBFs، ويمكن الحصول على أداء تقريبي أفضل. علاوة على ذلك،  $x_j$  هي مدخلات الطبقة المخفية ويمكن تمثيلها بالمعادلة أدناه:

$$\theta_j(N) = \sum_{i=1}^2 e_i(N) + \gamma \Gamma_j(N-1) \quad (19)$$

حيث  $0 < \gamma < 1$  هو الربح المتكرر، و  $e_1$  و  $e_2$  عبارة عن خطأ التتبع ومشتقه، لتسهيل المناقشة، يُعاد كتابة خرج RHNN على النحو التالي:

$$\hat{y}(e|\hat{W}) = \hat{W}^T \Gamma \quad (20)$$

حيث  $\Gamma = [\Gamma_1 \Gamma_2 \dots \Gamma_j \dots \Gamma_n]^T$  و  $\hat{W} = [w_1 w_2 \dots w_j \dots w_n]^T$ ، من خلال نظرية التقريب العام، يُوجد خطأ مُتوقع  $\varepsilon$  من RHNN، يتم تمثيله كالتالي لنحصل على الخرج النهائي للشبكة:

$$L = y^*(e|w^*) + \varepsilon = w^{*T} \Gamma + \varepsilon \quad (21)$$

حيث  $w^*$  هو شعاع الوزن الأمثل الذي يحقق التقريب المثالي،  $\varepsilon$  هو الحد الأدنى من الخطأ المُعاد بناؤه، يُفترض أن تكون القيمة المطلقة لـ  $\varepsilon$  أقل من ثابت موجب صغير  $\delta w, \delta w < \varepsilon$

يُعبّر عن مشتق الوزن الأمثل والحد الأدنى من الخطأ من خلال المعادلتين (22) و(23) على التوالي:

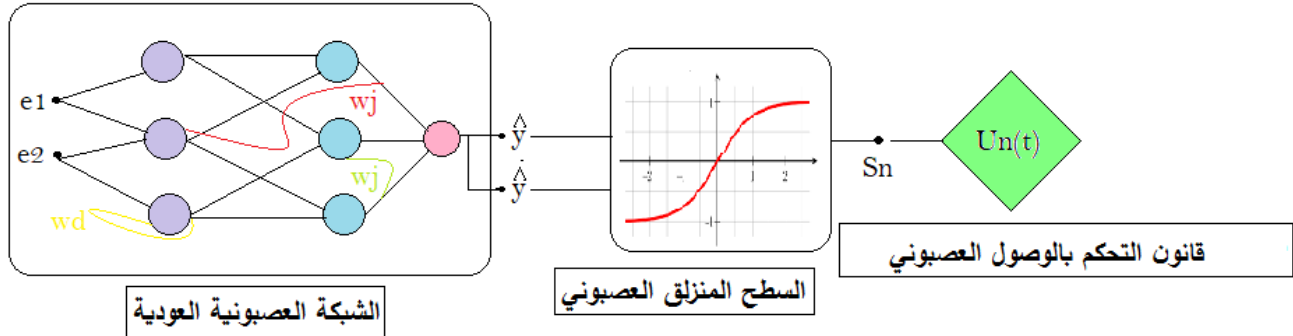
$$\dot{\hat{w}} = -\eta w \frac{s_n(t) p}{\lambda} \frac{p}{q} \dot{e}(t)^{p/q-1} \Gamma \quad (22)$$

$$\dot{\hat{\varepsilon}} = -\eta \varepsilon \frac{s_n(t) p}{\lambda} \frac{p}{q} \dot{e}(t)^{p/q-1} \quad (23)$$

حيث  $\eta w$  و  $\eta \varepsilon$  و  $p$  و  $q$  هي قيم تعلّم موجبة .

في المرحلة الثالثة: من أجل تقليل تأثير الإرتجاج أكثر ما يمكن تم تصميم وحدة التحكم للنظام غير

الخطي بالاعتماد على RHNN و NSMRL كما هو مبين بالشكل (6):



الشكل (6): وحدة التحكم للنظام غير الخطي بالاعتماد على RHNN و NSMRL

1- بعد معالجة الخطأ ومشتقه باستخدام الشبكة العصبونية العودية، نقوم بتصميم سطح

انزلاقي عصبوني بالاعتماد على خرج الشبكة العصبونية ومشتقه:

$$s_n = C \hat{y} + \hat{y} \quad (24)$$

حيث  $\hat{y}$ ،  $\hat{y}$  خرج الشبكة العصبونية ومشتقه على التوالي،  $c > 0$ .

2- نقوم بضم الشبكة العصبونية العودية مع قانون الوصول الجديد للوضع

المنزلق (NSMRL) من خلال استبدال السطح الانزلاقي التقليدي  $S$  بالسطح المنزلق العصبوني  $s_n$  وتصميم

وحدة التحكم النهائية بناءً على ذلك.

فيصبح قانون التحكم بالوصول العصبوني الذي يمثل وحدة التحكم النهائية بعد تعويض المعادلة (24)

بالمعادلة (15) كالتالي:

$$U_n(t) = \frac{1}{h} [\varepsilon |x|^a \tan(s_n) + k |s_n|^b \tan(|s_n|^{-1}) s_n + c(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x} + f(x, t)] \quad (25)$$

وبذلك نكون قد قمنا بمعالجة ظاهرة الإرتجاج في نظام التحكم الانزلاقي.

#### 4. النتائج والمناقشة:

إظهار فعالية الطريقة المقترحة نطبقها على نظام للتحكم في سرعة محرك [16] يُعطى بالمعادلة التالية:

$$\ddot{x}(t) = -f(x, t) + hu(t) + d(t) \quad (26)$$

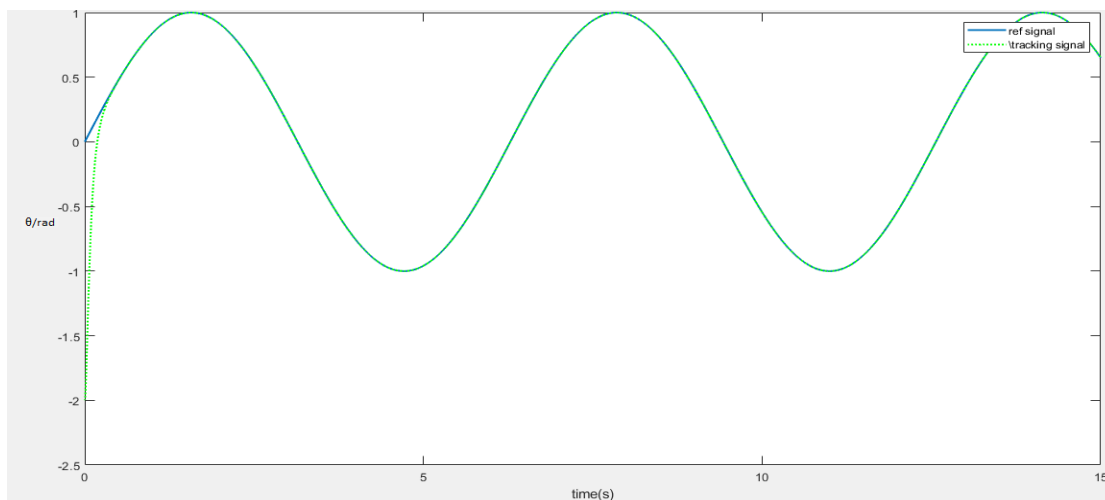
حيث  $f(x, t) = 25\dot{x}$  و  $h = 133$  و  $d(t) = \sin(t)$  ، باستخدام MATLAB يتم إجراء محاكاة وتحليل

أداء RHNN-NSMRL على النظام المقترح في المعادلة (26).

يتم تعيين بارامترات التحكم كالتالي:  $\varepsilon = 10$ ,  $x_j = \sin(t)$ ,  $k=20$ ,  $b=0.3$ ,  $a=0.5$ ,  $c=15$  ، تُعطى القيم

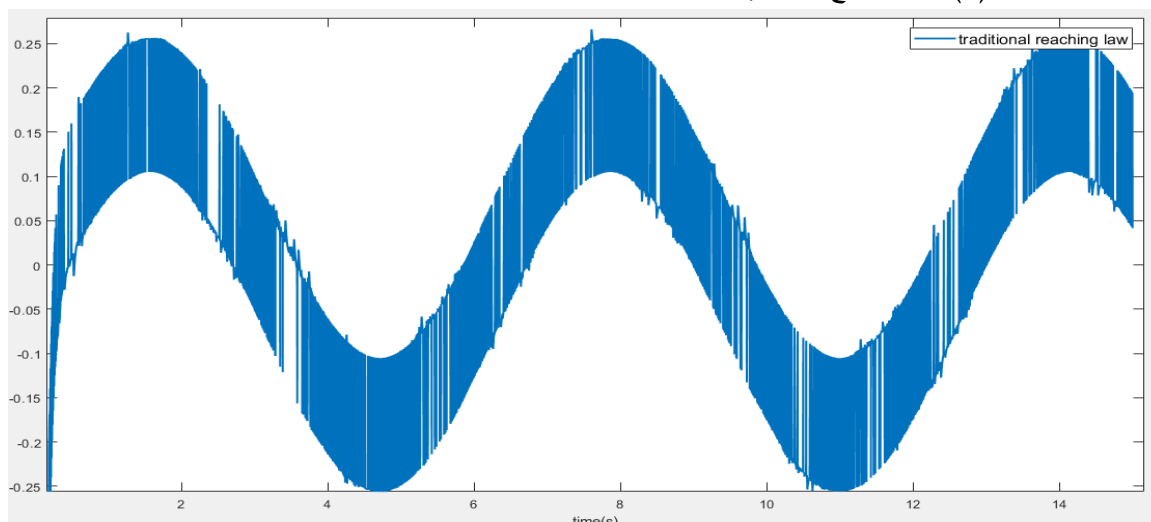
الأولية لمتغيرات الحالة كالتالي

$$[x_1, x_2, \dots, x_{12}] = [-2 \ -2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$$



الشكل (7): تتبع إشارة دخل النظام

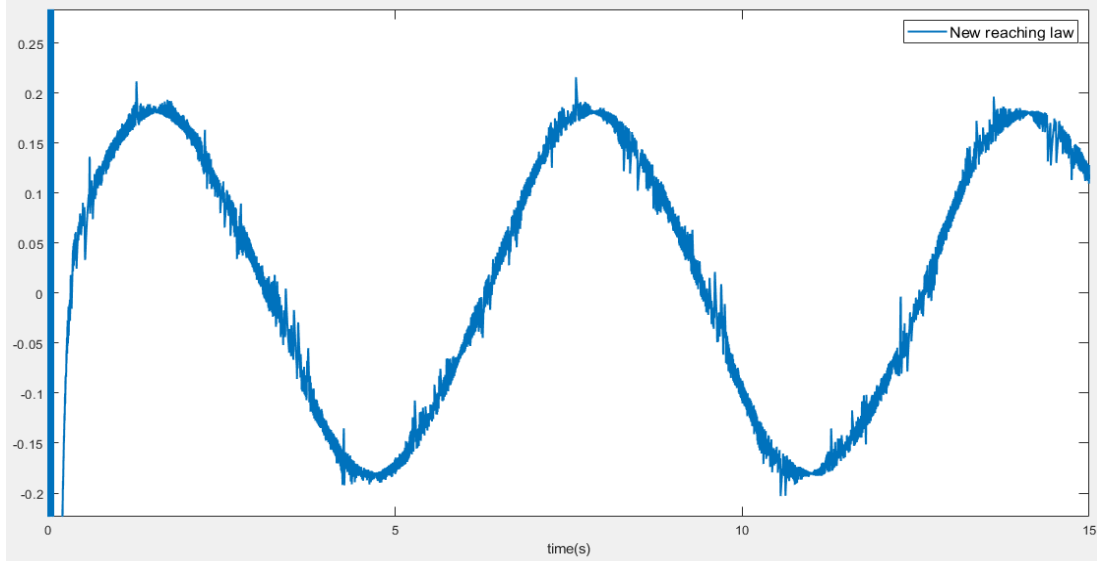
يبين الشكل (7) أن لدينا تتبع جيد للإشارة المطلوبة.



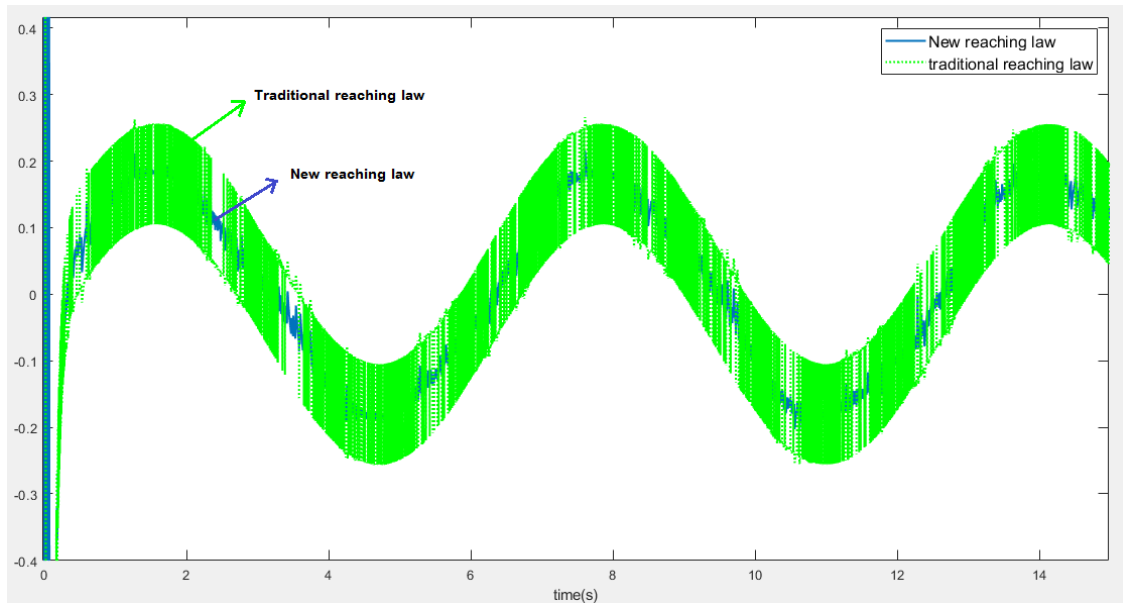
الشكل (8): إشارة خرج المتحكم باستخدام قانون التحكم بالوصول التقليدي

يبين الشكل (8) ظاهرة الإرتجاج الناتجة عن استخدام قانون التحكم بالوصول التقليدي، حيث يظهر لدينا ترددات

عالية جداً لوحدته التحكم ضمن المجال  $[-0.25, 0.25]$  و يبلغ مقدار الإرتجاج 0.2.

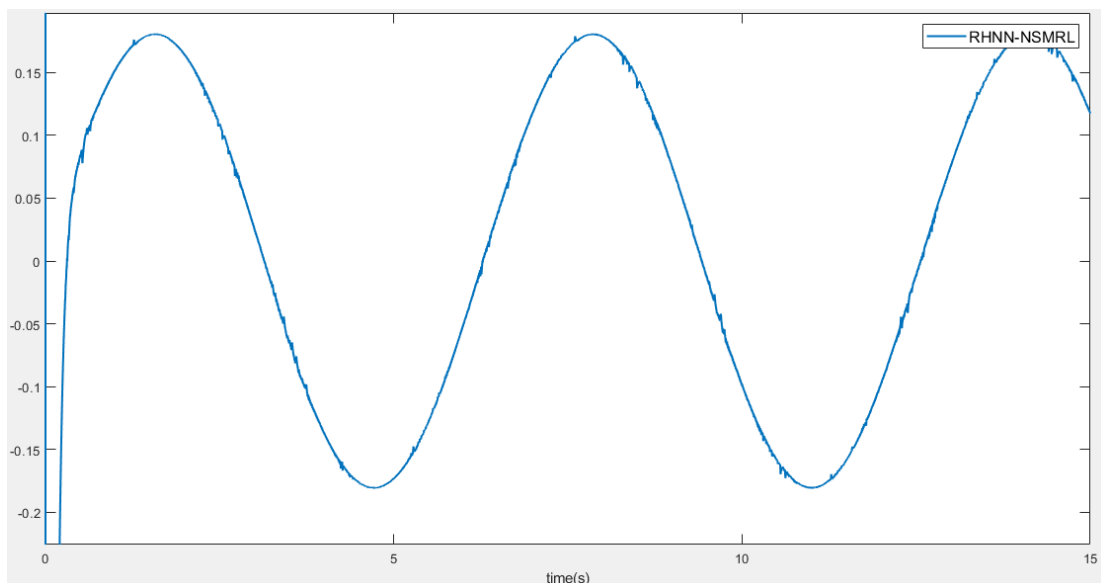


الشكل(9): إشارة خرج المتحكم باستخدام القانون الجديد للتحكم بالوصول  
يوضح الشكل (9) الإرتجاج باستخدام القانون الجديد للتحكم بالوصول، حيث ترتجف متحولات  
الحالة بترددات منخفضة تبلغ 0.02 مقارنة بقانون التحكم التقليدي ضمن المجال  $[-0.17, 0.17]$ .



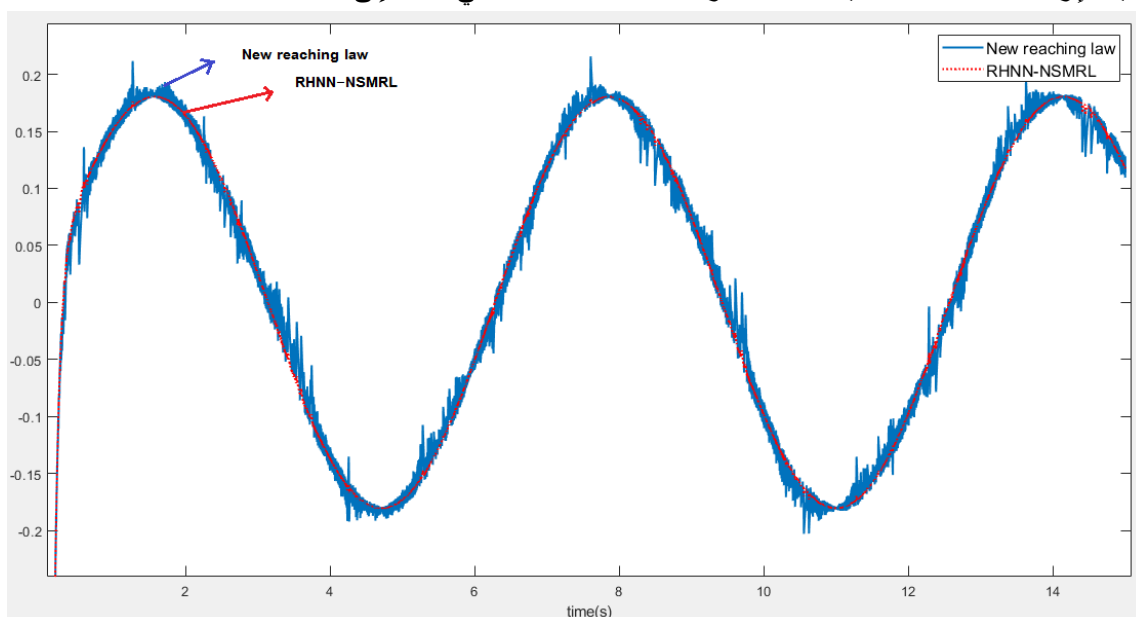
الشكل(10): إشارتي الخرج لكل من قانوني التحكم بالوصول الجديد و التقليدي

يبين الشكل(10) الفرق بين القانون التقليدي للتحكم بالوصول والقانون الجديد المقترح، يوضح الشكل كيف  
تم إنقاص الإرتجاج باستخدام القانون الجديد المقترح، حيث تم تقليص الإرتجاج حوالي 0.18.



الشكل(11): إشارة خرج المتحكم باستخدام RHNN-NSMRL

يظهر في الشكل(11) وحدة التحكم لنظام التحكم المنزلق المعتمد على ضم قانون التحكم بالوصول العصبوني وكمية الإرتجاج الناتجة عنه، حيث نلاحظ الترددات المنخفضة جداً التي تصل إلى 0.0001.



الشكل(12): إشارتي الخرج لكل من القانون الجديد للتحكم بالوصول و RHNN-NSMRL

يبين الشكل(12) مقارنة بين وحدة التحكم لقانون التحكم بالوصول الجديد ووحدة التحكم الناتجة عن قانون التحكم بالوصول العصبوني، حيث تُظهر النتائج أن الإرتجاج قد انخفض ب 0.1799 بعد ضم القانون الجديد مع الشبكة العصبونية وبالتالي تم تخفيض الترددات العالية بشكل كبير جداً، وبالمقارنة مع قانون الوصول التقليدي يكون مقدار النقص 0.1999 والذي ينعكس بدوره على استجابة النظام ويحسن من أدائه.

## 5. الاستنتاجات و التوصيات:

من المعلوم أنه ليس من السهل حساب الحد الأعلى لمعايير عدم اليقين و الاضطرابات التي تؤثر في النظام، ولكن الشبكات العصبونية أثبتت أنها أداة مفيدة لحل هذه المشكلات المعقدة وغير الخطية، حيث يمكن استخدامها لتقريب أي تابع غير خطي بدقة عالية نظراً لبساطتها وسهولة تدريبها، لذلك تم في هذا البحث معالجة مشكلة الإرتجاج التي تُعد السلبية الأساسية في أنظمة التحكم الانزلاقي، وذلك باستخدام قانون جديد للتحكم بالوصول بالإضافة إلى الشبكة العصبونية الهرميتية العودية. أظهرت نتائج المحاكاة فعالية هذه الطريقة، حيث تم ضبط ربح التبديل بشكل كبير بما يكفي لتعويض اضطراب النظام والتقليل من الترددات العالية، وبالتالي الحصول على نظام قوي ومستقر وصالح للاستخدام في العديد من التطبيقات الحديثة كالأمن السبيرياني ومحولات الطاقة والآلات المتزامنة ذات المغنطيس الدائم والمحركات الكهربائية ومع الأنظمة المتسامحة مع العطل والأنظمة المقادة بالحدث وغيرها.



## المراجع

- [1] Li, J., Yang, Y., Hua, C., & Guan, X. (2017). Fixed-time backstepping control design for high-order strict-feedback non-linear systems via terminal sliding mode. *IET Control Theory & Applications*, 11(8), 1184-1193.
- [2] Di Gennaro, S., Domínguez, J. R., & Meza, M. A. (2013). Sensorless high order sliding mode control of induction motors with core loss. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(6), 2678-2689.
- [3] Feng, Y., Zheng, J., Yu, X., & Truong, N. V. (2009). Hybrid terminal sliding-mode observer design method for a permanent-magnet synchronous motor control system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 56(9), 3424-3431.
- [4] Nojavanzadeh, D., & Badamchizadeh, M. (2016). Adaptive fractional-order non-singular fast terminal sliding mode control for robot manipulators. *IET Control Theory & Applications*, 10(13), 1565-1572.
- [5] Abdullah, A., Kausar, Z., & Hashim, R. (2019, October). Chattering Free Motion Control of an Assistive Robotic Device for Paraplegics. In 2019 International Conference on Robotics and Automation in Industry (ICRAI) (pp. 1-5). IEEE.
- [6] An, B., Wang, Y., Liu, L., & Hou, Z. (2018, July). An intelligent terminal sliding mode control algorithm with chattering reduction based on particle swarm optimization. In 2018 10th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC) (pp. 1-6). IEEE.
- [7] Abbasi, S. J., & Lee, M. C. (2018, September). Chattering reduction by using Proportional derivative sliding surface in Sliding mode control (PDSMC). In 2018 International Conference on Information and Communication Technology Robotics (ICT-ROBOT) (pp. 1-6). IEEE.
- [8] Le, M. C., Su, S. F., Nguyen, V. T., Chen, L. W., & Nguyen, V. Y. (2019, July). Adaptive neural network controller-based chattering-free sliding mode for 6-DOF industrial manipulators. In 2019 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE) (pp. 75-80). IEEE.
- [9] Leśniewski, P., & Bartoszewicz, A. (2021). Reaching Law Based Sliding Mode Control of Sampled Time Systems. *Energies*, 14(7), 1882.
- [10] Heydarinejad, H., Delavari, H., & Baleanu, D. (2019). Fuzzy type-2 fractional Backstepping blood glucose control based on sliding mode observer. *International Journal of Dynamics and Control*, 7(1), 341-354.
- [11] Guo, L., Zheng, B. C., & Liu, X. (2020, August). Event-triggered sliding-mode control of linear uncertain system under periodic DoS attacks. In 2020 Chinese Control And Decision Conference (CCDC) (pp. 1080-1085). IEEE.
- [12] Mishra, J. P., Yu, X., Jalili, M., & Feng, Y. (2016, October). On fast terminal sliding-mode control design for higher order systems. In IECON 2016-42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (pp. 252-257). IEEE.
- [13] جنود، علي. (2020) تقدير التكاليف العامة لمشاريع الأبنية السكنية باستخدام الشبكات العصبونية. مجلة جامعة طرطوس للبحوث والدراسات العلمية\_ سلسلة العلوم الهندسية المجلد (4) العدد (1).
- [14] رحال، نابغة. (2020) التنبؤ بأداء محطة معالجة الصرف الصحي في خربة المعزة باستخدام الشبكات العصبونية/الصناعية. مجلة جامعة طرطوس للبحوث والدراسات العلمية\_ سلسلة العلوم الهندسية المجلد (4) العدد (6).
- [15] Chen, S. Y., & Lin, F. J. (2010). Robust nonsingular terminal sliding-mode control for nonlinear magnetic bearing system. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(3), 636-643.
- [16] Liu, J. (2017). *Sliding mode control using MATLAB*. Academic Press.