

Improving the Performance of Kalman Filter in PID Control Systems Using Neural Networks and Genetic Algorithms

Dr. Mohsen Daoud*
Ahmad Ali Ali**

(Received 13 / 5 / 2024. Accepted 15 / 7 / 2024)

□ ABSTRACT □

This article provides a study to enhance the performance of a control system, specifically the system relying on a PID (Proportional-Integral-Derivative) controller with a Kalman filter, by incorporating artificial intelligence techniques (genetic algorithm and artificial neural network) into the previous system. The research aims to analyze and evaluate the performance of the proposed system compared to the traditional PID controller with a Kalman filter. To achieve this, the system was applied to an Autonomous Underwater Vehicle (AUV) and simulations were conducted under ideal conditions (without noise) and in a marine operating environment (with noise).

Simulations were performed and the results were presented using MATLAB software. Simulation results of steering angle control for the vehicle (without noise) showed a decrease in Integral Absolute Error (IAE), overshoot, and settling time by 61%, 28%, and 78.4%, respectively. Meanwhile, simulation results (with noise) exhibited a decrease in IAE and overshoot by 94.9% and 23.5%, respectively. However, the settling time was not achieved in the PID model with a Kalman filter because the noise caused oscillations in the response function beyond the acceptable error range for settling time.

On the other hand, the settling time for the proposed algorithm with similar noise was comparable to the settling time without noise.

Keywords: Improving, Performance, Kalman Filter, PID, Neural Networks, Genetic Algorithms

Copyright



:Tishreen University journal-Syria, The authors retain the copyright under a CC BY-NC-SA 04

*Professor - Department of Mechatronic Engineering - Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

**Postgraduate Student (Master), Department of Mechatronic Engineering - Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria. ahmadaliali@gmail.com

تحسين أداء مرشح كالمان في أنظمة تحكم PID باستخدام الشبكات العصبية والخوارزميات الجينية

د. محسن داود*

احمد علي علي**

(تاريخ الإيداع 13 / 5 / 2024. قُبِلَ للنشر في 15 / 7 / 2024)

□ ملخص □

توفر هذه المقالة دراسة لتحسين أداء نظام التحكم وتحديداً النظام الذي يعتمد على متحكم PID (Proportional-Integral-Derivative) مع مرشح كالمان عن طريق إضافة تقنيات الذكاء الصناعي (خوارزمية جينية وشبكة عصبية صناعية) للنظام السابق ، يهدف البحث إلى تحليل وتقييم أداء النظام المقترح مقارنةً بالنظام التقليدي المعتمد على متحكم PID مع مرشح كالمان ، ولتحقيق ذلك تم تطبيق النظام على مركبة ذاتية التشغيل تحت الماء (AUV) ، و إجراء المحاكاة عند وجود المركبة في ظروف مثالية (بدون ضجيج) ، و عند وجود المركبة في بيئة التشغيل البحرية (وجود ضجيج).

تم إجراء المحاكاة وإظهار النتائج باستخدام برنامج MATLAB أظهرت نتائج محاكاة التحكم بزواوية التوجيه للمركبة (بدون ضجيج) انخفاض التكامل المطلق الخطأ (IAE) وتجاوز الهدف وزمن الاستقرار بنسبة 61% و 28% و 78.4% على الترتيب، بينما أظهرت نتائج المحاكاة (بوجود ضجيج) انخفاض التكامل المطلق الخطأ (IAE) وتجاوز الهدف بنسبة 94.9% و 23.5% على الترتيب، أما زمن الاستقرار لم يتحقق في نموذج PID مع مرشح كالمان لأن الضجيج يسبب تأرجح في تابع الاستجابة بمطال أكبر من مجال الخطأ المقبول لزمن الاستقرار . بينما كان زمن الاستقرار من أجل الخوارزمية المقترحة بوجود ضجيج مماثل لزمن الاستقرار بدون ضجيج.

الكلمات المفتاحية: المتحكم التناسبي التكاملي التفاضلي (PID)، الخوارزمية الجينية، الشبكة العصبية الصناعية، مرشح كالمان، مركبة ذاتية التشغيل تحت الماء (AUV)، التكامل المطلق للخطأ.



حقوق النشر : مجلة جامعة تشرين- سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب الترخيص

CC BY-NC-SA 04

* أستاذ - قسم هندسة الميكاترونك - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية .
** طالب دراسات (ماجستير) - قسم هندسة الميكاترونك - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين اللاذقية - سورية.
ahmadaliali@gmail.com

مقدمة:

في مجال هندسة أنظمة التحكم، لا يتوقف السعي نحو تحسين المؤشرات الأدائية. أحد أساليب التحكم الأكثر استخداماً هو المتحكم التناسبي التكاملي التفاضلي (PID)، الذي يتم تعزيزه في كثير من الأحيان بمرشح كالمان لتحسين دقة التقدير [9]. ومع ذلك، قد تظهر الإطارات التقليدية لـ PID-Kalman قيوداً في البيئات المعقدة والديناميكية. تجاوباً مع هذا التحدي، تسعى هذه الدراسة إلى تعزيز النظام التقليدي بتقنيات الذكاء الاصطناعي، وتحديدًا الخوارزميات الجينية الوراثية والشبكات العصبية الصناعية.

الهدف الرئيسي لهذا البحث هو تحليل وتقييم أداء النظام المحسن بالذكاء الاصطناعي مقارنة بنظيره التقليدي. لتحقيق ذلك، يتم تنفيذ النظام المقترح واختباره على مركبة ذاتية التشغيل تحت الماء (AUV)، وهي منصة بحرية متطورة معروفة بتحدياتها التشغيلية. من خلال محاكاة دقيقة تُجرى تحت ظروف الماء الطبيعية، يتم تقييم فعالية النظام المحسن بالذكاء الاصطناعي بدقة.

من خلال استخدام قدرات الحساب القوية في برنامج MATLAB، يتم تحليل النتائج بدقة وعرضها. وعند إجراء المحاكاة في ظروف خالية من الضجيج، أظهر النظام المحسن بالذكاء الاصطناعي تحسن كبير في مؤشرات التكامل المطلق للخطأ (IAE)، والتجاوز، وزمن الاستقرار لتابع الاستجابة الخاص بزوايا توجيه المركبة وزاوية الانحراف. علاوة على ذلك، عند تعريضه لبيئات الماء ذات الضجيج، يظهر النظام المحسن بالذكاء الاصطناعي مرونة ملحوظة، حيث يُظهر انخفاضاً كبيراً في مؤشرات التكامل المطلق للخطأ والتجاوز.

هذه الدراسة تمثل إشارة واضحة للقدرة الكبيرة التي تمتلكها عمليات دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي في أنظمة التحكم التقليدية، وتبرز بشكل خاص في سيناريوهات التشغيل والتحديات الديناميكية، تُقدّم النتائج المعروضة هنا رؤى قيمة تجاه تقدّم التكنولوجيا البحرية الذاتية، وتؤكد على أهمية النهج المتعدد التخصصات في هندسة أنظمة التحكم.

أهمية البحث وأهدافه:

يهدف البحث إلى تحليل أداء النظام المقترح مقارنة بالنظام التقليدي PID مع مرشح كالمان، وذلك من خلال دراسة مؤشرات الأداء (التكامل المطلق للخطأ وزمن الاستقرار ومعدل التجاوز).

بالإضافة لتطوير منهجيات فعالة لضبط بارامترات نظام التحكم PID باستخدام الخوارزميات الجينية [1]، بدلا عن التقنيات التقليدية (التجربة والخطأ وطريقة زيجلر-نيكولز)، ودراسة فعالية استخدام الشبكات العصبية الصناعية في تحسين استجابة نظام التحكم وزيادة مقاومته للتشويش والضجيج.

إن تقليل تأثيرات الضجيج، سوف يزيد الأمان والموثوقية للأنظمة، وله أهمية خاصة في التطبيقات التي تتطلب استجابة دقيقة وسريعة مثل الروبوتات الطبية والمعدات الصناعية.

تطبيق النتائج والمفاهيم المستخلصة على مركبات ذاتية التشغيل تحت الماء، مما يتيح فرصاً لتحسين تكنولوجيا الاستكشاف البحري والبحث العلمي في البيئات البحرية.

طرائق البحث ومواده:

تم إجراء المحاكاة وإظهار النتائج باستخدام برنامج MATLAB من أجل دخل مثالي لنظام التحكم ودخل يحوي إشارة ضجيج.

تم بناء نموذجي تحكم الأول هو: PID+GA+NN+Kalman والثاني هو PID+Kalman

الغرض من النموذج الثاني هو تقييم النموذج المقترح PID+GA+NN+Kalman وتحديد مدى فعاليته. تم تطبيق النموذجين السابقين على زاوية التوجيه لمركبة ذاتية التشغيل تحت الماء.

لتنفيذ البحث وتحقيق أهدافه تم نمذجة:

1- متحكم PID و مرشح كالمان

1-1 متحكم PID

يشير مصطلح PID إلى "المتحكم التناسبي-التكاملي-التفاضلي". يتلقى المتحكم PID إشارة الخطأ (الفرق بين إخراج النظام الحالي والقيمة المستهدفة المطلوبة) كإشارة دخل ويحاول تقليل هذا الفرق، يحوي متحكم PID ثلاثة بارامترات الأول يأخذ في الاعتبار الخطأ الحالي (الجزء P)، الثاني يمثل تراكم الأخطاء السابقة (الجزء I)، والثالث يتنبأ بالخطأ التالي عن طريق حساب تفاضل الخطأ (الجزء D).

يتم منح كل من هذه الأخطاء وزناً بواسطة قيم عددية (K_p ، K_i ، K_d) تعمل معاً على تصحيح الخطأ وفق العلاقة التالية [9]:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) dt + K_d \frac{de(t)}{dt}$$

حيث:

$u(t)$: الإشارة الناتجة عن المتحكم.

$e(t)$: الخطأ بين القيمة المطلوبة والقيمة المقاسة.

t : الزمن.

K_p : ثابت التناسب.

K_i : ثابت التكامل.

K_d : ثابت التفاضل.

1-2- مرشح كالمان

هو عبارة عن تقنية استخدمت في التحكم الأوتوماتيكي وتقدير الحالة، وقد تم تطويرها بواسطة رودلف كالمان. يستخدم لتقدير الحالة الداخلية لنظام ديناميكي على أساس القياسات المتاحة. يُستخدم مرشح كالمان في العديد من التطبيقات الصناعية، بما في ذلك التحكم في المركبات ذاتية القيادة وأنظمة الملاحة.

تعتمد فكرة عمل مرشح كالمان على مفهوم تقدير الحالة، حيث يقوم بتقدير حالة النظام بناءً على مجموعة من القياسات الواردة. يعتبر المرشح كالمان أكثر فعالية في تقدير الحالة مقارنة بتقنيات التقدير الأخرى، حيث يستخدم معادلات رياضية لحساب التقدير بناءً على القياسات السابقة والنموذج الديناميكي للنظام.

معادلات المرشح: تتضمن مجموعة من المعادلات الرياضية التي تحسب التقديرات الأمثل للحالة الداخلية للنظام. الهدف من هذه المعادلات هو تقدير الحالة الداخلية بأقل قدر ممكن من الخطأ، باستخدام المعرفة المتاحة حول نموذج النظام والقياسات الحالية.

$$\hat{x}_k = A\hat{x}_{k-1} + Bu_k + K_k(z_k - H\hat{x}_{k-1}) \text{ : (التنبؤ): تحديث الحالة}$$

$$K_k = P_{k-1}H^T(HP_{k-1}H^T + R)^{-1} \text{ : تحديث مصفوفة الربح}$$

$$P_k = (I - K_kH)P_{k-1} \text{ : مصفوفة التباين}$$

حيث:

\hat{x}_k : التقدير الحالي للحالة.

A : مصفوفة النموذج الديناميكي.

B : مصفوفة التحكم.

u_k : إشارة التحكم الحالية.

K_k : مصفوفة الريج (المعروفة أيضًا بمصفوفة كالمان).

Z_k : القياس الحالي.

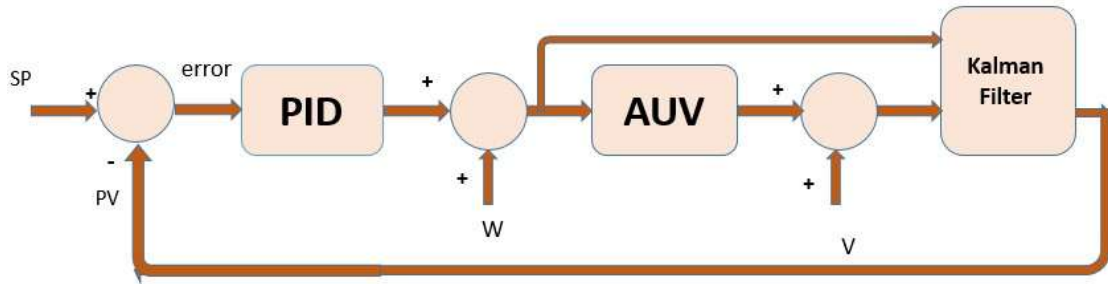
H : مصفوفة القياس.

P_{k-1} : مصفوفة التباين الحالي (التقدير للتباين).

R : مصفوفة الضجيج في القياس.

I : مصفوفة الهوية.

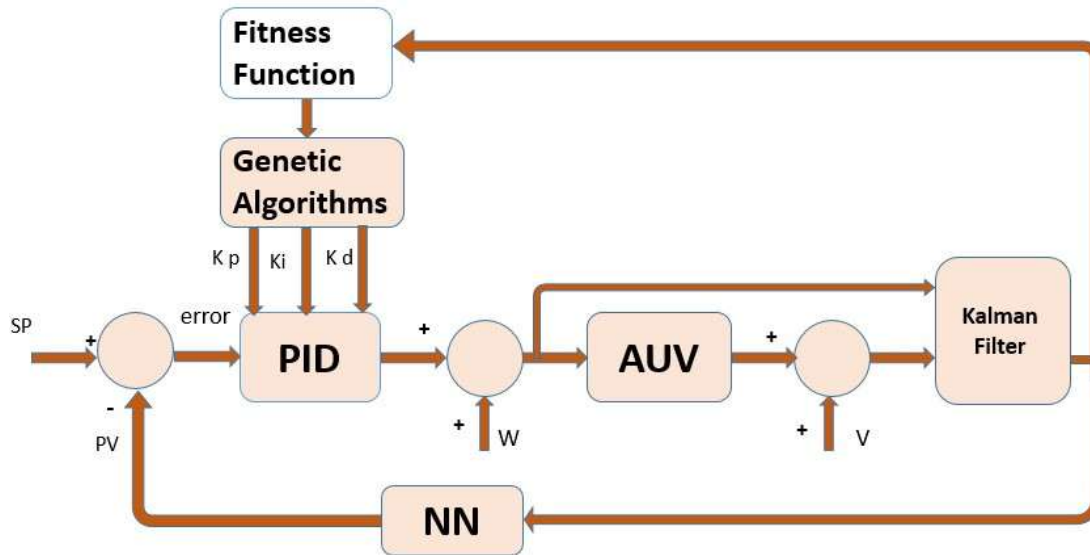
يمثل الشكل (1) مخطط صندوقي لمتحكم PID مع مرشح كالمان.



الشكل (1) متحكم PID مع مرشح كالمان

2- التعديل المقترح PID+GA+NN+Kalman

تم إضافة خوارزمية جينية لضبط بارامترات المتحكم وذلك لإعطاء المتحكم أفضل أداء ممكن وإضافة شبكة عصبية صناعية لترشيح الضجيج، يمثل الشكل (2) مخطط صندوقي للتعديل المقترح.



الشكل (2) مخطط للتعديل المقترح PID+GA+NN+Kalman

3- الخوارزمية الجينية (GA)

هي تقنية مستوحاة من العمليات الوراثية الطبيعية في الطبيعة، خاصة عملية التطور والانتخاب الطبيعي، تم تطوير الخوارزمية الجينية لحل مجموعة متنوعة من المشاكل في مجالات مثل البحث والتحسين والتحليل. تستخدم الخوارزمية الجينية مفهوم الأجيال والأفراد والتطور لإنتاج حلول تقريبية للمشاكل المعقدة. العملية الأساسية للخوارزمية الجينية تتضمن تمثيل الحلول المحتملة لمشكلة بشكل جينات (مثل سلاسل من الأرقام أو الرموز) وتطبيق عمليات مثل التطور والانتخاب الطبيعي والتهجين لإنشاء أجيال جديدة من الحلول. يتم تقييم جودة الحلول باستخدام تابع تكلفة أو تابع اللياقة، ويتم استخدام هذه المعايير لتحديد الأفراد الأكثر قابلية للبقاء وتطويرهم في الأجيال اللاحقة [14].

GA-PID -1-3

هو اختصار لـ Genetic Algorithm Proportional Integral Derivative، [9] وهو نوع من وحدات التحكم التي تعتمد على الخوارزميات الجينية لتحسين أداء وحدات تحكم PID

خطوات التنفيذ:

- 1- تحديد حجم التجمع السكاني (الحلول).
- 2- كل كروموسوم يتكون من 3 متغيرات: K_p ، K_i ، K_d .
- 3- يتم تحديد الحدود العليا والدنيا للحلول المقترحة لتفادي القيم الغير مقبولة.
- 4- تم تعيين قيمة افتراضية منخفضة لمعدل الطفرة، 1٪، وذلك لضمان الاستكشاف الفعال لمجال البحث.
- 5- بعد الانتهاء من تشغيل الخوارزمية الجينية، استخراج المعاملات المثلى من خرج الخوارزمية الجينية و تم تطبيقها على متحكم PID.

3-2- تابع اللياقة

يتم انشاء تابع اللياقة للبحث عن أفضل قيمة لأحد بارامترات الاستجابة الزمنية اختيار المتغير المناسب يعتمد على أهداف التحكم والمتطلبات الخاصة بالنظام الذي نرغب في تحسينه. كمثال على ذلك:

عند استخدام زمن الاستقرار (Settling Time) كمتغير لتابع اللياقة، تعمل الخوارزمية على إيجاد أصغر قيمة لزمن الاستقرار وبذلك يتم تحسين النظام ليصل إلى القيمة المستقرة في أقل وقت ممكن.

أو استخدام توابع حساب الخطأ:

- MSE هو متوسط مربع الخطأ بين القيمة المطلوبة واستجابة النظام الفعلية، حيث عند اسناد قيمة هذا التابع إلى تابع اللياقة للخوارزمية الجينية تعمل الخوارزمية على إيجاد أصغر قيمة لهذا التابع.

$$MSE = \frac{1}{t} \int_0^t e(t)^2 dt$$

حيث:

MSE : متوسط مربع الخطأ.

$e(t)$: الخطأ بين القيمة المطلوبة والقيمة المقاسة.

t : الزمن.

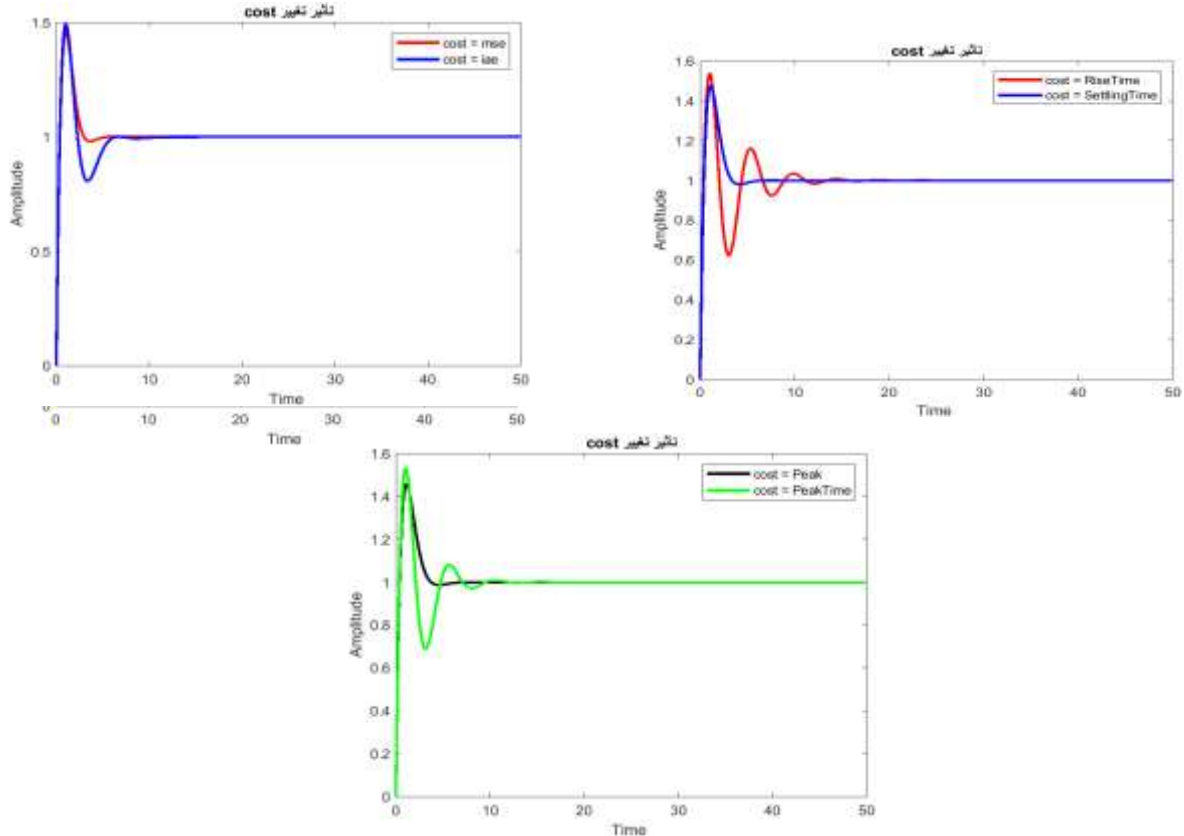
- IAE يمثل التكامل المطلق للخطأ بين القيمة المطلوبة واستجابة النظام الفعلية.

$$IAE = \int_0^t |e(t)| dt$$

حيث:

IAE : التكامل المطلق للخطأ.

تظهر المنحنيات في الشكل (3) تأثير تغيير متحول الكلفة على استجابة النظام، لمعرفة قيمة المتحول الأكثر ملائمة لابد من حساب قيمة تكامل الخطأ المطلق لكل منحنى على حدا.



الشكل (3) تأثير تغيير متحول الكلفة على استجابة النظام

يظهر الجدول (1) قيمة تكامل الخطأ المطلق للمنحنيات السابقة نلاحظ أن أفضل اختيار لمتحول الكلفة هو MSE مربع متوسط الخطأ بين استجابة النظام الفعلية والاستجابة المطلوبة.

الجدول (1) التكامل المطلق للخطأ

cost	IAE
Rise Time	1.7084
Settling Time	1.0571
Transient Time	1.33
Overshoot	0.92515

Peak	0.95862
Peak Time	1.2978
MSE	0.80401
IAE	1.1504

4- الشبكات العصبية الصناعية

هي نوع من التقنيات الحاسوبية المستوحاة من العمليات العقلية البشرية. تعتمد هذه الشبكات على نموذج تعلم آلي يسمى "الشبكات العصبية"، والتي تتألف من وحدات صغيرة تُسمى الأعصاب الصناعية تقوم بمعالجة المعلومات وتعلم من البيانات.

تتكون الشبكات العصبية الصناعية من طبقات متعددة من الأعصاب الصناعية التي تتفاعل مع بعضها البعض لمعالجة البيانات.

يمكن استخدام الشبكات العصبية في ترشيح التشويش من الإشارات بشكل فعال، حيث يمكن للشبكات العصبية الصناعية أن تتعلم وتميز بين الإشارة المرغوب فيها والتشويش الموجود في الإشارة.

العملية تتضمن تدريب الشبكة العصبية على مجموعة من البيانات التي تحتوي على الإشارات النظيفة والتشويش. خلال التدريب، تقوم الشبكة بضبط معالماتها الداخلية بحيث تكون قادرة على التعرف على نمط التشويش وتقليله أو إزالته من الإشارة الواردة.

بعد التدريب، يمكن استخدام الشبكة العصبية لترشيح التشويش من الإشارات الواردة في الوقت الفعلي. يعتمد الأداء النهائي للترشيح على جودة التدريب وعلى قوة وتصميم النموذج العصبي المستخدم.

4-1- نوع الشبكة العصبية المستخدم وخواصها

وظيفة الشبكة العصبية هي إزالة الضجيج من تابع الاستجابة الزمنية، لإجراء تدريب للشبكة يجب تشكيل عينات تدريب لذلك نقوم بتوليد توابع استجابة زمنية مثالية نحصل عليها من خلال تطبيق اشارات دخل لا تحوي ضجيج على دخل المتحكم لتمثل targets

ثم نقوم بتوليد توابع استجابة زمنية تحوي ضجيج نحصل عليها من خلال تطبيق اشارات دخل تحوي ضجيج على دخل المتحكم لتمثل inputs ندرب الشبكة على عينات التدريب السابقة ومن ثم نختبر الشبكة العصبية على توابع استجابة تحوي ضجيج بقيم متنوعة.

يمثل الشكل (4) خوارزمية التدريب للشبكة العصبية الصناعية المستخدمة.

Training Algorithms	
Data Division:	Random dividerand
Training:	Levenberg-Marquardt trainlm
Performance:	Mean Squared Error mse
Calculations:	MEX

الشكل (4) خوارزمية التدريب

4-2- محاكاة الضجيج في نظام التحكم

الضجيج هو عبارة عن التشويشات أو الاضطرابات الغير متوقعة التي تؤثر على النظام والتي يجب أن يتعامل معها المتحكم للحفاظ على النظام ضمن المعايير المطلوبة.

لمحاكاة الضجيج، يعتمد اختيار التابع على نوع الضجيج المطلوب ومدى توافقه مع ظروف المحاكاة.

تقاس شدة الضجيج بمطال التقييم الضوضائي (SNR) وهو مقياس لنسبة الإشارة إلى الضجيج في هذه الإشارة.

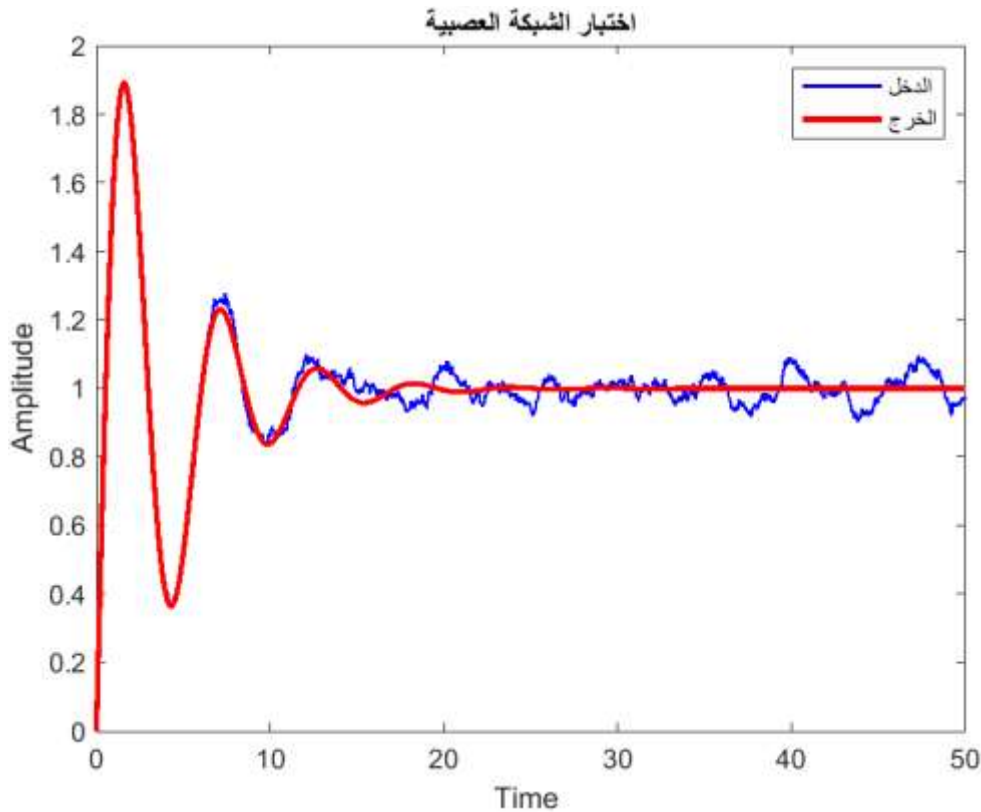
لحساب مطال التقييم الضوضائي يجب قياس إشارة الدخل وإشارة الضجيج، ومن ثم حساب النسبة بينهما وتحويل القيمة إلى وحدات الديسيبل (dB)

إن قيمة SNR عالية تعني وجود ضجيج منخفض، بينما قيمة SNR منخفضة تعني وجود ضجيج عالي.

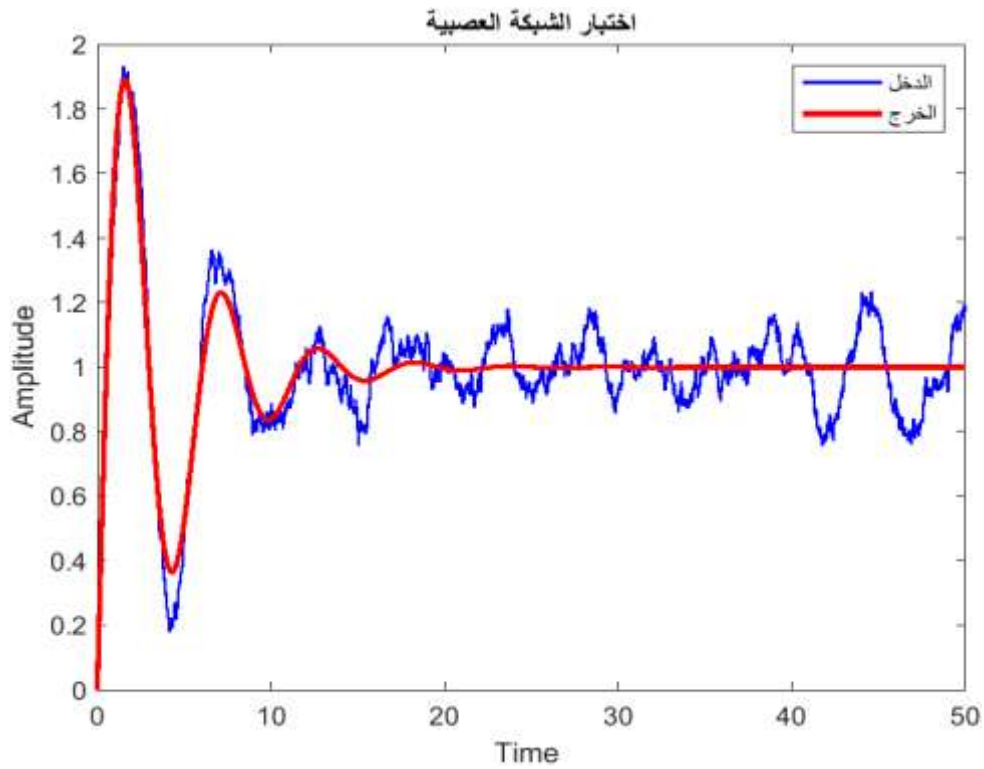
4-3- اختبار الشبكة العصبية من أجل قيم مختلفة للضجيج

لتقييم فعالية الشبكة العصبية الصناعية ومدى قدرتها على التعرف على الضجيج وفصله عن الإشارة المطلوبة تم اختبار الشبكة العصبية من أجل ثلاث قيم مختلفة للضجيج، حيث يمثل المنحني الأزرق الإشارة مع الضجيج ويمثل المنحني الأحمر خرج الشبكة العصبية (الإشارة المطلوبة بدون ضجيج).

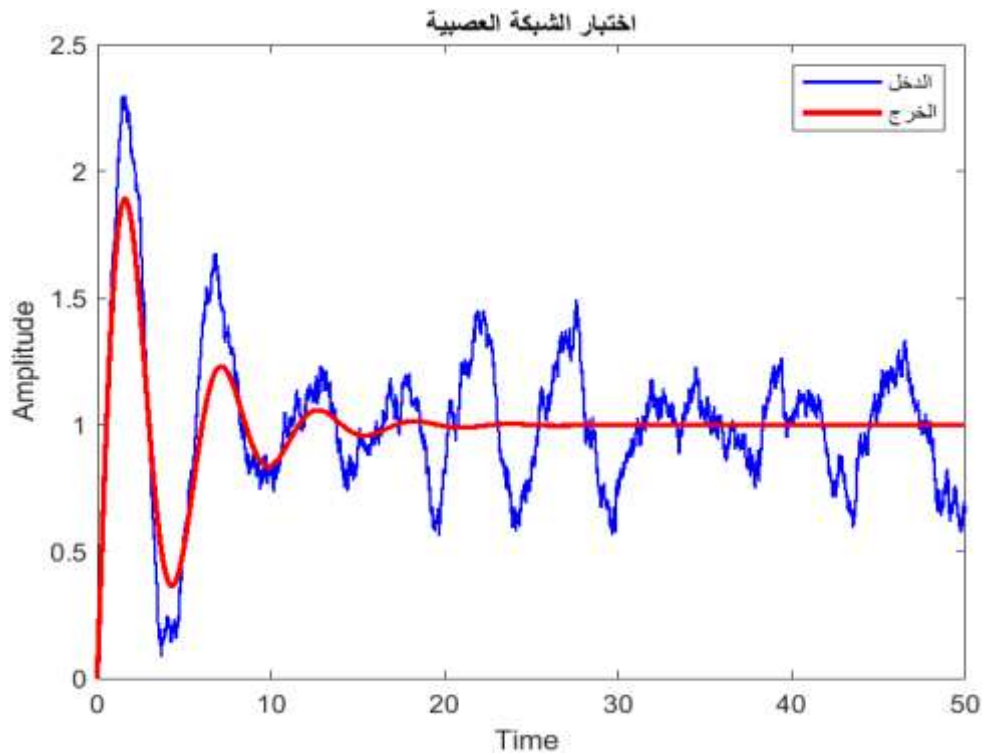
توضح الأشكال (5) و(6) و(7) اختبار الشبكة العصبية من أجل مطال تقييم ضوضائي (SNR): 14.0512 dB و 5.9089 dB و 2.0497 dB على الترتيب.



الشكل (5) اختبار الشبكة العصبية من أجل مطال التقييم الضوضائي (SNR): 14.0512 dB



الشكل (6) اختبار الشبكة العصبية من أجل مطل التقييم الضوضائي (SNR): 5.9089 dB



الشكل (7) اختبار الشبكة العصبية من أجل مطل التقييم الضوضائي (SNR): 2.0497 dB

5- Autonomous Underwater Vehicle (AUV)

يمثل موضوع التحكم مركبة ذاتية التشغيل تحت الماء تم تطبيق نموذجي التحكم السابقين ومقارنة النتائج من أجل أحد متغيرات حركة المركبة وهي:

زاوية التوجيه (head): (أعلى، أسفل) تُقاس هذه الزاوية بين محور المركبة والمحور X. نحصل على تابع النقل لزاوية التوجيه للمركبة بعد تحليل النموذج الرياضي للمركبة. [5]

-3

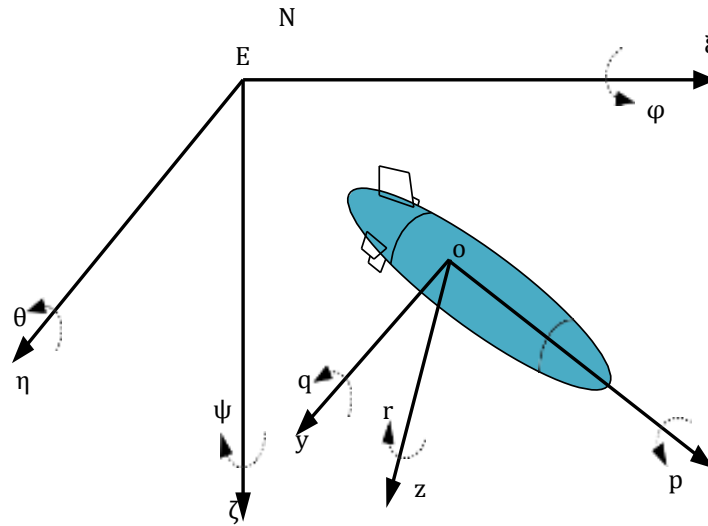
$$W\psi(s) = \frac{0.132s+0.107}{0.720s^3-0.163s^2-0.894s}$$

حيث:

$W\psi(s)$: تابع النقل لزاوية التوجيه في مستوي لابلاس.

s : عدد مركب.

يمثل الشكل (8) نموذج للمركبة ذاتية التشغيل تحت الماء في نظام إحداثيات ثلاثي الأبعاد.

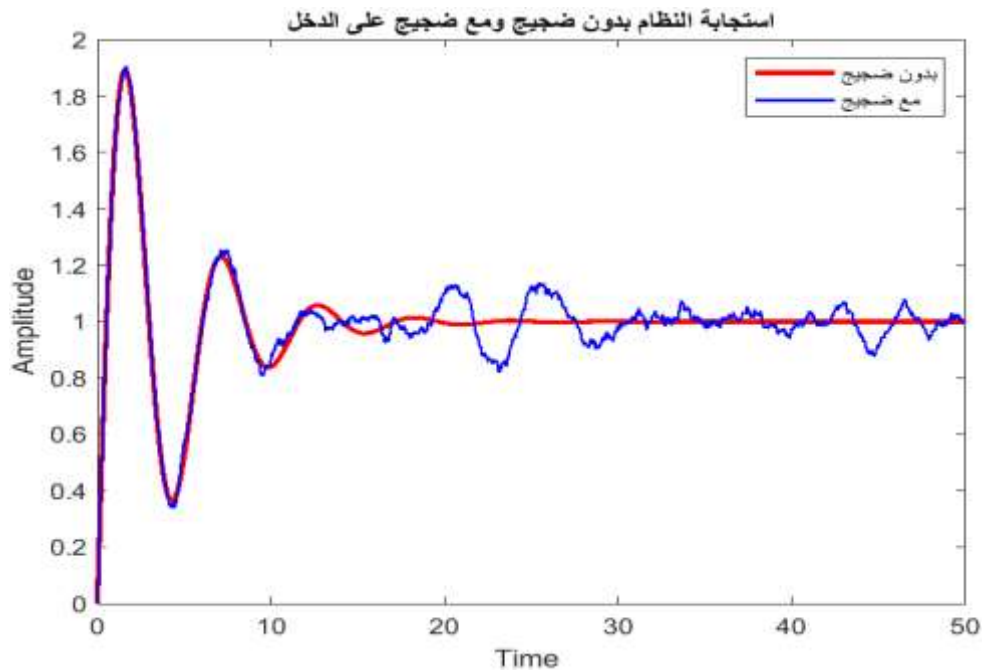


الشكل (8) نموذج AUV

النتائج:

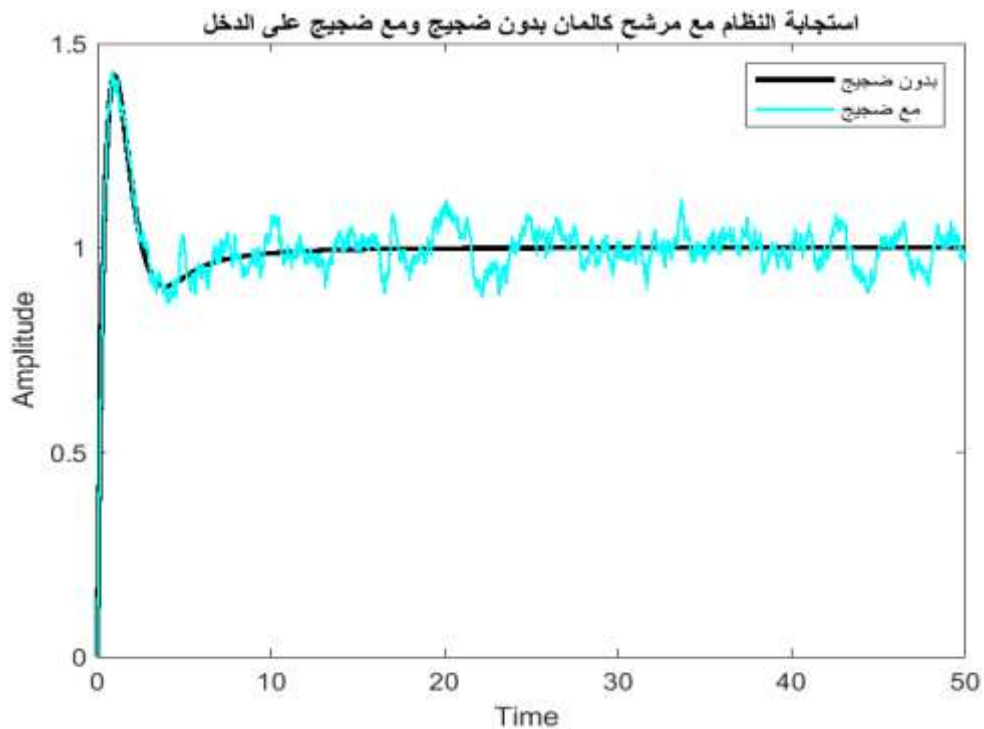
1- نتائج محاكاة نموذج التحكم التقليدي PID + Kalman

يبين الشكل (9) تابع استجابة بوجود متحكم تقليدي PID في حالتي الضجيج وبدون ضجيج وذلك من أجل دخل مرجعي هو 1 حيث يمثل المنحني الأحمر استجابة النظام بدون ضجيج بينما يمثل المنحني الأزرق استجابة النظام بوجود ضجيج.



الشكل (9) خرج متحكم PID

يبين الشكل (10) تأثير إضافة مرشح كالمان على تابع الاستجابة لنظام التحكم PID في حالتي الضجيج وبدون ضجيج وذلك من أجل دخل مرجعي هو 1 حيث يمثل المنحني الأسود استجابة النظام بدون ضجيج بينما يمثل المنحني السماوي استجابة النظام بوجود ضجيج.



الشكل (10) خرج متحكم PID مع مرشح كالمان

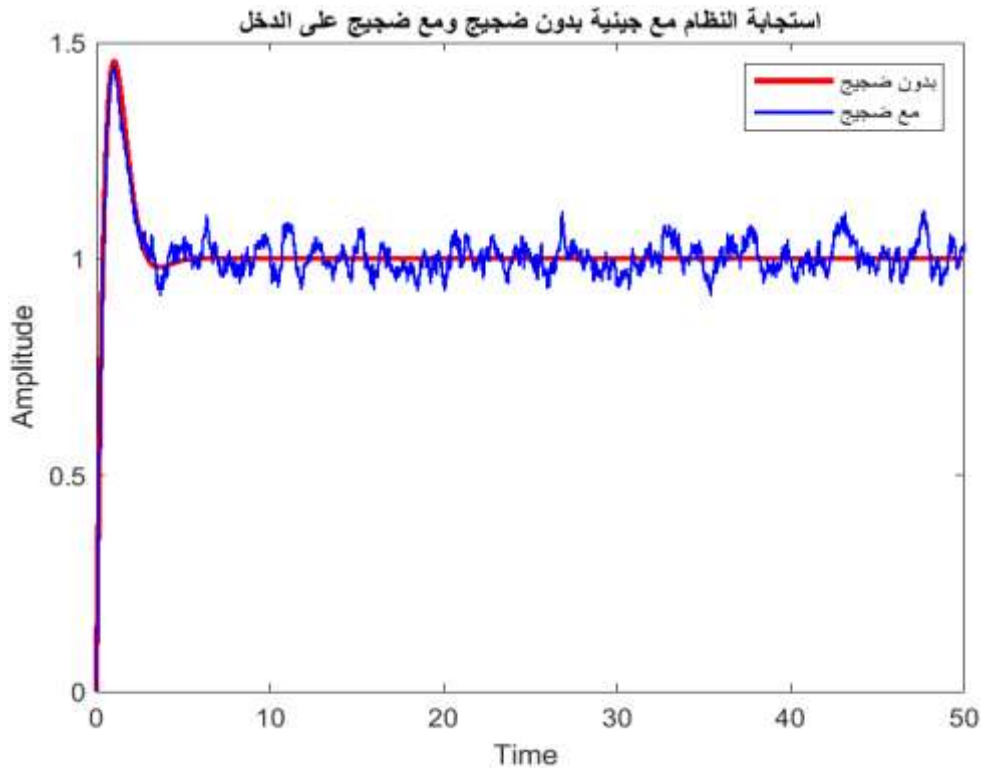
يوضح الجدول (2) قيم زمن الاستقرار والتجاوز الاعظمي والتكامل المطلق للخطأ لنمطي التحكم السابقين PID ونمط PID + Kalman وذلك في حالتَي الضجيج وبدون ضجيج.

الحالة	Type of Control	Settling Time	Overshoot	IAE
بدون ضجيج	PID	16.6 sec	88.4%	3.7598
	PID + Kalman	8.43sec	42.2%	1.0856
مع ضجيج	PID	NaN	87.2%	10.3433
	PID + Kalman	NaN	39.6%	8.4347

الجدول (2) قيم زمن الاستقرار والتجاوز الاعظمي والتكامل المطلق للخطأ

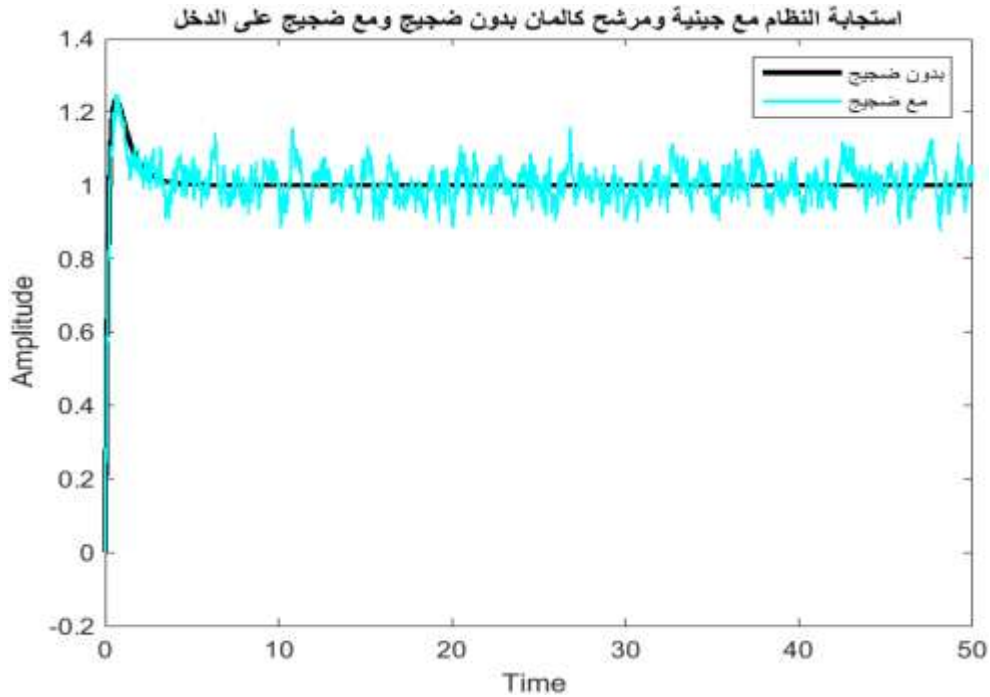
2- نتائج محاكاة نموذج التحكم المقترح PID + GA + NN + Kalman

يبين الشكل (11) تابع الاستجابة بوجود متحكم GPID في حالتَي الضجيج وبدون ضجيج وذلك من أجل دخل مرجعي هو 1 حيث يمثل المنحني الأحمر استجابة النظام بدون ضجيج بينما يمثل المنحني الأزرق استجابة النظام بوجود ضجيج.



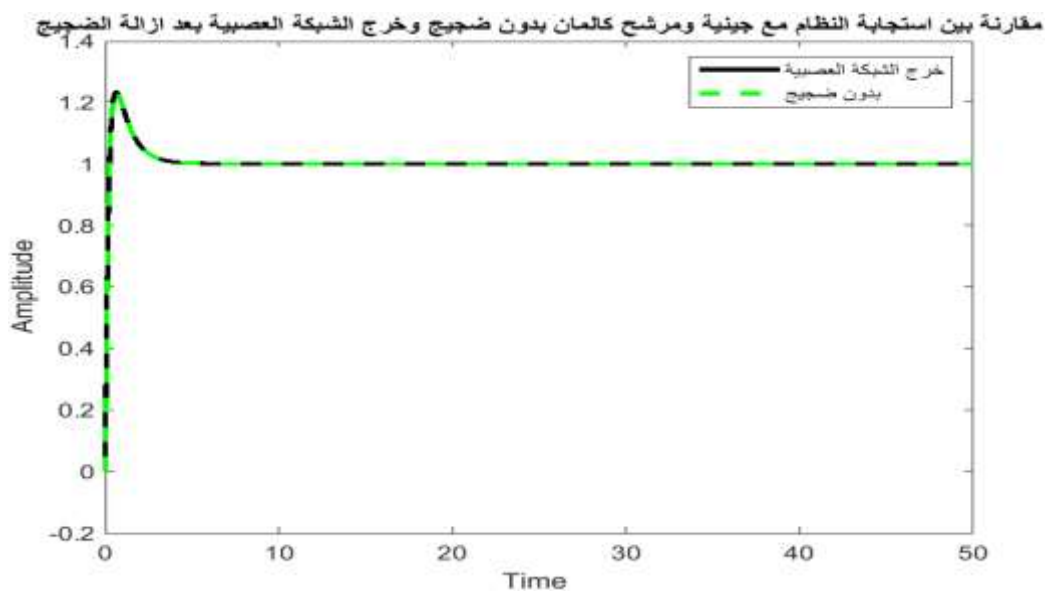
الشكل (11) خرج متحكم GPID

يبين الشكل (12) تأثير إضافة مرشح كالمان على تابع الاستجابة لنظام التحكم GPID في حالتي الضجيج وبدون ضجيج وذلك من أجل دخل مرجعي هو 1 حيث يمثل المنحنى الأسود استجابة النظام بدون ضجيج بينما يمثل المنحنى السماوي استجابة النظام بوجود ضجيج.



الشكل (12) خرج متحكم GPID مع مرشح كالمان

يبين الشكل (13) قدرة الشبكة العصبية على إزالة الضجيج حيث تم الحصول على تابع استجابة زمنية (المنحنى الأسود المستمر) يشابه منحنى الاستجابة بدون وجود ضجيج (المنحنى الأخضر المتقطع).



الشكل (13) خرج النظام المقترح في حالتي الضجيج وبدون ضجيج

يوضح الجدول (3) قيم زمن الاستقرار والتجاوز الاعظمي والتكامل المطلق للخطأ لنمطي التحكم السابقين PID + GA ونمط PID + GA + Kalman وذلك في حالتي الضجيج وبدون ضجيج.

الجدول (3) نتائج خرج نظام التحكم المقترح بدون ضجيج ومع ضجيج

الحالة	Type of Control	Settling Time	Overshoot	IAE
بدون ضجيج	PID+GA	2.76sec	45.6 %	0.8040
	PID+GA+kalman	1.82sec	30.3 %	0.4234
مع ضجيج	PID+GA	Nan	46.7 %	8.5239
	PID+GA+kalman	Nan	33.4 %	8.2812
	PID+GA+NN+kalman	1.82 sec	30.3 %	0.4234

النتائج والمناقشة:

الحالة الأولى: بدون ضجيج

من خلال الجدول (4) نلاحظ: انخفاض التكامل المطلق الخطأ (IAE) وتجاوز الهدف وزمن الاستقرار بنسبة 61% و 28% و 78.4% على الترتيب.

الجدول (4) مقارنة بين النظام التقليدي والنظام المقترح بدون ضجيج

الزاوية	Type of Control	Settling Time	Overshoot	IAE
head	PID + Kalman	8.43sec	42.2%	1.0856
	PID+GA+NN+kalman	1.82 sec	30.3 %	0.4234
النسبة المئوية لمقدار التحسن		%78.4	%28	%61

الحالة الثانية: مع ضجيج

من خلال الجدول (5) نلاحظ التالي:

- 1- انخفاض التكامل المطلق الخطأ (IAE) وتجاوز الهدف بنسبة 94.9% و 23.5% على الترتيب.
- 2- أما زمن الاستقرار لم نستطع حسابه في نموذج PID + Kalman لأن الضجيج يسبب تأرجح في تابع الاستجابة بمطال أكبر من مجال الخطأ المقبول لزمن الاستقرار.

3-تلاحظ أن زمن الاستقرار من أجل الخوارزمية المقترحة PID+GA+NN+kalman بوجود ضجيج مماثل لزمن الاستقرار بدون ضجيج.

الجدول (5) مقارنة بين النظام التقليدي والنظام المقترح بوجود ضجيج

الزاوية	Type of Control	Settling Time	Overshoot	IAE
head	PID + Kalman	Nan	39.6%	8.4347
	PID+GA+NN+kalman	1.82 sec	30.3 %	0.4234
النسبة المئوية لمقدار التحسن		-----	%23.5	%94.9

الاستنتاجات والتوصيات:

إن الجمع بين الشبكات العصبية والخوارزميات الجينية يحمل وعدًا كبيرًا لتحسين أداء أنظمة التحكم PID وزيادة القوة في مواجهة ديناميكيات النظام المتغيرة.

عن طريق الاستفادة من قدرات الشبكات العصبية، مثل قدرتها على تعلم الأنماط المعقدة والتكيف مع البيئات المتغيرة، وترشيح الإشارات.

عند استخدام الخوارزميات الجينية لإيجاد أفضل القيم لبارامترات المتحكم مكن هذا الأسلوب وحدة التحكم من تحقيق أداء تحكم فائق، من خلال تحسين تتبع نقطة الضبط وتقليل الاضطرابات والاستقرار.

استخدام تقنيات أخرى للذكاء الصناعي مثل خوارزمية سرب الطيور ومحاكاة التلدين وتقنية البحث التوافقي (HSA) استخدام بدائل لمرشح كالمان مثل مرشح باسيل أو مرشح الجسيمات.

References:

1. Tanvir Ahmmed, Irin Akhter, S. M. Rezaul Karim, & F. A. Sabbir Ahamed. (2020). Genetic Algorithm Based PID Parameter Optimization. American Journal of Intelligent Systems, 10(1), 8-13.
2. Zafer Bingul, & Kursad Gul. (2023). Intelligent-PID with PD Feedforward Trajectory Tracking Control of an Autonomous Underwater Vehicle. Machines, 11, 300.
3. T. Herlambang, S. Subchan, H. Nurhadi, & D. Adzkiya. (2020). Motion Control Design of UNUSAITS AUV Using Sliding PID. Nonlinear Dynamics and Systems, 20(1), 51-60.
4. Da Lyu, Haoqin Su, Yun Li, Zijun Zhang, Hao Long, & Junbo Zhao1. (2022). An Embedded Linear Model Three-Dimensional Fuzzy PID Control System for a Bionic AUV under Wave Disturbance. Hindawi Mathematical Problems in Engineering, Article ID 4126595, 19.
5. Alexander Miller, Boris Miller, & Gregory Miller. (2019). On AUV Control with the Aid of Position Estimation Algorithms Based on Acoustic Seabed Sensing and DOA Measurements. Sensors, 9, 5520, 21.

6. Mohammad Fahmi Pairan, Syariful Syafiq Shamsudin, & Mohd Fauzi Yaakub. (2024). Autotuning PID Controllers for Quadplane Hybrid UAV using Differential Evolution Algorithm. *Journal of Aeronautics, Astronautics and Aviation*, 56(1s), 341–356.
7. Eka Suci Rahayu, Alfian Ma'arif, & Abdullah Cakan. (2022). Particle Swarm Optimization (PSO) Tuning of PID Control on DC Motor. *International Journal of Robotics and Control Systems*, 2(2), 435-447.
8. Yong Xiong, Lin Pan, Min Xiao, & Han Xiao. (2023). Motion control and path optimization of intelligent AUV using fuzzy adaptive PID and improved genetic algorithm. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 20(5), 9208–9245.
9. Seta Yuliawan, Oyas Wahyunggoro, & Nurman Setiawan. (2021). Kalman Filter to Improve Performance of PID Control Systems on DC Motors. *IJITEE*, 5(3), 96-102.
10. Konovalenko, I., Kuznetsova, E., Miller, A., Miller, B., Popov, A., Shepelev, D., & Stepanyan, K. New Approaches to the Integration of Navigation Systems for Autonomous Unmanned Vehicles (UAV). *Sensors*, 18, 3010.
11. K. Suqihara, & J. Smith. Genetic algorithms for adaptive motion planning of an autonomous mobile robots. In *Proceedings of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, 1997, pp. 138-143.
12. R. L. Wernli. "AUVs-a technology whose time has come," in *International Symposium on Underwater Technology*, Tokyo, Japan, 2002, pp. 309–314.
13. Liu, Bingyou, Hong, Jinwen, & Wang, Lichao. "Linear inverted pendulum control based on improved ADRC." *Systems Science & Control Engineering*, 7(3), 1-12.
14. Johnson, C. G., & Cardalda, J. J. R. Genetic Algorithms in Visual Art and Music. *Leonardo*, 35(2), 175-184.

