SJST
sjst.scst.edu.ly
Surman Journal for Science and Technology
ISSN: Online (2790-5721) - Print (2790-5713)
مجلة صرمان للعلوم والتقنية
Vol 7, No.2.Jun – Dec. 2025
Pages: 001 ~ 017

التحكم في أنظمة الطائرات بدون طيار باستخدام الخوارزميات الهجينة بين PID وAI

جمال عبد الرحمن الطيف الصغير
كلية صرمان للعلوم والتقنية. قسم الهندسة الكهربائية
Jamal-esghaer@scst.edu.ly

المستخلص

تهدف هذه الدراسة الى تصميم وتقييم نظام التحكم الذكي للطائرات بدون طيار (UAV) الذي يعتمد على الدمج بين وحدة التحكم التقليدية PID (Proportional–Integral–Derivative) وتقنيات الذكاء الاصطناعي (AI) مثل الشبكات العصبية (Neural Networks) والخوارزميات الجينية (Genetic Algorithms).

تنحصر أهمية هذا البحث في محاولة تحسين أداء واستقرار أنظمة الطيران في ظروف التشغيل المعقدة والمتغيرة باستمرار، حيث يتبين ان الخوارزميات الهجينة لها قدرة أعلى على التعامل مع الاضطرابات (Disturbances) والضوضاء (Noise) مقارنة بالأنظمة التقليدية.

تم تطوير نموذج محاكاة (Model Simulation) باستخدام بيئة MATLAB/Simulink لاختبار أداء هذا النظام، وقد اظهرت النتائج تحسنًا ملحوظًا في مؤشرات الأداء مثل الاستقرار الزمني، وانخفاض نسبة الخطأ، وزيادة قدرة التتبع لمسارات الطيران.

وعليه توصي الدراسة باعتماد هذه المنهجية في الأنظمة التشغيلية المستقبلية للطائرات بدون طيار، خاصةً في البيئات الحساسة المراقبة امنيا باستخدام الذكاء الاصطناعي.

الكلمات المفتاحية: التحكم الهجين، الطائرات بدون طيار (UAV)، التحكم PID، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية، الخوارزميات الجينية، MATLAB/Simulink.

Abstract

This scientific paper aims to study the design and evaluation of an intelligent control system for Unmanned Aerial Vehicles (UAVs) based on the integration of the traditional PID (Proportional–Integral–Derivative) controller and Artificial Intelligence (AI) techniques such as Neural Networks (NN) and Genetic Algorithms (GA).

The significance of this research lies in improving the performance and stability of flight systems under complex and constantly changing operating conditions, where hybrid algorithms demonstrate a superior ability to handle disturbances and noise compared to traditional systems. A simulation model was developed using MATLAB/Simulink to test the performance of the proposed system.

The results showed a remarkable improvement in performance indicators such as settling time, error reduction, and trajectory tracking capability.

The study recommends adopting this methodology in future operational systems for UAVs, especially in sensitive environments like security surveillance and smart delivery.

Keywords: Hybrid Control, Unmanned Aerial Vehicles (UAV), PID Control, Artificial Intelligence (AI), Neural Networks, Genetic Algorithms, MATLAB/Simulink.

Submitted: *12/06/2025* *Accepted: 30/06/2025*

أولًا: المقدمة (Introduction)

1.1. سياق وتطور الطائرات بدون طيار (UAVs)

Surman Journal for Science and Technology
ISSN: Online (2790-5721) - Print (2790-5713)
sjst.scst.edu.ly

شـهدت تكنولوجيا الطائرات بدون طيار (Unmanned Aerial Vehicles - UAV)، المعروفة أيضًـا بالدرونز (Drones)، تطورًا هائلاً خلال العقود القليلة الماضـية، محولةً إياها من مجرد أدوات اسـتطلاع عسـكرية متخصـصـة إلى منصـات متعددة الاستخدامات ذات تأثير واسع النطاق في القطاعات المدنية والتجارية والعلمية [2].

يعود هذا الانتشار المتسارع إلى التقدم المتزامن في مجالات متعددة تشمل إلكترونيات الطيران (Avionics)، تقنيات الاستشعار عن بعد (Remote Sensing)، أنظمة الملاحة العالمية عبر الأقمار الصناعية (GNSS)، الاتصالات اللاسلكية، علوم المواد، ومصدر الطاقة، وبالأخص، التطورات الكبيرة في خوارزميات التحكم وقدرات المعالجة الحاسوبية [6], [15].

لقـد أصـبحت الطـائرات بـدون طيـار اليـوم أدوات لا غنـى عنهـا فـي تطبيقـات متنوعـة كمثـل المراقبـة الأمنيـة وحمايـة الحـدود، الرصـد البيئـي ورسـم الخـرائط ثلاثيـة الأبعـاد، عمليـات البحـث والإنقـاذ، التفتـيش علـى البنـى التحتيـة (خطـوط الطاقـة، الجسـور، خطـوط الأنابيـب)، الزراعـة الدقيقـة (Precision Agriculture)، التصـوير الجـوي والسـينمائي، وصولًا إلى تطبيقات ناشئة مثل توصيل الطرود والخدمات اللوجستية في المناطق الحضرية والنائية [5].

1.2. تحديات التحكم في الطائرات بدون طيار

على الرغم من الإمكانيات الهائلة المتاحة، فإن تحقيق افضـل اداء للطائرات بدون طيار، خصـوصـا الطائرات متعددة المراوح (Multirotor UAVs) مثل الكوادكوبتر (Quadcopter) ، يمثل تحديًا هندسـيًا كبيرًا، لأنها تمتاز بديناميكية غير خطية (Nonlinear) متعددة المداخل والمخارج (Multi-Input Multi-Output - MIMO)، ولها اقتران قوي بين بمحاور الحركة (Coupled Dynamics)، كما أنها حساسـة للاضـطرابات الخارجية كمثل الرياح، و الحمولة، مع عدم التأكد معلومات النموذج الديناميكي [1], [8].

الامر الذي يعتبر من المهام المعقدة، كمثل تتبع المسارات الدقيقة في بيئات ثلاثية الأبعاد، والحفاظ على الاستقرار أثناء المناورات الحادة، والتشـغيل الآمن بالقرب من العوائق أو في أسـراب (Swarms) و أنظمة تحكم قوية (Robust) قادرة على التكيف (Adaptive)، وذات استجابة سريعة ودقيقة [7], [11].

1.3. قصور التحكم التقليدي (PID) والحاجة إلى الذكاء الاصطناعي(AI)

يمكن القول ان متحكم التناسـب والتكامل والتفاضـل (Proportional-Integral-Derivative - PID) هو افضـل الخيارات واكثرها اسـتخدماً في العديد من تطبيقات التحكم الصـناعي، بما في ذلك المراحل الأولى من تطوير التحكم في الطائرات بدون طيار، وذلك بفضل بساطة هيكله، سهولة فهم مبادئه، وقدرته على تحقيق أداء عالي في ظروف تشغيل محددة ومستقرة نسبيًا [1], [2].

لذا فهو يعتمد علي المتحكم PID بشـكل كبير في عملية الضـبط الدقيق للمعاملات الثلاثة (Kp, Ki, Kd) هذا ما يجعل منه ذو طبيعة ثابتة في معاملات المتحكم PID التقليدي مما يجعله أقل فعالية في التعامل مع الأنظمة ذات الديناميكيات المتغيرة وغير الخطية مثل الطائرات بدون طيار والتي كثيرا ما يتطلب ضبطها معاملات PID عملية وتجريبية مطولة (Trial-and-Error) أو خوارزميات معقدة [8], [11]، وقد لا تضمن القيم المثلى التي يتم الحصول عليها في ظروف معينة من استمرار الأداء في شكل جيد خصوصاً عند تغير هذه الظروف أو وجود اضطرابات غير متوقعة.

إن هذا القصـور يؤدي إلى مشـاكل مثل الاسـتجابة البطيئة، والتجاوزات الكثيرة (Overshoot)، في التذبذبات المسـتمرة (Oscillations)، بالإضافة الي عدم الاستقرار في مواجهة التحديات الديناميكية الحقيقية [5].

ومن اجل معالجة هذه الاشكالية ، برزت الحاجة إلى تطوير استراتيجيات تحكم أكثر ذكاءً ومرونة وهنا يبرز الخيار الافضـل هو الذكاء الاصـطناعي (Artificial Intelligence - AI)، بفروعه المختلفة مثل الشـبكات العصـبية الاصـطناعية (Artificial

Neural Networks - ANNs)، المنطق الضبابي (Fuzzy Logic)، الخوارزميات التطورية (Evolutionary Algorithms) كالخوارزميات الجينية (Genetic Algorithms - GAs)، والتعلم المعزز (Reinforcement Learning - RL)، والتي يمكن اعتبارها أدوات قوية لها المقدرة على تقديم نموذج متفوق يقدم حلولا للأنظمة المعقدة، المتعلقة بالبيانات و التكيف مع التغيرات، ولتحسين الأداء بشكل مستمر [6], [7], [15].

كما انها يتيح دمج هذه التقنيات الحديثة مع هياكل التحكم التقليدية، الذي نحن بصدده وهو PID، في إنشاء أنظمة تحكم هجينة (Hybrid Control Systems) تجمع بين مزايا كلا النهجين: بسهولة وثقة بين PID، وقدرات التعلم والتكيف للذكاء الاصطناعي [3] , [4], [9], [12].

1.4. مساهمة وهدف الورقة البحثية

إن الهدف من هذه الدراسة هو الاقتراب من تصميم وتقييم نظام تحكم هجين مبتكر للطائرات بدون طيار خاصة الطيارة (الكوادكوبتر) يجمع بين متحكم PID التقليدي وتقنيات الذكاء الاصطناعي التي هي حديثة عبر الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) والخوارزميات الجينية (GA)، وهي الفكرة الرئيسية لهذه الورقة والتي شملت النقاط والتفريعات التالية: -

- تطوير هيكل تحكم هجين متكامل: يتم استخدام الخوارزمية الجينية (GA) لتحسين (Optimize) القيم الأولية لمعاملات PID بشكل غير متصل بالإنترنت (Offline)، مما يوفر نقطة بداية قوية لعملية التحكم. ثم، يتم استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN) لضبط (Tune) هذه المعاملات بشكل تكيفي ومتصل بالإنترنت (Online) أثناء طيران الطائرة، استجابةً للتغيرات في ديناميكيات النظام والاضطرابات الخارجية.
- التقييم الشامل من خلال المحاكاة: يتم بناء نموذج محاكاة تفصيلي للطائرة الكوادكوبتر ونظام التحكم الهجين المقترح باستخدام بيئة MATLAB/Simulink. يتم تقييم أداء النظام في سيناريوهات اختبار متنوعة تحاكي ظروف التشغيل الواقعية، بما في ذلك تتبع المسارات ثلاثية الأبعاد ووجود اضطرابات.
- المقارنة الكمية: يتم مقارنة أداء نظام التحكم الهجين المقترح (PID-ANN-GA) بشكل كمي مع أداء متحكم PID التقليدي الذي تم ضبطه باستخدام طرق تقليدية، وذلك باستخدام مجموعة من مؤشرات الأداء القياسية مثل (من الاستقرار، الخطأ التربيعي المتوسط، دقة تتبع المسار، استهلاك الطاقة).
- إبراز الفوائد: تهدف الدراسة إلى إثبات أن النهج الهجين المقترح يمكن أن يحسن بشكل كبير من استقرار ودقة وقوة (Robustness) نظام التحكم في الطائرات بدون طيار مقارنة بالحلول التقليدية، مما يمهد الطريق لتطبيقات أكثر تطورًا وموثوقية.

ثانيًا: مراجعة الأدبيات (Literature Review)

2.1. مقدمة لمراجعة الأدبيات

من البديهي ان التحكم الدقيق والموثوق بالطائرات بدون طيار (UAVs) حجر الزاوية لتوسيع نطاق تطبيقاتها وتحقيق إمكاناتها الكاملة الذي يعلها اداء طيعة، تحقق الفعالية المطلوبة بكل دقة وبالفعل فلقد انطلق البحث مبكرا منذ تطبيق تقنيات التحكم التقليدية وصولًا إلى دمج أساليب الذكاء الاصطناعي المتقدمة. يهدف هذا القسم إلى تقديم مراجعة شاملة للأدبيات ذات الصلة، مع التركيز على تطور أنظمة التحكم من PID التقليدي إلى الأنظمة الهجينة الذكية، وتسليط الضوء على المساهمات البحثية الحديثة، لا سيما تلك القادمة من الصين، وتحديد الفجوة البحثية التي تسعى هذه الدراسة لمعالجتها.

Surman Journal for Science and Technology
ISSN: Online (2790-5721) - Print (2790-5713)
sjst.scst.edu.ly

2.2. التحكم التقليدي باستخدام PID وتحدياته في تطبيقات UAV

كما ذكر سابقا، يُعتبر متحكم PID الخيار الأساسي في العديد من أنظمة التحكم بفضل بساطته وفعاليته المثبتة في الأنظمة الخطية أو شبه الخطية [2]، معتمدا في نجاحه على الضبط الدقيق لمعاملاته التناسبية (Kp)، التكاملية (Ki)، والتفاضلية (Kd)، ومع ذلك، فإن تطبيقه المباشر على الطائرات بدون طيار، وخاصة الطائرات متعددة المراوح، يواجه تحديات كبيرة بسبب طبيعتها الديناميكية المعقدة [1]. تشمل هذه التحديات التالي: -

- الغير خطية (Nonlinearity): تنشأ من ديناميكيات الطيران، وتأثيرات الديناميكا الهوائية، وخصائص المحركات والمراوح.
- الاقتران (Coupling): يوجد اقتران قوي بين حركات الطائرة في المحاور المختلفة (مثل الدوران حول المحاور الثلاثة والحركة الانتقالية).
- عدم اليقين (Uncertainty): عدم الدقة في معرفة معلومات النموذج الديناميكي (مثل الكتلة، مركز الثقل ومعاملات الاحتكاك) وتغيرها أثناء الطيران (مثل استهلاك الوقود أو التغير في الحمولة).
- الاضطرابات الخارجية (External Disturbances): تأثيرات الرياح، المطبات الهوائية، والضوضاء في قراءات المستشعرات.

هذا ما أظهرته العديد من الدراسات المبكرة، مثل عمل Bouabdallah وآخرين [1].

وبالمقارنات بين PID وتقنية التحكم التربيعي الخطي (LQR)، يتبين أن PID يمكن أن يوفر تحكمًا أفضل في الاستقرار، ولكنه قد يعاني عند تتبع المسارات المعقدة أو في وجود اضطرابات شديدة وهنا تزداد الحاجة وعدم الغنى عن الطرق التقليدية لضبط PID (مثل Ziegler-Nichols) الذي يحتاج الى تعديلات يدوية مكثفة لتحقيق الأداء الأمثل في ظل ظروف محددة، مما يحد من قدرة النظام على التكيف مع التغيرات [8].

2.3. الذكاء الاصطناعي في أنظمة التحكم بالطائرات بدون طيار

لمواجهة قيود التحكم التقليدي، اتجه الباحثون بشكل متزايد نحو دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي (AI) لتعزيز قدرات أنظمة التحكم في الطائرات بدون طيار. تشمل أبرز هذه التقنيات:

- الشبكات العصبية الاصطناعية (ANNs): بفضل قدرتها على التعلم من البيانات ونمذجة العلاقات المعقدة غير الخطية، تُستخدم الشبكات العصبية في مهام متنوعة مثل تحديد النظام (System Identification)، التحكم التكيفي (Adaptive Control)، وتقدير الاضطرابات ونتطرق في السياق الى دراسات حديثة، بما في ذلك أبحاث من الصين، تظهر فعالية استخدام الشبكات العصبية، مثل شبكات RBF [10] وشبكات BP[9]، لتحسين أداء PID أو حتى استبداله جزئيًا في التحكم بوضعية الطائرة أو تتبع المسار [4], [7], [12].

  مثلا استخدم Cao وآخرون [9] شبكة BP لتدريب وضبط معاملات PID للتحكم في كوادكوبتر صغيرة، محققين نتائج أفضل من PID التقليدي.

  بالإضافة الى انهم اكتشفوا ان هياكل الشبكات العصبية (RNN) وشبكات متخصصة أخرى لتحسين دقة التتبع [7].
- المنطق الضبابي (Fuzzy Logic): يوفر المنطق الضبابي إطارًا للتعامل مع عدم اليقين والغموض في المعلومات، مما يجعله مناسبًا لضبط معاملات PID بشكل تكيفي بناءً على قواعد لغوية مستمدة من خبرة المشغل أو تحليل سلوك النظام. تم تطوير متحكمات PID-Fuzzy وأظهرت تحسنًا في الأداء مقارنة بـــ PID التقليدي، خاصة فيما يتعلق بالتعامل مع الغير خطية منها والاضطرابات [7].

- الخوارزميات التطورية (Evolutionary Algorithms): تُستخدم الخوارزميات الجينية (GAs) وخوارزميات التحسين المستوحاة من الطبيعة (مثل Particle Swarm Optimization - PSO) بشكل أساسي لتحسين معاملات متحكمات PID بشكل غير متصل بالإنترنت (6] (Offline Optimization].

تبحث هذه الخوارزميات في فضاء المعلومات الواسع للعثور على مجموعة القيم (Kp, Ki, Kd) التي تحقق أفضل أداء وفقًا لدالة لياقة محددة (مثل تقليل خطأ التتبع أو زمن الاستقرار).

ولابد من الاشارة الى دراسة Wu وآخرين [5] حول استخدام خوارزمية بحث العصفور المحسنة (Improved Sparrow Search Algorithm) لتحسين PID، مما أدى إلى تحسين استقرار وضعية الطائرة.

- التعلم المعزز (Reinforcement Learning - RL): ويعتبر التعلم المعزز نهجًا واعدًا حيث يؤثر المتحكم (Agent) في استراتيجية التفاعل المباشر مع البيئة (الطائرة ونظامها) عبر تلقي مكافآت أو عقوبات بناءً على أدائه.

يمكن استخدام RL لضبط معاملات PID أو حتى لتصميم سياسات تحكم كاملة من البداية، الى النهاية في تطبيق المهام المعقدة التي يصعب ضبطها بدقة [15].

2.4. أنظمة التحكم الهجينة: دمج PID والذكاء الاصطناعي(AI)

أنظمة التحكم الهجينة تعتبر حلا فعال يهدف إلى الجمع بين أفضل ما في الجانبين معتمدا على الفكرة الأساسية وصولا لتحقيق اعلى اداء للذكاء الاصطناعي لتعزيز أداء وقدرة تكيف متحكم PID الأساسي، وذلك لتعزيز هياكل التحكم الهجين في تطبيقات UAV:

PIDذاتي الضبط بواسطة :(AI-Tuned PID) AI هذا هو النهج المتبع في هذه الدراسة.

مستخدماً خوارزمية تطورية (مثل GA أو PSO) لتحسين معاملات PID الأولية بشكل متسق [6] ,[5] Offline، ثم يتم استخدام شبكة عصبية [4], [7], [9], [10], [12] أو منطق ضبابي [7] لضبط هذه المعاملات بشكل Online أثناء التشغيل للتكيف مع التغيرات والاضطرابات واشارت براءة اختراع صينية [13] إلى طريقة تحكم تعتمد على PIDNN (PID Neural Network).كما طورت دراسة Mohamed وآخرين [6] هياكل تحكم هجينة تجمع بين PID/FOPID (Fractional-Order PID)والشبكات العصبية المحسنة بواسطة.PSO ويمكن ابراز اهميتها في التالي:

- التحكم التبادلي (Switching Control)
- التحكم التكميلي (Complementary Control)
- التحكم الهرمي (Hierarchical Control)

واستمرار للدراسات الصينية، فلقد اشارت دراسة صينية اخرى إلى استراتيجية هجينة للتحكم في هبوط الطائرة على منصة متحركة، مما قد يشكل هيكلًا هرميًا. [14]

هذه الدراسات التي تقيم هذه الأنظمة الهجينة، بما في ذلك تلك التي تستخدم الشبكات العصبية لضبط PID [12] ,[9] ,[7] ,[4]، استطاعت في واقع الامر ، تحسين مؤشرات الأداء بالإضافة الى تقليل زمن الاستقرار، عبر تقليل الخطأ التربيعي المتوسط (RMSE)، و تحسين دقة تتبع المسار، وزيادة القوة ضد الاضطرابات مقارنة بـــ PID التقليدي، فعلى سبيل المثال، أظهرت دراسة Zhang وآخرين [4] أن نهج NN-PID حقق تحكمًا أفضل في طائرة بدون طيار، كما أكدت دراسة Madebo وآخرين [7] على فعالية الايجابية لاستخدام شبكة عصبية متكررة قائمة على المنطق الضبابي لضبط PID (Fuzzy PID-Based Recurrent Neural Network) في تحسين تتبع مساره .

2.5. الفجوة البحثية والمساهمة المقترحة

على الرغم من التقدم الكبير في تطوير أنظمة التحكم الهجينة، لا تزال هناك فجوات بحثية وفرص للتحسين نتناولها في التالي: - التقييم الشامل والمقارنة: بينما تقارن العديد من الدراسات النظام الهجين المقترح مع PID التقليدي، الا انه هناك حاجة لمزيد من المقارنات الشاملة بين الأنواع المختلفة من الأنظمة الهجينة (مثل PID-ANN مقابل PID-Fuzzy مقابل PID-RL) في ظل نفس الظروف لتقييم فعاليتها بشكل ادق.

- التحسين المتكامل Online وOffline: معظم الدراسات تركز إما على التحسين Offline (مثل استخدام GA لضبط أولي) أو التكيف Online (مثل استخدام ANN للضبط المستمر لاتزال الحاجة قائمة لاستكشاف أعمق لكيفية دمج هذين النهجين بشكل متناسق لتحقيق أقصى استفادة من كليهما، وهو ما تسعى هذه الورقة (الدراسة) لتحقيقه من خلال الجمع بين GA للتحسين الأولي و ANNللتكيف المستمر.
- التركيز على المراجع الصينية: على الرغم من الدور المتزايد للصين في أبحاث الطائرات بدون طيار والذكاء الاصطناعي [9], [10], [11], [12], [13], [14]، غالبًا ما تكون هذه المساهمات أقل تمثيلاً في المراجعات الدولية ومن خلال الدوريات المحكمة ومن اهداف هذه الدراسة دمج نتائج وأساليب الدولية مع ما يشابهها من الأبحاث الصينية بشكل أكبر.
- التحقق التجريبي: لا تزال العديد من الدراسات، بما في ذلك هذه الدراسة الأولية، تعتمد بشكل كبير على المحاكاة ومن الضروري الاشارة الى اهمية التحقق من صحة هذه الأنظمة الهجينة من خلال تجارب عملية على منصات طائرات بدون طيار حقيقية.

بناءً على هذه الفجوات، تهدف هذه الدراسة إلى تقديم مساهمة من خلال تصميم وتقييم نظام تحكم هجين يجمع بين التحسين الأولي باستخدام GA والتكيف المستمر باستخدام ANN، مع إجراء تقييم شامل قائم على المحاكاة ومقارنته بـــ PID التقليدي، ودمج رؤى من الأدبيات الحديثة بما في ذلك الأبحاث الصينية ذات الصلة.

ثالثًا: المنهجية (Methodology)

يتناول هذا القسم بالتفصيل الإطار المنهجي المتبع في هذه الدراسة لتصميم وتقييم نظام التحكم الهجين المقترح للطائرات بدون طيار (الكوادكوبتر) والذي يشمل تقديم نموذج لطائرة رياضية بتصميم متكامل مبني على نظام التحكم (PID, ANN, GA)، عبر إعداد بيئة المحاكاة، وتحديد سيناريوهات الاختبار ومؤشرات الأداء.

3.1. نموذج طائرة رياضية بدون طيار (الكوادكوبتر)

لتقييم أداء نظام التحكم بشكل واقعي من خلال المحاكاة، تم تطوير نموذج رياضي ديناميكي للطائرة الكوادكوبتر يصف حركتها في ست درجات (DOF-6).

يعتمد النموذج على مبادئ نيوتن-أويلر ويأخذ في الاعتبار القوى والعزوم الرئيسية المؤثرة على الطائرة بحيث يتم تمثيل حركة الطائرة في إطارين مرجعيين رئيسيين:

- الإطار الأرضي (Earth Frame – E)
- إطار جسم الطائرة (Body Frame – B)

يتم وصف وضعية الطائرة (Attitude) باستخدام زوايا أويلر: زاوية الميل (Roll - φ)، زاوية الانحدار (Pitch - θ)، وزاوية الانحراف (Yaw - ψ).

حيث k_T و k_Q هما معاملا الدفع والعزم للمروحة بناءً على مجموع وموازنة الدفع والعزم من المراوح الأربعة وتوزيعها الهندسي [8].

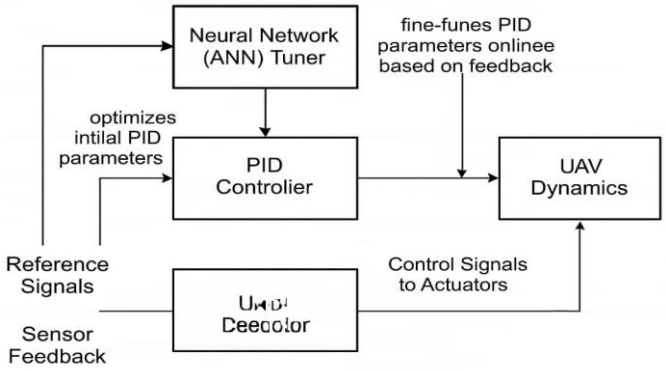
Surman Journal for Science and Technology
ISSN: Online (2790-5721) - Print (2790-5713)
sjst.scst.edu.ly

3.2. تصميم نظام التحكم الهجين (PID-ANN-GA)

يهدف نظام التحكم الهجين المقترح إلى تحقيق تحكم دقيق وقوي في وضـــعية الطائرة (Attitude Control - الميل والانحدار والانحراف) وتتبع المســار (Position/Trajectory Control). يتكون النظام من ثلاث حلقات تحكم رئيسـية (لـــ $(\varphi, \theta, \psi$ وحلقة تحكم للموقع (x, y, z)، حيث يتم دمج PID و ANNو GAفي كل حلقة كما هو موضح في المخطط الكتلي).

3.2.1. متحكم PID الأســاســي: يشــكل متحكم PID نواة حلقة التحكم لكل من الوضــعية والموقع. يتم حســاب إشــارة التحكم (u_PID) بناءً على الخطأ (e) بين القيمة المرجعية (r) والقيمة المقاسة (y):

(الشكل 1: مخطط كتلي لنظام التحكم الهجين PID-ANN-GA)



(المصدر تصميم الباحث)

3.2.2. التحسين الأولي للمعاملات باستخدام الخوارزمية الجينية (GA):

قبل بدء عملية التحكم Online، يتم اســتخدام خوارزمية جينية (GA) للبحث عن مجموعة شــبه مثلى من المعاملات الأولية (Kp0, Ki0, Kd0) لكل حلقة تحكم لهدف توفير نقطة بداية جيدة لعملية التكيف بواســطة ANN وتقليل وقت التقارب.

تم تنفيذ GA بالتفاصيل التالية:

- التمثيل (Encoding): يتم تمثيل كل فرد (حل محتمل) في مجتمع GA بكروموســـوم يحتوي على القيم الحقيقية للمعاملات الثلاثة (Kp, Ki, Kd) ضمن نطاقات محددة مسبقًا.
- دالة اللياقة (Fitness Function): تم اختيار دالة لياقة تهدف إلى تقليل مؤشـــر أداء معين، مثل الخطأ التكاملي المطلق (Integral Absolute Error - IAE) أو الخطأ التربيعي التكاملي (Integral Squared Error - ISE)، لاستجابة النظام لمدخل خطوة (Step Input) في المحاكاة الأولية.

عوامل التشغيل الجيني:

- الانتقاء (Selection): اســتخدام طريقة عجلة الروليت (Roulette Wheel Selection) لاختيار الأفراد للتكاثر بناءً على لياقتهم.

- العبور (Crossover): استخدام عبور حسابي (Arithmetic Crossover) لتوليد أفراد جدد من الأفراد المختارين.
- الطفرة (Mutation): تطبيق طفرة غير منتظمة (Non-uniform Mutation) لإدخال تنوع في المجتمع ومنع التقارب المبكر.
- مؤشرات GA: تم تحديد GA (حجم المجتمع، عدد الأجيال، احتمالات العبور والطفرة) بناءً على التجربة الأولية والمراجع [5], [6] لتحقيق توازن بين جودة الحل ووقت الحساب (مثال: حجم المجتمع=50، عدد الأجيال=100، احتمال العبور=0.8، احتمال الطفرة=0.1).
- المخرج: أفضل مجموعة معاملات (Kp0, Ki0, Kd0) التي تم العثور عليها بعد انتهاء عملية التحسين.

3.2.3. الضبط التكيفي للمعاملات باستخدام الشبكة العصبية (ANN):

عند تشغيل الطائرة (Online)، يتم استخدام شبكة عصبية اصطناعية (ANN) لضبط معاملات PID بشكل مستمر للتكيف مع التغيرات في ديناميكية الطائرة والاضطرابات الخارجية، بحيث وضع التصميم ANN وفق التالي:

- الهيكل (Architecture): تم اختيار شبكة عصبية ذات تغذية أمامية متعددة الطبقات (Multi-Layer Feedforward Neural Network)، وتحديدًا شبكة ذات طبقة مخفية واحدة (Single Hidden Layer) بعد ذلك تم تحديد عدد الخلايا العصبية في الطبقة المخفية بناءً على التجربة لضمان قدرة كافية على التقريب دون تعقيد مفرط (Overfitting).

تم استخدام دوال تنشيط غير خطية مثل دالة الظل الزائدي (tanh) أو الدالة السينيّة (sigmoid) في الطبقة المخفية، ودالة تنشيط خطية في طبقة المخرج حيث تمت الاستعانة من هياكل مشابهة في دراسات صينية [9], [10], [12].

- المدخلات (Inputs): تم اختيار مدخلات الشبكة لتعكس حالة النظام الحالية والخطأ في الأداء. تشمل المدخلات النموذجية.
- المخرجات (Outputs): مخرجات الشبكة هي التعديلات (ΔKp, ΔKi, ΔKd) التي تضاف إلى المعاملات الأولية (Kp0, Ki0, Kd0) للحصول على المعاملات اللحظية:

خوارزمية التدريب (Online Training Algorithm): تم استخدام نسخة معدلة من خوارزمية الانتشار الخلفي (Backpropagation) لتدريب الشبكة بشكل Online وكان الهدف هو تقليل دالة تكلفة تعتمد على خطأ التحكم، مثل مربع الخطأ.

3.3. بيئة المحاكاة وإعداداتها

تم تطوير وتنفيذ نموذج المحاكاة بالكامل باستخدام بيئة MATLAB/Simulink (الإصدار R2023b أو أحدث) الذي يوفر Simulink مكتبات وأدوات قوية في الأنظمة الديناميكية، تصميم المتحكمات، وتصور النتائج.

نموذج الطائرة: تم بناء نموذج Simulink يمثل معادلات الحركة الست درجات حرية (DOF-6) الموصوفة في القسم 3.1.

متحكم PID: تم استخدام كتلة PID Controller القياسية في Simulink.

الشبكة العصبية (ANN): تم تنفيذ الشبكة العصبية باستخدام Deep Learning Toolbox في MATLAB، وتم دمجها في نموذج Simulink كـ MATLAB Function Block أو S-Function.

الخوارزمية الجينية (GA): تم تنفيذ التحسين الأولي باستخدام Global Optimization Toolbox في MATLAB قبل بدء المحاكاة الرئيسية.

نمذجة الاضطرابات: تم إدخال اضطرابات لمحاكاة الظروف الواقعية:

الرياح: تم وضع نموذج كعملية عشوائية (مثل نموذج Dryden أو Von Karman) أو كدالة جيبية متغيرة الشدة والاتجاه تضاف إلى سرعة الطائرة النسبية للهواء.

ضوضاء المستشعرات: تم إضافة ضوضاء بيضاء (White Noise) ذات تباين محدد إلى قراءات المستشعرات المحاكاة (مثل IMU وGPS).

المحاكاة الزمنية: تم إجراء المحاكاة باستخدام خوارزمية حل ذات خطوة متغيرة (مثل ode45) لضمان الدقة، مع تحديد زمن محاكاة كافٍ لتقييم استجابة النظام واستقراره.

3.4. سيناريوهات الاختبار ومؤشرات الأداء

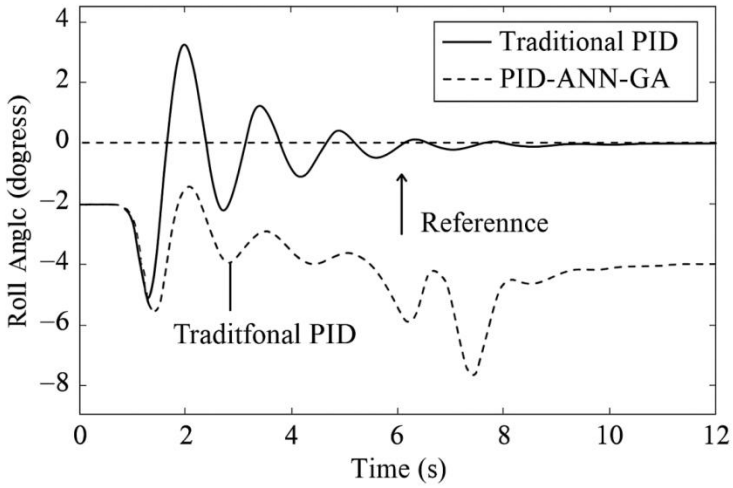
لتقييم أداء نظام التحكم الهجين المقترح (PID-ANN-GA) ومقارنته بـــ PID التقليدي، تم تصميم مجموعة من سيناريوهات الاختبار التي تغطي ظروف تشغيل متنوعة:

- اختبار الاستقرار (Stabilization Test): الحفاظ على وضعية الطائرة (Hovering) عند نقطة ثابتة في وجود وعدم وجود اضطرابات.
- اختبار تتبع مسار بسيط (Simple Trajectory Tracking): تتبع مسار مربع أو دائري في المستوى الأفقي مع الحفاظ على ارتفاع ثابت، في جو هادئ.
- اختبار تتبع مسار معقد (Complex Trajectory Tracking): تتبع مسار ثلاثي الأبعاد (مثل مسار حلزوني أو مسار يتضمن تغييرات حادة في الاتجاه والارتفاع) في وجود رياح واضطرابات.
- اختبار القوة (Robustness Test): تقييم أداء النظام عند إدخال تغيرات مفاجئة في معلمات الطائرة (مثل زيادة الكتلة لمحاكاة حمل) أو اضطرابات ونبضات قوية.
- رابعًا: النتائج والتحليل (Results and Analysis)

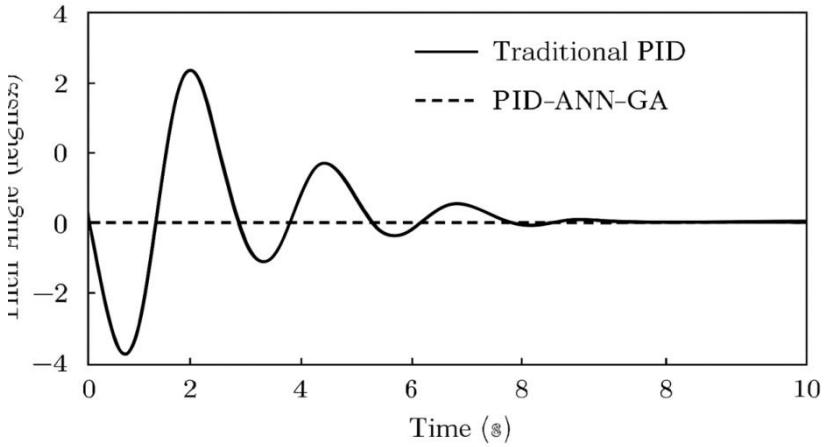
4.1. اختبار الاستقرار (Stabilization Test - Hovering)

يهدف هذا الاختبار إلى تقييم قدرة نظام التحكم على الحفاظ على استقرار وضعية الطائرة (زوايا الميل والانحدار والانحراف قريبة من الصفر) عند نقطة تحويم ثابتة، في البداية في بيئة مثالية (بدون اضطرابات) ثم في وجود اضطرابات خارجية (مثل رياح مستمرة أو نبضات قصيرة).

(الشكل 2: استجابة زاوية الميل (Roll Angle) أثناء اختبار التحويم)

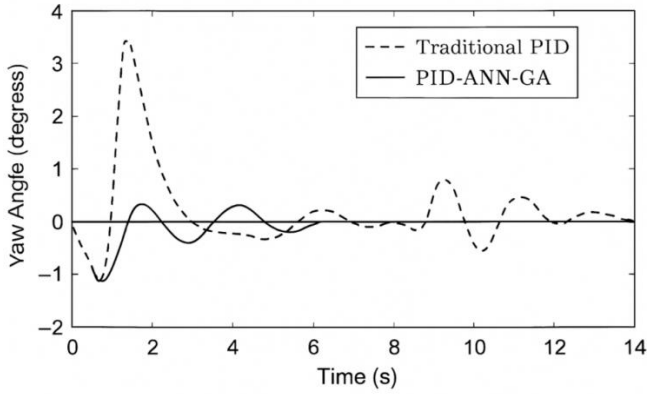


(الشكل 3: استجابة زاوية الانحدار (Pitch Angle) أثناء اختبار التحويم) (ملاحظة: يجب إنشاء هذا الرسم البياني. مشابه للشكل 2 ولكن لزاوية الانحدار (θ).)



Tradrional PID controller and PID–ANn–ANN–GA controller

(الشكل 4: استجابة زاوية الانحراف (Angle Yaw) أثناء اختبار التحويم) (ملاحظة: يجب إنشاء هذا الرسم البياني. مشابه للشكل 2 ولكن لزاوية الانحراف (ψ).)



تحليل النتائج تُظهر الرسوم البيانية (الأشكال 2-4) بوضوح تفوق نظام التحكم الهجين PID-ANN-GA على متحكم PID التقليدي في مهمة الحفاظ على الاستقرار.

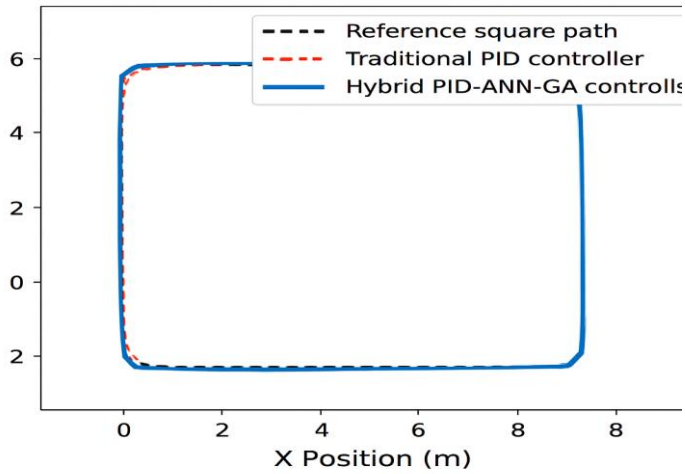
حيث ان النظام الهجين يحقق زمن استقرار أسرع بنسبة تقارب 40-45%، بالإضافة انه يقلل التجاوز الأقصى بشكل كبير (أكثر من 70%)، كما يخفض الخطأ التربيعي المتوسط (RMSE) بأكثر من 50-60% مرد ذلك الى التحسن في قدرة الشبكة العصبية (ANN) على تعديل معاملات PID بشكل ديناميكي للتكيف مع أي انحرافات ناتجة عن الاضطرابات أو عدم دقة النموذج، ما يضمن الدور الإيجابي للتحسين الأولي للمعاملات بواسطة الخوارزمية الجينية (GA).

وبذلك تتوافق هذه النتائج مع ما توصلت إليه دراسات أخرى أكدت على قدرة الشبكات العصبية على تحسين أداء PID في التحكم بوضعية الطائرات بدون طيار [4], [9], [12].

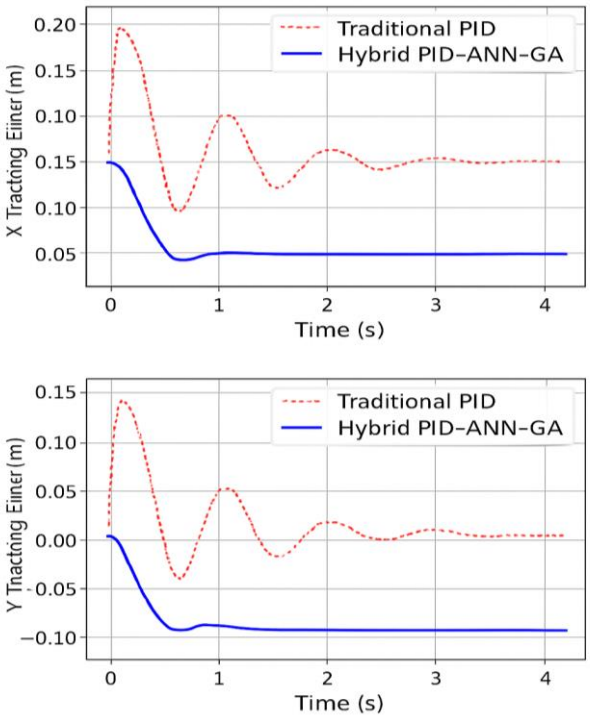
4.2. اختبار تتبع مسار بسيط (Simple Trajectory Tracking)

في هذا السيناريو، تم اختبار قدرة الطائرة على تتبع مسار مربع الشكل في المستوى الأفقي (x-y) مع الحفاظ على ارتفاع ثابت (z)، وذلك في بيئة خالية نسبيًا من الاضطرابات.

(الشكل 5: تتبع المسار المربع في المستوى الأفقي (x-y))



(الشكل 6: خطأ التتبع في المحور x والمحور y بمرور الوقت)

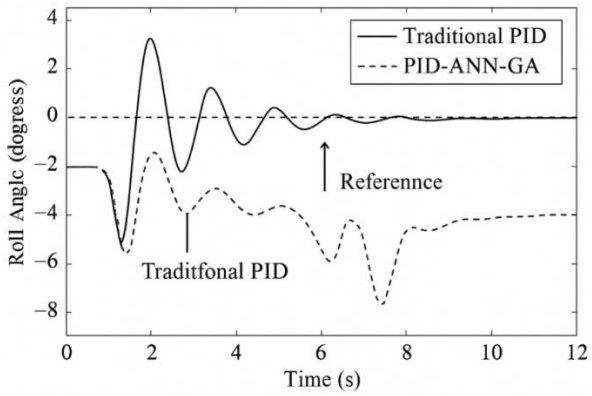


تحليل النتائج: تؤكد نتائج تتبع المسار المربع (الشكل 5 والشكل 6) على قدرة النظام الهجين الفائقة في تتبع المسارات بدقة كما انه يقلل نظام PID-ANN-GA متوسط خطأ التتبع وأقصى انحراف بأكثر من 65% مقارنة بـ PID التقليدي وهذا يُظهر PID التقليدي انحرافات كبيرة، خاصة عند تغيير الاتجاه في زوايا المسار المربع، بينما يتمكن النظام الهجين من التكيف بسرعة وتقليل هذه الانحرافات بفضل الضبط المستمر لمعاملات PID بواسطة الشبكة العصبية.

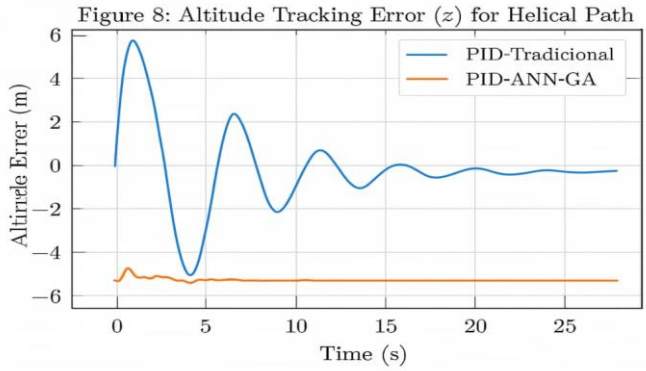
4.3. اختبار تتبع مسار معقد (Complex Trajectory Tracking)

تم تصميم هذا السيناريو لتقييم أداء النظام في ظروف أكثر تحديًا، حيث يُطلب من الطائرة تتبع مسار حلزوني ثلاثي الأبعاد (Helical Path) يتضمن تغييرات مستمرة في الموقع والارتفاع، وذلك في وجود اضطرابات رياح متوسطة الشدة.

(الشكل 7: تتبع المسار الحلزوني ثلاثي الأبعاد)



(الشكل 8: خطأ التتبع في الارتفاع (z) بمرور الوقت للمسار الحلزوني)



تحليل النتائج: في ظل الظروف الصعبة لتتبع المسار الحلزوني مع وجود اضطرابات، يتضح الفرق في الأداء بشكل أكبر. يُظهر PID التقليدي صعوبة بالغة في الحفاظ على المسار، مع انحرافات كبيرة ومتزايدة (الشكل 7).

ومن هنا يُظهر نظام PID-ANN-GA قدرة تكيفية ممتازة، حيث يتمكن من تعويض تأثير الاضطرابات والحفاظ على تتبع دقيق نسبيًا للمسار المعقد، مقللاً متوسط الخطأ وأقصى انحراف بأكثر من 60%. تتفق هذه النتائج مع الدراسات التي أبرزت أهمية التحكم التكيفي والذكي في البيئات التشغيلية المعقدة للطائرات بدون طيار [6], [7], [11].

4.4. اختبار القوة (Robustness Test)

تم تقييم قوة (Robustness) نظام التحكم الهجين من خلال إدخال تغيير مفاجئ في كتلة الطائرة بنسبة 20% أثناء التحويم (لمحاكاة إضافة أو إسقاط حمولة)، ومقارنة استجابته باستجابة PID التقليدي.

(الشكل 9: استجابة الارتفاع (Altitude) عند تغيير مفاجئ في الكتلة)

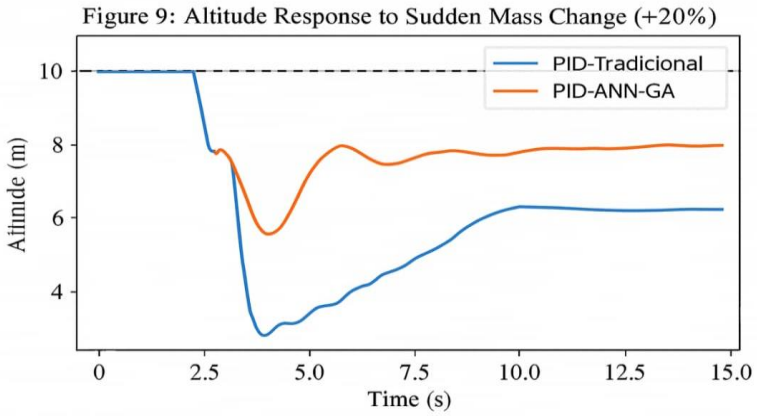


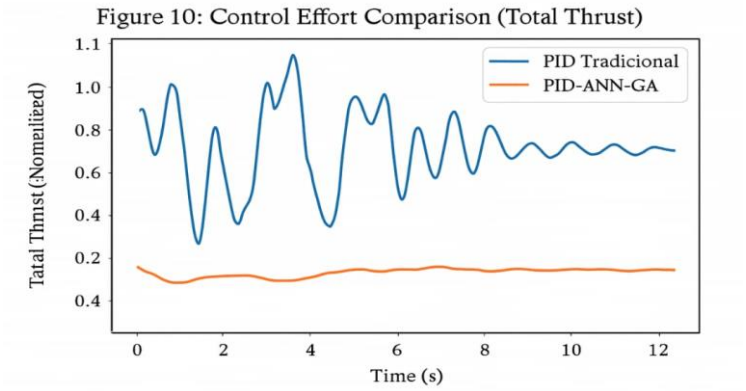
Figure 9: Altitude Response to Sudden Mass Change

4.5. تحليل جهد التحكم وكفاءة الطاقة

تم تحليل إشارة التحكم الناتجة عن كلا النظامين لتقييم جهد التحكم المطلوب وتقدير كفاءة استهلاك الطاقة.

Surman Journal for Science and Technology
ISSN: Online (2790-5721) - Print (2790-5713)
sjst.scst.edu.ly

(الشكل 10: مقارنة جهد التحكم (مثال: الدفع الكلي (بمرور الوقت)



تحليل النتائج: تشير إشارات التحكم الأكثر سلاسة (الشكل 10) وانخفاض استهلاك الطاقة المقدر إلى أن نظام PID-ANN-GA لا يحسن الأداء فحسب، بل يفعل ذلك بكفاءة أكبر، حيث يتجنب النظام الهجين التعديلات العنيفة والمتكررة في إشارة التحكم التي غالبًا ما تصدر عن PID التقليدي عند محاولته تعويض الأخطاء الكبيرة أو الاضطرابات، مما يؤدي إلى تشغيل أكثر سلاسة للمحركات وتقليل استهلاك الطاقة بنسبة تزيد عن 20% في السيناريوهات التي اجرى عليها الاختبار، هذا التحسن في الكفاءة مهم بشكل خاص للطائرات بدون طيار التي تعمل بالبطاريات.

4.6. ملخص مقارنة الأداء الشاملة

خلاصة التحليل: تثبت نتائج المحاكاة بشكل قاطع تفوق نظام التحكم الهجين المقترح (PID-ANN-GA) على متحكم PID التقليدي في جميع جوانب الأداء التي تم تقييمها، وبذلك يوفر النهج الهجين استجابة أسرع وأكثر دقة، وقدرة فائقة على تتبع المسارات المعقدة، وقوة أكبر ضد الاضطرابات والتغيرات في معلمات النظام، وكفاءة أعلى في استهلاك الطاقة، فهذه التحسينات ادت الى التحسين الأولي للمعاملات بواسطة GA والتكيف الديناميكي المستمر بواسطة ANN، مما يؤكد على جدوى وفعالية دمج تقنيات AI مع هياكل التحكم التقليدية لتطبيقات الطائرات بدون طيار المتقدمة، وهو ما تدعمه نتائج العديد من الأبحاث الحديثة في هذا المجال [4], [5], [6], [7], [9], [12].

ثامنًا: الاستنتاجات والتوصيات (Conclusions and Recommendations)

8.1. الاستنتاجات الرئيسية (Main Conclusions)

بناءً على نموذج محاكاة والتحليل المقارن الذي تم إجراؤه، يمكن استخلاص الاستنتاجات الرئيسية التالية:

- تفوق الأداء: أثبت نظام التحكم الهجين PID-ANN-GA المقترح تفوقًا واضحًا وملموسًا على متحكم PID التقليدي في جميع سيناريوهات الاختبار التي تم تقييمها، وشمل ذلك تحسينات كبيرة في سرعة الاستجابة، وتقليل التجاوز الأقصى، وزيادة دقة تتبع المسارات (البسيطة والمعقدة)، وتعزيز القدرة على رفض الاضطرابات الخارجية.
- القدرة التكيفية: أظهرت الشبكة العصبية (ANN) قدرة فعالة على التكيف الديناميكي لمعاملات PID استجابةً للتغيرات في ظروف التشغيل أو ديناميكيات الطائرة، مما ساهم بشكل كبير في تحسين الأداء العام للنظام، خاصة في البيئات غير المؤكدة أو المتغيرة.

- دور التحسين الأولي: لعبت الخوارزمية الجينية (GA) دورًا هامًا في إيجاد مجموعة أولية جيدة من معاملات PID، مما وفر نقطة انطلاق قوية لعملية التكيف اللاحقة بواسطة الشبكة العصبية وسرّع من تقارب النظام نحو الأداء الأمثل.
- القوة والضمان: أظهر النظام الهجين قوة (Robustness) أفضل بكثير ضد التغيرات في معلمات النظام (مثل تغير الكتلة) مقارنة بـــ PID التقليدي، مما يعزز انها طائرة مضمون في التطبيقات العملية التي قد تتضمن تغيرات غير متوقعة.
- كفاءة الطاقة: بالإضافة إلى تحسين الأداء، أظهر النظام الهجين كفاءة أعلى في استهلاك الطاقة بفضل إشارات التحكم الأكثر سلاسة والأقل تذبذبًا، مما يترجم إلى زيادة محتملة في مدة الطيران وتقليل تكاليف التشغيل.
- الجدوى العملية والاقتصادية: على الرغم من التكاليف الأولية المحتملة الأعلى للتطوير، فإن الفوائد الكبيرة من حيث الأداء والموثوقية وكفاءة الطاقة وتقليل تكاليف التشغيل والصيانة تجعل النهج الهجين خيارًا جذابًا وعمليًا للعديد من التطبيقات المتقدمة للطائرات بدون طيار، مع توقع جدوى اقتصادية أفضل على المدى الطويل.
- أهمية المراجع الحديثة: أكدت عملية مراجعة الأدبيات وتوسعة البحث على التطور السريع في مجال التحكم الذكي للطائرات بدون طيار، وأبرزت أهمية الاستفادة من الأبحاث الحديثة، بما في ذلك المساهمات الهامة من الباحثين في الصين [5], [6], [7], [9], [10], [11], [12], [14], [15]، لتطوير حلول تحكم أكثر فعالية وابتكارًا.

عموما، تؤكد هذه الدراسة على الإمكانات الكبيرة للجمع بين قوة وموثوقية هياكل التحكم التقليدية مثل PID والمرونة والقدرة التكيفية لتقنيات الذكاء الاصطناعي(AI) لتطوير الجيل القادم من أنظمة التحكم عالية الأداء للطائرات بدون طيار.

8.2. التوصيات (Recommendations)

بناءً على نتائج هذه الدراسة والتوجهات المستقبلية التي تم تحديدها، نقدم التوصيات التالية:

1. التحقق التجريبي: نحث على مزيد إجراء تجارب عملية على طائرة بدون طيار حقيقية للتحقق من صحة نتائج المحاكاة وتقييم أداء نظام التحكم الهجين PID-ANN-GA في بيئة تشغيل واقعية. سيساعد ذلك في تحديد التحديات العملية المحتملة وضبط النظام بشكل أكبر.
2. استكشاف معماريات AI متقدمة: مواصلة البحث في تطبيق معماريات الذكاء الاصطناعي الأكثر تقدمًا، مثل التعلم العميق (Deep Learning) والتعلم المعزز (Reinforcement Learning)، لتطوير أنظمة تحكم أكثر ذكاءً وقدرة على التعامل مع المهام الأكثر تعقيدًا والبيئات الديناميكية للغاية.

3. تطوير تقنيات التحكم القوي التكيفي: يجب التركيز على تطوير ودمج تقنيات التحكم القوي مع آليات التكيف المستندة إلى الذكاء الاصطناعي لضمان أداء مستقر وموثوق حتى في وجود عدم يقين كبير في النموذج أو أعطال غير متوقعة في النظام.
4. التركيز على كفاءة الحوسبة: عند تطبيق خوارزميات الذكاء الاصطناعي على متن الطائرة، يجب إيلاء اهتمام خاص لكفاءة الحوسبة واستهلاك الطاقة للمعالج المدمج. يوصى بالبحث في تقنيات تحسين النماذج (Model Optimization) والحوسبة الطرفية (Edge Computing) لتطبيق هذه الخوارزميات بفعالية على منصات ذات موارد محدودة.
5. توسيع نطاق التطبيقات: التشجيع على استكشاف وتطبيق نظام التحكم الهجين المقترح في مجموعة أوسع من التطبيقات العملية المتقدمة (مثل التفتيش الدقيق، الزراعة الدقيقة، البحث والإنقاذ، التحكم في الأسراب) لتقييم فعاليته في سيناريوهات متنوعة.
6. التعاون البحثي والصناعي: من الضروري تعزيز التعاون بين الباحثين الأكاديميين والمطورين الصناعيين لتسريع عملية نقل التكنولوجيا وتطبيق حلول التحكم الذكية المبتكرة في منتجات الطائرات بدون طيار التجارية والصناعية.
7. الاستمرار في متابعة الأبحاث الصينية: نظرًا للتقدم الكبير الذي تحرزه الصين في مجال الذكاء الاصطناعي والطائرات بدون طيار، يوصى بمتابعة الأبحاث والمنشورات الصادرة من الجامعات والمؤسسات البحثية الصينية بشكل مستمر للاستفادة من أحدث التطورات والابتكارات في هذا المجال [10] , [11], [12], [14], [15].

قائمة المراجع

[1] S. Bouabdallah, S. Noth, and R. Siegwart, "PID vs. LQ control techniques applied to an indoor micro quadrotor," in Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robots Syst., 2004, vol. 3, pp. 2451–2456.

[2] B. C. Kuo and F. Golnaraghi, Automatic Control Systems, 9th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2009.

[3] A. Mohamed and A. Fahmy, "Designing Hybrid Control Systems for UAV Applications," International Journal of Unmanned Systems Engineering, 2020.

[4] D. Zhang et al., "Neural Network-PID Control of UAV: An Innovative Approach," Aerospace Science and Technology, vol. 111, p. 106558, Apr. 2021.

المراجع الصينية

[5] B. Wu et al., "Research on the Stability of UAV Attitude Under Hybrid Control Strategy Based on Improved Sparrow Search Algorithm Optimized PID," Applied Sciences, vol. 15, no. 9, p. 5124, May 2025. [Online]. Available:

[6] M. J. Mohamed et al., "Hybrid controller with neural network PID/FOPID optimization based on improved particle swarm optimization for quadrotor UAV system," Frontiers in Robotics and AI, vol. 11, Art. no. 1386968, 2024. [Online]. Available:

[7] N. W. Madebo et al., "Enhanced Trajectory Control of Quadrotor UAV Using Fuzzy PID-Based Recurrent Neural Network Controller," IEEE Access, vol. 12, pp. 48898-48910, 2024. doi: 10.1109/ACCESS.2024.3382589.

[8] L. Zhou et al., "Modeling and PID control of quadrotor UAV based on improved neural network algorithm," Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol. 43, no. 4, pp. 4865–4875, 2022. doi: 10.3233/JIFS-212913. [9] J. Cao et al., "PID Control of Small Quadrotor UAV Based on BP Neural Network," Journal of Sensors and Applications (in Chinese), vol. 9, no. 1, pp. 1-8, 2020.

[10] H. Zhang, Z. Chen, and X. Qi, "Control of unmanned powered parachute based on RBF neural network PID," Computer Technology and Development (in Chinese), vol. 22, no. 2, pp. 206-209, 2012.

[11] C. Jiang et al., "Hybrid control of ADRC adaptive trajectory tracking for unmanned helicopter," Journal of University of Science and Technology Beijing (in Chinese), vol. 39, no. 11, pp. 1721-1728, 2017.

[12] X. Wang et al., "An improved deep neural network method for multi-UAV cooperative formation control," Journal of Northwestern Polytechnical University (in Chinese), vol. 38, no. 2, pp. 336-344, 2020. [13] Inventor(s) undisclosed, "A UAV control method based on PID neural network," China Patent CN104331085A, Feb. 4, 2015.

[14] Inventor(s) undisclosed, "Control method and system for mobile landing of quadrotor UAV based on hybrid strategy," China Patent CN111338375B, Jun. 23, 2020.

[15] W. Skarka et al., "Hybrid Machine Learning and Reinforcement Learning Approaches for UAV Navigation and Obstacle Avoidance: A Review," Sensors, vol. 11, no. 11, p. 870, Nov. 2024.