

Received	2025/05/25	تم استلام الورقة العلمية في
Accepted	2025/06/23	تم قبول الورقة العلمية في
Published	2025/06/25	تم نشر الورقة العلمية في

التحكم في أنظمة الطائرات بدون طيار باستخدام الخوارزميات الهجين بين PID والذكاء الاصطناعي

د. جمال عبد الرحمن الطيف الصغير

كلية صرمان للعلوم والتقنية. قسم الهندسة الكهربائية – صرمان - ليبيا
Jamal-esghaer@scst.edu.ly

الملخص:

تهدف هذه الدراسة إلى تصميم وتقييم نظام تحكم ذكي للطائرات بدون طيار (UAV) يجمع بين وحدة التحكم التقليدية PID وتقنيات الذكاء الاصطناعي، تحديداً الشبكات العصبية والخوارزميات الجينية. تبرز أهمية هذا النظام الهجين في قدرته المعززة على تحسين أداء واستقرار أنظمة الطيران في ظروف التشغيل المعقدة والمتغيرة، مما يجعله أكثر فعالية في التعامل مع الاضطرابات والضوضاء مقارنة بالأنظمة التقليدية. وقد أظهر تطوير نموذج محاكاة باستخدام بيئة MATLAB/Simulink نتائج واعدة، حيث تم رصد تحسن ملحوظ في مؤشرات الأداء، بما في ذلك الاستقرار الزمني، انخفاض نسبة الخطأ، وزيادة دقة تتبع مسارات الطيران.

ومع ذلك، فإن قابلية تطبيق هذا النظام الهجين في سيناريوهات حقيقية وحساسة تتطلب معالجة دقيقة لعدة تحديات عملية، أبرزها التكلفة الحسابية المرتفعة التي قد تفرضها مكونات الذكاء الاصطناعي، وضرورة ضمان الاستجابة في الوقت الحقيقي للحفاظ على أداء الطائرة، بالإضافة إلى قابلية التطبيق على الطائرات بدون طيار ذات الموارد المحدودة من حيث الطاقة والمعالجة. حيث أن هذه العوامل تُعدّ حاسمة لتقييم مدى فعالية النظام وجدواه في البيئات التشغيلية الفعلية.

بناءً على النتائج الإيجابية في المحاكاة، توصي الدراسة باعتماد هذه المنهجية في الأنظمة التشغيلية المستقبلية للطائرات بدون طيار، مع التأكيد على ضرورة البحث والتطوير المستمرين للتغلب على التحديات العملية المذكورة لضمان نشرها بنجاح في البيئات الأمنية المراقبة بالذكاء الاصطناعي.

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

Hybrid Control of Unmanned Aerial Vehicles Using PID and Artificial Intelligence Algorithms

Dr. Jamal Abd Rhman Eltaef Esghaer

Department of Electrical Engineering, Surman College of Science and
Technology - Libya

Jamal-esghaer@scst.edu.ly

Abstract

This study aims to design and evaluate an intelligent control system for unmanned aerial vehicles (UAVs) that combines a traditional PID controller with artificial intelligence techniques, specifically neural networks and genetic algorithms.

The importance of this hybrid system lies in its enhanced ability to improve the performance and stability of flight systems under complex and changing operating conditions. This makes it more effective in dealing with turbulence and noise compared to traditional systems.

The development of a simulation model using the MATLAB/Simulink environment has shown promising results, with significant improvements in performance indicators, including temporal stability, reduced error rate, and increased accuracy in tracking flight paths. However, the applicability of this hybrid system in realistic and sensitive scenarios requires careful consideration of several practical challenges. Prominent among these challenges are the high computational cost that AI components may impose, the need to ensure real-time response to maintain aircraft performance, and its applicability to UAVs with limited resources (in terms of power and processing).

These factors are crucial for assessing the effectiveness and feasibility of the system in real-world operational environments. Based on the positive simulation results, the study recommends adopting this methodology in future drone operational systems, emphasizing the need for continuous research and development to overcome the aforementioned practical challenges to ensure their successful deployment in AI-monitored security environments.

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

1. المقدمة:

شهدت تكنولوجيا الطائرات بدون طيار (Unmanned Aerial Vehicles - UAV)، تطوراً هائلاً خلال العقود القليلة الماضية، محولةً إياها من مجرد أدوات استطلاع عسكرية متخصصة إلى منصات متعددة الاستخدامات ذات تأثير واسع النطاق في القطاعات المدنية والتجارية والعلمية [1].

إن متحكم التناسب والتكامل والتفاضل (Proportional-Integral-Derivative - PID) يعتبر من أفضل الخيارات وأكثرها استخداماً في العديد من تطبيقات التحكم الصناعي، بما في ذلك المراحل الأولى من تطوير التحكم في الطائرات بدون طيار، وذلك بفضل بساطة هيكله، سهولة فهم مبادئه، وقدرته على تحقيق أداء عالٍ في ظروف تشغيل محددة ومستقرة نسبياً، [2].

ويُتيح دمج هذه التقنيات الحديثة مع هياكل التحكم التقليدية، مثل PID، إنشاء أنظمة تحكم هجينة (Hybrid Control Systems) تجمع بين مزايا كلا النهجين: البساطة والموثوقية المتأصلة في PID، وقدرات التعلم والتكيف للذكاء الاصطناعي [3]، [4].

لقد أصبحت الطائرات بدون طيار اليوم أدوات لا غنى عنها في تطبيقات متنوعة كمثل المراقبة الأمنية وحماية الحدود، الرصد البيئي ورسم الخرائط ثلاثية الأبعاد، عمليات البحث والإنقاذ، التفيتش على البنى التحتية (خطوط الطاقة، الجسور، خطوط الأنابيب)، الزراعة الدقيقة (Precision Agriculture)، التصوير الجوي والسينمائي، وصولاً إلى تطبيقات ناشئة مثل توصيل الطرود والخدمات اللوجستية في المناطق الحضرية والناائية [5]

وهذا الانتشار المتسارع إلى النظم 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].

الأمر الذي يجعل مهامها معقدة، كمثل تتبع المسارات الدقيقة في بيئات ثلاثية الأبعاد، والحفاظ على الاستقرار أثناء المناورات الحادة، والتشغيل الآمن بالقرب من العوائق أو

في أسراب (Swarms)، يتطلب أنظمة تحكم قوية (Robust) قدرة على التكيف (Adaptive)، وذات استجابة سريعة ودقيقة [7].

لذا فهو يعتمد على المتحكم PID بشكل كبير في عملية الضبط الدقيق للمعاملات الثلاثة (Kp, Ki, Kd)، وهذا ما يجعله ذا 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 كثيراً ما يتطلب ضبط معاملات عملية وتجريبية مطولة (Trial-and-Error) أو خوارزميات معقدة [8]. كما أنها تتيح دمج هذه التقنيات الحديثة مع هياكل التحكم التقليدية، الذي نحن بصده وهو PID، في إنشاء أنظمة تحكم هجينة (Hybrid Control Systems) تجمع بين مزايا كلا النهجين: بسهولة وثقة بين PID، وقدرات التعلم والتكيف للذكاء الاصطناعي [9].

وقد لا تضمن القيم المثلى التي يتم الحصول عليها في ظروف معينة استمرار الأداء بشكل جيد خصوصاً عند تغير هذه الظروف أو وجود اضطرابات غير متوقعة وهذا القصور يؤدي إلى مشاكل مثل بطيء الاستجابة، والتجاوزات الكثيرة (Overshoot)، والتذبذبات المستمرة (Oscillations)، بالإضافة إلى عدم الاستقرار في مواجهة التحديات الديناميكية الحقيقية.

ومن أجل معالجة هذه الإشكالية، برزت الحاجة إلى تطوير استراتيجيات تحكم أكثر ذكاءً ومرونة، حيث يبرز الخيار الأفضل وهو الذكاء الاصطناعي (Artificial Intelligence - AI)، بفروعه المختلفة مثل الشبكات العصبية الاصطناعية (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 حلولاً للأنظمة المعقدة، المتعلقة بالبيانات والتكيف مع التغيرات، ولتحسين الأداء بشكل مستمر.

2. الأهداف البحثية:

1. تصميم نظام تحكم هجين يجمع بين متحكم PID التقليدي وتقنيات الذكاء الاصطناعي (الشبكات العصبية والخوارزميات الجينية) لتحسين أداء واستقرار الطائرات بدون طيار (UAV).
 2. تطوير نموذج محاكاة شامل للطائرة بدون طيار باستخدام بيئة MATLAB/Simulink، بهدف تقييم أداء النظام الهجين في سيناريوهات متنوعة تحاكي ظروف التشغيل الواقعية.
 3. مقارنة أداء النظام الهجين (PID-ANN-GA) مع متحكم PID التقليدي من حيث الاستجابة، الدقة، المقاومة للاضطرابات، واستهلاك الطاقة.
 4. تحليل التحديات العملية، خاصة المتعلقة بالتكلفة الحسابية، والتنفيذ في الزمن الحقيقي، وقابلية التطبيق على موارد الطائرات المحدودة.
- ### 3. الدراسات السابقة :

إن التحكم الدقيق والموثوق للطائرات بدون طيار (UAVs) عامل أساسي في توسيع نطاق تطبيقاتها وتحقيق إمكاناتها الكاملة بأداء فعال ودقيق، حيث شهد البحث في هذا المجال تطوراً ملحوظاً، بدءاً من تطبيق تقنيات التحكم التقليدية وصولاً إلى دمج أساليب الذكاء الاصطناعي المتقدمة.

يهدف هذا الفصل إلى تقديم مراجعة شاملة للدراسات السابقة ذات الصلة، مع التركيز على تطور أنظمة التحكم من متحكمات PID، بالإضافة إلى أنه سيسلط الضوء على المساهمات البحثية الحديثة، لا سيما تلك القادمة من الصين، لتحديد الفجوة البحثية التي تسعى هذه الدراسة لمعالجتها.

3.1 التحكم التقليدي باستخدام PID وتحدياته في تطبيقات الطائرات بدون طيار:

يعتمد تحقيق الهدف بشكل كبير على الضبط الدقيق لمعاملاته التناسبية (K_p)، التكاملية (K_i)، والتفاضلية (K_d)، باستخدام الية التطبيق المباشر على الطائرات بدون طيار، وخاصة الطائرات متعددة المرواح، الأمر الذي يشكل مواجهة تحديات كبيرة نظراً لطبيعتها الديناميكية المعقدة [1]، حيث يُعد متحكم PID خياراً أساسياً وواسع الانتشار في العديد من أنظمة التحكم بفضل بساطته وفعالته المثبتة في الأنظمة الخطية أو اللاخطية [2].

تشمل هذه التحديات ما يلي:

- **اللاخطية (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):** تتمثل في 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):** تشمل تأثيرات الرياح، المطبات الهوائية، والضوضاء في قراءات المستشعرات.
- وبالمقارنة بين PID وتقنية التحكم التربيعي الخطي (LQR)، يتبين أن PID يمكن أن يوفر تحكماً جيداً في الاستقرار، ولكنه قد يواجه صعوبة عند تتبع المسارات المعقدة أو في وجود اضطرابات شديدة. تزداد الحاجة إلى طرق ضبط متقدمة حيث أن الطرق التقليدية لضبط PID مثل (Ziegler–Nichols) تتطلب تعديلات يدوية مكثفة لتحقيق الأداء الأمثل في ظل ظروف محددة، مما يحد من قدرة النظام على التكيف مع التغيرات.

3.2 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 ما يلي:
- **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، حيث تُظهر دراسات حديثة، بما في ذلك أبحاث من الصين، فعالية استخدام الشبكات العصبية، مثل شبكات [10] RBF وشبكات [9] BP، لتحسين

أداء PID أو حتى استبداله جزئيًا في التحكم بوضعية الطائرة أو تتبع المسار [4]، [7]، [12].

على سبيل المثال، استخدم Cao وآخرون [9] شبكة BP لتدريب وضبط معاملات PID للتحكم في كوادكوبتر صغيرة، محققين نتائج أفضل من PID التقليدي. بالإضافة إلى ذلك، تم استكشاف هياكل الشبكات العصبية المتكررة (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. وقد أظهرت متحكمات PID-Fuzzy التي تم تطويرها تحسنًا في الأداء مقارنةً بـ PID التقليدي، خاصة فيما يتعلق بالتعامل مع اللاخطية والاضطرابات [7].

• **الخوارزميات التطورية (Evolutionary Algorithms):** تُستخدم الخوارزميات الحينية (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 الحلول الواسع للعثور على مجموعة القيم المثلى (K_p , K_i , K_d) التي تحقق أفضل أداء وفقًا لدالة لياقة محددة (مثل تقليل خطأ التتبع أو زمن الاستقرار). وتجدر الإشارة إلى دراسة Wu وآخرين [5] حول استخدام خوارزمية بحث العصفور المحسنة (Improved Sparrow Search Algorithm) لتحسين PID، مما أدى إلى تحسين استقرار ووضعية الطائرة.

• **التعلم المعزز (Reinforcement Learning – RL):** يُعتبر التعلم المعزز نهجًا واعدًا حيث يُمكن للمتحكم (Agent) التفاعل المباشر مع البيئة (الطائرة ونظامها) عبر تلقي مكافآت أو عقوبات بناءً على أداؤه. يمكن استخدام RL لضبط معاملات PID أو حتى لتصميم سياسات تحكم كاملة من البداية إلى النهاية في تطبيق المهام المعقدة التي يصعب ضبطها بدقة بالطرق التقليدية [13].

3.3 أنظمة التحكم الهجينة: دمج PID والذكاء الاصطناعي:

تُعتبر أنظمة التحكم الهجينة حلاً فعالاً يهدف إلى الجمع بين أفضل ما في النهجين، معتمدة على قدرات الذكاء الاصطناعي لتعزيز أداء وقدرة تكيف متحكم PID الأساسي. تُظهر هياكل التحكم الهجين في تطبيقات الطائرات بدون طيار عدة أشكال:

- **PID ذاتي الضبط بواسطة الذكاء الاصطناعي (AI-Tuned PID):** هذا هو النهج المتبع في هذه الدراسة. يُستخدم خوارزمية تطورية (مثل GA أو PSO) لتحسين معاملات PID الأولية بشكل غير متصل بالإنترنت [6], [5] (Offline)، مما يوفر نقطة بداية قوية. ثم تُستخدم شبكة عصبية [4], [7], [9], [10], [12] أو منطق ضبابي [7] لضبط هذه المعاملات بشكل تكيفي ومتصل بالإنترنت (Online) أثناء التشغيل، للتكيف مع التغيرات والاضطرابات. كما طورت دراسة محمد وآخرين [6] هياكل تحكم هجينة تجمع بين PID و PID الكسري (Fractional-Order PID) والشبكات العصبية المحسنة بواسطة PSO.
- **التحكم التبادلي (Switching Control):** يتم التبديل بين أنماط تحكم مختلفة (مثل PID و AI) بناءً على ظروف التشغيل.
- **التحكم التكميلي (Complementary Control):** حيث يعمل نظام AI كمعوض أو محسن لأداء متحكم PID الأساسي.
- **التحكم الهرمي (Hierarchical Control):** تتولى مستويات مختلفة من التحكم مهام محددة، حيث يمكن للذكاء الاصطناعي أن يتخذ قرارات استراتيجية بينما يتولى PID مهام التحكم على المستوى الأدنى. وفي هذا السياق، أشارت دراسة صينية أخرى [14] إلى استراتيجية هجينة للتحكم في هبوط الطائرة على منصة متحركة، مما قد يُشكل هيكلاً هرمياً.

لقد أظهرت الدراسات التي تُقيم هذه الأنظمة الهجينة، بما في ذلك تلك التي تستخدم الشبكات العصبية لضبط [4], [7], [9], [12] PID، تحسناً في مؤشرات الأداء. وقد شمل ذلك تقليل زمن الاستقرار، وتقليل الخطأ التربيعي المتوسط (RMSE)، وتحسين دقة تتبع المسار، وزيادة القوة (Robustness) ضد الاضطرابات مقارنةً بـ PID التقليدي، على سبيل المثال، أظهرت دراسة تشانغ وآخرين [4] أن نهج NN-PID حقق

تحكمًا أفضل في طائرة بدون طيار، كما أكدت دراسة مادييو وآخرين [7] على الفعالية الإيجابية لاستخدام شبكة عصبية متكررة قائمة على المنطق الضبابي لضبط PID (Fuzzy PID-Based Recurrent Neural Network) في تحسين تتبع مساره.

3.4 الفجوة البحثية والمساهمة المقترحة:

على الرغم من التقدم الكبير في تطوير أنظمة التحكم الهجينة للطائرات بدون طيار، لا تزال هناك فجوات بحثية وفرص للتحسين تستدعي المزيد من البحث. تتضمن أبرز هذه الجوانب ما يلي:

- **التقييم الشامل والمقارنة:** بينما تقارن العديد من الدراسات الأنظمة الهجينة المقترحة مع متحكم PID التقليدي، 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 بدقة أكبر.

- **التحسين المتكامل Online و Offline** تركز معظم الدراسات إما على

التحسين غير المتصل (بالإنترنت) (Offline Optimization) مثل استخدام GA لضبط أولي أو التكيف المتصل بالإنترنت (Online Adaptation) مثل استخدام ANN للضبط المستمر، حيث لا تزال الحاجة قائمة لاستكشاف أعمق لكيفية دمج هذين النهجين بشكل متناسق لتحقيق أقصى استفادة من كليهما، وهو ما تسعى هذه الدراسة لتحقيقه من خلال الجمع بين GA للتحسين الأولي و ANN للتكيف المستمر.

- **التركيز على المراجع الصينية:** على الرغم من الدور المتزايد للصين في أبحاث الطائرات بدون طيار والذكاء الاصطناعي [9]، [10]، [11]، [12]، فغالبًا ما تكون هذه المساهمات أقل تمثيلًا في المراجعات الدولية ومن خلال الدوريات المحكمة ولذلك تهدف هذه الدراسة إلى دمج نتائج وأساليب الأبحاث الصينية مع نظيراتها الدولية بشكل أكبر.

- **التحقق التجريبي والتحديات العملية:** لا تزال العديد من الدراسات، بما في ذلك هذه الدراسة الأولية، تعتمد بشكل كبير على المحاكاة. من الضروري التأكيد على أهمية التحقق من صحة هذه الأنظمة الهجينة من خلال تجارب عملية على منصات طائرات بدون طيار حقيقية. وهذا يتطلب معالجة دقيقة للتحديات الواقعية للتنفيذ، مثل

قيود الزمن الحقيقي (Real-time constraints) التي تفرضها سرعة استجابة النظام، والتعقيد الحسابي للخوارزميات الذكية الذي يؤثر على موارد المعالجة المتاحة، بالإضافة إلى تحديات التكامل الفعال بين البرمجيات والعتاد (Hardware-in-the-loop) الخاص بالطائرات بدون طيار محدودة الموارد. إن التغلب على هذه التحديات يُعد محوريًا لتبني هذه الأنظمة الهجينة بنجاح في التطبيقات الميدانية الديناميكية والحساسة. 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 بـ PID التقليدي، ودمج رؤى من الأدبيات الحديثة بما في ذلك الأبحاث الصينية ذات الصلة.

4. المنهجية:

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

4.1 نموذج طائرة رياضية بدون طيار:

لتقييم أداء نظام التحكم بشكل واقعي من خلال المحاكاة، تم تطوير نموذج رياضي ديناميكي للطائرة 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:

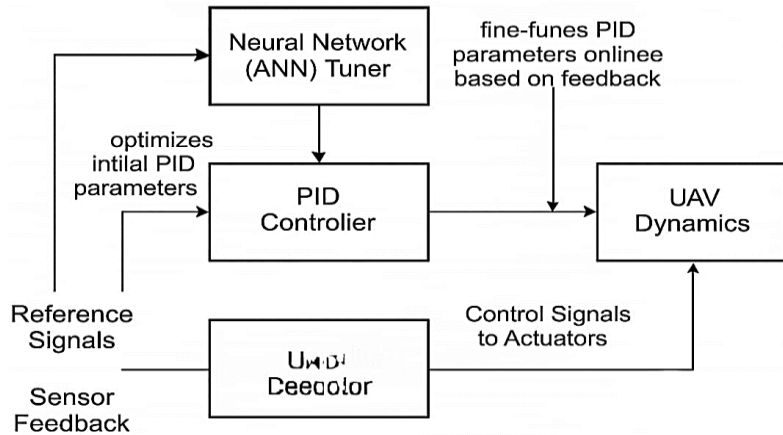
- الإطار الأرضي (Earth Frame – E)
- إطار جسم الطائرة (Body Frame – B)

يتم وصف وضعية الطائرة (Attitude) باستخدام زوايا أولير: زاوية الميل (ϕ - Roll)، زاوية الانحدار (θ - Pitch)، وزاوية الانحراف (ψ - Yaw). حيث k_Q و k_T هما معاملتا الدفع والعزم للمروحة بناءً على مجموع وموازنة الدفع والعزم من المراوح الأربعة وتوزيعها الهندسي [8].

4.2 تصميم نظام التحكم الهجين (PID-ANN-GA):

يهدف نظام التحكم الهجين المقترح إلى تحقيق تحكم دقيق وقوي في وضعية الطائرة (Attitude Control - الميل والانحدار والانحراف) وتتبع المسار (Position/Trajectory Control)، يتكون النظام من ثلاث حلقات تحكم رئيسية (1) (φ, θ, ψ) وحلقة تحكم للموقع (x, y, z) ، حيث يتم دمج PID و ANN و GA في كل حلقة كما هو موضح في المخطط الكلي).

- **متحكم PID الأساسي:** يشكل متحكم PID نواة حلقة التحكم لكل من الوضعية والموقع. يتم حساب إشارة التحكم (u_{PID}) بناءً على الخطأ (e) بين القيمة المرجعية (r) والقيمة المقاسة (y) كما مبين في (الشكل رقم 1) :



الشكل 1: مخطط كلي لنظام التحكم الهجين PID-ANN-GA
(المصدر تصميم الباحث)

- **التحسين الأولي للمعاملات باستخدام الخوارزمية الجينية (GA):** قبل بدء عملية التحكم Online، يتم استخدام خوارزمية جينية (GA) للبحث عن مجموعة شبه مثلى من المعاملات الأولية (Kp_0, Ki_0, Kd_0) لكل حلقة تحكم لهدف توفير نقطة بداية جيدة لعملية التكيف بواسطة ANN وتقليل وقت التقارب، تم تنفيذ GA بالتفاصيل التالية:

- **التمثيل (Encoding):** يتم تمثيل كل فرد (حل محتمل) في مجتمع GA بـ كروموسوم يحتوي على القيم الحقيقية للمعاملات الثلاثة (K_p , K_i , K_d) ضمن نطاقات محددة مسبقاً.
- **دالة اللياقة (Fitness Function):** تم اختيار دالة لياقة تهدف إلى تقليل مؤشر 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، عبر عوامل التشغيل الجيني:
- **الانتقاء (Selection):** استخدام 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 (K_p , K_i , K_d) التي تم العثور عليها بعد انتهاء عملية التحسين.
- **الضبط التكيفي للمعاملات باستخدام الشبكة العصبية (ANN):** عند تشغيل الطائفة (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 السينية (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 (ΔK_p , ΔK_i , ΔK_d) التي تضاف إلى المعاملات الأولية (K_p0 , K_i0 , K_d0) 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.

4.3 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).

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:

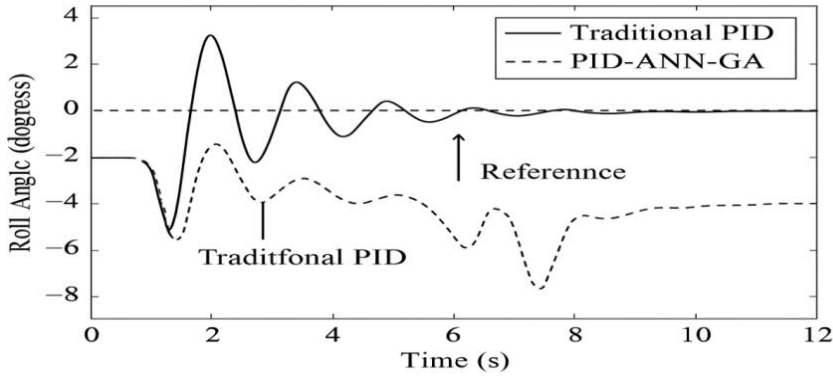
الرياح: تم وضع نموذج كعملية عشوائية (مثل نموذج Von Karman أو Dryden) أو كدالة جيبية متغيرة الشدة والاتجاه تضاف إلى سرعة الطائرة النسبية للهواء. **ضوضاء المستشعرات:** تم إضافة ضوضاء بيضاء (White Noise) ذات تباين محدد إلى قراءات المستشعرات المحاكاة (مثل IMU و GPS). **المحاكاة الزمنية:** تم إجراء المحاكاة باستخدام خوارزمية حل ذات خطوة متغيرة (مثل ode45) لضمان الدقة، مع تحديد زمن محاكاة كافٍ لتقييم استجابة النظام واستقراره. **4.4 سيناريوهات الاختبار ومؤشرات الأداء:**

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

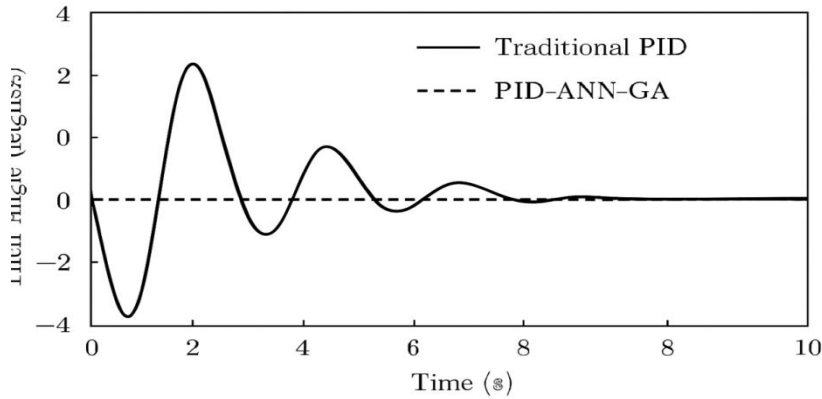
- **اختبار الاستقرار (Stabilization Test):** الحفاظ على وضعية الطائرة (Hovering) عند نقطة ثابتة في وجود وعدم وجود اضطرابات.
- **اختبار تتبع مسار بسيط (Simple Trajectory Tracking):** تتبع مسار مربع أو دائري في المستوى الأفقي مع الحفاظ على ارتفاع ثابت، في جو هادئ.
- **اختبار تتبع مسار معقد (Complex Trajectory 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 تغييرات مفاجئة في معلمات الطائرة (مثل زيادة الكتلة لمحاكاة حمل) أو اضطرابات ونبضات قوية.

4.5 النتائج والتحليل :

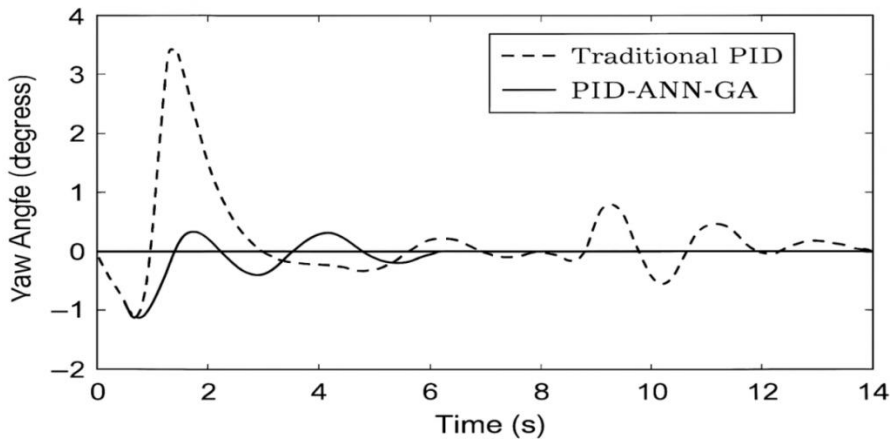
– **اختبار الاستقرار (Stabilization Test - Hovering):** يهدف هذا الاختبار إلى تقييم قدرة نظام التحكم على الحفاظ على استقرار وضعية الطائرة (زوايا الميل والانحدار والانحراف قريبة من الصفر) عند نقطة تحويم ثابتة، في البداية في بيئة مثالية (بدون اضطرابات) ثم في وجود اضطرابات خارجية (مثل رياح مستمرة أو نبضات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



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



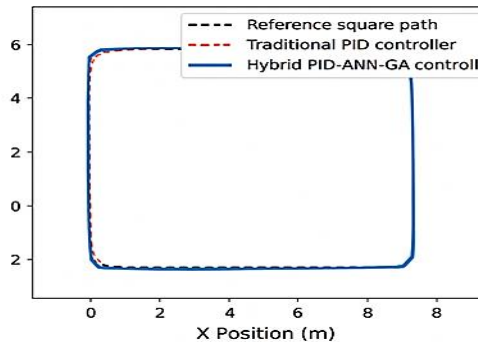
الشكل 3: استجابة زاوية الانحدار (Pitch Angle) أثناء اختبار التحويل



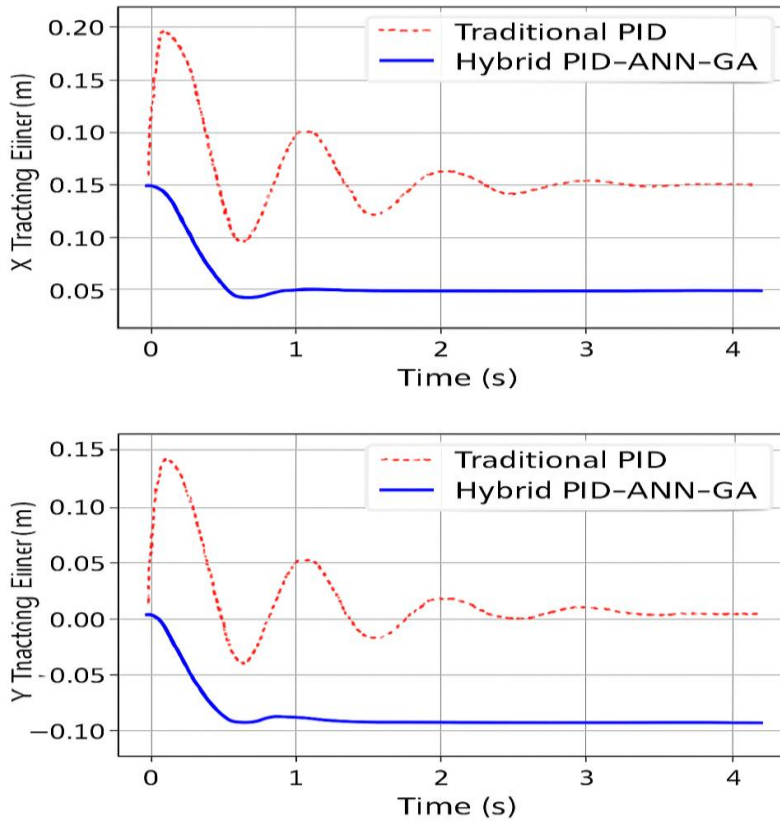
الشكل 4: استجابة زاوية الانحراف (Angle Yaw) أثناء اختبار التحويل

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].

4.6 اختبار تتبع مسار بسيط: 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 نسبياً من الاضطرابات كما في (الشكل رقم 5) سيُظهر المسار المرجعي المربع، والمسار الفعلي الذي تتبعه الطائرة باستخدام PID التقليدي، والمسار الفعلي باستخدام PID-ANN-GA. يُتوقع أن يكون مسار PID-ANN-GA أقرب بكثير للمسار المرجعي، مع انحرافات أقل عند الزوايا. اما (الشكل 6) يُظهر منحنى خطأ التتبع (المسار المرجعي - المسار الفعلي) للمحور x والمحور y بمرور الوقت لكلا نظامي التحكم. يُتوقع أن يكون خطأ التتبع لـ PID-ANN-GA أقل بكثير ويتقارب للصفر بشكل أسرع.



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



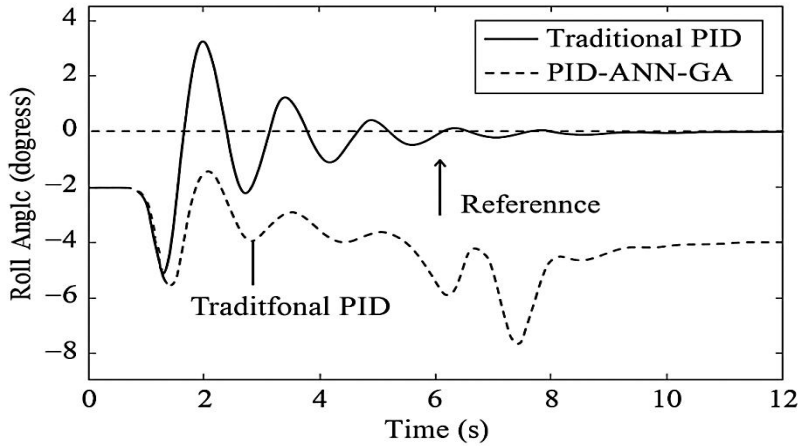
الشكل 6: خطأ التتبع في المحور X والمحور Y بمرور الوقت

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.

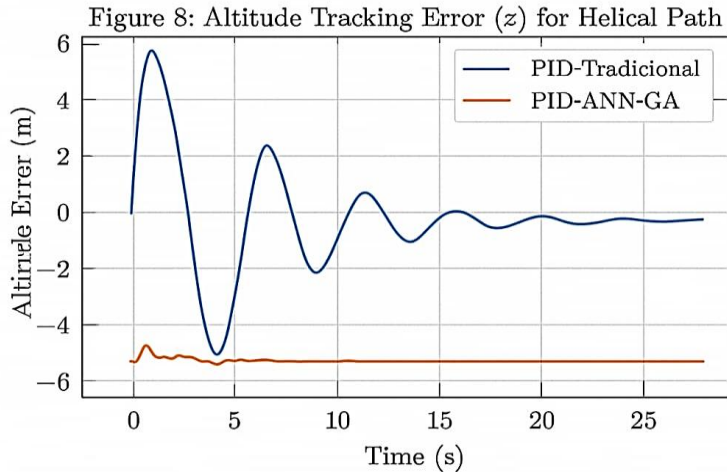
4.7 اختبار تتبع مسار معقد:

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، وهذا موضح في (الشكل 7) الذي يُظهر تتبع المسار المرجعي الحلزوني، والمسار الفعلي للطائرة

باستخدام PID التقليدي، والمسار الفعلي باستخدام PID-ANN-GA. ي حيث توقع أن يُظهر PID التقليدي انحرافات كبيرة ومتزايدة عن المسار المرجعي بسبب الاضطرابات والتعقيد، بينما يحافظ PID-ANN-GA في (الشكل 8) على خطأ التتبع في الارتفاع (Z) بمرور الوقت للمسار الحلزوني لتحديد مؤشرات الأداء في تتبع المسار الحلزوني مع وجود اضطرابات.



الشكل 7: تتبع المسار الحلزوني ثلاثي الأبعاد



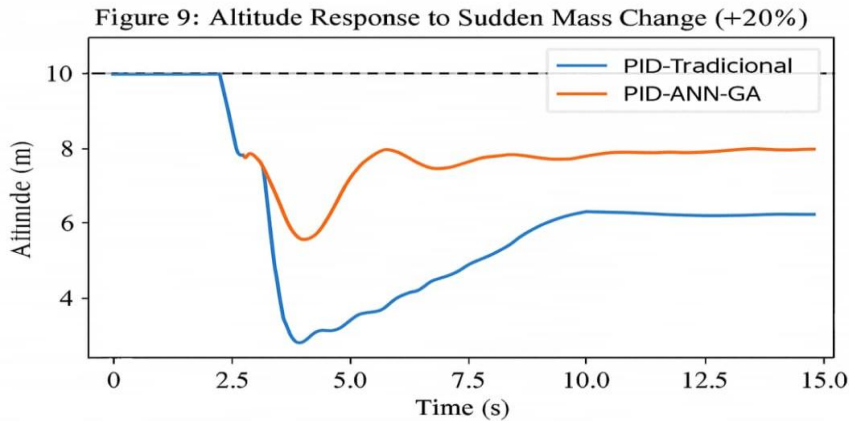
الشكل 8: خطأ التتبع في الارتفاع (Z) بمرور الوقت للمسار الحلزوني

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 وهذا يتضح في (الشكل 7).

ومن هنا يُظهر نظام PID-ANN-GA قدرة تكيفية ممتازة، حيث يتمكن من تعويض تأثير الاضطرابات والحفاظ على تتبع دقيق نسبياً 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].

4.8 اختبار القوة:

تم تقييم قوة (Robustness) نظام التحكم الهجين من خلال إدخال تغيير مفاجئ في كتلة الطائرة بنسبة 20% أثناء التحويم (محاكاة إضافة أو إسقاط حمولة)، ومقارنة استجابته باستجابة PID التقليدي كما هو موضح في (الشكل رقم 9).



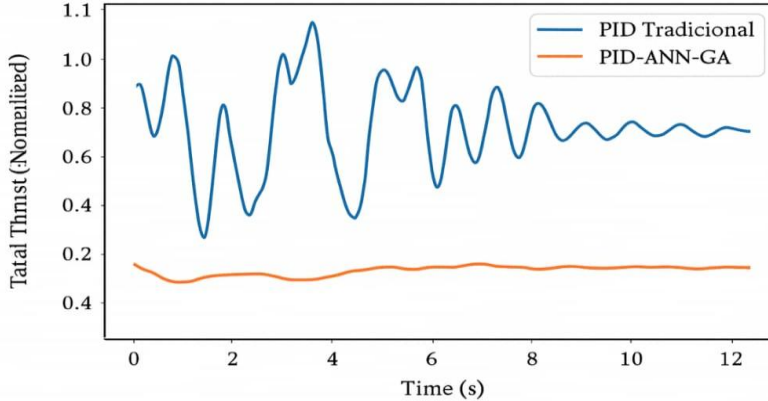
الشكل 9: استجابة الارتفاع (Altitude) عند تغيير مفاجئ في الكتلة

تحليل النتائج: يوضح الشكل 9 (الاستجابة لتغير الكتلة) أن نظام PID-ANN-GA يتمتع بقوة أفضل بكثير ضد التغيرات في معاملات النظام، في حين يتأثر PID التقليدي بشكل كبير ويحتاج وقتاً طويلاً للعودة إلى نقطة التشغيل المطلوبة، فإن الشبكة العصبية في النظام الهجين تتعرف بسرعة على التغير في ديناميكيات النظام وتعديل معاملات PID لتعويض هذا التغير، مما يحافظ على استقرار الطائرة ويقلل الانحراف بشكل كبير وهذه الخاصية حيوية للتطبيقات التي تتضمن تغييرات في الحمولة.

4.9 تحليل جهد التحكم وكفاءة الطاقة:

تم تحليل إشارة التحكم الناتجة عن كلا النظامين لتقييم جهد التحكم المطلوب وتقدير كفاءة استهلاك الطاقة وهذا ما يظهر في (الشكل رقم 10).

Figure 10: Control Effort Comparison (Total Thrust)



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 أجرى عليها الاختبار، هذا التحسن في الكفاءة مهم بشكل خاص للطائرات بدون طيار التي تعمل بالبطاريات.

4.10 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 أدت إلى 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].

5. الخلاصة:

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

أثبت نظام التحكم الهجين PID-ANN-GA: استنتاجات وتوصيات، حيث أظهر نظام التحكم الهجين PID-ANN-GA تفوقاً ملحوظاً في الأداء على متحكم PID التقليدي في الطائرات بدون طيار، وذلك بتحسينات في سرعة الاستجابة، دقة تتبع المسارات، والمتانة ضد التغيرات. يعود هذا الأداء المتميز إلى قدرة الشبكة العصبية (ANN) على التكيف الديناميكي لمعاملات PID، ودور الخوارزمية الجينية (GA) في التحسين الأولي لهذه المعاملات. كما حقق النظام كفاءة أعلى في استهلاك الطاقة، مما يعزز جدواه العملية والاقتصادية على المدى الطويل.

وهذا الأمر يضمننا أمام تحديات مهمة عند الانتقال من بيئة المحاكاة إلى التطبيقات الواقعية، خاصة فيما يتعلق بقيود الزمن الحقيقي، التعقيد الحسابي لموارد المعالجة المحدودة، وتحديات التكامل مع العتاد الفعلي.

6. التوصيات:

- بناءً على نتائج هذه الدراسة والتوجهات المستقبلية، نوصي بما يلي:
1. التحقق التجريبي: إجراء مزيد من التجارب العملية على طائرات بدون طيار حقيقية لتقييم أداء نظام التحكم الهجين PID-ANN-GA في بيئة واقعية.
 2. استكشاف معماريات الذكاء الاصطناعي المتقدمة: مواصلة البحث في تطبيق التعلم العميق والتعلم المعزز لتطوير أنظمة تحكم أكثر ذكاءً.
 3. تطوير تقنيات التحكم القوي التكيفي: التركيز على دمج التحكم القوي مع آليات التكيف بالذكاء الاصطناعي لضمان الأداء المستقر والموثوق.
 4. التركيز على كفاءة الحوسبة: إيلاء اهتمام خاص لكفاءة الحوسبة واستهلاك الطاقة عند تطبيق خوارزميات الذكاء الاصطناعي على متن الطائرة.
 5. توسيع نطاق التطبيقات: استكشاف وتطبيق النظام المقترح في مجموعة أوسع من التطبيقات العملية المتقدمة للطائرات بدون طيار.
 6. التعاون البحثي والصناعي: تعزيز التعاون بين الأكاديميين والصناعيين لتسريع نقل التكنولوجيا وتطبيق الحلول المبتكرة.

7. متابعة الأبحاث الصينية: الاستمرار في متابعة الأبحاث والمنشورات الصادرة من الصين للاستفادة من أحدث التطورات في هذا المجال.

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. (pages not available)
- [4] D. Zhang et al., "Neural Network-PID Control of UAV: An Innovative Approach," *Aerospace Science and Technology*, vol. 111, p. 106558, Apr. 2021.
- [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: [Link if 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: [Link if 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] Alrayes, Mohamed, and Zayed Khalifa. "Performance Study of ETX Metric in Flight Ad-Hoc Networks." *Libyan Journal of Informatics* 1, no. 02, pp. 49-66, 2024.