

النمذجة والمحاكاة باستخدام تقنيات الذكاء الصناعي لتحليل أداء أنظمة الطاقة المتجددة الهجينة المستقلة

د. فادي علي*

د. صفاء الأحمد**

م. أماني سليمان***

(تاريخ الإيداع ٢٠٢٦/١/١١ . قبل للنشر في ٢٠٢٦/٣/١١)
□ ملخص □

تم في هذه البحث تحليل أداء نظام طاقة متجدد هجين مستقل يجمع بين الطاقة الريحية والطاقة الشمسية الكهروضوئية باستخدام تقنيات الذكاء الصناعي من أجل تحسين أدائه، فالأنظمة الهجينة تمثل حلاً مثالياً لتلبية احتياجات الطاقة في المناطق النائية أو غير المتصلة بالشبكة.

قمنا بنمذجة مكونات النظام المختلفة بما في ذلك توربينات الرياح، الألواح الشمسية، مبدلات DC-DC Converter وبطاريات تخزين الطاقة باستخدام صناديق Simscape في بيئة MATLAB/Simulink، كما تم إدخال بيانات متغيرة للإشعاع الشمسي، وسرعة الرياح لمحاكاة ظروف التشغيل الواقعية، حيث تم استخدام الشبكات العصبونية (ANN) لتقدير قيمة دورة التشغيل (Duty Cycle) لمبدلات DC-DC بهدف تحسين الأداء، مع تحليل تأثير هذه القيمة على النظام ومقارنة النتائج مع الطريقة التقليدية Incremental Conductance (InCond) دون تعديل بنية النظام. أظهرت النتائج، أنّ استخدام الشبكات العصبونية في تقدير قيمة Duty Cycle يسهم في رفع كفاءة النظام الهجين، مؤكداً فعاليته كأداة لتحليل الأداء وتحسينه. حيث أنها توفر استجابة أسرع وأكثر استقراراً لمنحنيات الاستطاعة مقارنة بطريقة InCond التقليدية، مع تقليل التذبذب (Ripple) وزيادة المردود الفعلي للنظام. كما بينت النتائج أن الشبكات العصبونية الصناعية تتكيف بشكل أفضل مع التغيرات المفاجئة في الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح، مما يعزز كفاءة النظام في المناطق النائية والبعيدة عن الشبكة ويضمن استقرار توليد الطاقة على المدى الطويل.

تؤكد هذه النتائج، أن دمج تقنيات الذكاء الصناعي مع الطرق التقليدية لملاحقة نقطة الاستطاعة العظمى يعزز من الأداء الكلي للنظام الهجين المستقل، ويوفر حلاً فعالاً لتطبيقات الطاقة المستدامة في المناطق النائية أو البعيدة عن الشبكة.

الكلمات المفتاحية: الطاقة الكهروضوئية - طاقة الرياح - نظام الطاقة الهجين - الذكاء الصناعي.

*أستاذ مساعد في كلية الهندسة التقنية، جامعة طرطوس، طرطوس - سوريا.

**أستاذ مساعد في كلية الهندسة التقنية، جامعة طرطوس، طرطوس - سوريا.

***طالبة دراسات عليا ماجستير في كلية الهندسة التقنية، جامعة طرطوس، طرطوس - سوريا.

Modeling and Simulation Using Artificial Intelligence Techniques to Analyze the Performance of Independent Hybrid Renewable Energy Systems

Dr. Fadi Ali*
Dr. Safaa Alahmad**
Eng. Amany Suleman***

(Received 11/1/2026 . Accepted 11/3/2026)

□ ABSTRACT □

This research analyzes the performance of an independent hybrid renewable energy system combining wind and solar photovoltaic power using artificial intelligence techniques to optimize its performance. Hybrid systems represent an ideal solution for meeting energy needs in remote or off-grid areas.

We modeled the various system components, including wind turbines, solar panels, DC-DC converters, and energy storage batteries, using Simscape boxes in the MATLAB/Simulink environment. We also incorporated variable data for solar irradiance and wind speed to simulate realistic operating conditions. Neural networks (ANNs) were used to estimate the duty cycle of the DC-DC converters to optimize performance. The impact of this value on the system was then analyzed, and the results were compared with the traditional Incremental Conductance (InCond) method without modifying the system architecture. The results showed that using neural networks to estimate the Duty Cycle value contributes to increasing the efficiency of the hybrid system, confirming its effectiveness as a tool for performance analysis and optimization. It provides a faster and more stable response to power curves compared to the traditional InCond method, while reducing ripple and increasing the system's actual efficiency. The results also indicated that artificial neural networks adapt better to sudden changes in solar irradiance and wind speed, enhancing system efficiency in remote and off-grid areas and ensuring long-term power generation stability.

These results confirm that integrating artificial intelligence techniques with traditional methods for maximizing power point (MPP) enhances the overall performance of the standalone hybrid system and provides an effective solution for sustainable energy applications in remote or off-grid areas.

Keywords: Photovoltaic energy – Wind energy – Hybrid power system – Artificial intelligence.

* Assistant Professor at Faculty of Technical Engineering, Tartous University, Syria.

**Assistant Professor at Faculty of Technical Engineering, Tartous University, Syria.

***Postgraduate Student, Faculty of Technical Engineering, Tartous University, Syria

1- المقدمة:

يشهد قطاع الطاقة العالمي في العقود الأخيرة تحولاً جذرياً نحو مصادر الطاقة المتجددة، نتيجةً لزيادة الطلب على الكهرباء وتفاقم الأزمات البيئية الناجمة عن استخدام الوقود الأحفوري، ومع ذلك، فإن الاعتماد على مصدر واحد من الطاقة المتجددة مثل الطاقة الشمسية أو طاقة الرياح يُعد غير مستقر بسبب تغير الظروف المناخية اليومية والموسمية، مما يؤدي إلى تذبذب إنتاج الطاقة (Gbadamosi,2025).

ولمواجهة هذه التحديات، برزت أنظمة الطاقة المتجددة الهجينة (Hybrid Renewable Energy System-HERS) كحل فعال، إذ تقوم بدمج أكثر من مصدر طاقي مثل النظام الشمسي والريحي لتأمين استمرارية الإمداد الكهربائي وتحسين الكفاءة التشغيلية. غير أن تحليل هذه الأنظمة والتحكم في أدائها يُعد عملية معقدة نظراً للتفاعلات الديناميكية بين مكوناتها، وتغير العوامل المناخية المؤثرة باستمرار (Gbadamosi,2025).

ومن هنا تبرز أهمية تقنيات الذكاء الصناعي (Artificial Intelligence)، التي أثبتت قدرتها العالية على التعامل مع البيانات غير الخطية والتنبؤ الدقيق بسلوك الأنظمة المعقدة. فقد شهدت السنوات الأخيرة اهتماماً متزايداً بتطبيق تقنيات الذكاء الصناعي في أنظمة الطاقة المتجددة الهجينة، وذلك بهدف تحسين الكفاءة التشغيلية والتنبؤ بأداء الأنظمة تحت ظروف بيئية متغيرة.

وقد تناولت العديد من الدراسات هذا الموضوع من جوانب مختلفة، منها:

قام الباحث Alireza Rezvani وآخرون، في جامعة آزاد الإسلامية، في إيران، عام (2019) بعرض نموذج ديناميكي لنظام هجين ذكي من الطاقة الكهروضوئية وتوربينات الرياح متصل بالشبكة. حيث تم تطوير محاكاة النظام الهجين باستخدام برنامج Matlab/Simulink. وتم إجراء عمليات محاكاة عددية للنظام الهجين الذي يحتوي على وحدات تحكم عصبونية ضبابية ذكية و RBFNSM وأجهزة تحكم MPPT التقليدية، في ظل ظروف مناخية مختلفة (Rezvani,2019).

أوضحت النتائج:

- أداء ديناميكي جيد في التتبع السريع والدقيق لأقصى إنتاج للطاقة لنظام الطاقة الهجين.
- تعد الطريقة المقترحة للطاقة الكهروضوئية أكثر سرعة ودقة في تتبع MPP من طرق P&O و FLC
- ويلاحظ أيضاً أن RBFNSM في توربينات الرياح يُظهر استجابة عابرة أفضل وأكثر كفاءة ومزيداً من الاستقرار في الظروف المختلفة.

ودرس الباحث M. Saranya وآخرون، في كلية أراسو، في الهند، في عام 2023 نظام شبكة صغير هجين حيث يكون مصدر الطاقة الأساسي عبارة عن مزيج من توربينات الرياح القائمة على PMSG و PV والبطارية الاحتياطية كمصدر طاقة ثانوي. تم استخدام محول التعزيز TQZS لتحسين الجهد الكهروضوئي، حيث يتم التتبع النشط للطاقة الكهروضوئية باستخدام تقنية MPPT المستندة إلى RBFNN المحسنة مع كفاءة تتبع تبلغ 98.6% وبالمثل، توفر وحدة التحكم PI المرتبطة بنظام توربينات الرياح القائم على PMSG تعويضاً أساسياً عن الأخطاء. يتم تخزين إمدادات التيار المباشر التي تم الحصول عليها من نظام HRES في البطارية في حالة توليد الطاقة الزائدة ومراقبتها باستخدام وحدة تحكم ANN. تم إجراء الفحص باستخدام برنامج MATLAB (Saranya,2023).

تكشف النتائج التي تم الحصول عليها:

✓ أن تفعيل محول التعزيز TQZS يساهم في تحقيق كفاءة بنسبة 92%، مع انخفاض THD بنسبة 2.33%، وكذلك تحسين قيمة كسب الجهد بنسبة 1:10، وهو أمر مرتفع نسبياً عند مقارنته بطوبولوجيا المحولات الأخرى.

✓ يوفر البحث المقترح تحسيناً نحو الإمداد المستمر لشبكات المرافق، والكفاءة العالية والإدارة الفعالة لتخزين الطاقة بدون انبعاثات.

في هذه الدراسة، طوّر الباحثون (Adel Ab-BelKhair, Javad Rahebi)، في جامعة Altinbas ، في تركيا، عام 2020، خوارزمية جديدة تعتمد على الشبكة العصبية العميقة (DNN) وتتبع أقصى نقطة طاقة (MPPT)، والتي تمت محاكاتها في بيئة MATLAB لأنظمة توليد الطاقة الكهروضوئية (PV) وطاقة الرياح، وقاموا أيضاً بتطوير وحدة تحكم DNN متقدمة تُحسّن جودة الطاقة وتُخفّض قيمة THD لدمج الشبكة الكهربائية الصغيرة في نظام طاقة الرياح/الخلايا الكهروضوئية الهجين. استخدموا أداة محاكاة MATLAB لتطوير النظام المقترح واختبار أدائه في ظروف تشغيل مختلفة. وتحليل نتائج المحاكاة بتطبيق معيار IEEE 1547. (Ab-BelKhair,2020).

ومن أهم النتائج التي تم التوصل إليها:

نجحت هذه الدراسة البحثية في نمذجة وإثبات خوارزمية لوحدة تحكم MPPT قائمة على الشبكة العصبية العميقة (DNN) لنظام طاقة الرياح ونظام الطاقة الكهروضوئية/طاقة الرياح الهجين المتصل بالشبكة. وأظهرت نتائج المحاكاة، تحسينات في جودة الطاقة عند دمج الشبكة الكهربائية المصغرة مع مصادر الطاقة المتجددة. مع ملاحظة قيم THD للنظام المقترح أقل من 5% وفقاً للمعيار (IEEE 1547). وهذا يثبت فعالية النظام المقترح؛ وبالتالي، يوصى به لأنظمة الطاقة الشمسية الكهروضوئية/طاقة الرياح الهجينة وأنظمة الطاقة المتجددة المتصلة بالشبكة.

وركّز الباحثون (Abdelhak Kechida, Djamel Gozim, et al.) في كلية الهندسة الكهربائية، في الجزائر، عام 2024، على تحسين كفاءة النظام الهجين الذي يعتمد على مصادر الطاقة المتجددة من خلال النمذجة والتحليل. يتألف النظام من نظام طاقة رياح، ونظام طاقة شمسية، ونظام بطاريات تخزين. ولتعزيز أداء هذا النظام الهجين، اعتمدوا بشكل كبير على الذكاء الصناعي، حيث استخدموا نظام FLC-MPPT لتنظيم مبدل التيار المستمر/المستمر في كل من أنظمة الطاقة الشمسية الكهروضوئية وأنظمة طاقة الرياح، بهدف تتبع نقطة الاستطاعة العظمى بدقة. كما اقترحوا استخدام وحدة تحكم قائمة على نظام ANFIS لتنظيم المبدل ثنائي الاتجاه لنظام التخزين (Kechida,2024).

تُظهر نتائج محاكاة هذه الدراسة:

- أن نظام FLC-MPPT يتفوق على نظام P&O في أنظمة الطاقة الشمسية الكهروضوئية وأنظمة طاقة الرياح من حيث الكفاءة واستقرار النظام وجودة الاستجابة.
- تُظهر وحدة تحكم ANFIS أداءً فائقاً مقارنةً بوحدة تحكم PI من حيث تثبيت الجهد على ناقل التيار المستمر وتخفيف تغيرات التيار على كل من ناقل التيار المستمر وتيار البطارية.
- يُظهر النظام المقترح أداءً فائقاً من حيث الفعالية والموثوقية في ترشيد استهلاك الطاقة في جميع الظروف.

2- أهمية البحث وأهدافه:

- تعاني أنظمة الطاقة المتجددة من عدم موثوقية مصادرها بسبب طبيعتها المتقطعة والاختلاف في شدتها بين الليل والنهار بموارد الرياح والطاقة الشمسية، لذلك تعتبر الأنظمة الهجينة أكثر كفاءة وموثوقية.
- إمكانية تحسين تشغيل النظام الهجين عن طريق تقنيات الذكاء الصناعي من خلال قدرتها على التنبؤ وتقدير كفاءة إنتاج طاقة الرياح والطاقة الشمسية وفقاً للظروف الجوية.
- يمكن أن يؤدي دمج استراتيجيات الشبكات العصبونية في النظام إلى تحسين أداء النظام واستقراره، وهنا تكمن أهمية البحث.

لذلك هدف البحث إلى:

نمذجة وتحليل أداء النظام الهجين من أجل تحسين أدائه باستخدام تقنيات الذكاء الصناعي، من خلال دراسة أداء الشبكة العصبونية ANN عند حدوث تغيرات (فجائية أو تدريجية) في بارامترات الدخل (شدة الإشعاع - سرعة رياح) على خرج النظام الهجين.

3- طرائق البحث ومواده:

اعتمد هذا البحث على تحليل سلوك النظام الهجين المستقل (الريحي - الشمسي) المدروس، باستخدام النمذجة الرياضية والمحاكاة الحاسوبية لتقييم الأداء وتحسينه.

- في البداية، تم وضع معادلات رياضية تصف أداء مكونات النظام الشمسي والريحي ووحدات التخزين.
- بعد ذلك، تم تنفيذ المحاكاة الحاسوبية في بيئة MATLAB/ Simulink(2020a) باستخدام صناديق Simscape لتطبيق هذه المعادلات.
- ثم نمذجة كل مصدر طاقة على حدى: النظام الشمسي والنظام الريحي، لتقييم أداء كل مكون بشكل مستقل تحت ظروف تشغيل متغيرة مثل شدة الإشعاع ودرجة الحرارة وسرعة الرياح، بعد ذلك تم دمج المصدرين مع وحدة تخزين البطارية عبر ناقل مستمر (DC bus) لتكوين النظام الهجين.
- ومن ثم تطبيق طريقتين لتحليل أداء النظام:
 - ✓ الطريقة التقليدية: تعتمد على خوارزمية تتبع نقطة الاستطاعة العظمى (InCond) لتشغيل المبدل، حيث يتم توليد D بشكل تقليدي لضمان استخراج أقصى استطاعة ممكنة من النظام.
 - ✓ الطريقة المعتمدة على الشبكات العصبونية الصناعية (ANN): حيث تم تدريب الشبكة على تقدير قيمة D لكل حالة تشغيل، وذلك بهدف تحسين الاستطاعة والكفاءة وموثوقية النظام تحت ظروف تشغيل متغيرة (جهد، تيار، شدة الإشعاع، درجة الحرارة، سرعة الرياح).
- في النهاية، تم تقييم أداء النظام ومقارنة النتائج بين الطريقتين باستخدام مؤشرات مثل الاستطاعة المستخرجة، الكفاءة الكلية، وزمن استقرار النظام، لتوضيح أثر استخدام الذكاء الصناعي في تحسين أداء النظام الهجين.

1-3- النمذجة والمحاكاة:

تم تحويل النظام إلى معادلات ونماذج قابلة للتطبيق في MATLAB/Simulink كما يلي:

1- نموذج النظام الشمسي (PV Model):

يتم تمثيل نموذج الخلية الشمسية باستخدام معادلة الخلية (معادلة الديود أحادي الطور):

$$I = I_{pv} - I_0 \left(\exp \left(\frac{V + IR_s}{AV_t} \right) - 1 \right) - \frac{V + IR_s}{R_p}$$

I_{pv} : تيار الخلية (يعتمد على الإشعاع ودرجة الحرارة).

I_0 : تيار الإشباع العكسي.

R_s, R_p : المقاومة التسلسلية والتفرعية.

n : معامل الانحياز .

$V_t = \frac{kT}{q}$: جهد التماس الحراري للمصفوفة.

إذا كانت المصفوفة مكونة من N_s خلية موصولة على التسلسل و N_p خلية موصولة على التفرع يصبح جهد وتيار المصفوفة كالتالي: $I_{array} = N_p * I_{cell}$ و $V_{array} = N_s * V_{cell}$ وبالتالي قدرة النظام: $P_{pv} = V_{array} * I_{array}$.
ثم تم تصميم نموذج للنظام الكهروضوئي يتألف من مصفوفة من الألواح الشمسية بقدرة 5MW ومبدل DC-DC من نوع Boost Converter لرفع الجهد وتنشيطه من خلال تطبيق طرق تحسين الأداء، بالإضافة إلى أجهزة قياس ومراقبة الجهد والتيار .

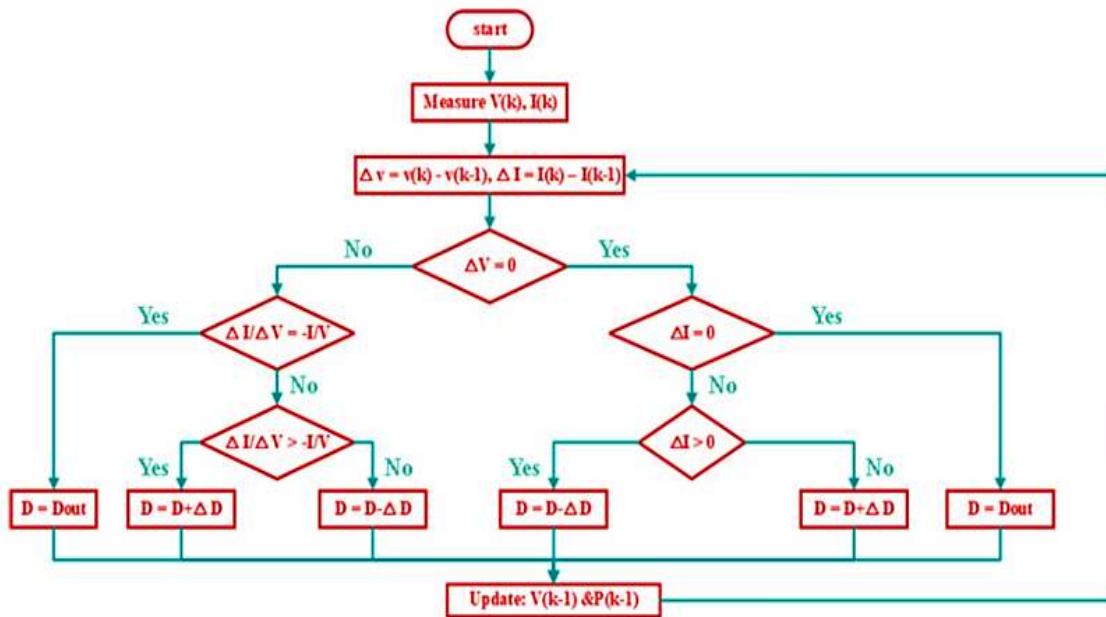
يوضح الجدول التالي المواصفات الكهربائية للوح الشمسي المستخدم (LR5-72HTH-575M) عند $1000W/m^2$ و $25^\circ C$.

الجدول(1): المواصفات الكهربائية للوح الشمسي المستخدم في الدراسة.

575 W	الاستطاعة الاسمية P_{max}
52.06 V	جهد الدارة المفتوحة V_{oc}
14.14 A	تيار الدارة القصيرة I_{sc}
43.91 V	الجهد عند نقطة الاستطاعة العظمى V_{mpp}
13.10 A	التيار عند نقطة الاستطاعة العظمى I_{mpp}
20	عدد الخلايا المتصلة على التسلسل N_s
435	عدد الخلايا المتصلة على التفرع N_p

استخدمت طريقتين لتحليل الأداء وتحسينه:

✓ الطريقة التقليدية: باستخدام خوارزمية Incremental Conductance (InCond) لحساب التغيرات في الجهد وتحقيق أقصى استطاعة. وتعمل وفق الخوارزمية الموضحة في الشكل(1).



الشكل (1): مبدأ عمل خوارزمية InCond (Ali,2020).

✓ الطريقة الحديثة: باستخدام الشبكات العصبونية الصناعية (ANN) Artificial (Neural Networks) حيث تم تدريب النموذج على بيانات الجهد والتيار والإشعاع الشمسي لتقدير دورة التشغيل (Duty Cycle). يوضح الشكل (2) مبدأ عمل خوارزمية ANN.

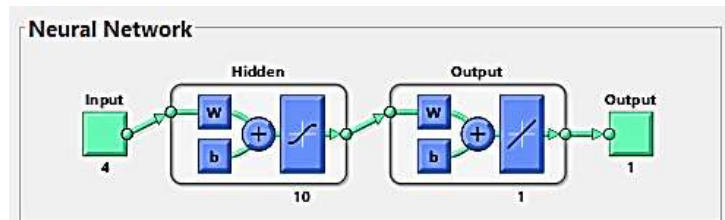


الشكل (2): مبدأ عمل خوارزمية ANN. (Abouzeid,2024)

في هذه الدراسة تتكون بنية ANN كمايلي:
للنظام الشمسي:

- طبقة دخل تحوي أربع مداخل (إشعاع، درجة حرارة، جهد، تيار).

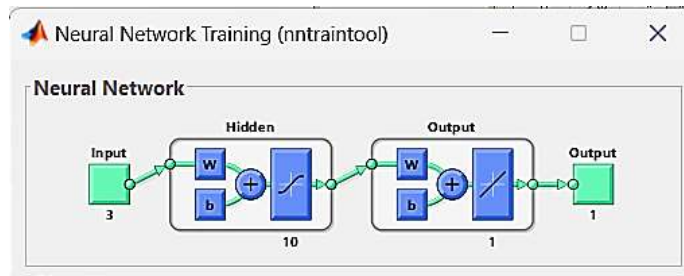
- طبقة مخفية واحدة تحوي 10 عصبونات.
- طبقة خرج واحدة وتملك عصبون وحيد يمثل خرجه نقطة التشغيل D.



الشكل(3): بنية ANN للنظام الشمسي.

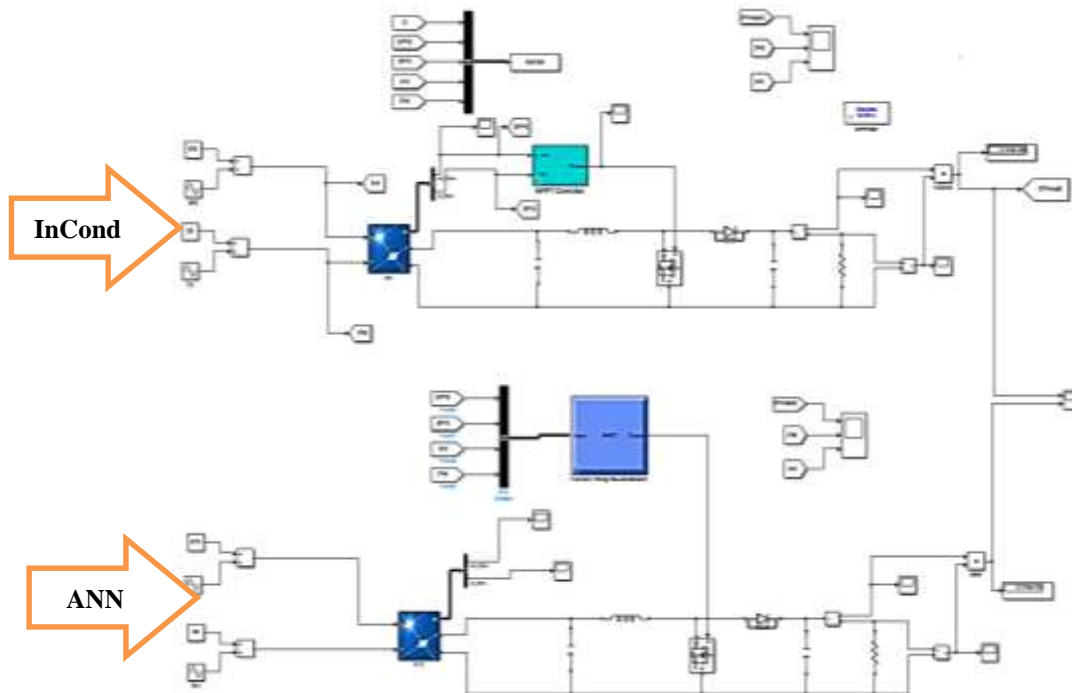
للنظام الريحي:

- طبقة دخل تحوي ثلاث مداخل (سرعة رياح، جهد، تيار).
- طبقة مخفية واحدة تحوي 10 عصبونات.
- طبقة خرج واحدة وتملك عصبون وحيد يمثل خرجه نقطة التشغيل D.



الشكل(4): بنية ANN للنظام الريحي.

يوضح الشكل(5) نموذج النظام الشمسي المنفذ من خلال برنامج Matlab مع طرق التحليل المستخدمة:



الشكل(5): نمذجة النظام الشمسي.

2- نموذج النظام الريحي Wind system:

تم حساب الاستطاعة المولدة من العنفة الريحية من العلاقة:

$$P_{wind} = \frac{1}{2} \rho A V^3 C_p(\gamma, \beta)$$

ρ : كثافة الهواء (1.225 kg/m^3).

$A = \pi R^2$: مساحة الدوار.

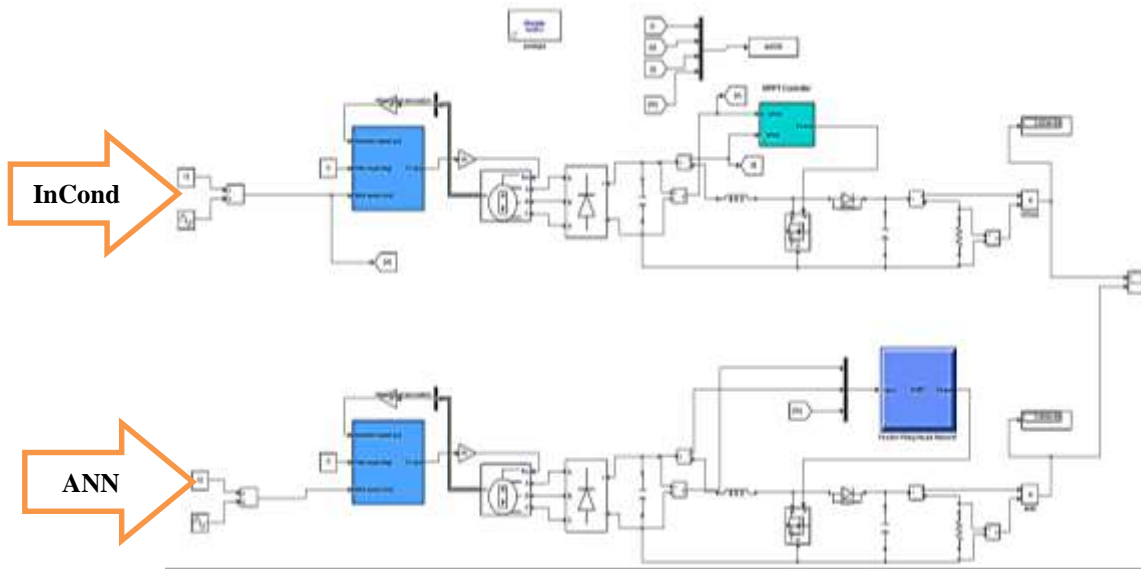
V : سرعة الرياح.

$C_p(\gamma, \beta)$: معامل القدرة (تعتمد على نسبة السرعة γ وزاوية الشفرات β).

تم تصميم نموذج يتكون من توربين ريحي باستطاعة 5MW متصل مباشرة إلى مولد كهربائي متزامن PMSG ومقوم يحول التيار المتناوب إلى تيار مستمر، ومبدل DC-DC من نوع Boost Converter لرفع الجهد وتثبيتته من خلال تطبيق طرق تحسين الأداء، بالإضافة إلى أجهزة قياس ومراقبة الجهد والتيار. يوضح الجدول التالي المواصفات الكهربائية للعنفة الريحية المستخدمة. الجدول(2): المواصفات الكهربائية للعنفة الريحية المستخدمة.

Rating	5 MW
Rotor Orientation Configuration	Upwind, 3 Blades
Control	Variable Speed, Collective Pitch
Drivetrain	High Speed, Multiple Stage Gearbox
Rotor Hub Diameter	126 m or 3 m
Hub Height 90 m	Hub Height 90 m
Cut-in Rated Cut-Out Wind Speed	3 m/s, 11.4 m/s, 25 m/s
Cut-in Rated Rotor Speed	6.9 rpm, 12.1 rpm
Rated Tip Speed	80 m/s
Overhang, Shaft Tilt, Precone	5 m, 5°, 2.5°
Rotor Mass	110,000 kg
Nacelle Mass	240,000 kg
Hub Mass	34,740 kg
Tower Mass	347,460 kg
Coordinate Location of Overall CM	(-0.2 m, 0.0 m, 64.0 m)

أيضاً هنا استخدمنا نفس الخوارزميات التي اعتمدها في النظام الشمسي لتحليل الأداء وتحسينه. يوضح الشكل(6) نموذج النظام الريحي المنفذ من خلال برنامج Matlab مع طرق التحليل المستخدمة:



الشكل(6): نمذجة النظام الريحي.

3- نموذج نظام التخزين:

في هذه الدراسة تم استخدام بنك بطاريات من نوع Ageneric LiFePo₄ 24V-200Ah، كنظام تخزين للطاقة، مع مبدل ثنائي الاتجاه (Bidirectional DC-DC Converter) للتحكم في عملية الشحن والتفريغ وتحديد اتجاه التدفق، حيث كل مفتاح يسمح بمرور التيار في كلا الاتجاهين عند التحكم الصحيح بدورة التشغيل (Duty Cycle)، حيث يتم التحكم بالتيار العكسي عن طريق PWM Controller، وبوابة NOT لضمان أن إشارة التحكم تكون عكسية للمفتاح الثاني لتنظيم الشحن والتفريغ بأمان، بالإضافة إلى الملف والمكثفات.

حيث يمكن توصيف سلوك البطارية من حيث حالة الشحن (SOC) وجهد البطارية (V_{bat}) أثناء الشحن والتفريغ، من خلال المعادلات التالية:

• حالة الشحن (SOC):

$$\frac{dSOC}{dt} = -\frac{I_{bat}}{C_{bat}}$$

إذا كان $I_{bat} > 0$ ← تفريغ

إذا كان $I_{bat} < 0$ ← شحن

• جهد البطارية:

$$V_{batt} = E_o - K \frac{Q}{Q - it} - R_i - K \frac{Q}{Q - it} i^* + A \exp(-Bit)$$

E_o : هو جهد البطارية الثابت (V).

K : هو ثابت الاستقطاب (Ah^{-1}).

Q : هي أقصى سعة للبطارية (Ah).

It : هي شحنة البطارية الفعلية (Ah).

R : هي المقاومة الداخلية (Ω).

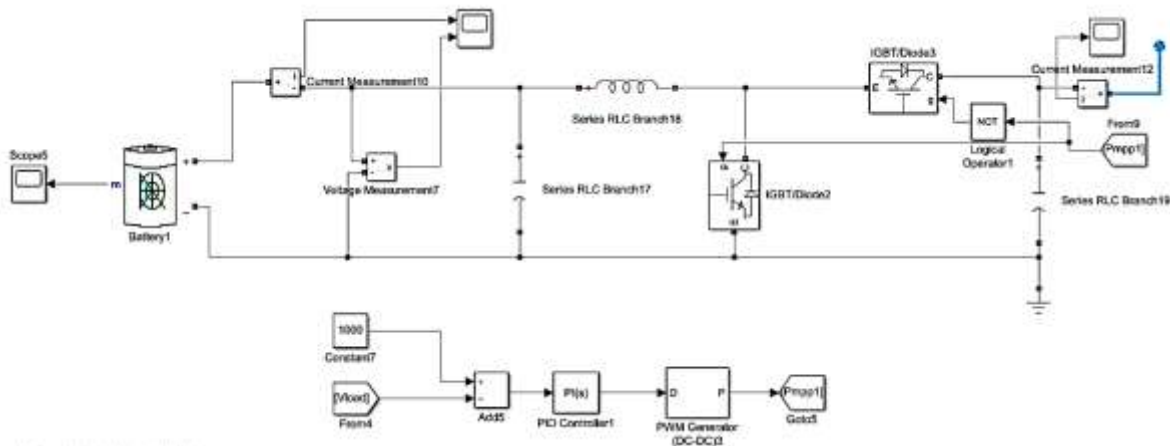
i : هو تيار البطارية (A).

i^* : هي ديناميكيات التيار منخفض التردد (A).

A: هي سعة المنطقة الأسية (انخفاض الجهد أثناء المنطقة الأسية) (V).

B: هو معكوس ثابت زمن المنطقة الأسية $(Ah)^{-1}$.

ثم تم نمذجة نظام التخزين كما يلي:

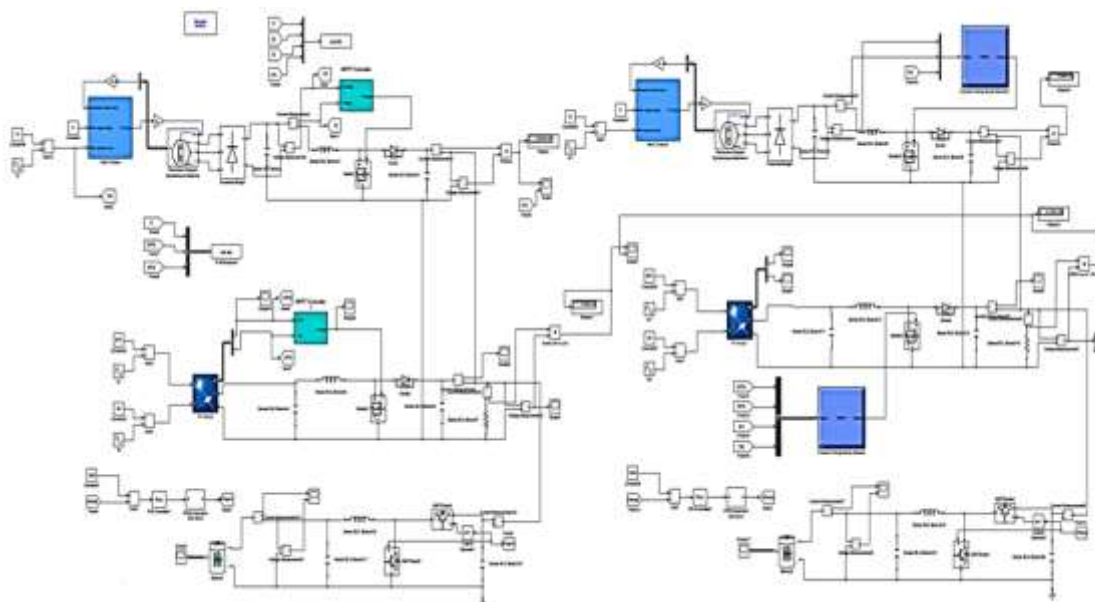


الشكل (7): نمذجة نظام التخزين.

4- نموذج النظام الهجين المستقل (الريحي - الكهروضوئي):

تم دمج المنظومتين السابقتين عبر ناقل مستمر مشترك (DC Bus) يمر من خلال منظم شحن إلى بطارية لتخزين الطاقة الزائدة في فترات الإنتاج المرتفعة، واستخدامه عند انخفاض التوليد، ومن ثم تغذي الأحمال المستمرة مباشرة من هذا الناقل.

ويوضح الشكل (8) المخطط العام لمكونات النظام الهجين المستخدم في الدراسة، مع المقارنة بين طرق التحليل المستخدمة.



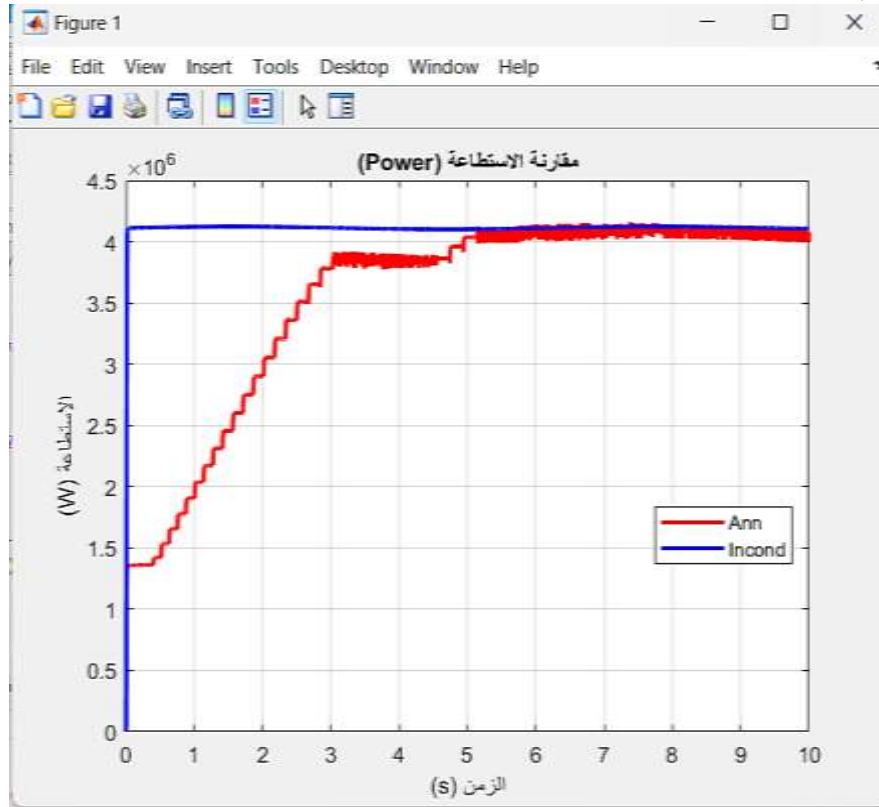
الشكل (8): نمذجة النظام الهجين.

5- النتائج والمناقشة:

1-5- نتائج النمذجة المتعلقة بالنظام الشمسي المستقل مع المقارنة بين طريقتي التحليل InCond و ANN:

بعد تشغيل النموذج المنفذ باستخدام Matlab\Simulink في الشكل(5) ستظهر لدينا المنحنيات التالية:

1- منحنى الاستطاعة اللحظية:



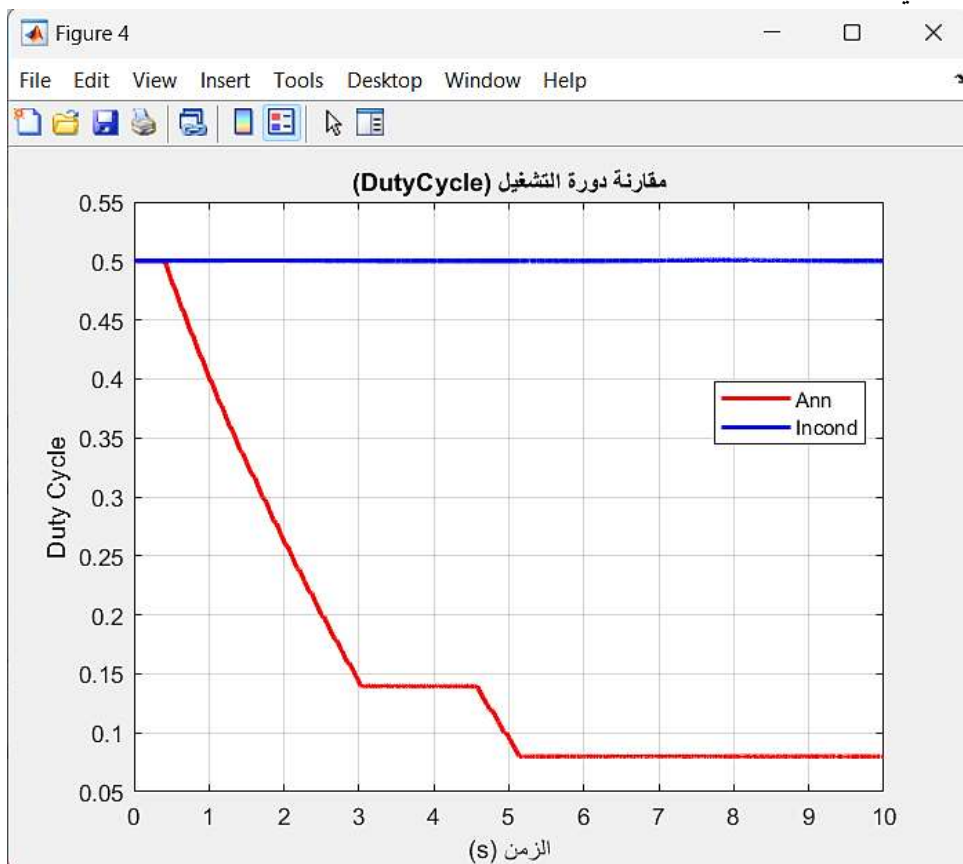
الشكل(9): مقارنة بين أداء InCond و أداء ANN للنظام الشمسي عند تغير الإشعاع الشمسي.

ويمكن قراءة المنحنيات السابقة من خلال الجدول(3).

الجدول(3): نتائج المقارنة بين أداء InCond و أداء ANN للنظام الشمسي.

ANN	InCond	المؤشر
5	5	الاستطاعة النظرية (MW)
4.122	4.095	الاستطاعة اللحظية (MW)
82.44%	81.9%	الكفاءة
~0.01s	~0.50	زمن الوصول
~0.015s	~1.15s	زمن الاستقرار
0%	2.7%	التجاوز
شبه معدوم	واضح	التذبذب
عالية جداً	منخفضة	نعومة الاستجابة
ثابت	غير ثابت (متدرج)	ثبات دورة التشغيل

2- منحنى دورة التشغيل:



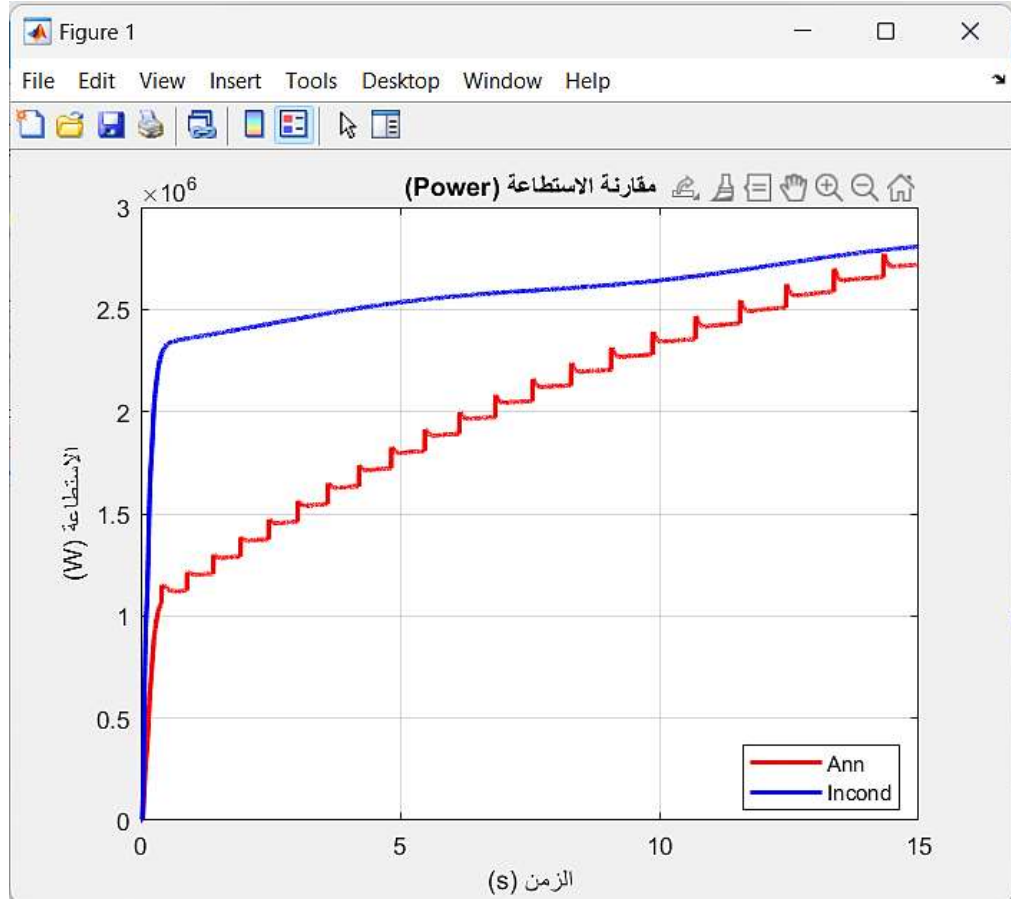
الشكل (10): مقارنة دورة التشغيل الناتجة للنظام الشمسي باستخدام الطريقتين.

أظهرت نتائج المحاكاة اختلافاً واضحاً بين أداء خوارزمية InCond التقليدية وخوارزمية ANN الذكية في تتبع نقطة الاستطاعة العظمى، فالطريقة التقليدية تُظهر استجابة أولية بطيئة نسبياً، حيث تبدأ الاستطاعة من قيمة منخفضة ثم ترتفع تدريجياً حتى تصل إلى قيمة تقارب 4MW، وقد بلغ زمن الوصول لها ما يقارب 0.50s، بينما احتاج النظام إلى حوالي 1.15s ليصل إلى حالة الاستقرار مع ملاحظة وجود تذبذبات واضحة عند نقطة الوصول نتيجة تأرجح خوارزمية التتبع وعدم قدرتها على التنبؤ الدقيق بتغيرات الإشعاع. في المقابل، تُظهر الطريقة الذكية أداءً أكثر سلاسة واستقراراً إذ تصل الاستطاعة بسرعة إلى قيمة تقارب 4.12MW دون ظهور تذبذبات كبيرة، مما يشير إلى قدرة الخوارزمية على التعلم والتكيف مع ظروف التشغيل لحظياً، كما أظهرت هذه الخوارزمية سرعة استجابة أعلى بكثير، بزمن وصول 0.01s وزمن استقرار 0.015s.

كما حافظت ANN على ثبات دورة التشغيل D، مما انعكس في زيادة الكفاءة التشغيلية للنظام إلى 82.4% مقابل 81.9% مع InCond. أما القدرة اللحظية للنظام فقد تراوحت بين 4.11MW و 4.12MW مع ANN مقابل 4.095 MW و 4 MW مع InCond، مما يؤكد تفوق الخوارزمية الذكية في تحقيق قدرة أعلى واستقرار أفضل للنظام الكهروضوئي المستقل.

فإن ثبات المنحنى وغياب التذبذب عند استخدام خوارزمية ANN يؤكد أنها أكثر موثوقية في التشغيل المستمر، خصوصاً في ظروف التشغيل المتغيرة مقارنة بالطريقة التقليدية التي تظهر أكثر حساسية واضطرابات أثناء الوصول لنقطة الاستطاعة العظمى.

2-5- نتائج النمذجة المتعلقة بالنظام الريحي المستقل مع المقارنة بين طريقتي التحليل InCond و ANN: بعد تشغيل النموذج المنفذ باستخدام Matlab\Simulink في الشكل(6) ستظهر لدينا المنحنيات التالية:



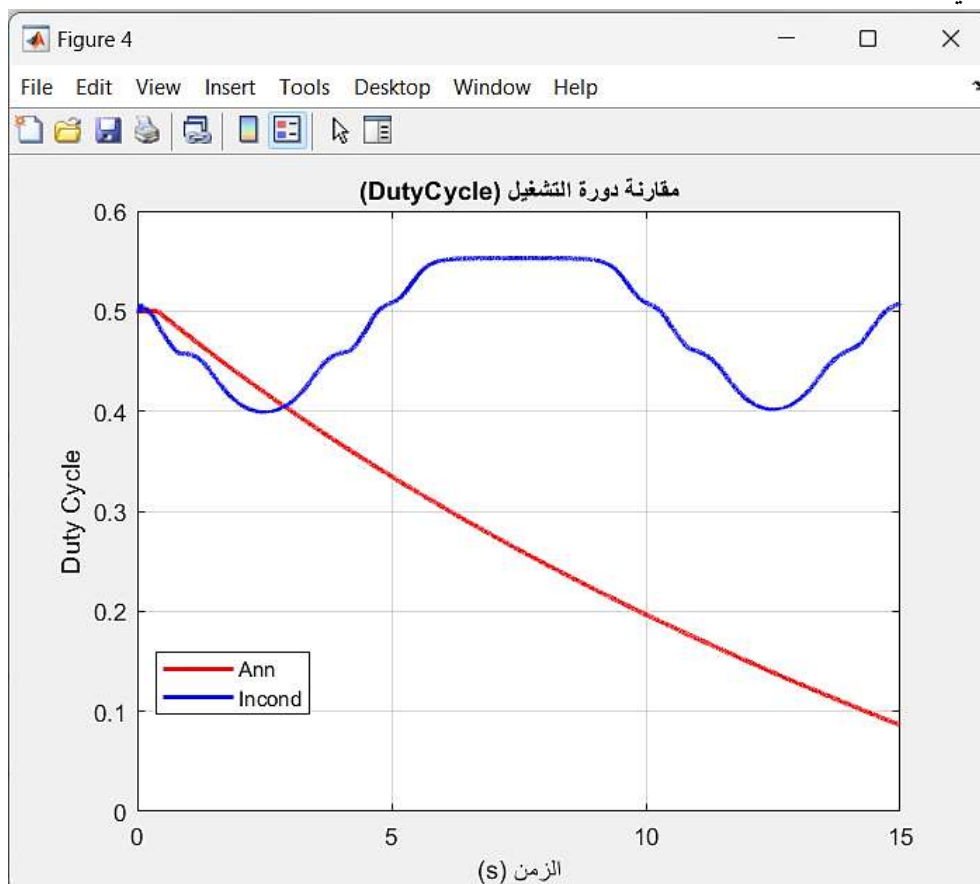
الشكل(11): مقارنة بين أداء InCond و أداء ANN للنظام الريحي عند تغير سرعة الرياح.

ويمكن قراءة المنحنيات السابقة من خلال الجدول(4).

الجدول(4): نتائج المقارنة بين أداء InCond و أداء ANN للنظام الريحي.

ANN	InCond	المؤشر
5	5	الاستطاعة النظرية (MW)
2.807	2.719	الاستطاعة اللحظية (MW)
56.14%	54.38%	الكفاءة
~1-1.2s	~6-7s	زمن الوصول
~2-3s	~10s	زمن الاستقرار
منخفض جداً	مرتفع وواضح	التذبذب
استجابة ناعمة	استجابة متدرجة	نعومة الاستجابة
أكثر ثباتاً	غير ثابتة	ثبات دورة التشغيل

منحني دورة التشغيل:



الشكل(12): مقارنة دورة التشغيل الناتجة للنظام الريحي باستخدام الطريقتين.

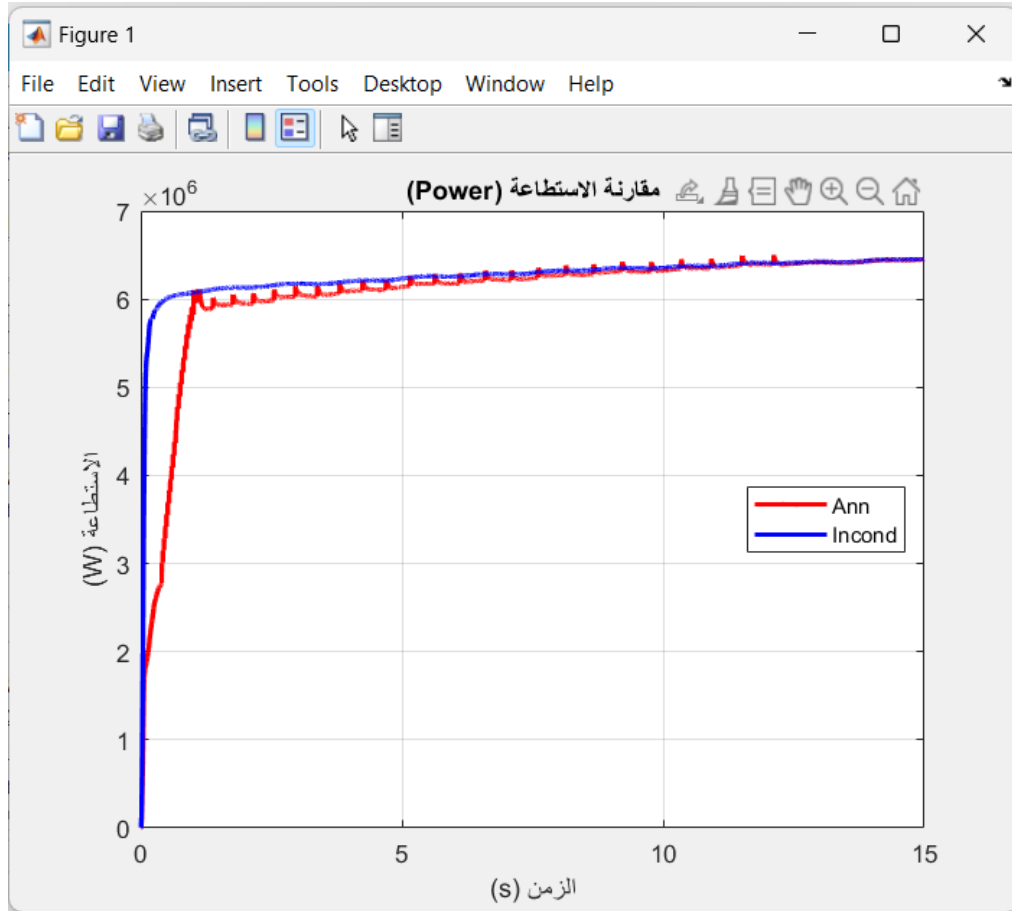
أظهرت نتائج المحاكاة وجود فرق واضح في زمن الاستجابة والاستقرار بين أداء الخوارزمية التقليدية InCond والخوارزمية الذكية ANN . فقد حققت الطريقة التقليدية InCond استطاعة مستقرة تقارب 2.719 MW مع ظهور تموجات متكررة في منحني الاستطاعة، مما أدى إلى زمن وصول أطول بلغ 6-7s وزمن استقرار يقارب 10s، كما أظهرت سلوكاً متدرجاً وغير ناعم، في المقابل تمكنت خوارزمية ANN من تتبع نقطة الاستطاعة العظمى بسرعة أكبر بكثير حيث وصلت إلى حالة الاستقرار خلال نحو 1-2s فقط مع تحقيق استطاعة بلغت 2.807 MW واستجابة أكثر نعومة وخالية تقريباً من التموجات، هذا الانخفاض الكبير في مقدار التذبذب أدى إلى تقليل الفقد اللحظي للطاقة، ورفع الكفاءة التشغيلية للنظام إلى حوالي 54.38% مقارنة بـ 56.14% في الطريقة التقليدية. وهذا يبين أن ANN تتميز بأداء أعلى نتيجة ثبات منحني الخرج وانخفاض التذبذب وامتلاكها زمناً أقصر للوصول إلى حالة الاستقرار، فاستمرارية العمل قرب نقطة CP_{max} دون انقطاع أو تشتت لحظي تعني قدرة أكبر على الحفاظ على إنتاجية مستقرة تحت سرعات رياح متغيرة، وهو ما يجعل خوارزمية ANN خياراً أكثر اعتمادية في أنظمة التوليد الريحي التي تتطلب أداءً مستقرًا ومتجانسًا لتحقيق أكبر كمية ممكنة من الطاقة خلال فترات التشغيل الطويلة.

3-5- نتائج النمذجة المتعلقة بالنظام الهجين المستقل (الريحي - الكهروضوئي) مع المقارنة بين طريقتي

التحليل InCond و ANN:

بعد تشغيل النموذج المنفذ باستخدام Matlab\Simulink في الشكل (8) ستظهر لدينا المنحنيات التالية:

1- منحنى الاستطاعة اللحظية:



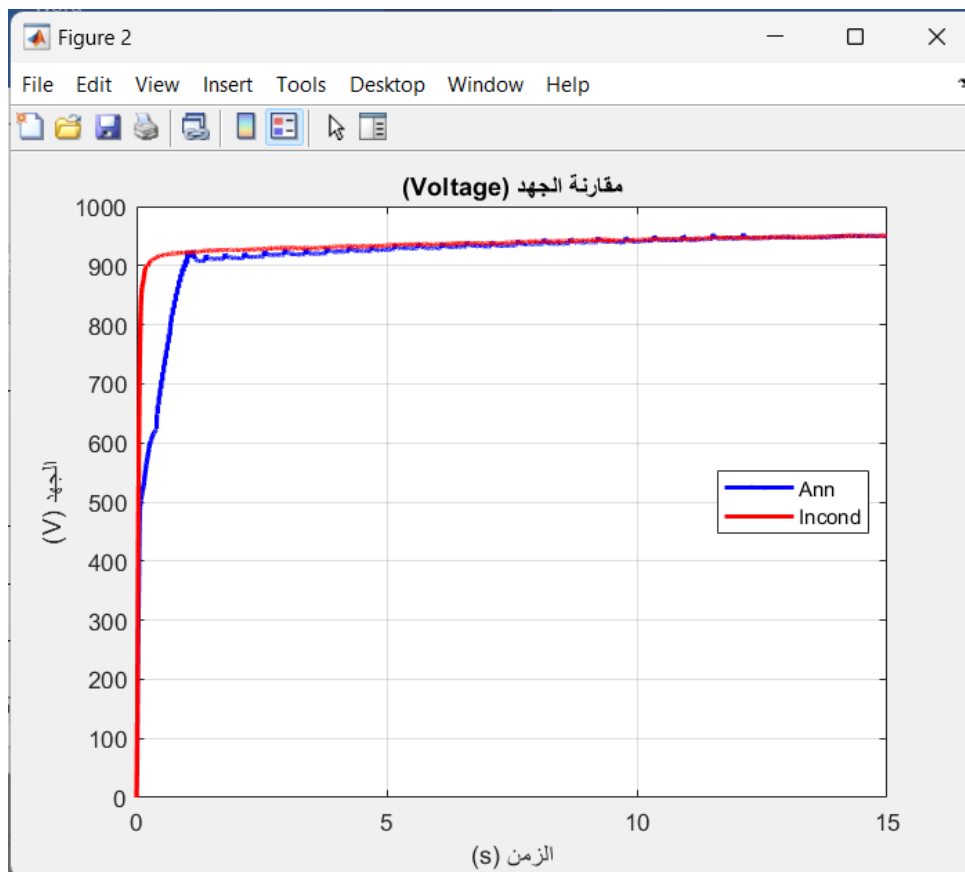
الشكل (13): مقارنة بين أداء ANN وللنظام الهجين.

ويمكن قراءة المنحنيات السابقة من خلال الجدول (5).

الجدول (5): نتائج المقارنة بين أداء ANN وللنظام الهجين.

ANN	InCond	المؤشر
10	10	الاستطاعة النظرية (MW)
6.5	6.4	الاستطاعة اللحظية (MW)
65%	64%	الكفاءة
~0.5s	~1.2s	زمن الوصول
~1s	~13s	زمن الاستقرار
2%	6%	التجاوز
0%	1.5%	التذبذب
استجابة ناعمة	استجابة خشنة	نعومة الاستجابة
ثابتة	غير ثابتة	ثبات دورة التشغيل

2- منحنى جهد الخرج:



الشكل (14): مقارنة منحنى جهد الخرج لكلا الطريقتين للنظام الهجين.

أظهرت نتائج المحاكاة للنظام الهجين المكون من منظومة شمسية ومنظومة ريحية بقدرة كلية 10MW أنّ أداء خوارزمية ANN كان أكثر تفوقاً مقارنة بالطريقة التقليدية InCond، فقد تمكنت ANN من الوصول إلى استطاعة 6.5 MW بشكل أسرع وأكثر استقراراً، وذلك بزمن صعود يقارب 0.5s وزمن استقرار بحدود 1s، مع تجاوز بسيط لا يتجاوز 2% وتموجات صغيرة جداً عند الحالة المستقرة، بالمقابل، أظهرت الخوارزمية التقليدية زمن استجابة أطول (~1.2s) وزمن استقرار أكبر (~13s)، إضافة إلى وجود تموجات أوضح في الاستطاعة وتذبذب أكبر حول القيمة النهائية، حيث استقرت عند قيمة تقارب 6.4 MW فقط.

تشير هذه النتائج إلى أن ANN توفر أداءً أكثر ثباتاً على المدى الزمني، نظراً لانخفاض حساسية قدرتها للتغيرات اللحظية في الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح، فاستمرار الخوارزمية في متابعة نقطة التشغيل المثلى دون اهتزازات يعزز أداء النظام الهجين، ويرفع قدرته على تزويد الحمل بطاقة مستقرة تحت ظروف تشغيل متغيرة. فهذه الخوارزمية تساهم في رفع القدرة المستثمرة وتعزز الكفاءة التشغيلية وتحسن ثبات النظام وجودة الطاقة المنتجة، الأمر الذي يجعلها خياراً مفضلاً في تطبيقات الطاقات المتجددة.

ويوضح الجدول التالي مقارنة بين الخوارزميتين التقليدية InCond والحديثة ANN للأنظمة الثلاثة:

الجدول (6): مقارنة بين InCond و ANN.

نوع النظام	المؤشر	خوارزمية InCond	خوارزمية ANN
النظام الشمسي	الاستطاعة النهائية	4.095	4.122
	التذبذب Ripple	واضح	شبه معدوم
	زمن الاستقرار	~1.15s	~0.015s

82.44%	81.9%	كفاءة الاستخلاص	النظام الريحي
3.069	2.825	الاستطاعة النهائية	
شبه معدوم	واضح وبشكل أكبر من النظام الشمسي	التذبذب Ripple	
2-3s	10s	زمن الاستقرار	
61.38%	56.5%	كفاءة الاستخلاص	
6.5	6.4	الاستطاعة النهائية	النظام الهجين (الريحي - الشمسي - البطارية)
غير موجود تقريباً	واضح (تأثير النظام الريحي أكبر)	التذبذب Ripple	
~1s	~13s	زمن الاستقرار	
65%	64%	كفاءة الاستخلاص	

بالمقارنة مع الدراسات المرجعية: 🚩

1- في الدراسة المرجعية (Kechida,2024)، من أجل تحسين أداء نظام هجين مستقل تم استخدام خوارزمية FLC-MPPT لتنظيم مبدل DC/DC Converter ومقارنته مع أداء خوارزمية P&O، واستخدام خوارزمية ANFIS لتنظيم المبدل ثنائي الاتجاه المستخدم في وحدة التخزين لذلك نلاحظ أن الأداء تحسن من 90% إلى 94% لأنها استخدمت ظروف شبه مثالية من حيث ثبات درجة الحرارة وبساطة الحمل وهو ما يفسر القيمة المرتفعة للكفاءة المحققة، في المقابل، في هذه الدراسة تم استخدام خوارزمية ANN ومقارنتها مع خوارزمية InCond واستخدام PWM لتنظيم المبدل ثنائي الاتجاه عند ظروف تشغيل أكثر واقعية لذلك حصلنا على نتائج أقل ولكنها أكثر تعبيراً عن الأداء الفعلي للنظام الهجين المستقل فنلاحظ تحسن الأداء من 64% إلى 65%، بعد استخدام الذكاء الصناعي، وهذا ما يميز هذه الدراسة.

2- في الدراسة المرجعية (Saranya,2023)، تم استخدام خوارزمية RBFNSM ومقارنتها مع الطريقة التقليدية P&O لنظام هجين (ريحي - شمسي) متصل بالشبكة، في هذه الدراسة تم استخدام خوارزمية ANN ومقارنتها مع الطريقة التقليدية InCond أيضاً لنظام هجين (ريحي - شمسي) ولكنه مستقل عن الشبكة.

6- الاستنتاجات والتوصيات:

الاستنتاجات:

- 1- أظهرت نتائج النمذجة والمحاكاة أنّ دمج خوارزميات التحكم المعتمدة على تقنيات الذكاء الصناعي (ANN) في النظام الهجين (الريحي - الشمسي) أدى إلى تحسين واضح في كفاءة الاستخلاص واستقرارية الخرج مقارنة بالطريقة التقليدية، حيث حقق النظام الشمسي باستخدام ANN كفاءة استخلاص بلغت 82.44% مقابل 81.9% للطريقة التقليدية، مع انخفاض ملحوظ في التذبذب على مستوى جهد الخرج.
- 2- بيّن تحليل أداء النظام الريحي أنّ استخدام التحكم التقليدي يؤدي إلى وجود تذبذب واضح حول نقطة الاستطاعة العظمى، في حين قلّ هذا التذبذب بشكل كبير عند اعتماد الشبكات العصبونية، مما انعكس على قدرة النظام على تتبع الاستطاعة العظمى بكفاءة أعلى وزمن استقرار أقصر.
- 3- في النظام الهجين، وصلت الاستطاعة الكلية إلى حوالي 6.4MW بالطريقة التقليدية و6.5MW باستخدام ANN وهو ما يشير إلى أنّ تحسينات الذكاء الصناعي لم ترفع الاستطاعة النهائية فقط، بل حسّنت جودة الخرج من حيث ثبات الجهد وتقليل الذبذبات الناجمة عن تباين الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح، مما دعم استمرارية التوليد في ظروف التشغيل المختلفة.
- 4- أظهرت نتائج المحاكاة أنّ زمن الوصول إلى الاستقرار (Settling Time) كان أقصر بكثير باستخدام ANN في كل من النظامين الشمسي والريحي، وهو ما يجعل النظام أكثر استجابة للتغيرات السريعة في الإشعاع الشمسي أو سرعة الرياح، وبالتالي يزيد الكفاءة التشغيلية للنظام الهجين خصوصاً في بيئات ذات تقلبات مناخية مرتفعة.
- 5- بناءً على ما سبق، يمكن الاستنتاج أنّ الهدف الرئيس للدراسة — وهو نمذجة وتحليل أداء نظام هجين بهدف تحسين أدائه باستخدام تقنيات الذكاء الصناعي — قد تحقق بنسبة عالية، سواء من حيث رفع كفاءة الاستخلاص، تقليل التذبذب، أو تحسين زمن الاستجابة، مما يجعل النظام المقترح مناسباً للتطبيقات المعتمدة على مصادر الطاقة المتجددة في المناطق ذات التباين العالي في مصادر الطاقة.

التوصيات:

- 1- استخدام شبكات عصبونية متقدمة أو طرق هجينة مع الشبكات العصبونية مثل ANFIS ، من أجل رفع الكفاءة.
- 2- تطبيق برامج مراقبة وحساسات ذات استجابة سريعة وتحليل فوري لأداء الأنظمة بهدف تحسين الأداء وتقليل الخسائر التشغيلية ورفع كفاءة التوليد.

7- المصادر والمراجع:

- [1]. GBADAMOSI, S. P., ERAH, R. E., IBRAHIM, A. B., & TUNDE, U. A. 2025. The Role of Artificial Intelligence in Optimizing Renewable Energy System. International Journal of Engineering and Modern Technology (IJEMT), DOI: 10.56201/ijemt.vol.11.no3. 2025.pg 209.229.
- [2]. REZVANI, A., ESMAEILY, A., ETAATI, H., & MOHAMMADINODOUSHAN, M. 2019. Intelligent hybrid power generation system using new hybrid fuzzy-neural for photovoltaic system and RBFNSM for wind turbine in the grid connected mode. *Frontiers in Energy*, 13(1), 131–148.
- [3]. SARANYA, M., & SAMUEL, G. G. 2023. Energy management in hybrid photovoltaic–wind system using optimized neural network. *Electrical Engineering*. 15 May.
- [4]. AB-BELKHAIR, A., RAHEBI, J., & NUREDDIN, A. A. M. 2020. A study of deep neural network controller-based power quality improvement of hybrid PV/wind systems by using smart inverter. *International Journal of Photoenergy*, 2020, Article ID 8891469.
- [5]. KECHIDA, A., GOZIM, D., & TOUALI, B. 2024. Improving the performance of hybrid system-based renewable energy by artificial intelligence. *Power Electronics and Drives*, 9(44).
- [6]. ALI, M. H., ZAKARIA, M., & EL-TAWAB, S. 2024. A comprehensive study of recent maximum power point tracking techniques for photovoltaic systems. *Scientific Reports*, 14(1), 12345.
- [7]. ABOUZEID, A. F., ELERAKY, H., KALAS, A., RIZK, R., ELSAKKA, M. M., & REFAAT, A. 2024. Experimental validation of a low-cost maximum power point tracking technique based on artificial neural network for photovoltaic systems. *Scientific Reports*, 14(1), 67890.