

Development Of A Predictive Control System For Managing Hybrid Renewable Energy Sources Using Machine Learning Algorithms

Dr. Mohsen Daood^{*}
Dr.Samer Sulaiman^{**}
Rashwan Ammon^{***}

(Received 30 / 6 / 2024. Accepted 23 / 9 / 2024)

□ ABSTRACT □

In this article, three algorithms are proposed to improve a predictive control system to manage a hybrid energy system. This system consists of a solar cells station, wind turbines station, and a fossil fuel energy station that represents the energy of the public electrical grid to feed a dynamic load represents the load of Lattakia city.

The priority is to invest in renewable energy resources and then meet the rest of the load requirements by fossil fuel energy, thus reducing the quantities of fossil fuel and their economic return. These algorithms depend on the predicted values of three basic variables: solar radiation intensity, wind speed, and dynamic electrical loads. These values were predicted by machine learning and deep learning algorithms in a previous research. The importance of the proposed algorithms comes from their ability to predict the appropriate quantity of fossil fuel energy during the hours of the day under changing conditions of weather parameters and electrical loads. Matlab/Simulink software is used to achieve the simulations, where three simulations are achieved, each with a duration of ten days, representing different seasons of the year, in order to verify the efficiency of the proposed algorithms and compare their performance. The simulation results show that the proposed Slope Algorithm (SA) is the best in terms of system efficiency on the one hand and savings in fossil fuel on the other hand.

Keywords: Predictive control system, Machine learning, Renewable energy sources, Wind turbines, Solar cells, Fossil fuel energy.

Copyright



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

^{*}Professor-Department of Mechatronic Engineering- Faculty of Mechanical and Electrical Engineering-Tishreen University-Lattakia-Syria. mohsen.d123123@gmail.com

^{**}Assistant Professor - Department of computer Engineering- Faculty of Mechanical and Electrical Engineering-Tishreen University-Lattakia-Syria. samsulg@googlemail.com

^{***}Postgraduate Student (Ph.D.) - Department of Mechatronic Engineering- Faculty of Mechanical and Electrical Engineering-Tishreen University-Lattakia-Syria. rashwan89520@gmail.com

تطوير نظام تحكم تنبؤي لإدارة مصادر الطاقة المتجددة الهجينة باستخدام خوارزميات تعلم الآلة

د. محسن داود*

د. سامر سليمان**

رشوان أمون***

(تاريخ الإيداع 30 / 6 / 2024. قُبل للنشر في 23 / 9 / 2024)

□ ملخص □

تم في هذه المقالة اقتراح ثلاث خوارزميات لتطوير نظام تحكم تنبؤي لإدارة نظام طاقة هجين يتألف هذا النظام من محطة خلايا كهروضمسية ومحطة عنفات ريحية ومحطة طاقة وقود أحفوري تمثل طاقة الشبكة الكهربائية العامة لتغذية حمل ديناميكي يمثل حمل مدينة اللاذقية. بحيث تكون الأولوية لاستثمار موارد الطاقة المتجددة، ثم تأمين باقي متطلبات الحمل عن طريق طاقة الوقود الأحفوري وبالتالي يتم التقليل من كميات الوقود الأحفوري وماله من عائد اقتصادي. تعتمد هذه الخوارزميات على القيم المتنبأ بها لثلاث متغيرات أساسية وهي شدة الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح والأحمال الكهربائية الديناميكية التي تم التنبؤ بها في بحث سابق عن طريق خوارزميات تعلم الآلة والتعلم العميق. إن أهمية الخوارزميات المقترحة تكمن في قدرتها على التنبؤ بكمية طاقة الوقود الأحفوري المناسبة خلال ساعات اليوم في ظل الظروف المتغيرة لبارامترات الطقس وللأحمال الكهربائية. تم استخدام برنامج Matlab/Simulink لإجراء عمليات المحاكاة حيث أجريت ثلاث عمليات محاكاة مدة كل منها عشرة أيام تمثل فصول مختلفة من السنة، وذلك للتأكد من كفاءة الخوارزميات المقترحة والمقارنة بين أدائها. بينت نتائج المحاكاة أن خوارزمية الميل (Slope Algorithm (SA)) المقترحة كانت الأفضل من حيث كفاءة النظام من جهة والتوفير في الوقود الأحفوري من جهة أخرى.

الكلمات المفتاحية: نظام تحكم تنبؤي، تعلم الآلة، مصادر الطاقة المتجددة، عنفات ريحية، خلايا كهروضمسية، طاقة الوقود الأحفوري.

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



CC BY-NC-SA 04

* أستاذ- قسم هندسة الميكاترونك- كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية- جامعة تشرين - اللاذقية- سورية.

. mohsen.d123123@gmail.com

** مدرس-قسم هندسة الحاسبات- كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية- جامعة تشرين - اللاذقية- سورية.

. samsulg@googlemail.com

*** طالب دراسات (دكتوراه)- قسم هندسة الميكاترونك- كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية- جامعة تشرين - اللاذقية- سورية.

.rashwan89520@gmail.com

مقدمة:

تعد مسألة تأمين الطاقة بطرق موثوقة وفعالة ذات أهمية كبيرة بالنسبة لجميع بلدان العالم، حيث تعتمد معظم جوانب الحياة المعاصرة على الوصول المستمر إلى الطاقة، كما أصبحت كيفية توليد الطاقة دون التأثير بشكل سلبي على النظام البيئي مصدر قلق واهتمام كبير في ظل التحديات التي يفرضها تغير المناخ والاحتباس الحراري، خاصة أن توليد الكهرباء باستخدام مصادر الطاقة التقليدية مثل الفحم والغاز والنفط يؤدي إلى ارتفاع درجة حرارة الأرض بشكل متزايد، ولتقليل إنتاج غاز ثنائي أكسيد الكربون توجهت مختلف البلدان إلى مصادر الطاقة المتجددة التي تعد مصادر نظيفة وصديقة للبيئة والتي وجدوا فيها حلاً أيضاً لمشكلة القلق من نفاذ الوقود الأحفوري، ولكن استخدام الطاقة المتجددة يواجه مشاكل أيضاً ولعل أهم مشكلة هي عدم توفرها بشكل دائم وذلك لتأثرها بعوامل المناخ والطقس فهي ذات طبيعة متقطعة [1]، فمثلاً يمكن الاستفادة من الخلايا الكهروضوئية التي تعتمد على الطاقة الشمسية في الأيام المشمسة، ولكن تكون إنتاجيتها للطاقة الكهربائية ضعيفة في الأيام الغائمة وتكون إنتاجيتها معدومة خلال ساعات الليل [2]، والأمر مماثل بالنسبة للعنفات الريحية حيث تتأثر إنتاجيتها للطاقة الكهربائية بشكل مباشر تبعاً لسرعات الرياح المتفاوتة مع الزمن [3]، وبالتالي فإن الاعتماد على الطاقات المتجددة بشكل مستقل لتغذية الأحمال يعتبر موضوع في غاية الصعوبة. وللتقليل من أثر هذه المشكلة استخدمت الأنظمة الهجينة التي تدمج أكثر من مصدر طاقة لتغذية الأحمال [4]، فمثلاً عند ضعف إنتاج أحد مصادر الطاقة تعوض حاجة الأحمال من مصدر طاقة آخر وهكذا، وبالتالي لا تنقطع التغذية عن الأحمال وتزداد موثوقية النظام. وقد كانت أهم الطرق الموصى بها في الدراسات العملية هي دمج تقنيات الذكاء الاصطناعي مع مصادر الطاقة المتجددة [5]. يعتبر هذا البحث تكملة لدراسة سابقة قامت على بناء نظام طاقة هجين يجمع بين الخلايا الكهروضوئية وعنفات الرياح وطاقة الشبكة العامة (التي تعتمد على الوقود الأحفوري)، حيث تم دراسة ونمذجة تركيب العنفات الريحية والخلايا الكهروضوئية في مدينة حمص السورية للاستفادة من سرعات الرياح هناك والمساحات الكبيرة، ودرست تغذية مدينة اللاذقية السورية بهذه الخلايا الكهروضوئية والعنفات الريحية بالمساعدة مع شبكة الكهرباء العامة [6]. كما تم بناء نموذج للتنبؤ بسرعات الرياح والإشعاع الشمسي باستخدام تحليل السلاسل الزمنية الإحصائية وخوارزميات تعلم الآلة والتعلم العميق وذلك للتنبؤ بالطاقات المنتجة من الخلايا الكهروضوئية والعنفات الريحية خلال ساعات اليوم بالإضافة إلى التنبؤ بالأحمال اليومية الديناميكية [7]، وكانت نتائج خوارزميات تعلم الآلة والتعلم العميق مثل CNN (Convolutional Neural Networks) و GRU (Gated Recurrent Units) و LSTM (Long and Short Term Memory) أكثر دقة من طرق السلاسل الزمنية الإحصائية مثل ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) و Facebook Prophet لذلك قمنا باعتماد خوارزميات التعلم العميق وبالتحديد خوارزمية GRU التي أعطت أفضل النتائج. بالرغم من كفاءة التوقع إلا أن التوقع ببارامترات الطقس والأحمال اليومية ليس بالأمر السهل حيث يوجد دائماً أخطاء سواء بالزيادة أو النقصان [1]، وبالتالي يكون التحدي في توليد طاقة إجمالية مثالية تتناسب مع الأحمال المتغيرة. فمثلاً: سيتم توليد طاقة أحفورية متناسبة مع كمية الطاقة المولدة من مصادر الطاقات المتجددة (والتي سنصطلح تسميتها في هذا البحث بالطاقة المتجددة). في هذه الحالة عندما تكون مجموع طاقة الوقود الأحفوري التي ندرها مع الطاقة المتجددة أقل من الطاقة الحقيقية المطلوبة للأحمال (نتيجة وجود أخطاء في التنبؤات)، سيكون لدينا انقطاع في التغذية، وهذا ما سيؤثر على كفاءة النموذج، كما يمكن أن تكون المشكلة في أن الطاقة المولدة من الوقود الأحفوري تزيد عن الحاجة الفعلية بشكل كبير، وبالتالي سيوجد هدر في استهلاك الوقود الأحفوري. هذان السببان دفعنا

إلى التفكير في تطوير نظام تحكم تنبؤي عن طريق اقتراح خوارزميات تتمكن من إدارة موارد الطاقة بأفضل شكل ممكن، بحيث يكون ذو كفاءة جيدة من جهة، ويوفر أكبر قدر من الطاقة الأحفورية من جهة أخرى. في عام 2021 استعرض الباحثون في المرجع [8] تطبيق خوارزميات تعلم الآلة في أنظمة إدارة الطاقة المنزلية. تم تناول جوانب مختلفة، مثل التنبؤ بالأحمال، والتنبؤ بالاستهلاك المنزلي، وتوليد الطاقة الشمسية على الأسطح، والتنبؤ بالكلفة، وخلصت الدراسة إلى أن التنبؤ الموثوق بالأحمال يمكن أن يوازن بشكل فعال بين العرض والطلب على الطاقة. بالإضافة إلى ذلك، يؤثر التنبؤ الدقيق للطاقة الكهروضوئية على التحكم في الشبكات الكهربائية الذكية بالكامل من خلال إدارة مشكلات عدم اليقين والتقلبات، في حين أن التنبؤ بالكلفة يمكن أن يوفر في تكاليف الطاقة.

في عام 2023 قام الباحثون في المرجع [9] بإجراء مراجعة لعدد من الأساليب التقليدية وتقنيات الذكاء الاصطناعي المستخدمة للتحكم في مصادر الطاقة المتجددة الهجينة. تتضمن هذه المراجعة مجموعات مختلفة من الأنظمة المتكاملة، وخطط ومتطلبات التكامل، بالإضافة إلى استخدام الذكاء الاصطناعي في هذه الأنظمة، كما تعرض هذه المراجعة التحديات المحتملة الناشئة عن دمج الموارد المتجددة مع الشبكة. بينت هذه المراجعة أن تقنيات الذكاء الاصطناعي قد طبقت على مجموعة واسعة من المجالات للنمذجة والتنبؤ والمحاكاة وقد حسنت في عملية التحكم في أنظمة الطاقة المتجددة.

أكد الباحثون في العام 2021 كما هو موضح في المرجع [10] على أن التكامل بين محطات توليد الكهرباء التابعة للدولة ومصادر الطاقة المتجددة، وتحديدًا الطاقة الكهروضوئية، يوفر حلاً لدعم احتياجات الكهرباء المنزلية، ولذلك فإنه من الضروري التنبؤ بالطاقة الكهروضوئية، حيث أشار الباحثون إلى أن طريقة تعلم الآلة البسيطة لن تتمكن من أداء عملية التعلم في أنظمة الطاقة المتجددة الهجينة لأنها تقتصر على معالجة البيانات الأولية البسيطة. لذلك يفضل استخدام خوارزميات التعلم العميق.

أشار الباحثون في المرجع [11] في العام 2023 إلى أن قسم الطاقة يعتبر أحد المجالات الأساسية التي يمكن أن يكون فيها الذكاء الاصطناعي وتعلم الآلة مفيداً للغاية. حيث قدموا دراسة شاملة بينت أن معظم الأبحاث ركزت على مصادر الطاقة المتجددة النظيفة وبشكل خاص طاقة الرياح والطاقة الشمسية في أوائل عام 2016، وفي عام 2017 ركزت الأبحاث على التنبؤ واتخاذ القرار والشبكات الذكية. ثم ظهرت مفاهيم تعلم الآلة للاستخدام الأمثل للطاقة والطاقة المتجددة في عام 2018. وتم التركيز بشكل أكبر على التحليل التنبؤي ودراسات التعلم العميق بعد عامي 2019 و2020. في العام 2017 بين المرجع [12] أنه تم إدخال أنظمة الطاقة المتجددة الهجينة للتغلب على الطبيعة المتقطعة لموارد الطاقة المتجددة أحادية المصدر، وخلصت الدراسة إلى أن أداء أنظمة الطاقة المتجددة الهجينة يعتمد اعتماداً كبيراً على مدى كفاءة التحكم في إنتاج الطاقة.

قدم المرجع [13] في العام 2018 متحكم يعتمد على المنطق الضبابي لنظام طاقة متجددة هجينة بعدة أنواع من الاستراتيجيات. تم التركيز في النظام الهجين المقدم في هذا البحث على الطاقة الشمسية وطاقة الرياح وعدة أنظمة لتخزين الطاقة. أجريت عمليات المحاكاة في بيئة Matlab/Simulink. وأكدت النتائج التي تم الحصول عليها على كفاءة عملية التحكم في أداء هذا النظام.

يلاحظ أن معظم الدراسات السابقة أكدت على أهمية استخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي وخاصة خوارزميات تعلم الآلة والتعلم العميق لإدارة أنظمة الطاقة الهجينة، ولكن أغلب تلك الدراسات قامت فقط بعمليات التنبؤ بالطاقات والأحمال بحيث أشارت إلى أنه يمكن الاستفادة منها في قطاع الطاقة، كما تناولت بعض الدراسات مسألة تصميم متحكم لتنظيم

عملية توزيع الطاقة، أما في هذه المقالة تم دراسة نظام تحكم يقوم بتحديد طاقة الوقود الأحفوري بحيث تكون أقرب ما يمكن إلى الطاقة الحقيقية المطلوب توليدها في ظل التغيرات الديناميكية للطاقات المتجددة وتغيرات الأحمال خلال ساعات اليوم، بهدف التوفير في طاقة الوقود الأحفوري، نتيجة الاستخدام الأمثل للطاقة المتجددة المعتمدة على التنبؤ، دون حدوث انقطاع للتغذية الكهربائية عن الأحمال الديناميكية.

أهمية البحث وأهدافه:

تكمن أهمية البحث وأهدافه في تطوير نظام لإدارة موارد الطاقة عن طريق اقتراح خوارزميات تكون قادرة على التنبؤ بكمية طاقة الوقود الأحفوري التي يجب توليدها كل ساعة لنظام طاقة هجين، بناء على القيم المتنبأ بها للإشعاع الشمسي وسرعة الرياح والأحمال الكهربائية المستخلصة من خوارزميات تعلم الآلة، بهدف التقليل من استهلاك الوقود الأحفوري، نتيجة الاستخدام الأمثل للطاقة المتجددة المعتمدة على التنبؤ، دون حدوث انقطاع في التغذية الكهربائية عن الأحمال.

طرائق البحث ومواده:

تم في هذا البحث استخدام برنامج Matlab®/ Simulink لنمذجة النظام المقترح [6]، ثم أخذت بيانات الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح لمدينة حمص من موقع Solar Radiation Data الذي يعطي بيانات مقاسة عن طريق وكالة الفضاء ناسا [14]. أخذت عينات البيانات كل ساعة لحساب تنبؤات دقيقة لمدة ثلاث سنين، ثم استخدم برنامج Jupyter ولغة بايثون لتحقيق خوارزميات التنبؤ، وفي النهاية استخدم نهج الطريقة التحليلية والتجريبية في وضع واستنتاج خوارزميات التحكم المقترحة في هذه المقالة.

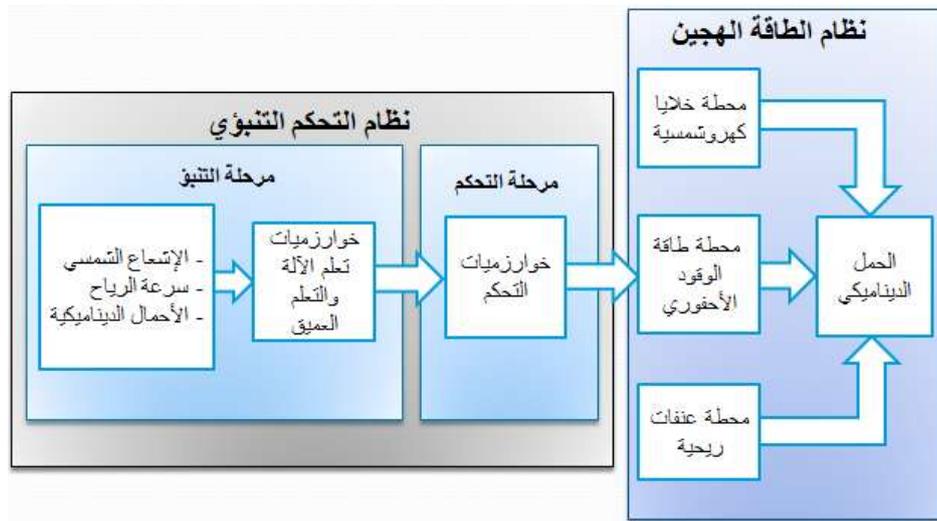
تحليل نموذج الطاقة المولدة الهجينة

يبين الشكل (1) مخطط صندوقي يوضح نظام الطاقة الهجين مع نظام التحكم التنبؤي، حيث يتكون نظام التحكم التنبؤي من مرحلتين أساسيتين هما مرحلة التنبؤ ومرحلة التحكم. استخدمت خوارزميات تعلم الآلة والتعلم العميق في المرحلة الأولى (مرحلة التنبؤ) في مقالة تم نشرها سابقاً [7]، وذلك للتنبؤ بثلاث بارامترات أساسية وهي شدة الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح والأحمال الديناميكية عند كل ساعة من ساعات اليوم، بهدف التنبؤ بكمية طاقة الوقود الأحفوري المطلوب توليدها. بينت نتائج التنبؤ أن خوارزمية GRU أعطت نتائج أكثر دقة من الخوارزميات الأخرى المستخدمة لذلك استخدمت تنبؤاتها في هذه المقالة [7]، وقد تمت المقارنة بين أداء خوارزميات التنبؤ عن طريق حساب كل من خطأ متوسط جذر المربعات (Root Mean Square Error (RMSE)) المعطى في العلاقة (1) ومتوسط الخطأ المطلق (Mean Absolute Error (MAE)) المعطى في العلاقة (2).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{\hat{}} - y_i)^2} \quad (1)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i^{\hat{}} - y_i| \quad (2)$$

حيث تمثل n : عدد العينات المدروسة، y_i^{\wedge} : القيمة المتوقعة، y_i : القيمة الحقيقية، وكلما كانت قيمة هذين البارامترين قليلتين كلما كانت التنبؤات أكثر دقة.



الشكل (1): مخطط صندوقي لنظام الطاقة الهجين مع نظام التحكم التنبؤي.

يبين الجدول (1) قيم كل من RMSE و MAE في كل حالة مدروسة.

الجدول (1) نتائج التنبؤات باستخدام خوارزمية GRU [7].

الأحمال الكهربائية الديناميكية			سرعة الرياح			الإشعاع شمسي			خوارزمية GRU
كانون الأول	تشرين الثاني	آب	كانون الأول	تشرين الثاني	آب	كانون الأول	تشرين الثاني	آب	
11.871	15.920	17.771	0.286	0.338	0.231	66.601	93.674	11.294	RMSE
9.668	12.730	14.148	0.228	0.246	0.172	40.093	49.144	9.262	MAE

إن وجود أخطاء في التنبؤات كما يبين الجدول (1) يجعل من الصعب التنبؤ بالمقدار المناسب والأمثل من الطاقة الأحفورية بشكل مباشر بالاعتماد فقط على قيمة هذه التنبؤات، حيث من الممكن أن تنقص القيمة المتوقعة للطاقة الأحفورية عن القيمة المطلوبة وهذا ما يؤدي إلى انقطاع التغذية الكهربائية عن الأحمال، وفي حالة زيادة القيمة المتوقعة عن القيمة المطلوبة بشكل كبير سيسبب ذلك زيادة الهدر في الوقود الأحفوري. لذلك تم في هذه المقالة اقتراح خوارزميات تحكم تعمل على تقليل أو إلغاء حالة انقطاع التغذية عن الأحمال كما تقلل من هدر الوقود الأحفوري قدر الإمكان، حيث تمثل هذه الخوارزميات المرحلة الثانية (مرحلة التحكم) لنظام التحكم التنبؤي المبين في الشكل (1).

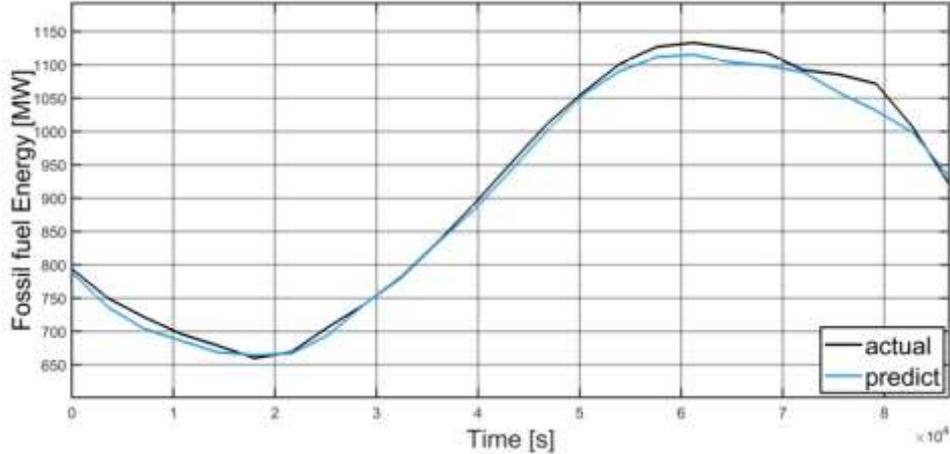
في الحالة العامة عند تطبيق أنظمة الطاقة الهجينة دون وجود نظام تحكم، يؤخذ بعين الاعتبار أدنى طاقة يمكن استخلاصها من مصادر الطاقة المتجددة وأكبر حمل متوقع (حمل الذروة)، ويتم جعل استطاعة محطات الطاقة الأحفورية قادرة على تأمين باقي متطلبات الطاقة كي لا يحصل انقطاع في التغذية الكهربائية عن الأحمال الديناميكية، وهذا ما يزيد من هدر الوقود الأحفوري. تقوم بعض المراجع العلمية بتقديم تنبؤات لمصادر الطاقة المتجددة والأحمال

بأخذ عينات حيث تكون الفترة الزمنية بين عينتين متتاليتين يوم كامل، وإذا ما أخذنا هذه التنبؤات بعين الاعتبار للتحكم بتشغيل محطات الوقود الأحفوري فإن ذلك سيؤدي إلى تقليل الهدر في الطاقة الأحفورية، ولكن مع ذلك سيبقى هناك هدر كبير لأنه لم يتم أخذ تغيرات مصادر الطاقة المتجددة والأحمال خلال هذا اليوم والتي يمكن أن تتفاوت بشكل كبير وملحوظ بين ساعات الصباح والمساء، لذلك أخذت دقة التنبؤ في هذا البحث لمدة ساعة وهي مدة مناسبة من أجل استقرار الشبكة كما توضح بعض الدراسات ذلك، ولمراعاة تغيرات الطاقة خلال اليوم وبالتالي تكون أكثر توفيراً. يعتمد النموذج الهجين المقترح على تأمين الطاقة المطلوبة من الطاقة الأحفورية والطاقة المتجددة [6]. بما أن كمية الطاقة المتجددة المنتجة تعتمد على عملية التنبؤ بالإشعاع الشمسي وسرعة الرياح، نحصل على القيم المتوقعة للطاقة المتجددة من خلال إدخال قيم الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح المولدة عن طريق عمليات التنبؤ إلى نماذج الخلايا الكهروضوئية ونماذج العنفات الريحية في نموذج Matlab Simulink المقترح في [6]. من أجل حساب الطاقة الأحفورية المطلوب توليدها كان لا بد من التنبؤ بالأحمال الديناميكية المستهلكة لهذه الطاقة. كل عمليات التنبؤ درست بدقة ساعة [7]. في هذه الحالة أصبح من الممكن حساب كمية الطاقة التي نحتاجها من الوقود الأحفوري لتلبية متطلبات الحمل الديناميكي عند كل ساعة من ساعات اليوم عن طريق تطبيق العلاقة (3) :

$$E_d = E_l - (E_w + E_s) \quad (3)$$

حيث E_d : هي طاقة الوقود الأحفوري اللازمة، E_l : هي الطاقة اللازمة لتلبية متطلبات الحمل الديناميكي، E_w : هي الطاقة الناتجة عن العنفات الريحية و E_s : هي الطاقة الناتجة عن الخلايا الكهروضوئية. أجريت المحاكاة في البداية لمدة يوم واحد لمعرفة إن كان بالإمكان الاعتماد على التنبؤات بشكل مباشر لتقدير كمية توليد الطاقة التي تعتمد على الوقود الأحفوري المطلوبة في كل ساعة، لأنه لا يمكن الاعتماد على القياسات اللحظية للطاقات والأحمال لتحديد استطاعة محطات الطاقة التي تعتمد على الوقود الأحفوري، فمن الذي سيضمن عدم ارتفاع طلب الحمل في اللحظة التالية، وبالتالي سيؤدي ذلك إلى انقطاع التغذية الكهربائية عن الأحمال، وإذا قمنا بتشغيل هذه المحطات على أعلى ذروة للحمل سيوجد بالتالي هدر كبير في كميات الوقود الأحفوري، وبالتالي الاعتماد على القيم التنبؤية أمر ضروري لتحديد استطاعة محطة التوليد التي تعتمد على الوقود الأحفوري .

يبين الشكل (2) الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري اللازمة لتلبية متطلبات الحمل الديناميكي خلال 24 ساعة، وهو يحوي على مخططين حيث يمثل الخط الأسود الطاقة الفعلية الناتجة عن الوقود الأحفوري لتغطية النقص في الطاقة المتجددة عند معرفة الطاقة المتجددة مسبقاً، بينما يمثل الخط الأزرق طاقة الوقود الأحفوري المتوقعة المطلوبة لتغطية النقص في الطاقة المتجددة والناتجة عن تنبؤات طاقة العنفات الريحية والخلايا الكهروضوئية.



الشكل(2): طاقتي الوقود الأحفوري الفعلية والمنتبأ بها.

يلاحظ من الشكل (2) أن الطاقة الفعلية قريبة من الطاقة المنتبأ بها، ولكن في معظم ساعات اليوم تكون القيمة الفعلية أعلى بقليل من القيمة المنتبأ بها وهذا بسبب وجود أخطاء في تنبؤات الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح والأحمال الديناميكية، ولذلك إذا صمم متحكم يعمل على القيم التنبؤية سيؤدي ذلك حتماً إلى انقطاع التغذية الكهربائية للأحمال، إضافة لذلك في الفترات التي يكون فيها الحاجة للوقود الأحفوري في حالة تزايد فإنه لا يمكن تشغيل محطة الوقود على الحاجة الفعلية فقط لأننا نعمل بدقة ساعة، لذلك يجب أخذ حالة التزايد في الطاقة خلال هذه الساعة بعين الاعتبار، ولحل هاتين المشكلتين كان هناك حاجة إلى اقتراح خوارزميات وحلول لتجنب أثر هاتين المشكلتين قدر الإمكان.

خوارزميات التحكم المقترحة

تم في هذا البحث اقتراح ثلاث خوارزميات لإدارة نظام الطاقة الهجين المقترح في [6] بشكل أمثل، بحيث يمكن تحديد استطاعة محطة الوقود الأحفوري المناسبة في ظروف تغير الطلب على الأحمال وتغير إنتاج الطاقة من مصادر الطاقة المتجددة خلال ساعات اليوم.

5-1- خوارزمية إزاحة الطاقة ((Energy Offset Algorithm (EOA))

يمكن تحديد أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمنتبأ بها من ملاحظة مخطط الطاقة خلال اليوم المبين في الشكل (2) ومن مقارنة عدة مخططات طاقة على مدى عدة أيام مختلفة، وبالتالي صمم نظام تحكم يقوم بإضافة هذا الخطأ إلى القيمة المنتبأ بها، بحيث تكون دائماً القيم المنتبأ بها أعلى من القيم الفعلية ونميز حالتين:

1- إذا كانت القيمة المنتبأ بها أكبر من القيمة الفعلية، عندئذ تضاف كمية للقيمة المنتبأ بها يتم تقديرها بحيث تعوض زيادة الطاقة الفعلية خلال ساعة لأن نظام التحكم يعمل بدقة ساعة، أو عند انخفاض كمية الطاقات المتجددة الناتجة عن العنفات الريحية والخلايا الكهروضوئية بشكل غير متوقع، وهذه القيمة تمثل أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمنتبأ بها بعد ساعة والمستنتجة من مخططات الطاقة.

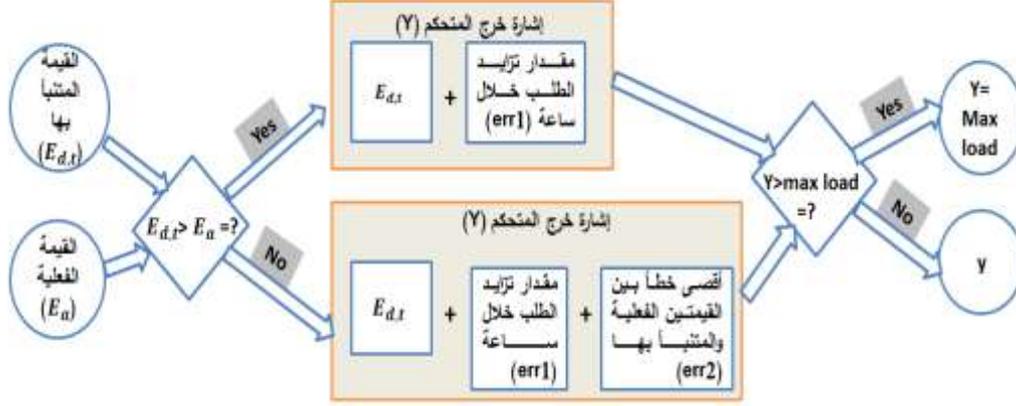
$$E_{d,c} = E_{d,t} + err_1 \quad (4)$$

$E_{d,c}$: قيمة الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري التي يحددها المتحكم، $E_{d,t}$: القيمة الحالية للطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري المنتبأ بها، err_1 : أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمنتبأ بها بعد ساعة.

2- إذا كانت القيمة المتنبأ بها أصغر من القيمة الفعلية، عندئذ تضاف كمية للقيمة المتنبأ بها يتم تقديرها بحيث تعوض زيادة الطاقة خلال ساعة كما في الحالة الأولى، إضافة إلى قيمة لتعويض الفرق بين القيمة المتنبأ بها والقيمة الفعلية في اللحظة ذاتها وهي تمثل أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها، كما يضاف شرط لضمان أن نظام التحكم لا يأخذ قيم أكبر من قيمة أعظم حمل.

$$E_{d,c} = E_{d,t} + err_1 + err_2 \quad (5)$$

حيث err_2 تمثل أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند نفس الزمن. يبين الشكل (3) مخطط صندوقي يوضح خطوات إنجاز هذه الخوارزمية.



الشكل (3): مخطط صندوقي لمراحل إنجاز خوارزمية EOA.

5-2- خوارزمية القيمة العظمى (Maximum Value Algorithm (MVA))

تقوم هذه الخوارزمية بمقارنة كل من القيمة الفعلية الحالية والقيمة المتنبأ بها بعد ساعة والقيمة المتنبأ بها بعد ساعتين، فإذا كانت القيمة المتنبأ بها بعد ساعة أكبر من القيمة الفعلية الحالية، وكانت القيمة المتنبأ بها بعد ساعتين أكبر من القيمة المتنبأ بها بعد ساعة، في هذه الحالة يكون هناك ازدياد كبير ومستمر في الطاقة، عندئذ يقوم نظام التحكم بأخذ القيمة المتنبأ بها بعد ساعة مضافاً إليها قيمة أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند نفس الزمن، وقد أضفنا هذه القيمة لتقليل الانقطاع في التيار الكهربائي نتيجة عدم دقة القيم المتنبأ بها.

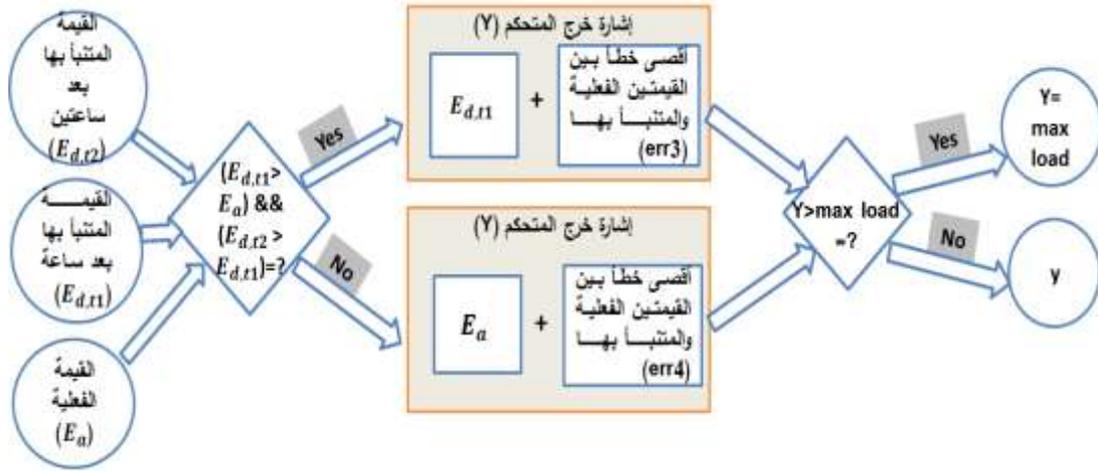
$$E_{d,c} = E_{d,t1} + err_3 \quad (6)$$

حيث $E_{d,c}$: قيمة الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري التي يحددها المتحكم، $E_{d,t1}$: قيمة الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري المتنبأ بها بعد ساعة، err_3 أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند تحقق شروط هذه الحالة بالنسبة لخوارزمية MVA .

أما في الحالات الأخرى التي تزداد فيها الطاقة لمدة ساعة أو أقل أو تكون في حالة ثبات أو تناقص، عندئذ يقوم نظام التحكم بأخذ القيمة الفعلية مضافاً إليها قيمة أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند نفس الزمن، ويكون هنا الخطأ أقل من الحالة الأولى لأنه يتوقع أن ازدياد الطاقة ليس كبير ومستمر.

$$E_{d,c} = E_a + err_4 \quad (7)$$

حيث E_a : قيمة الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري الفعلية اللازمة، err_4 : أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند تحقق شروط هذه الحالات بالنسبة لخوارزمية MVA، ثم في النهاية نقوم بإضافة شرط لضمان أن نظام التحكم لا يأخذ قيم أكبر من قيمة أعظم حمل. يبين الشكل (4) مخطط صندوقي يوضح خطوات إنجاز هذه الخوارزمية.



الشكل (4): مخطط صندوقي لمراحل إنجاز خوارزمية MVA.

3-5- خوارزمية الميل (Slope Algorithm(SA))

يلاحظ من الشكل (2) أن مخططي الطاقة التي تعتمد على الوقود الأحفوري الفعلية اللازمة والمتنبأ بها لهما نفس الاتجاه، ولكن في أيام مختلفة توجد بعض الأخطاء القليلة. بالرغم من ذلك فإن خوارزميات التنبؤ قامت بشكل جيد بالتنبؤ بالأوقات التي يزداد وينخفض فيها الطلب على الطاقة في معظم الأوقات، ولكن الأخطاء في غالبيتها كانت بزيادة قيمة التنبؤ أو انخفاضها عن القيمة الفعلية اللازمة، وبالإستفادة من هذه الملاحظة فإنه يمكن تصميم نظام تحكم يعتمد على حساب ميل مخطط الطاقة المتنبأ بها، وذلك وفق القانون الآتي:

$$m = \frac{E_{d,t} - E_{d,t1}}{\Delta t} \quad (8)$$

حيث $E_{d,t}$: القيمة الحالية للطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري المتنبأ بها، $E_{d,t1}$: القيمة بعد ساعة للطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري المتنبأ بها، Δt الفترة الزمنية وهي تعادل ساعة واحدة.

إذا كان الميل موجباً لمدة ساعتين على الأقل أي أن الطاقة في حالة تزايد كبير ومستمر، نجعل المتحكم يحدد مقدار استطاعة الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري مساوٍ للقيمة الفعلية مضافاً إليها قيمة فرق الطاقة المتنبأ بها بين الساعة الحالية والساعة القادمة، مع إضافة قيمة أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند نفس الزمن، وقد أضفنا هذه القيمة لإلغاء الانقطاع في التيار الكهربائي نتيجة عدم دقة القيم المتنبأ بها، أي تصبح العلاقة:

$$E_{d,c} = E_a + (E_{d,t} - E_{d,t1}) + err_5 \quad (9)$$

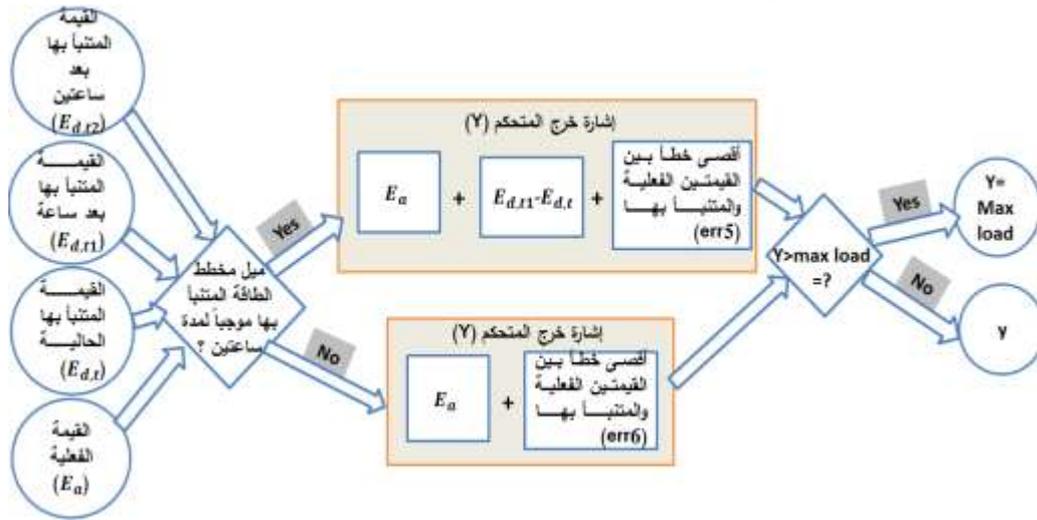
$E_{d,c}$: قيمة الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري التي يحددها المتحكم، E_a : قيمة الطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري الفعلية اللازمة، $E_{d,t}$: القيمة الحالية للطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري المتنبأ بها، $E_{d,t1}$: القيمة بعد ساعة للطاقة الناتجة عن الوقود الأحفوري المتنبأ بها، err_5 : أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند نفس الزمن عند تحقق شروط هذه الحالة بالنسبة لخوارزمية SA.

أما في الحالات الأخرى التي يكون فيها الميل إما موجباً خلال ساعة واحدة فقط أو ثابتاً أو سالباً، أي أن الطاقة التي تعتمد على الوقود الأحفوري المتنبأ بها إما في حالة زيادة قليلة أو ثابتة أو في حالة تناقص في الطلب عليها، عندئذ

يحدد المتحكم استطاعة الطاقة بقيمة الطاقة الفعلية اللازمة مضافاً لها أيضاً قيمة أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند نفس الزمن وتكون هنا قيمة الخطأ أقل من الحالة الأولى، أي

$$E_{d,c} = E_a + err_6 \quad (10)$$

حيث err_6 : أقصى خطأ بين القيمتين الفعلية والمتنبأ بها عند نفس الزمن عند تحقق شروط هذه الحالات بالنسبة لخوارزمية SA، ثم يضاف في النهاية شرط لضمان أن نظام التحكم لا يأخذ قيم أكبر من قيمة أعظم حمل. يبين الشكل (5) مخطط صندوقي يوضح خطوات إنجاز هذه الخوارزمية.



الشكل (5): مخطط صندوقي لمرحلة إنجاز خوارزمية SA.

النتائج والمناقشة:

أجريت عمليات المحاكاة لحمل متغير يمثل أحمال مدينة اللاذقية بحيث يكون حمل الذروة مساوياً لـ [1200]MW، يتغذى هذا الحمل من ثلاثة مصادر تغذية، المصدر الأول عبارة عن محطة خلايا كهروضمسية باستطاعة أعظمية تعادل [100]MW، والمصدر الثاني عبارة عن محطة عنفات ريحية باستطاعة أعظمية تعادل [150]MW، أما المصدر الثالث فهو محطة طاقة وقود أحفوري باستطاعة [1500]MW. لقد تم أخذ استطاعة محطات الطاقات المتجددة قليل بالمقارنة مع استطاعة محطة الوقود الأحفوري التي تشكل مصدر الطاقة الأساسي، لأن الهدف من محطات الطاقة المتجددة النقل فقط من استهلاك الوقود الأحفوري مع الأخذ بعين الاعتبار تكاليف إنشائها الكبيرة، لكن مع الزمن ومع مقدار الطاقة التي توفره فإنها تغطي بالتأكد تكاليف بناءها بالإضافة إلى أنها مصادر مستدامة ونظيفة بيئياً.

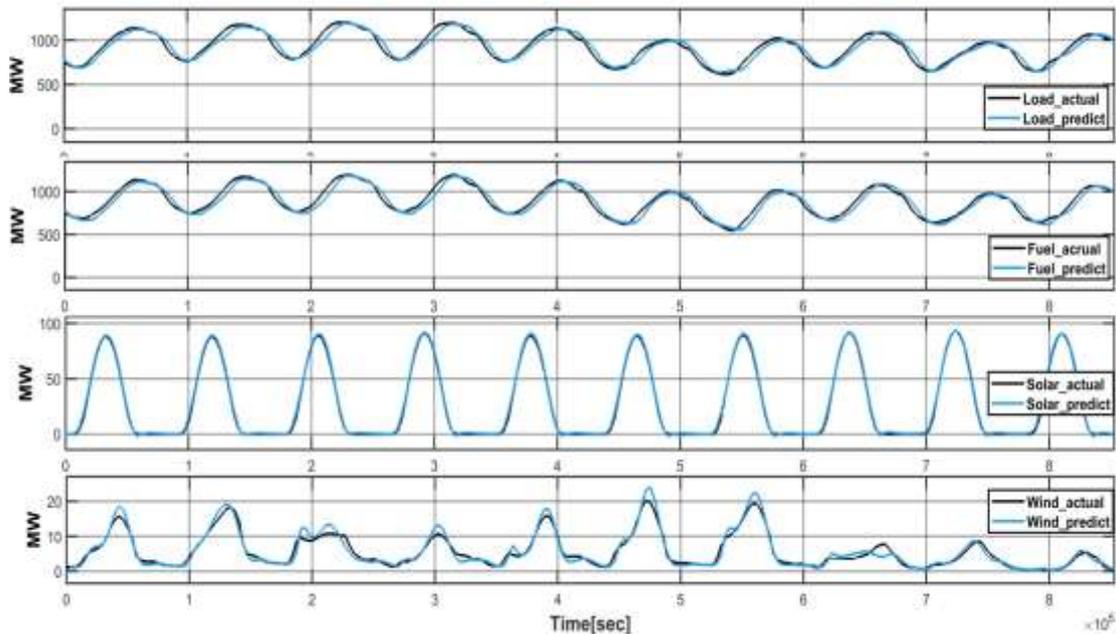
سيناريوهات المحاكاة

أجريت ثلاث عمليات محاكاة لخوارزميات التحكم المقترحة تمثل فصول مختلفة من العام بشكل مماثل لما أجري بالنسبة لخوارزميات التنبؤ، وذلك للتحقق من أداء هذه الخوارزميات على مدار العام وباختلاف ظروف الطقس، حيث تكون الفترة الأولى بين 6-15 آب وهي تمثل فصل الصيف وقد كان الطقس فيها مشمس ومستقر، والفترة الثانية بين 1-10 تشرين الثاني وهي تمثل فصل الخريف، حيث تخضع هذه الفترة لتقلبات مناخية وقد كان الطقس فيها متقلب بين المشمس والغائم، والفترة الثالثة بين 22-31 كانون الأول وهي تمثل فصل الشتاء وقد وجد فيها بعض التغيرات المناخية حيث كان الطقس متقلباً بين المشمس والغائم. سيتم في البداية عرض نتائج المحاكاة بشكل سريع وذلك للتأكد

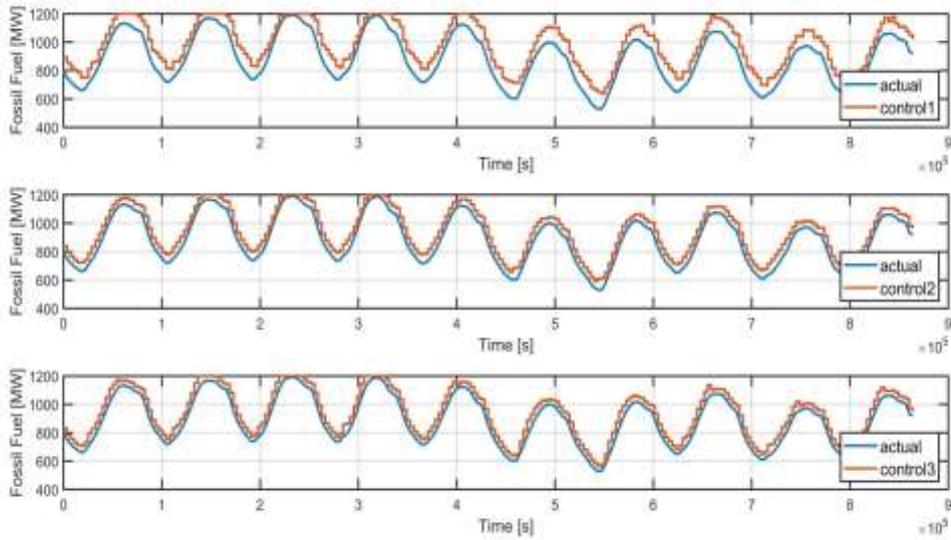
من عدم حدوث حالات انقطاع في التغذية الكهربائية عن الأحمال ثم في النهاية سيتم مناقشة النتائج بشكل مفصل من حيث التوفير في طاقة الوقود الأحفوري.

نتائج المحاكاة في الفترة الممتدة بين 6 إلى 15 آب

يبين الشكل (6) الطاقة الفعلية والمنتبأ بها لكل من طاقة الأحمال الديناميكية المطلوبة وطاقة الوقود الأحفوري وطاقة الخلايا الكهروضمسية وطاقة العنفات الريحية التي نحصل عليها خلال هذه الفترة. كما يبين الشكل (7) مقارنة بين طاقة الوقود الأحفوري الفعلية وطاقة الوقود الأحفوري المقدرة من قبل نظام التحكم بتطبيق كل من خوارزميات التحكم المقترحة حيث تشير إشارة control1 إلى استخدام خوارزمية EOA، كما تشير إشارة control2 إلى استخدام خوارزمية MVA، أما control3 فهي تشير إلى استخدام خوارزمية SA من قبل نظام التحكم. يلاحظ أن نظام التحكم في الحالات الثلاث يؤمن طاقة أكبر أو تساوي الطاقة الفعلية التي يحتاجها الحمل في جميع الأوقات، وهذا ما يضمن عدم انقطاع التغذية الكهربائية عن الأحمال، ولكنه يتبين من هذا الشكل أنه يوجد هدر في طاقة الوقود الأحفوري عند تطبيق نظام تحكم يستخدم خوارزمية EOA بشكل أكبر من استخدام خوارزميتي MVA و SA .



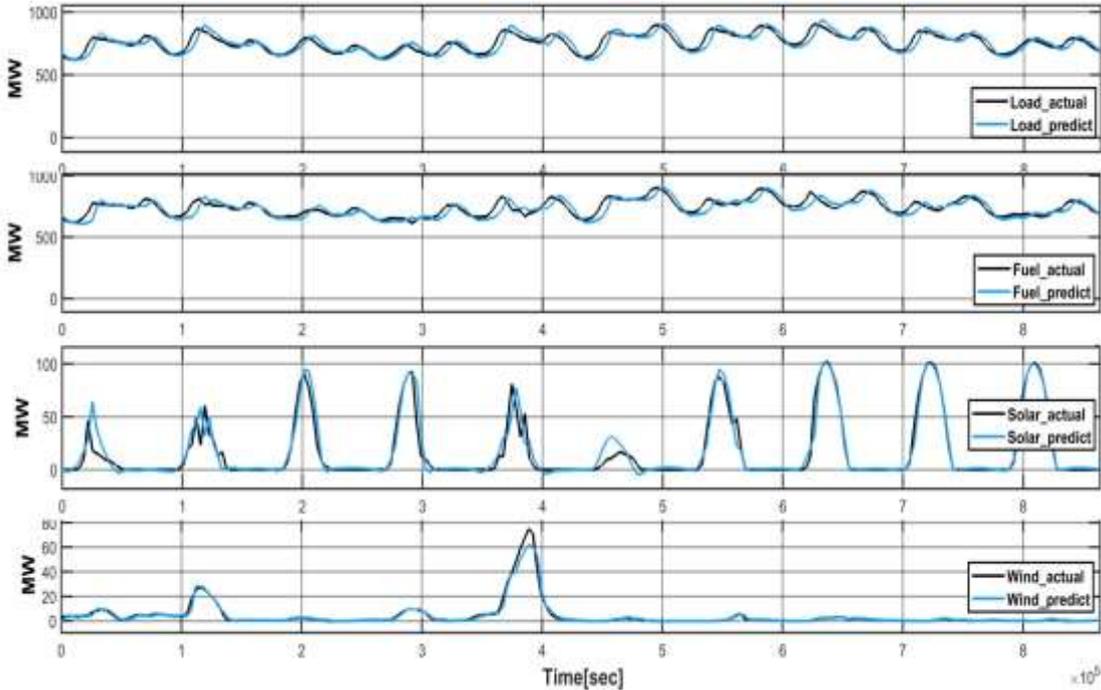
الشكل(6): الطاقات التي تحتاجها الأحمال والطاقات المولدة لمدة 10 أيام خلال شهر آب.



الشكل (7): طاقة الوقود الأحفوري الفعلية والمقدرة من نظام التحكم خلال شهر آب بتطبيق كل من خوارزميات التحكم (control1:EOA, control2:MVA, control3:SA).

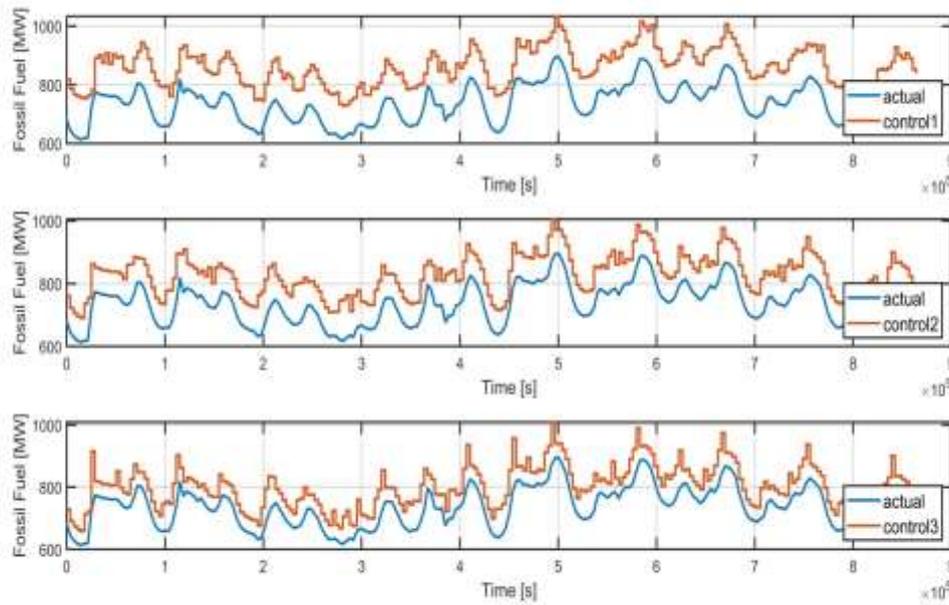
نتائج المحاكاة في الفترة الممتدة بين 1 إلى 10 تشرين الثاني

يبين الشكل (8) الطاقة الفعلية والمتنبأ بها لكل من طاقة الأحمال الديناميكية المطلوبة وطاقة الوقود الأحفوري وطاقة الخلايا الكهروضوئية وطاقة العنفات الريحية التي نحصل عليها خلال هذه الفترة، حيث يبين هذا الشكل أن طاقة الوقود الأحفوري المتنبأ بها تكون أقل من طاقة الوقود الأحفوري الفعلية المطلوبة في معظم الأوقات، وهذا ما يسبب انقطاع في التغذية عن الأحمال، وقد تم التغلب على هذه المشكلة عند استخدام نظام تحكم يعتمد على خوارزميات التحكم المقترحة كما يبين الشكل (9).



الشكل(8): الطاقات التي تحتاجها الأحمال والطاقات المولدة لمدة 10 أيام خلال شهر تشرين الثاني.

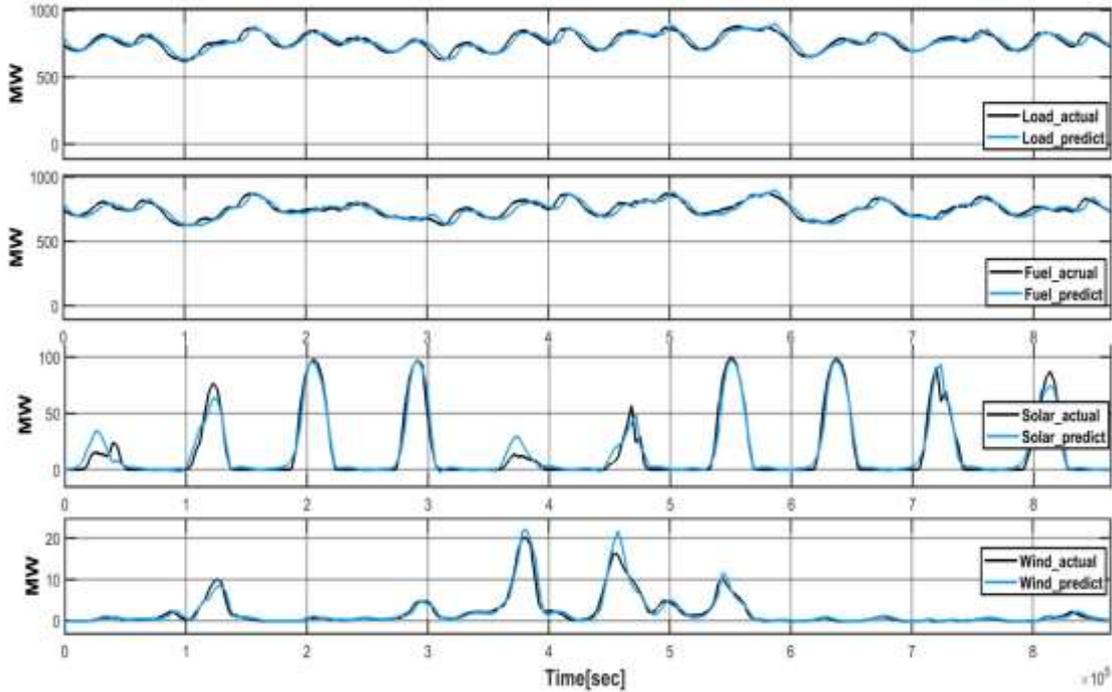
يبين الشكل (9) مقارنة بين طاقة الوقود الأحفوري الفعلية وطاقة الوقود الأحفوري المقدرة من قبل نظام التحكم بتطبيق كل من خوارزميات التحكم المقترحة خلال هذه الفترة، حيث تشير إشارة control1 إلى استخدام خوارزمية EOA، كما تشير إشارة control2 إلى استخدام خوارزمية MVA، وتشير control3 إلى استخدام خوارزمية SA من قبل نظام التحكم كما أشرنا سابقاً. يلاحظ أن نظام التحكم في الحالات الثلاث يؤمن طاقة أكبر أو تساوي الطاقة الفعلية التي يحتاجها الحمل في جميع الأوقات، وهذا ما يؤكد على كفاءة نظام التحكم من حيث عدم انقطاع التغذية الكهربائية عن الأحمال، ولكن لابد من الإشارة أيضاً كما يبين الشكل (9) إلى وجود هدر في طاقة الوقود الأحفوري عند تطبيق نظام تحكم يستخدم خوارزمية EOA بشكل أكبر من استخدام خوارزميتي MVA و SA .



الشكل (9): طاقة الوقود الأحفوري الفعلية والمقدرة من نظام التحكم خلال شهر تشرين الثاني بتطبيق كل من خوارزميات التحكم (control1:EOA, control2:MVA, control3:SA).

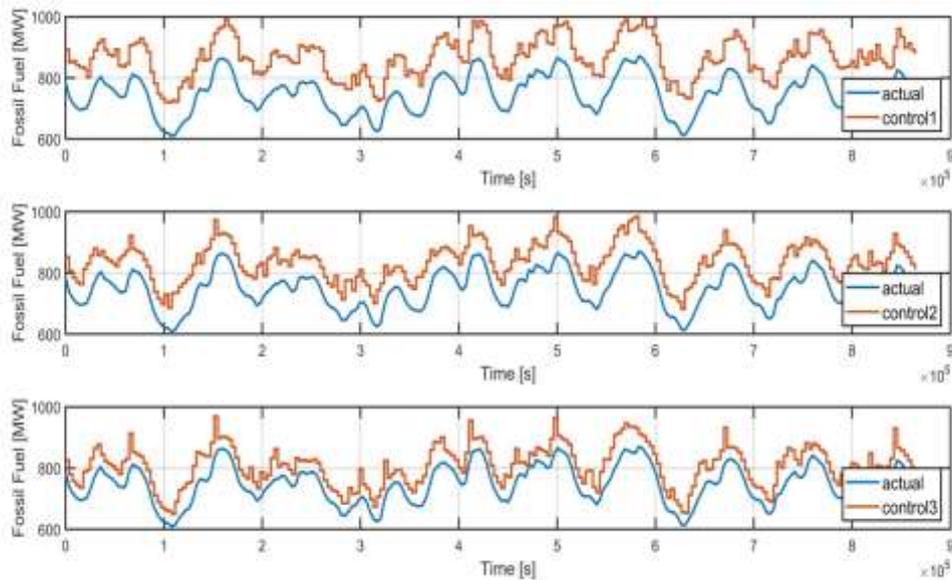
نتائج المحاكاة لمدة عشرة أيام (22-31 كانون الأول)

يبين الشكل (10) الطاقة الفعلية والمنتبأ بها لكل من طاقة الأحمال الديناميكية المطلوبة وطاقة الوقود الأحفوري وطاقة الخلايا الكهروضوئية وطاقة العنفات الريحية التي نحصل عليها خلال هذه الفترة.



الشكل (10): الطاقات التي تحتاجها الأحمال والطاقات التي نحصل عليها لمدة 10 أيام خلال شهر كانون الأول.

كما يبين الشكل (11) مقارنة بين طاقة الوقود الأحفوري الفعلية وطاقة الوقود الأحفوري المقدرة من قبل نظام التحكم بتطبيق كل من خوارزميات التحكم المقترحة خلال هذه الفترة، حيث يلاحظ أيضاً أن نظام التحكم في الحالات الثلاث يؤمن طاقة أكبر أو تساوي الطاقة الفعلية التي يحتاجها الحمل في جميع الأوقات، وهذا ما يؤكد على كفاءة نظام التحكم من حيث عدم انقطاع التغذية الكهربائية عن الأحمال.



الشكل (11): طاقة الوقود الأحفوري الفعلية والمقدرة من نظام التحكم خلال شهر كانون الأول بتطبيق كل من خوارزميات التحكم

(control1:EOA, control2:MVA, control3:SA).

تبين الأشكال (6) و (8) و (10) أن طاقة العنفات الريحية في معظم الأوقات كانت أقل من 20MW باستثناء اليوم الخامس من شهر تشرين الثاني فقد بلغت 70MW وذلك لأن سرعات الرياح كانت قليلة في معظم البيانات المدروسة، لذلك لم نستفيد من كامل طاقة محطات العنفات الريحية والتي تبلغ 150MW في العينات المدروسة. كما لاحظنا من الأشكال (7) و (9) و (11) أن الخوارزميات الثلاثة المقترحة كانت ذات كفاءة جيدة من ناحية عدم انقطاع التغذية الكهربائية عن الحمل خلال كامل فترات المحاكاة، وللمقارنة بين أداء هذه الخوارزميات من حيث كمية الهدر في الوقود الأحفوري تحسب قيم متوسط الأخطاء، وذلك بحساب أدنى قيمة وأعلى قيمة خلال الساعة وأخذ المتوسط الحسابي لهاتين القيمتين، ثم أخذ المتوسط الحسابي لجميع الساعات المدروسة. يلخص الجدول (2) قيم متوسط الأخطاء لكل خوارزمية من خوارزميات التحكم على مدى فترات المحاكاة المختلفة.

جدول (2) يبين قيم متوسط الأخطاء لخوارزميات التحكم المقترحة

قيم متوسط الأخطاء	شهر آب	شهر تشرين الثاني	شهر كانون الأول
خوارزمية EOA	94.0866	124.213	117.251
خوارزمية MVA	59.0816	92.383	87.7850
خوارزمية SA	53.8494	65.041	59.312

يلاحظ من الجدول (2) أن قيم متوسط الأخطاء لخوارزمية SA كانت أقل دائماً خلال جميع فترات المحاكاة وبالتالي يمكن التأكيد أن خوارزمية SA هي أكثر كفاءة وأقل هدراً لطاقة الوقود الأحفوري. كما يلاحظ بالمقارنة بين الفترات الثلاث أن أقل قيم متوسط الأخطاء لخوارزميات التحكم كانت خلال شهر آب لأن أخطاء التنبؤات بالإشعاع الشمسي وسرعة الرياح الموضحة في الجدول (1) الناتجة عن خوارزميات التنبؤ كانت قليلة نتيجة استقرار الطقس، على الرغم من أن أخطاء التنبؤات بالأحمال الديناميكية كانت أكبر بقليل من باقي الفترات، ويلاحظ أيضاً أن أكبر قيم متوسط الأخطاء كانت خلال شهر تشرين الثاني وذلك بسبب تقلبات الطقس التي يشهدها فصل الخريف.

حساب كميات الصرف والتوفير في طاقة الوقود الأحفوري

يدرس في هذه الفقرة كمية طاقة الوقود الأحفوري المصروفة والطاقة التي يمكن توفيرها بعد تطبيق كل من الخوارزميات السابقة وذلك في كل من الفترات الزمنية المدروسة سابقاً.

خلال الفترة الممتدة بين 6 إلى 15 آب

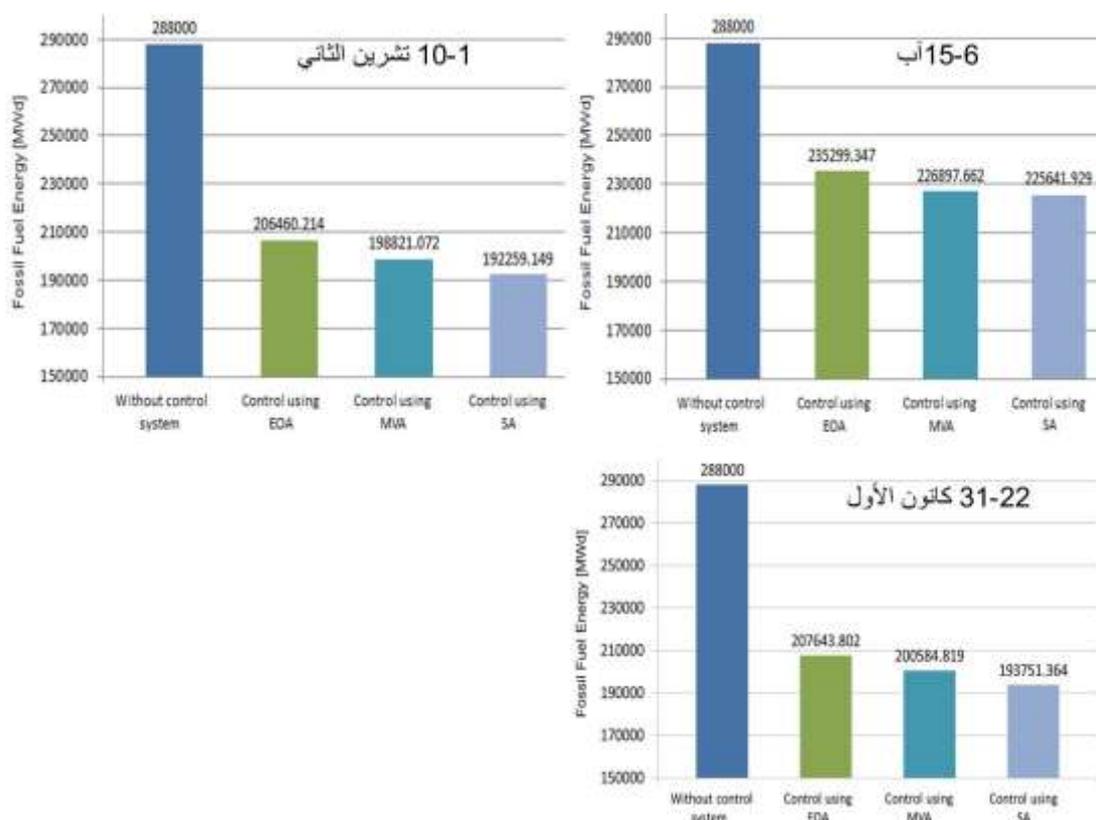
يلزم طاقة تعادل $1200 \times 240 = 288000$ [MWd] خلال عشرة أيام دون وجود نظام تحكم، ولكن عند إضافة نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية EOA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 235299.347 [MWd] لتلبية متطلبات الحمل الديناميكي، وهي تحسب بأخذ مجموع الطاقات عند كل ساعة، وبحساب قيمة التوفير تكون $288000 - 235299.347 = 52700.653$ [MWd]. عند تطبيق نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية MVA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 226897.662 [MWd] لتلبية متطلبات الحمل، وبحساب قيمة التوفير تكون $288000 - 226897.662 = 61102.338$ [MWd]. وعند تطبيق نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية SA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة 225641.929 [MWd]، ويكون مقدار التوفير $225641.929 - 225641.929 = 62358.071$ [MWd].

خلال الفترة الممتدة بين 1 إلى 10 تشرين الثاني

يلزم طاقة تعادل $1200 * 240 = 288000$ [MWd] خلال عشرة أيام دون وجود نظام تحكم. ولكن عند إضافة نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية EOA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 206460.214 [MWd] لتلبية متطلبات الحمل الديناميكي، وبحساب قيمة التوفير تكون 81539.786 [MWd]. عند تطبيق نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية MVA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 198821.072 [MWd] لتلبية متطلبات الحمل، وبحساب قيمة التوفير تكون 89178.928 [MWd]. وعند تطبيق نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية SA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 192259.149 [MWd]، ويكون مقدار التوفير 95740.851 [MWd].

خلال الفترة ما بين 22 إلى 31 كانون الأول

يلزم طاقة تعادل $1200 * 240 = 288000$ [MWd] خلال عشرة أيام دون وجود نظام تحكم. ولكن عند إضافة نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية EOA، عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 207643.802 [MWd] لتلبية متطلبات الحمل الديناميكي، وبحساب قيمة التوفير تكون 80356.198 [MWd]. عند تطبيق نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية MVA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 200584.819 [MWd] لتلبية متطلبات الحمل، وبحساب قيمة التوفير تكون 87415.181 [MWd]. وعند تطبيق نظام تحكم يعمل وفق خوارزمية SA عندئذ يؤمن نظام التحكم طاقة مقدارها 193751.364 [MWd]، ويكون مقدار التوفير 94248.636 [MWd]، يبين الشكل (12) مخطط يوضح كمية طاقة الوقود الأحفوري المصروفة خلال جميع الفترات المدروسة مقدرة بوحدة الميغاوات باليوم [MWd] دون وجود نظام تحكم وبوجود نظام تحكم يعتمد على كل خوارزمية من الخوارزميات المقترحة، حيث يلاحظ في جميع الفترات المدروسة أن نظام التحكم الذي يعتمد على خوارزمية SA يستهلك أقل طاقة ووقود أحفوري، لذلك تعتبر خوارزمية SA الأفضل بين الخوارزميات المقترحة.



الشكل (12): مخططات توضح كمية طاقة الوقود الأحفوري المصروفة خلال الفترات الثلاث المدروسة.

يبين الجدول (3) النسب المئوية لمقدار التوفير في طاقة الوقود الأحفوري لكل خوارزمية مقترحة خلال فترات المحاكاة المختلفة.

جدول (3) يبين قيم النسب المئوية لمقدار التوفير في طاقة الوقود الأحفوري.

شهر كانون الأول	شهر تشرين الثاني	شهر آب	مقدار التوفير
%27.901	%28.312	%18.298	خوارزمية EOA
%30.352	%30.964	%21.216	خوارزمية MVA
%32.725	%33.243	%21.652	خوارزمية SA

ومن الجدير ذكره في النهاية بعد ملاحظة هذا الجدول أن كمية التوفير في طاقة الوقود الأحفوري خلال شهر آب كانت أقل من شهري تشرين الثاني وكانون الأول وعلى الرغم من أن قيم متوسط الأخطاء لخوارزميات التحكم خلال شهر آب كانت أقل من قيم متوسط الأخطاء لخوارزميات التحكم خلال شهري تشرين الثاني وكانون الأول، وهذا بسبب أن كمية التوفير لا تتعلق فقط بكفاءة خوارزميات التحكم إنما تتعلق أيضاً بالظروف المناخية، أي بمعنى آخر تتعلق بكمية الطاقة التي نحصل عليها من الطاقات المتجددة خلال الفترات المدروسة التي تقلل من الاعتماد على طاقة الوقود الأحفوري وتتعلق أيضاً بمقدار طاقة الحمل الفعلية المطلوبة، حيث يمكن الملاحظة بسهولة من مخططات الطاقة المبينة في الأشكال (6) و (8) و (10) أن طاقة الأحمال الفعلية المطلوبة خلال شهر آب بالنسبة للبيانات المدروسة كانت أكبر من طاقة الأحمال الفعلية المطلوبة خلال شهري تشرين الثاني وكانون الأول.

الاستنتاجات والتوصيات:

- تزداد كفاءة إدارة مصادر الطاقة المتجددة الهجينة بوجود نظام تحكم تنبؤي باستخدام خوارزميات الذكاء الاصطناعي.
- إن الخوارزميات الثلاثة المقترحة كانت ذات كفاءة جيدة من حيث عدم انقطاع التيار الكهربائي عن الحمل الديناميكي المتغير، والتوفير في الوقود الأحفوري.
- إن خوارزميتي SA, MVA كانتا أكثر توفيراً في الوقود الأحفوري من خوارزمية EOA، وكانت خوارزمية SA هي الأكثر توفيراً لذلك تعتبر الأفضل بين الخوارزميات المقترحة .
- تزداد قدرة خوارزميات التحكم المقترحة على التوفير في طاقة الوقود الأحفوري كلما زادت دقة التنبؤات في خوارزميات التنبؤ.
- كانت قيم متوسط الأخطاء لخوارزميات التحكم المقترحة خلال فترة شهر أب أقل من فترتي تشرين الثاني وكانون الأول، لأن دقة التنبؤات كانت أكبر نتيجة استقرار حالة الطقس فيها وخاصة الإشعاع الشمسي.
- نوصي باستخدام خوارزمية SA عند تصميم نظام تحكم يعتمد على التنبؤ بالإشعاع الشمسي وسرعة الرياح والأحوال الديناميكية، وذلك لكفاءة عملها من جهة ولأنها قادرة على التوفير في الوقود الأحفوري بشكل جيد من جهة ثانية.

References:

1. LU,R. BAI,R. DING,Y. WEI,M. JIANG,J. et al. *A hybrid deep learning-based online energy management scheme for industrial microgrid*. Applied Energy, Vol. 304, 2021,1-15.
2. WU,K. PENG,X. LI,Z. CUI,W. YUAN,H. et al. *A Short-Term Photovoltaic Power Forecasting Method Combining a Deep Learning Model with Trend Feature Extraction and Feature Selection*. Energies, Vol.15, No.15, 2022,1-20.
3. GU,C. LI,H. *Review on Deep Learning Research and Applications in Wind and Wave Energy*. Energies, Vol.15, No.4, 2022, 1-19.
4. SENTHIL,V.N. JYOTHI,A. ABIRAMI,P. FEMILA ,J.R. SUDHAKAR,M. et al. *Deep Learning Model on Energy Management in Grid- Connected Solar Systems*. International Journal of Photoenergy, Vol. 10, 2022,1-8.
5. LIU,Z. SUN,Y. XING,C. LIU,J. HE,Y. et al. *Artificial intelligence powered large-scale renewable integrations in multi-energy systems for carbon neutrality transition: Challenges and future perspectives*. Energy and AI, Vol.10,2022, 1-20.
6. AMMON,R . DAOOD,M. SULAIMAN,S . *Modeling and Simulation of Hybrid Energy Systems to Meet Dynamic Load Requirements*. Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies, Vol. 44, No 4, 2022, 77 -99.
7. AMMON,R. DAOOD,M. SULAIMAN,S. *Using Statistical Time Series Analysis and Deep Learning Algorithms for Predicting Solar Radiation and Wind Speed*. Tartous University Journal, 2024.
8. ALMUGHRAM,O. ZAFAR,B. SLAMA,S. *Home Energy Management Machine Learning Prediction Algorithms: A Review*. Advances in Intelligent Systems Research, Vol. 175, 2021, 40-47.
9. TALAAT,M . ELKHOLY,M. ALBLAWI,A. SAID,T. *Artificial intelligence applications for management of hybrid renewable energy sources*. Artificial Intelligence Review, Vol.56, 2023, 1-55.
10. WIDODO,D. IKSAN,N. UDAYANTI,E. DJUNIADI,E. *Renewable energy power generation forecasting using deep learning method*. The 9th Engineering International Conference , Vol. 700, No.1 , 2021, 1-6.

11. ENTEZARI,A. ASLANI,A. ZAHEDI,Z. NOOROLLAHI,Y. *Artificial intelligence and machine learning in energy systems: Abibliographic perspective*. Energy Strategy Reviews, Vol. 45, 2023,1-18.
12. HASSAS,M. POURHOSSEIN, K. *Control and Management of Hybrid Renewable Energy Systems: Review and Comparison of Methods*. Journal of Operation and Automation in Power Engineering, Vol. 5, No. 2, 2017, 131-138.
13. ALTHUBAITI,M. *Fuzzy Logic Controller for Hybrid Renewable Energy System with Multiple Types of Storage*. Department of Electrical and Computer Engineering University of Alberta, 2018, 67-100.
14. NASA,Helioclim-3Archives*Demo*,available: <<http://www.soda-pro.com>> last access: 15-12-2022.