استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية بولاية أدرار

Artificial Neural Networks Models for Electricity Sales Forecasting in Adrar

د. بن العارية أحمد

جامعة أحمد دراية، مخبر التكامل الاقتصادي الجزائري الأفريقي – أدرار (الجزائر)

ahmed.benlaria@univ-adrar.edu.dz

تاريخ الارسال: 2022/04/14 **تاريخ القبول:** 2022/06/14 **تاريخ النشر:** 2022/06/30

ملخص:

الهدف من هذه الدراسة هو التنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية بولاية أدرار باستخدام أنظمة الشبكات العصبية الاصطناعية. تم الاعتماد على البيانات الأسبوعية لمبيعات الطاقة الكهربائية بأدرار للفترة الممتدة بين جانفي 2012 إلى ديسمبر 2021. وتم بناء نماذج شبكات عصبية لهذا الغرض. وأظهرت النتائج أن أداء النموذج في عملية التنبؤ كان جيدا، كما أن مبيعات الطاقة الكهربائية المتنبئ بها لسنة 2022 حافظت على خاصية الموسمية التي تتميز بها، حيث كانت المبيعات في الأشهر جوان، جويلية وأوت أعلى من مبيعات بقية الأشهر، بسبب تزامنها مع فصل الصيف والذي يعرف استهلاكا كبيرا للطاقة الكهربائية. كما أن مبيعات سنة 2022 ستعرف زيادة مقارنة بمبيعات سنة 2021 ، ويمكن تفسير هذه الزيادة بسبب التوسع العمراني التي يؤدي إلى ارتفاع الطلب على الطاقة الكهربائية، إضافة إلى زيادة الأنشطة الصناعية في المدينة.

كلمات مفتاحية: الطاقة الكهربائية، التنبؤ، الشبكات العصبية الاصطناعية، أدرار.

تصنيفات JEL : Q47 ، Q40 .

Abstract:

The aim of this study is to forecast the sales of electric power in Adrar using artificial neural network. Weekly data of electric power sales in Adrar were used on the period from January 2012 to December 2021. A artificial neural network model have been built for this purpose. The results showed that the model's performance in the forecasting process was good, and that the sales of electric power forecast for 2022 maintained its seasonal characteristic, where sales in the months of June, July and Out were higher than those of the rest of the months, due to the coincidence of the summer, which is known as a large consumption of electric power .Sales in 2022 will also be increased compared to sales in 2021, and this increase can be explained by urbanization, which leads to higher demand for energy Electric, in addition to increasing industrial activities in the city.

Keywords: Electric power, forecasting, artificial neural networks, adrar.

JEL Classification Cods : Q47, Q40.

المؤلف المرسل: بن العارية أحمد، ahmed.benlaria@univ-adrar.edu.dz

المقدمة:

تعد الكهرباء أحد أهم مصادر الطاقة لكونها تساهم بشكل كبير في مختلف القطاعات التي تحقق التكامل الاقتصادي ودفع عملية التنمية من خلال الطلب على الكهرباء وترشيد استهلاكها، وهذا لمواجهة تحديات خطط التنمية الاقتصادية والاجتماعية لأي بلد. وبذلك ظلت الكهرباء من أهم ركائز تطور الأمم وتحضرها.

ويعتبر التنبؤ من العمليات التي لا يمكن للمؤسسة ومتخذي القرار الاستغناء عنها بهدف التقليل من المخاطر المحتملة وكذا في رسم الإستراتيجيات والخطط المستقبلية. ولذلك ظهرت العديد من الأساليب التي استخدمت في عملية التنبؤ.

في بادئ الأمر تم استخدام أساليب أولية للتنبؤ، مثل المتوسطات المتحركة (Brown, 1963) والتلميس الأسي (Triggs, 1967)، بعد ذلك استخدم العديد من الباحثين النماذج المختلطة المتكاملة للانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (ARIMA) (Box & Jenkins, 1976) والتي استخدمت على نطاق واسع حتى بداية الثمانينات. وفي منتصف الثمانينات تم اقتراح نموذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم التجانس (ARCH) (Engle, 1982) وذلك للتنبؤ بالتقلبات قصيرة المدى. بعد ذلك قام (Chien & Leung, 2003) بتطوير نموذج شعاع تصحيح الخطأ (VECM) للتنبؤ.

إلا أن الأساليب الاحصائية التقليدية التي استخدمت في التنبؤ لم تكن لها نتائج مرضية، حيث أكد (Yao & Tan 2000) أن التحليل التقليدي للسلاسل الزمنية والمبني على ثبات العمليات العشوائية (Stationarity) لا ينطبق بشكل جيد على السلاسل الزمنية التي لا تتميز بالثبات.

وفي العقد الماضي، ومع التقدم السريع لتكنولوجيات الحاسب الآلي والاقبال المتزايد على الذكاء الاصطناعي، أصبح الباحثون أكثر قدرة على التنبؤ وذلك بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks (ANN) . ويتميز أسلوب الشبكات العصبية بالقدرة العالية على نمذجة العلاقات غير الخطية، كما يستطيع التغلب على حالات فقدان البيانات وعدم اكتمالها ويكتشف العلاقات الخفية بين المتغيرات من خلال البيانات المتاحة. ولا يحتاج هذا الأسلوب إلى اقتراح أو استخدام أية نماذج افتراضية مسبقة، أي أننا لا نحتاج إلى تحديد أية فرضيات مسبقة عن هذه العلاقات، فإذا كانت هناك علاقة رياضية بين المتغيرات فإن أسلوب الشبكات العصبية سوف يحدد هذه العلاقة من خلال عملية تدريب وتعلم خاصة به، عكس الأساليب الإحصائية التقليدية التي تلزم الباحث بدراسة المشكلة من الناحية النظرية بهدف التعرف على العلاقة بين المتغيرات المدروسة وتحديدها قبل البدء في بناء النماذج الاحصائية لها، كما أن ذلك يتطلب القيام بتحديد التوزيعات الاحتمالية للمتغيرات وتحديد الفرضيات الخاصة ببناء هذه النماذج، الأمر الذي لا تحتاجه طريقة الشبكات العصبية.

تعد نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية من الأساليب التي استخدمت في العديد من الدراسات المختلفة، ويمكن استعماله في التنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية، وذلك لعدم وجود نموذج إحصائي مناسب للتنبؤ الدقيق بقيمها المستقبلية.

وعلى هذا الأساس سيعالج هذا الموضوع الإشكالية الرئيسية التالية:

ما مدى كفاءة نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية بولاية أدرار ؟

ومن أجل الإجابة على هذه الإشكالية تم الاعتماد على المنهج الوصفي التحليلي لعرض التطور التاريخي لقطاع الطاقة الكهربائية الجزائري والعوامل المؤثرة على طلب الطاقة الكهربائية في الجزائر، كما تم الاعتماد على المنهج القياسي في الجانب التطبيقي من أجل بناء النموذج المناسب للتنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية وذلك بالاستعانة ببرنامج MATLAB R2020b.

1- التطور التاريخي لقطاع الطاقة الكهربائية الجزائري:

في عام 1910 تم إنشاء أول محطة كهرومائية بقوة ثابتة تقدر بـ 4.2 ميغاواط في مياه مضيق قرية رسيلة قرب قسنطينة. وبعدها تم إدماج فرع الطاقة الحرارية البخارية في حظيرة الإنتاج، وتم وضع أول محطة للطاقة الحرارية البخارية في الخدمة والتي تشتغل بالفحم بقوة ثابتة بـ 22 ميغاواط في المرسى الكبير بوهران سنة 1930.

شهدت الفترة من 1914 إلى 1920 تطورا كبيرا في فرع الطاقة الحرارية البخارية التي تشتغل بالفحم حيث تم تشغيل ثلاث منشآت جديدة (محطة الحامة بقوة 64 ميغاواط، محطة ميناء الجزائر بقوة 34 ميغاواط، ومحطة عنابة بقوة 64 ميغاواط). في الفترة 1950 – 1963 تم وضع لتسعة منشئات كهرومائية تحت الخدمة بقوة إجمالية تقدر بـ 208 ميغاواط. كما إنشاء أول توربين غازي في حوض الحمراء (حاسي مسعود) بقوة ثابتة تقدر ب22 ميغاواط. ليصل حجم الإنتاج الكلي إلى 548ميغاواط.

في عام 1969 تم إنشاء الشركة الوطنية للكهرباء والغاز (سونلغاز) بالأمر رقم 6959 الموافق لـ 26 جويلية 1969 في الجريدة الرسمية المؤرخة في 01 أوت 1969ودمج نشاط إنتاج الكهرباء للشركة، لتشهد الفترة من عام 1970-1979 تطورا كبيرا في قطاع الكهرباء وارتكز الإنتاج أساسا على التوربينات البخارية. وشهدت الفترة من 2010 إلى 2013 توسيع حظيرة الإنتاج بوضع 06 محطات توليد الكهرباء في الخدمة من نوع توربين غاز بقوة إجمالية تقدر ب2000 ميغاواط. ثم من عام 2014 إلى 2021 إدماج الدورة المشتركة في حظيرة الإنتاج لشركة الجزائرية لإنتاج الكهرباء وتكنولوجية بمعايير ذات كفاءة طاقية واحترام البيئة (الشركة الجزائرية لانتاج الكهرباء، 2022).

2- العوامل المؤثرة على طلب الطاقة الكهربائية في الجزائر:

الطلب على الطاقة الكهربائية تحكمه عوامل مختلفة تختلف من بلد إلى آخر، ولكن قد تتشابه معظمها في كثير من البلدان مثل النمو السكاني، ومعدلات النمو الاقتصادي، ومستويات توزيع الدخل القومي، وأسعار الطاقة الكهربائية، وهيكل الإنتاج القومي وأذواق المستهلكين والمناخ...الخ. (غالب، 2009)

هناك عدّة عوامل تؤثر على الطلب على الطاقة الكهربائية وهي:

أولا: النموّ السكاني

الزيادة السكانية تتطلب زيادة في المواد الاستهلاكية بمختلف أشكالها، بمعنى ضرورة زيادة الإنتاج وزيادة الواردات وزيادة الخدمات الاجتماعية كالصحة والتعليم وتوسيع البنية الأساسية وزيادة في العمران، وكل ذلك يتطلب زيادة في التوليد الكهربائي لمواكبة الزيادة السكانية أكان على مستوى الاستهلاك العائلي أو النشاط التنموي المتمثل في المشروعات والنشاطات الإنتاجية الأخرى أو الخدمية أو النشاط التنموي المتمثل في المشروعات التنموية التي تزداد بازدياد حجم السكان، ومواقع توزيعهم الجغرافي (حضر – ريف) أو للتركيب العمري أو النوع الاجتماعي للسكان، كل ذلك سيؤدي إلى زيادة الطلب على الطاقة الكهربائية.

وبقاء القدرات التوليدية عند مستواها دون التوسع مع الزيادة السكانية، ينعكس سلبا على قدرات التوليد وحجم التوزيع، وهذا ما تواجهه معظم الدول النامية والتي لا يكون بمقدورها الزيادة أو التوسيع في حجم قدرات التوليد الكهربائي، وذلك لضخامة الاستثمار في قطاع الطاقة الكهربائية، بالإضافة إلى ارتفاع قيمة الوقود لتوليد الكهرباء.

ثانيا: معدلات النمو الاقتصادي

إن عملية التنمية الاقتصادية تتمثل أساسا في تطور الاقتصاد القومي من اقتصاد يرتكز أساسا في إنتاج المواد الأولية إلى اقتصاد متقدم تحتل الصناعة فيه مركزا إستراتيجيا، كما هو الحال في الدول المتقدمة، كما أن التقدم لا يرجع كلية للتصنيع، فبعض البلدان المتقدمة يغلب على اقتصادياتها النشاط الزراعي (درويش، 1996).

ومعلوم أن النمو الاقتصادي لابد من أن يصاحبه طلب على الطاقة الكهربائية لأن العملية الإنتاجية في مختلف القطاعات الاقتصادية والخدمية تطلب زيادة سنوية في الطاقة، ولذلك كان من المناسب أن يتم استخدام معدم كثافة استخدام الطاقة الكهربائية (يوسف، 1999) كأحد المؤشرات الهامة التي عن طريقها يتم معرفة استهلاك الطاقة الكهربائية ارتباطا بالنمو الاقتصادي وقياس ترشيد استهلاك الطاقة وأيضا معرفة تقدم الجهات المعنية بتحديد هذا المؤشر.

ثالثا: أسعار الكهرباء

إن أسعار الكهرباء تلعب دورا في التأثير على طلب الكهرباء، فكلما ارتفعت أسعار الكهرباء قل الطلب عليها وكلما انخفضت أسعارها كلما زاد الطلب عليها، ونجد أن أسعار الكهرباء في كل دول العالم تحدد بعدة عوامل منها: (غالب، 2009)

1- تكلفة الوقود المستخدم لتوليد الكهرباء: فهناك كثير من الدول تقوم باستيراد الوقود من الخارج كالفحم والنفط والغاز وبالتالي فإن مدخلات توليد الطاقة الكهربائية تؤدي إلى ارتفاع قيمة مخرجات التوليد، مما يعكس نفسه على سعر الكيلوات المرسل إلى المستهلك، وتتفاقم المشكلة أما الدول المستوردة في فترات عدم استقرار أسعار النفط والغاز عالميا.

2- تكلفة إنشاء محطات التوليد: معلوم أن الاستثمار في إنتاج الكهرباء يعتبر من أعلى الاستثمارات في أي نشاط إنتاجي وهذا بدوره يؤدي إلى ارتفاع تكلفة الوحدة من الإنتاج الكهربائي.

3- الصيانة: تعتبر صيانة محطات توليد الكهرباء وبالذات صيانة المولدات الكهربائية من الحسابات التي تدخل في نفقات التشغيل في محطات التوليد وهي الأخرى بدورها تعكس نفسها على قيمة مخرجات التوليد.

4- إنشاء محطات النقل والتوزيع: تكون هي الأخرى مكلفة وصيانتها أيضا مكلفة.

5- الأجور: التي يتلقاها العاملون في قطاع الكهرباء تكون أكبر من ما يتلقاه العاملون في أي قطاع إنتاجي آخر وذلك لخطورة العمل في هذا القطاع، ولما يتطلبه من مهارات فنية متخصصة.

6- الضرائب الإيرادية: هناك بعض الدول تفرض ضرائب إيرادية لدعم الإيرادات العامة للدولة وتكون إيرادات مباشرة وغير مباشرة.

وكثير من الدول النامية تحاول دعم سعر الكهرباء مراعاة منها للبعد الاجتماعي، وذلك من خلال دعم مدخلات الإنتاج المتمثلة في الوقود، وبعض الدول تعمل على إيجاد شرائح سعرية متفاوتة بحيث تتناسب ومستويات دخول الأفراد في المجتمع لأن توحيد تسعيرة الكهرباء يؤدي إلى استفادة شريحة معينة من المجتمع المتمثلة في الطبقة المقتدرة على دفع سعر الكهرباء، وتتضرر من ذلك الشرائح الفقيرة أو ذوي الدخل المحدود.

كما أن أسعار الكهرباء تؤثر بدورها على المنتجات الصناعية أكبر القطاعات استهلاكا للكهرباء، وكذلك تكلفة النقل والخدمات العامة ترتفع هي الأخرى.

رابعا: تغير المناخ

يلعب المناخ دورا أساسيا في الاستهلاك المنزلي للطاقة الكهربائية، ففي الصيف يزداد طلب المواطنين على الكهرباء، بسبب استخدام التكييف الهوائي. إضافة إلى أن مؤسسات الدولة وغيرها من المرافق الإنتاجية والخدماتية يزداد استخدامها للكهرباء، وذلك لاستخدامها هي الأخرى المكيفات وبالذات في فترات العمل.

ويزداد الطلب على الكهرباء في المناطق الباردة لأن سكانها يستخدمون السخانات المنزلية بشكل مكثف أثناء ارتفاع درجات البرودة.

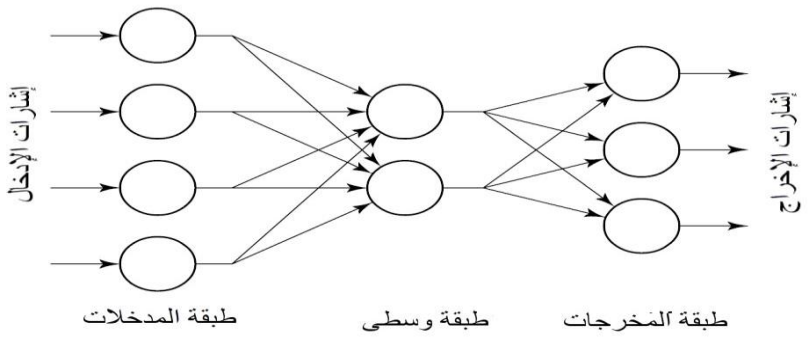
3- الشبكات العصبية الاصطناعية:

تم تطوير الشبكات العصبية الاصطناعية من نماذج معروفة من الجهاز العصبي البيولوجي والدماغ البشري. وتتكون من وحدات معالجة تسمى بالخلايا العصبية الاصطناعية وهي نماذج مبسطة للخلايا العصبية البيولوجية. واستلهمت هذه النماذج من تحليل كيفية قيام غشاء الخلية في الخلايا العصبية بتوليد ونشر النبضات الكهربائية (Nunes, Hernane, Andrade, Liboni, & dos Reis, 2017, p. 11).

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من عدد من المعالجات البسيطة والمترابطة تسمى بالخلايا العصبية الاصطناعية، والتي تشبه الخلايا العصبية البيولوجية في الدماغ. ترتبط الخلايا العصبية فيما بينها بروابط مرجحة تمرر الإشارات من عصبون إلى آخر. يتلقى كل عصبون عددًا من إشارات الإدخال من خلال الروابط، ولا ينتج أكثر من إشارة إخراج واحدة. تنتقل إشارة الإخراج من خلال عصبون وتنقسم بدورها إلى عدد من الفروع التي تنقل نفس الإشارة. تنتهي هذه الفروع عند الاتصالات الواردة للخلايا العصبية الأخرى في الشبكة (Medsker & Liebowitz, 1994).

ويمثل الشكل (01) بنية شبكة عصبية اصطناعية.

الشكل (01): بنية شبكة عصبية اصطناعية



Source : Medsker, L., & Liebowitz, J. (1994). Design and Development of Expert Systems and Neural Computing. New York: Macmillan College Publishing Company.

ترتبط الخلايا العصبية بروابط ولكل رابط وزن رقمي مرتبط به. وتعبر الأوزان عن قوة وأهمية كل مدخل من مدخلات الخلايا العصبية. وتتعلم الشبكة العصبية من خلال التعديلات المتكررة لهذه الأوزان.

تتكون الشبكات العصبية الاصطناعية النموذجية كما هو موضح في الشكل (3-30) من تسلسل عدد من الطبقات، ويتم ترتيب الخلايا العصبية في الشبكات على طول هذه الطبقات. وتشكل الخلايا العصبية المتصلة بالبيئة الخارجية طبقات المدخلات والمخرجات. يتم تعديل الأوزان لمواءمة سلوك مدخلات ومخرجات الشبكة مع سلوك البيئة الخارجية. تعتبر كل خلية عصبية هي

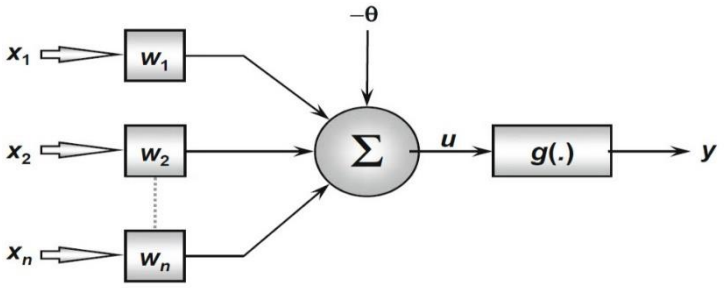
وحدة أولية لمعالجة المعلومات، ولديها وسيلة لحساب مستوى التنشيط بناءً على المدخلات والأوزان العددية (Michael, 2005, p. 168).

3-1- النموذج الرياضي للعصبون

يعتبر العصبون وحدة معالجة المعلومات الأساسية للشبكة العصبية، وأبسط نموذج للخلايا العصبية تم اقتراحه من طرف McCulloch و Pitts سنة 1943، ولا يزال النموذج الأكثر استخدامًا في بنيات الشبكات العصبية الاصطناعية المختلفة (He & Xu, 2010, p. 22).

في هذا النموذج يمكن تمثيل الخلية العصبية الاصطناعية كما هو موضح في الشكل (02).

الشكل (02): نموذج العصبون الاصطناعي



Source: Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017). Artificial Neural Networks: A Practical Course. Berlin: Springer. p.12

إشارات الإدخال المتعددة ممثلة من خلال المجموعة $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ وهي مماثلة للنبضات الكهربائية الخارجية التي تجمعها التشعبات في العصبون البيولوجي.

يتم ترجيح جميع المعلومات الخارجية التي تصل إلى العصبون عن طريق تنفيذ مجموعة من الأوزان $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ من خلال الوصلات المشبكية على العصبون الاصطناعي، وذلك لحساب أهمية كل مدخل x_i من مدخلات الخلايا العصبية عن طريق ضربها بالوزن المشبكي المقابل لها w_i.

تتكون الخلايا العصبية الاصطناعية من سبعة عناصر أساسية، كما هو موضح في الشكل (3-3) (Nunes, Hernane, Andrade, Liboni, & dos Reis, 2017, p. 12):

- إشارات الإدخال $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$: وهي الإشارات القادمة من البيئة الخارجية.
- الأوزان المشبكية $\{w_1, w_2, \dots, w_n\}$: وهي القيم المستخدمة لوزن كل واحد من متغيرات الإدخال، والتي تمكن من تحديد مدى أهميتها المتعلقة بوظيفة العصبون.
- المجمّع الخطي (Σ): يجمع جميع إشارات المدخلات المرجحة بالأوزان المشبكية لإنتاج جهد التنشيط.
- عتبة التنشيط (θ): هو متغير يستخدم لتحديد العتبة المناسبة للجهد الذي يجب أن ينتجه المجمّع الخطي.
- جهد التنشيط (u): وهو الفرق بين جهد التنشيط الخطي وعتبة التنشيط؛ فإذا كانت هذه القيمة موجبة، أي إذا كان $u \geq \theta$ ، عندها ينتج العصبون جهداً مثيرا (excitatory potential).
- دالة التنشيط (g): وتحدد مخرجات الخلية العصبية ضمن مجال محدد من القيم.

- إشارة الإخراج (y): تتمثل في القيمة النهائية التي ينتجها، والتي يمكن استخدامها أيضًا كمدخلات لخلايا عصبية أخرى.

العلاقتان التاليتان تعبران عن مخرجات الخلايا العصبية الاصطناعية التي اقترحها McCulloch و Pitts:

$$u = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i - \theta$$

$$y = g(u)$$

ويمكن تلخيص عمل الخلايا العصبية الاصطناعية في ما يلي:

- تقديم مجموعة من القيم إلى الخلايا العصبية، تمثل متغيرات الإدخال،
- ضرب كل مدخل في وزنه المشبكي المقابل،
- الحصول على جهد التنشيط الناتج عن المجموع المرجح لإشارات الإدخال وطرح عتبة التنشيط،
- تطبيق دالة التنشيط المناسبة لتحديد مخرجات الخلية العصبية،
- وتجميع المخرجات باستخدام دالة التنشيط العصبي.

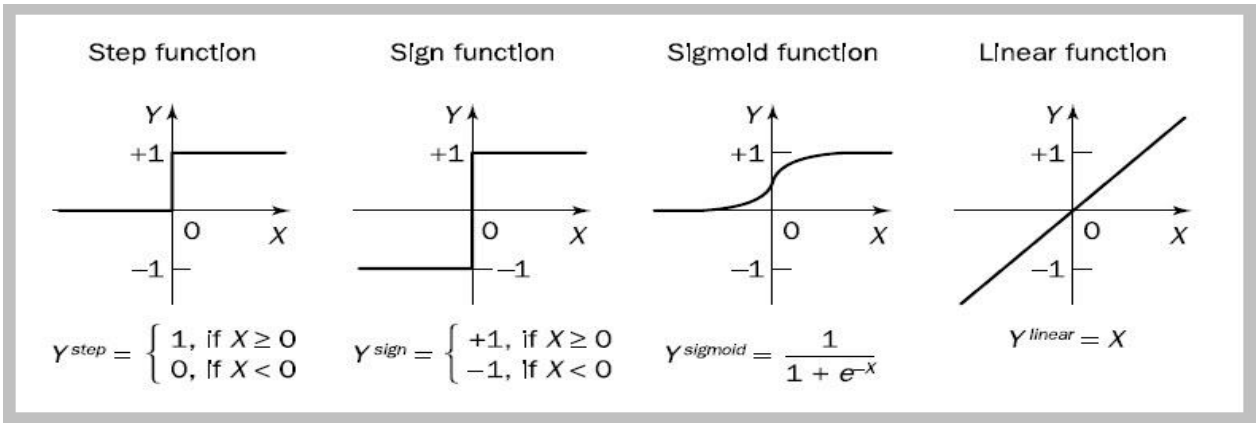
3-2- دوال التنشيط Activation Functions

تحتوي كل خلية عصبية اصطناعية على دالة تنشيط وعتبة تنشيط؛ عتبة التنشيط هي الحد الأدنى للقيمة التي يجب أن تكون لدى المدخل لتنشيط العصبون، ويتم تطبيق دالة التنشيط لتمر المخرجات إلى الخلايا العصبية التالية في الشبكة.

تقوم دالة التنشيط بحصر مخرجات الخلية العصبية عادة بين القيمتين 0 و1، أو بين القيمتين -1 و +1. وفي معظم الحالات، يتم استخدام نفس دالة التنشيط لكل الخلايا العصبية في الشبكة (Da Costa Lewis, 2017, p. 20).

توجد العديد من دوال التنشيط والتي سنعرض فيما يلي أهم هذه الدوال وأكثرها استخداما في الشبكات العصبية الاصطناعية.

الشكل (03): أنواع دوال التنشيط



Source: Michael N. (2005). Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166. Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley. p.169

3-3- التدريب والتعليم في الشبكات العصبية

أهم ما تتميز به الشبكات العصبية الاصطناعية هو قدرتها على التعلم من خلال عرض العينات (الأنماط patterns)، والتي تعبر عن سلوك النظام. وبالتالي، بعد تعلم الشبكة العلاقة بين المدخلات والمخرجات، يمكنها تعميم ما تعلمته على مدخلات أخرى، مما يعني أن الشبكة يمكنها توليد متغيرات قريبة من المخرجات المتوقعة (أو المطلوبة) لأي قيم إدخال معينة (Nunes, Hernane, Andrade, Liboni, & dos Reis, 2017, p. 26).

عملية التدريب لشبكة عصبية تكون عبر خطوات منسقة لضبط الأوزان المشبكية وعتبات التنشيط للخلايا العصبية، وذلك من أجل تعميم الحلول التي تولدت من مخرجاتها. وتسمى هذه الخطوات المنسقة المستخدمة لتدريب الشبكة بخوارزمية التعلم (algorithm learning).

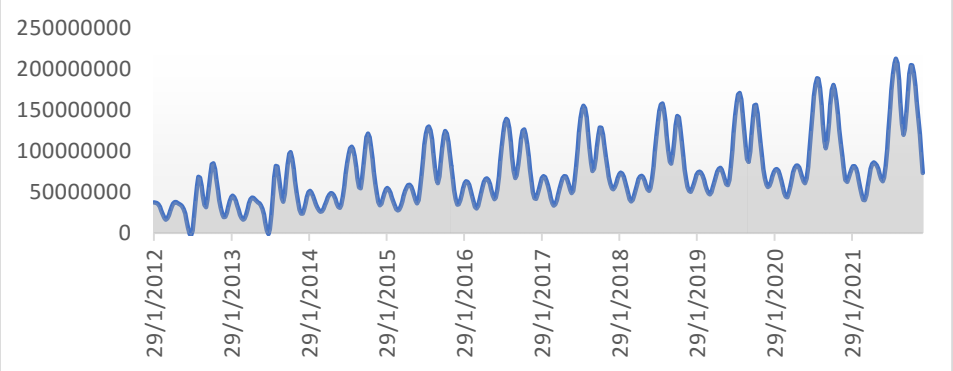
عادة يتم تقسيم مجموعة البيانات (المدخلات) إلى مجموعتين: المجموعة الأولى للتدريب والمجموعة الثانية للاختبار. تستخدم مجموعة التدريب والمكونة من 60-90٪ من العينات العشوائية من مجموعة البيانات بشكل أساسي في عملية التعلّم؛ كما تستخدم مجموعة الاختبار والتي تتكون من 10-40٪ من مجموعة العينات للتحقق مما إذا كانت الشبكة قادرة على تعميم الحلول ضمن المستويات المقبولة مع مراعاة الخصائص الإحصائية للبيانات.

4- الدراسة التطبيقية

الشبكات العصبية (ANN) هي تقنيات تعتمد بشكل كبير على البيانات، لذلك، يعد تحضير البيانات خطوة مهمة للغاية في بناء نموذج فعال. ومن المستحيل تطوير نموذج تنبئي مفيد بدون مجموعة بيانات جيدة وكافية. وغالبا ما تعتمد موثوقية نماذج الشبكة العصبية وأنظمة الاستدلال العصبية المبهمة على جودة البيانات.

أولا يجب تحديد حجم العينة المستخدمة لبناء النموذج كمرحلة أولى، وبما أنه لا توجد قاعدة محددة يمكن اتباعها لتحديد حجم العينة في جميع الحالات، فإنه يجب توفير عينة كبيرة، ليس فقط لأن أنظمة الذكاء الاصطناعي لديها عادة عدد كبير من المعلمات لتقديرها، ولكن أيضا من الضروري تقسيم البيانات إلى عدة أجزاء لاختيار النماذج، وتقييمها ومقارنتها. أكد (Box & Jenkins, 1976) فيما يخص نماذج التنبؤ بالسلاسل الزمنية على أنه من الضروري لبناء نماذج الانحدار الذاتي للمتوسطات المتحركة المتكاملة (ARIMA) توفر ما لا يقل عن 50 أو حتى 100 مشاهدة، وعلى هذا الأساس، يجب أن يكون حجم العينة أكبر من ذلك بالنسبة للنماذج غير الخطية. لذلك اعتمدنا في هذه الدراسة على أكبر حجم من المشاهدات يمكن توفيره، حيث تم الحصول على البيانات الأسبوعية لمبيعات الطاقة الكهربائية لولاية أدرار للفترة جانفي 2012 إلى ديسمبر 2021 بمجموع 518 مشاهدة (الملحق 01)، والشكل (04) يوضح ذلك.

الشكل (04): مبيعات الطاقة الكهربائية لولاية أدرار للفترة جانفي 2012 – ديسمبر 2021.



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على بيانات شركة توزيع الكهرباء والغاز

يظهر الشكل (04) أن مبيعات الطاقة الكهربائية في ولاية أدرار يتميز بالموسمية، حيث أن الاستهلاك يكون منخفضا في فصلي الخريف والشتاء ثم يرتفع تدريجيا بدءا من فصل الربيع ويبلغ ذروته في فصل الصيف وهذا بسبب الحرارة العالية في الصيف. كما أن مبيعات الطاقة الكهربائية في كل سنة يزيد عن السنة التي قبلها، ويمكن تفسير ذلك بسبب التوسع العمراني وزيادة الأنشطة الصناعية.

4-1- تقسيم البيانات:

على الرغم من عدم وجود اتفاق بين الباحثين بشأن كيفية تقسيم البيانات، إلا أن جلّ الدراسات خصصت الجزء الأكبر من البيانات لبناء النماذج واختيارها، حيث استخدمت نسبا لتقسيم البيانات بين العينات الداخلية والعينات الخارجية، مثل 70:30%، 80:20% و90:10%. والملاحظ أن المسألة في تقسيم البيانات لا تتعلق بنسبة البيانات التي ينبغي تخصيصها لكل عينة، بل تتعلق بحجم البيانات الكافي في كل عينة لضمان التعلم الكافي والتحقق من صحتها واختبارها. فوفقاً لـ (Chatfield, 2001) فإن الباحثين يخصصون عادة نحو 10% من البيانات كعينة خارجية، ويقترح (Granger, 1993) تخصيص 20% على الأقل من البيانات كعينة خارجية في النماذج غير الخطية، وأوصى (Hoptroff, 1993) بضرورة إدراج عشر مشاهدات على الأقل في عينة الاختبار. وعلى هذا الأساس سيتم تقسيم بيانات الدراسة إلى ثلاث عينات: عينة للتدريب، عينة للإثبات وعينة للاختبار كما هو موضح في الجدول (01).

الجدول (01): تقسيم البيانات

العينة	الفترة	عدد المشاهدات	النسبة
عينة التدريب (training sample)	2017-2012	310	%60
عينة التحقق(validation sample)	2020-2018	156	%30
عينة الاختبار (testing sample)	2021	52	%10
المجموع	**2021-2012**	**518**	**%100**

المصدر: من إعداد الباحث.

4-2- هيكل الشبكة العصبية

لغرض التنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية سنقوم ببناء نموذج شبكات عصبية أحادي المتغيرات (Univariate model) كما يلي:

يعتمد النموذج في مدخلاته على 20 تباطؤا زمنيا للسلسلة الزمنية لأسعار صرف الدينار الجزائري، أي أن نموذج التقدير سيكون كالآتي:

$$Y_t = f(Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-20})$$

حيث: Y_t يمثل حجم مبيعات الطاقة الكهربائية في الفترة الزمنية t.

وسيتم تقسيم هذه البيانات كما وضحنا سابقا في الجدول (01).

تم بناء شبكة عصبية مكونة من ثلاث طبقات كما يلي:

الطبقة الأولى: المتمثلة في طبقة المدخلات التي تتكون من 20 خلية عصبية وهو مطابق لعدد المدخلات المتمثل في التباطؤات الزمنية للمتغير التابع.

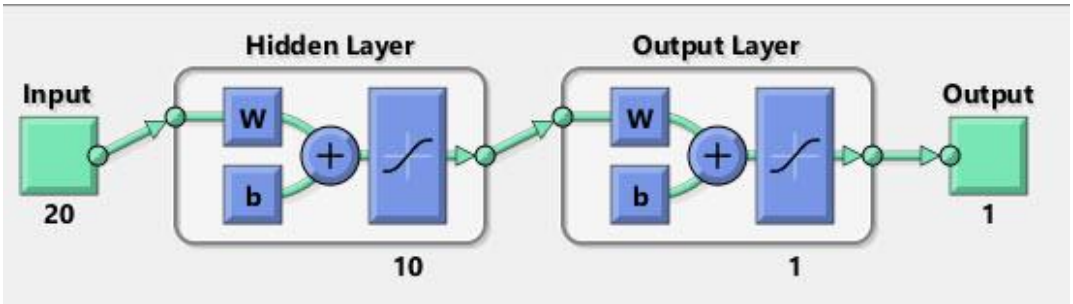
الطبقة الثانية: وهي الطبقة المخفية، والمكونة من 10 خلايا عصبية مخفية تم تحديدها بعد القيام بعدة اختبارات لمجموعة من الخيارات، حيث تم تجربة أربعة مستويات من الخلايا العصبية المخفية (6، 8، 10 و12) مع أن الأداء التنبؤي للشبكات العصبية

ليس حساساً جداً لهذا المعيار كما أشرنا سابقا. وتم استخدام دالة الظل الزائدية (Hyperbolic tangent function) كدالة تنشيط في هذه الطبقة.

الطبقة الثالثة: تتمثل في طبقة المخرجات وتحتوي على خلية عصبية واحدة للتنبؤ بقيم مبيعات الطاقة الكهربائية، وتم استخدام الدالة الخطية Linear function كدالة تنشيط في هذه الطبقة.

تم الاعتماد على برنامج MATLAB لبناء هذه الشبكة العصبية بالخصائص التي أشرنا إليها سابقا والشكل (05) يوضح هيكل هذه الشبكة في البرنامج.

الشكل (05): هيكل الشبكة العصبية المستخدمة.



المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج MATLAB.

تم تدريب الشبكة العصبية عن طريق التعليم الخاضع للإشراف (Supervised Learning) بالاعتماد على خوارزمية Levenberg-Marquardt، حيث يتم ضبط أوزان الشبكة من خلال مقارنة مباشرة بين مخرجات الشبكة الفعلية والمخرجات المطلوبة، ليحسب الخطأ بمتوسط مربعات الأخطاء (Mean Squared Error MSE) حيث:

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2$$

حيث:

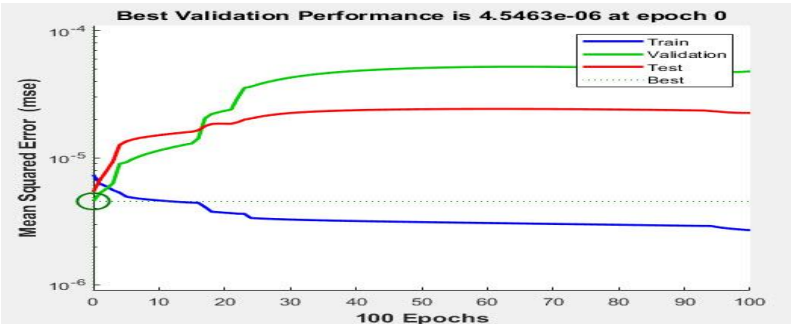
N : هو عدد الثنائيات (مدخلات-مخرجات) للعينة؛

y_i : هو المشاهدة رقم i من عينة التدريب؛

$\hat{y}_i$: هو مخرج الشبكة العصبية الناجم عن المدخلات رقم i من عينة التدريب.

يعتبر تمرير جميع البيانات في الشبكة العصبية مرحلة واحدة في تعليمها (Epoch)، وغالبا تحتاج الشبكة إلى عدة مراحل حتى تكون عملية التعلم كافية. ويتم إنهاء عملية التعلم عندما يكون متوسط مربعات الأخطاء MSE صغيرا بما فيه الكفاية.

الشكل (06): تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية.

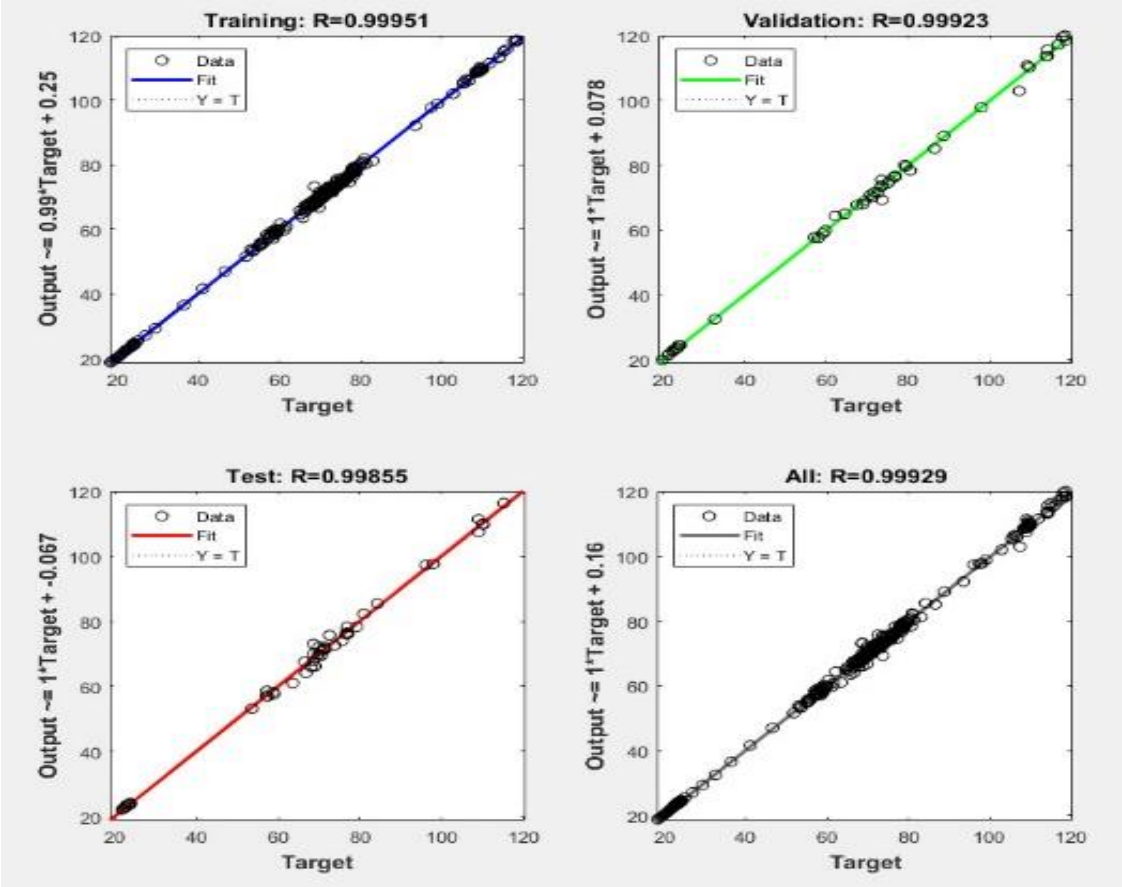


المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج MATLAB.

يوضح الشكل (06) تطور متوسط مربعات الأخطاء خلال مراحل تدريب الشبكة العصبية، حيث يظهر أن أفضل أداء للشبكة كان بعد المرحلة الأولى بعد أن تم تسجيل أقل قيمة لمتوسط مربعات الأخطاء MSE. كما يظهر أن منحنى التحقق (validation) ومنحنى الاختبار (test) متقاربان جدا وهذا مؤشر على أنه لم تكن هناك أي مشاكل في عملية التدريب.

لاختبار أداء الشبكة العصبية بعد عملية التدريب، يتم حساب معامل الارتباط بين مخرجات الشبكة والقيم الفعلية لمبيعات الطاقة الكهربائية، والشكل (07) يوضح ذلك.

الشكل (07): أداء الشبكة العصبية أحادية المتغيرات.

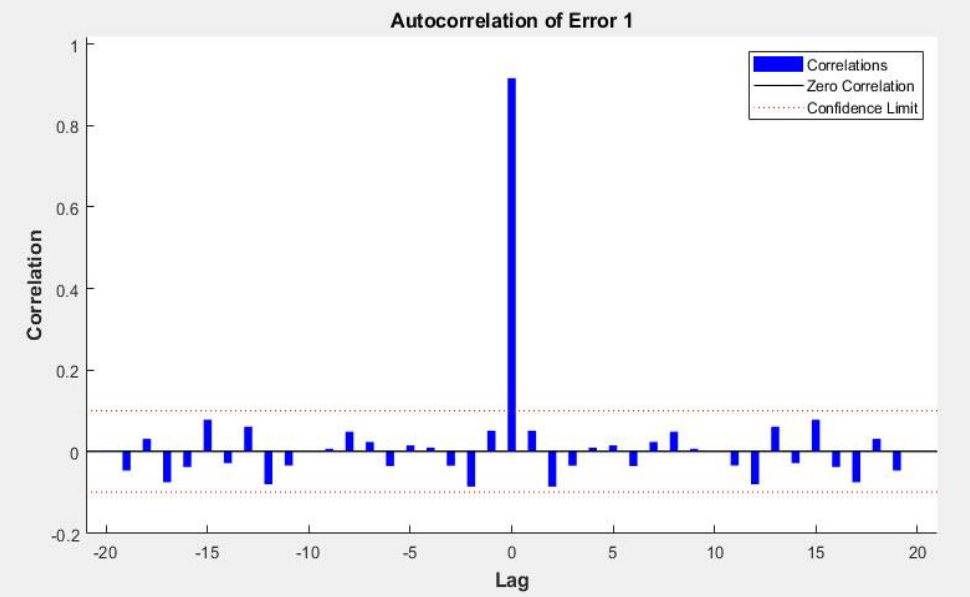


المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج MATLAB.

تمثل الأشكال البيانية أعلاه خطوط الانحدار للبيانات الفعلية لسعر صرف الدينار الجزائري ومخرجات الشبكة العصبية في كل من مراحل التدريب، التحقق والاختبار. ويظهر أن أغلب النقاط تقترب بشكل كبير من خط الانحدار، وهو ما يتوافق مع قيم معاملات الارتباط R العالية التي كانت قريبة من الواحد.

كما يبين الشكل (08) الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير، حيث يظهر أن جميع معاملات الارتباط تقع داخل مجال الثقة المحدد بالخطوط الحمراء المتقطعة مما يدل على كفاءة النموذج.

الشكل (08): الارتباط الذاتي لأخطاء عملية التقدير للشبكة العصبية.

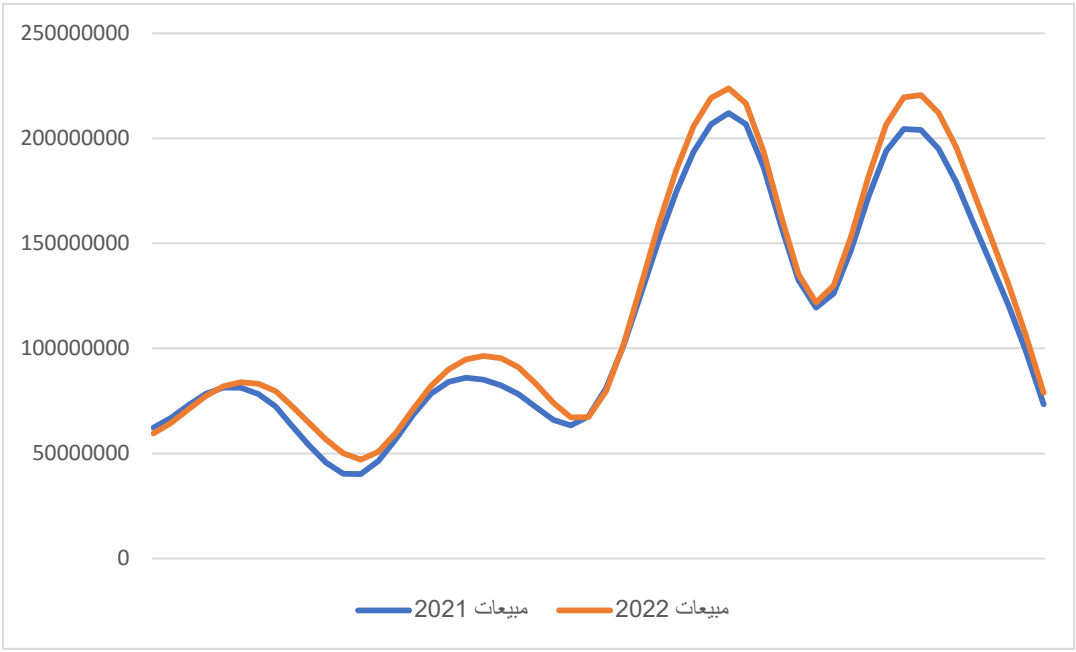


المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج MATLAB

4-3- استخدام الشبكة العصبية في التنبؤ

بعد بناء الشبكة العصبية وتدريبها والتحقق من كفاءتها، نقوم باستخدامها في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لسنة 2022، ونتائج التنبؤ موضحة في الشكل 05.

الشكل (09): مبيعات الطاقة الكهربائية المتنبئ بها



المصدر: من إعداد الباحث

يظهر من الشكل أعلاه أن مبيعات الطاقة الكهربائية المتنبئ بها لسنة 2022 حافظت على خاصية الموسمية التي تتميز بها، حيث كانت المبيعات في الأشهر جوان، جويلية وأوت أعلى من مبيعات بقية الأشهر، بسبب تزامنها مع فصل الصيف والذي يعرف استهلاكا كبيرا للطاقة الكهربائية.

كما أن مبيعات سنة 2022 ستعرف زيادة مقارنة بمبيعات سنة 2021 ، ويمكن تفسير هذه الزيادة بسبب التوسع العمراني التي يؤدي إلى ارتفاع الطلب على الطاقة الكهربائية، إضافة إلى زيادة الأنشطة الصناعية في المدينة.

الخاتمة:

بسبب الطلب المتزايد على الطاقة الكهربائية، تزايد الاهتمام بالطرق والنماذج المناسبة للتنبؤ بهذا الطلب كنماذج السلاسل الزمنية الكلاسيكية مثل نماذج Box-Jenkins، ARCH، GARCH وغيرها. ومع التقدم السريع لتكنولوجيات الحاسب الآلي والاقبال المتزايد على الذكاء الاصطناعي، أصبح الباحثون أكثر قدرة على التنبؤ وذلك بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks (ANN) والتي تم تطويرها من نماذج معروفة من الجهاز العصبي البيولوجي والدماغ البشري، وتتكون من وحدات معالجة تسمى بالخلايا العصبية الاصطناعية وهي نماذج مبسطة للخلايا العصبية البيولوجية. واستلهمت هذه النماذج من تحليل كيفية قيام غشاء الخلية في الخلايا العصبية بتوليد ونشر النبضات الكهربائية.

قمنا في هذا البحث بمحاولة للتنبؤ بمبيعات الطاقة الكهربائية بولاية أدرار وذلك باستخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية. حيث تم بناء شبكة عصبية مكونة من ثلاث طبقات وتعتمد في مدخلاتها على القيم السابقة لمبيعات الطاقة الكهربائية. وبعد عملية التدريب والتعليم للشبكة العصبية تم استخدامها في عملية التنبؤ، وأظهرت النتائج كفاءتها في عملية التنبؤ، كما أشارت القيم المتنبئ بها إلى أن مبيعات الطاقة الكهربائية بولاية أدرار ستعرف ارتفاعا خلال سنة 2022، ويمكن تفسير هذا الارتفاع بسبب التوسع العمراني والمناطق الصناعية في الولاية.

وفي الأخير نوصي بضرورة التوقع الدقيق للطلب على الطاقة الكهربائية لتحديد الاستثمارات اللازمة لتغطية الطلب المتزايد وذلك عن طريق الاهتمام بالطرق الحديثة للتنبؤ لاعتمادها على أسس رياضية قوية وتميزها بكفاءة عالية في عملية التنبؤ.

المصادر والمراجع:

1- الشركة الجزائرية لإنتاج الكهرباء. (05 04, 2022). تم الاسترداد من http:/www.spe.dz/index.Php/ar/historique-de-spe

2- العشري حسين درويش. (1996). التنمية الاقتصادية. القاهرة: دار الكتب المصرية.

3- محمود عبده ثابت غالب. (2009). دور وأهمية الطاقة الكهربائية كمصدر من مصادر الطاقة. أطروحة مقدمة لنيل شهادة دكتوراه الفلسفة في الاقتصاد. مصر: معهد البحوث والدراسات العربية.

4- يوسف, أ. ح. (1999). اقتصاديات المنتجات الرئيسة في مصر. رسالة ماجستير، دراسة غير منشورة، كلية التجارة. جامعة عين شمس

5- Box, G., & Jenkins, G. (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control, 5th Edition.* San Francisco: Holden-Day.

6- Brown, R. (1963). *Smoothing, Forecasting and Prediction.* New Jersey: Englewood Cliffs.

7- Chatfield, C. (2001). *Time-Series Forecasting.* Florida, United States: Chapman & Hall/CRC.

8- Chien, A. J., & Leung, M. T. (2003). A Bayesian vector error correction model for forecasting exchange rates. *Computers & Operation Research*, 887-900.

9- Da Costa Lewis, N. (2017). *Neural Networks for Time Series Forecasting with R: An Intuitive Step by Step Blueprint for Beginners.* South Carolina, United States: CreateSpace Independent Publishing Platform.

10- Engle, P. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 987-1007.

11- Granger, C. W. (1993). Strategies for Modelling Nonlinear Time-Series Relationships. *Economic Record, 69*(3), 233-238.

12- He, X., & Xu, S. (2010). *Process Neural Networks: Theory and Applications.* Berlin: Springer.

13- Hoptroff, R. G. (1993). The principles and practice of time series forecasting and business modelling using neural nets. *Neural Computing & Applications, 1*(1), 59-66.

14- Medsker, L., & Liebowitz, J. (1994). *Design and Development of Expert Systems and Neural Computing.* New York: Macmillan College Publishing Company.

15- Michael N. (2005). *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems.* Harlow, England: Addison-Wesley.

16- Michael, N. (2005). *Michael N. (2005). Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems. Harlow, England: Addison-Wesley p. 166.* Boston, Massachusetts, United States: Addison-Wesley.

17- Nunes, S. I., Hernane, S. D., Andrade, F. R., Liboni, L., & dos Reis, A. S. (2017). *Artificial Neural Networks: A Practical Course.* Berlin: Springer.

18- Triggs, D. (1967). Exponential smoothing with adaptive response rate. *Operations Research Quarterly*(18), 53-59.

الملاحق: **الملحق 01: بيانات مبيعات الطاقة الكهربائية 2012-2021**

التاريخ	مبيعات الطاقة الكهربائية (بالكيلوواط)
2012-01-29	37427279
2012-02-05	37231721.06
2012-02-12	36572521.59
2012-02-19	34986039.08
2012-02-26	32008632
2012-03-04	27484618.54
2012-03-11	22490155.73
2012-03-18	18409360.31
2012-03-25	16626349
2012-04-01	18088938.35
2012-04-08	21999744.08
2012-04-15	27125081.75
2012-04-22	32231266.87
2012-04-29	36084615
2012-05-06	37780764.14
2012-05-13	37732642.25
2012-05-20	36682499.72
2012-05-27	35372587
2012-06-03	34254550.35
2012-06-10	32617619.44
2012-06-17	29460419.82
2012-06-24	23781577
2012-07-01	15226382.58
2012-07-08	6026792.327
2012-07-15	-938571.9091
2012-07-22	-2791088.297
2012-07-29	3347865
2012-08-05	18841999.65
2012-08-12	38995386.65
2012-08-19	57597186.82
2012-08-26	68436561
2012-09-02	67244685.54
2012-09-09	57520798.91
2012-09-16	44706155.11
2012-09-23	34242008.14
2012-09-30	31569612
2012-10-07	40191944.66
2012-10-14	55858879.98
2012-10-21	72382015.82
2012-10-28	83572950
2012-11-04	84825383.04
2012-11-11	77861426.14
2012-11-18	65985293.17
2012-11-25	52501198
2012-12-02	40260896.97
2012-12-09	30306316.28
2012-12-16	23226924.6
2012-12-23	19612190.62
2012-12-30	20051583
2013-01-06	24665466.62
2013-01-13	31697791.21
2013-01-20	38923402.7
2013-01-27	44117147
2013-02-03	45584033.7
2013-02-10	43749726.92
2013-02-17	39570054.43
2013-02-24	34000844
2013-03-03	27987686.27
2013-03-10	22435223.28
2013-03-17	18237859.96
2013-03-24	16290001.23
2013-03-31	17486052
2013-04-07	22248432.04
2013-04-14	29111620.53
2013-04-21	36138111.51
2013-04-28	41390399
2013-05-05	43449283.64
2013-05-12	42968792.44
2013-05-19	41121259.03
2013-05-26	39079017
2013-06-02	37658814.82
2013-06-09	36255060.28
2013-06-16	33906576.04
2013-06-23	29652184.73
2013-06-30	22530709
2013-07-07	12489207.79
2013-07-14	3107685.257
2013-07-21	-1125618.157
2013-07-28	4277538
2013-08-04	21771275.38
2013-08-11	45673240.41
2013-08-18	68266960.74
2013-08-25	81835964
2013-09-01	81016674.86
2013-09-08	69857106.08
2013-09-15	54758167.48
2013-09-22	42120768.85
2013-09-29	38345820
2013-10-06	47595690.63
2013-10-13	65078590.04
2013-10-20	83764187.43
2013-10-27	96622152
2013-11-03	98396167.28
2013-11-10	90925974.11
2013-11-17	77825327.63
2013-11-24	62707983
2013-12-01	48711458.31
2013-12-08	37068323.34
2013-12-15	28534910.82
2013-12-22	23867553.47
2013-12-29	23822584
2014-01-05	28606864.12
2014-01-12	36229371.43
2014-01-19	44149612.52
2014-01-26	49827094
2014-02-02	51356930.67
2014-02-09	49376670.26
2014-02-16	45159468.72
2014-02-23	39978482
2014-03-02	34966951.69
2014-03-09	30698462
2014-03-16	27606682.76
2014-03-23	26125283.81
2014-03-30	26687935
2014-04-06	29499434.79
2014-04-13	33849096.16
2014-04-20	38797360.7
2014-04-27	43404670
2014-05-04	46833536.79
2014-05-11	48654758.3
2014-05-18	48541202.92
2014-05-25	46165739
2014-06-01	41563111.36
2014-06-08	36215570.55
2014-06-15	31967243.56
2014-06-22	30662257.38
2014-06-29	34144739
2014-07-06	43525010.92
2014-07-13	56978177.68
2014-07-20	71945539.36
2014-07-27	85868396
2014-08-03	96537522.28
2014-08-10	103141591.3
2014-08-17	105218750.8
2014-08-24	102307148.5
2014-08-31	93944932
2014-09-07	80571976.33
2014-09-14	66235065.07
2014-09-21	55882709.02
2014-09-28	54463419
2014-10-05	65046461.1
2014-10-12	83184122.6
2014-10-19	102549446
2014-10-26	116815474
2014-11-02	121130093.2
2014-11-09	116540567.1
2014-11-16	105569003.5
2014-11-23	90737509.87
2014-11-30	74568194
2014-12-07	59380734.34
2014-12-14	46685092.6
2014-12-21	37788801.31
2014-12-28	33999393
2015-01-04	35959666.97
2015-01-11	41653489.65
2015-01-18	48399994.26
2015-01-25	53518314
2015-02-01	54946772.97
2015-02-08	53100458.79
2015-02-15	49013649.96
2015-02-22	43720625
2015-03-01	38201254.67
2015-03-08	33217778.8
2015-03-15	29478029.5
2015-03-22	27689838.86
2015-03-29	28561039
2015-04-05	32464198.85
2015-04-12	38430834.7
2015-04-19	45157199.71
2015-04-26	51339547
2015-05-03	55863950.86
2015-05-10	58375770.18
2015-05-17	58710184.96
2015-05-24	56702375.22
2015-05-31	52187521
2015-06-07	45536689.97
2015-06-14	39264500.46
2015-06-21	36421458.48
2015-06-28	40058070
2015-07-05	52089778.61
2015-07-12	69891778.17
2015-07-19	89704200.15
2015-07-26	107767176
2015-08-02	120910668
2015-08-09	128323961.5
2015-08-16	129786172.9
2015-08-23	125076418.3
2015-08-30	113973814
2015-09-06	97185581.75
2015-09-13	79131365.11
2015-09-20	65158913.18
2015-09-27	60615975
2015-10-04	68900874.09
2015-10-11	85614231.68
2015-10-18	104407243.4
2015-10-25	118931105
2015-11-01	124249765.3
2015-11-08	121078185.8
2015-11-15	111544081.4
2015-11-22	97775166.87
2015-11-29	81899157
2015-12-06	65966351.64
2015-12-13	51717390.91
2015-12-20	40815499.97
2015-12-27	34923904
2016-01-03	35080336.61
2016-01-10	39820565.14
2016-01-17	47054865.37
2016-01-24	54693513.06
2016-01-31	60646784
2016-02-07	63249927.71
2016-02-14	62538088.75
2016-02-21	58971385.41
2016-02-28	53009936
2016-03-06	45357274.09
2016-03-13	37690594.34
2016-03-20	31930506.67
2016-03-27	29997621
2016-04-03	33149771.71
2016-04-10	39993691
2016-04-17	48473335.55
2016-04-24	56532662
2016-05-01	62445249.98
2016-05-08	65803170.96
2016-05-15	66528119.34

146371356.4	2019-09-01
125045495.9	2019-09-08
104392617.9	2019-09-15
89866874.56	2019-09-22
86922418	2019-09-29
98749641.72	2019-10-06
119483904.3	2019-10-13
140996805.4	2019-10-20
155159945	2019-10-27
155937565.1	2019-11-03
145664476.8	2019-11-10
128768133.7	2019-11-17
109675989	2019-11-24
92173459.81	2019-12-01
77477817.33	2019-12-08
66164296.34	2019-12-15
58808131.64	2019-12-22
55984558	2019-12-29
57847572.27	2020-01-05
62866219.48	2020-01-12
69088306.69	2020-01-19
74561641	2020-01-26
77666062.17	2020-02-02
78109540.74	2020-02-09
75932079.94	2020-02-16
71173683	2020-02-23
64143789.81	2020-03-01
56229586.81	2020-03-08
49087697.11	2020-03-15
44374743.81	2020-03-22
43747350	2020-03-29
48216166.81	2020-04-05
56207957.44	2020-04-12
65503513.09	2020-04-19
73883625	2020-04-26
79532654.94	2020-05-03
82249246.92	2020-05-10
82235615.54	2020-05-17
79693975.37	2020-05-24
74826541	2020-05-31
68303580.27	2020-06-07
62667574.09	2020-06-14
60929056.61	2020-06-21
66098562	2020-06-28
80111525.04	2020-07-05
100602983	2020-07-12
124132873.7	2020-07-19
147261135	2020-07-26
166867961.9	2020-08-02
181114577.7	2020-08-09
188482462.7	2020-08-16
187453097.4	2020-08-23
176507962	2020-08-30
155690472.1	2020-09-06
131291783.6	2020-09-13
111164987.6	2020-09-20
103163175	2020-09-27

135710414	2018-07-29
148915513.4	2018-08-05
156656422.1	2018-08-12
157773467.9	2018-08-19
151106979	2018-08-26
136489412.1	2018-09-02
117721738.7	2018-09-09
99597058.75	2018-09-16
86908472.49	2018-09-23
84449080	2018-09-30
94976211.82	2018-10-07
113104120.3	2018-10-14
131411288.1	2018-10-21
142476198	2018-10-28
140865803.2	2018-11-04
129100938.1	2018-11-11
111690907.7	2018-11-18
93145017	2018-11-25
77246865.02	2018-12-02
64877227.81	2018-12-09
56191175.59	2018-12-16
51343778.58	2018-12-23
50490107	2018-12-30
53482892.88	2019-01-06
58965515.48	2019-01-13
65279015.83	2019-01-20
70764435	2019-01-27
74055934.15	2019-02-03
74960154.89	2019-02-10
73576858.93	2019-02-17
70005808	2019-02-24
64542233.84	2019-03-03
58263248.29	2019-03-10
52441433.22	2019-03-17
48349370.5	2019-03-24
47259642	2019-03-31
49992558.14	2019-04-07
55559343.55	2019-04-14
62518951.44	2019-04-21
69430335	2019-04-28
74996408.36	2019-05-05
78495929.41	2019-05-12
79351617.02	2019-05-19
76986190	2019-05-26
71366285.64	2019-06-02
64634214.94	2019-06-09
59476207.31	2019-06-16
58578492.19	2019-06-23
64627299	2019-06-30
79235325.22	2019-07-07
99721140.49	2019-07-14
122329782.5	2019-07-21
143306289	2019-07-28
159319515.3	2019-08-04
168733587.8	2019-08-11
170336450.4	2019-08-18
162916047	2019-08-25

51419869	2017-06-25
62840430.12	2017-07-02
80721109.1	2017-07-09
101747792.7	2017-07-16
122606367.8	2017-07-23
139982721	2017-07-30
151069415.6	2017-08-06
155085720.3	2017-08-13
151757580.1	2017-08-20
140810940	2017-08-27
122915070.6	2017-09-03
102512543.9	2017-09-10
84989257.56	2017-09-17
75731109	2017-09-24
78416946.58	2017-10-01
89897421.83	2017-10-08
105316137.1	2017-10-15
119816694.7	2017-10-22
128542697	2017-10-29
127952422.1	2017-11-05
119762850.9	2017-11-12
107005640.3	2017-11-19
92712447	2017-11-26
79507859.79	2017-12-03
68388195.57	2017-12-10
59942703.25	2017-12-17
54760631.75	2017-12-24
53431230	2017-12-31
56127044.24	2018-01-07
61353810.05	2018-01-14
67200560.34	2018-01-21
71756328	2018-01-28
73484144.97	2018-02-04
72343039.26	2018-02-11
68666037.93	2018-02-18
62786168	2018-02-25
55268201.49	2018-03-04
47603890.27	2018-03-11
41516731.16	2018-03-18
38730221	2018-03-25
40416656.55	2018-04-01
45543534.31	2018-04-08
52527150.69	2018-04-15
59783802.11	2018-04-22
65729785	2018-04-29
69084115.26	2018-05-06
69776686.77	2018-05-13
68040112.9	2018-05-20
64107007	2018-05-27
58578910.22	2018-06-03
53533074.78	2018-06-10
51415680.71	2018-06-17
54672908	2018-06-24
64939062.66	2018-07-01
80600954.64	2018-07-08
99233519.89	2018-07-15
118411694.4	2018-07-22

64541789.55	2016-05-22
59765876	2016-05-29
52623361.53	2016-06-05
45542382.61	2016-06-12
41452364.13	2016-06-19
43282731	2016-06-26
52995590.23	2016-07-03
68683777.36	2016-07-10
87472810.08	2016-07-17
106488206.1	2016-07-24
122855483	2016-07-31
134068267	2016-08-07
139092618.1	2016-08-14
137262704.6	2016-08-21
127912695	2016-08-28
111390878	2016-09-04
92102023.18	2016-09-11
75465020.55	2016-09-18
66898760	2016-09-25
70139828.6	2016-10-02
82195601.95	2016-10-09
98391152.81	2016-10-16
114051553.9	2016-10-23
124501878	2016-10-30
126206004.7	2016-11-06
120183041.4	2016-11-13
108590902.1	2016-11-20
93587501	2016-11-27
77327744.63	2016-12-04
61954508.67	2016-12-11
49607661.12	2016-12-18
42427070	2016-12-25
41817433.41	2017-01-01
46242769.89	2017-01-08
53431928.06	2017-01-15
61113756.55	2017-01-22
67017104	2017-01-29
69348992.06	2017-02-05
68229134.53	2017-02-12
64255418.24	2017-02-19
58025730	2017-02-26
50310777.27	2017-03-05
42572549.98	2017-03-12
36445858.7	2017-03-19
33565514	2017-03-26
35060319.65	2017-04-02
40035052.3	2017-04-09
47088481.83	2017-04-16
54819378.11	2017-04-23
61826511	2017-04-30
66880825.42	2017-05-07
69441966.47	2017-05-14
69141754.28	2017-05-21
65612009	2017-05-28
59103078.41	2017-06-04
52339420.88	2017-06-11
48664022.41	2017-06-18

112405827.2	2020-10-04
133077987.1	2020-10-11
156631087.6	2020-10-18
174516562	2020-10-25
180154572.5	2020-11-01
174840198.1	2020-11-08
161837247	2020-11-15
144409527.2	2020-11-22
125820847	2020-11-29
108703427.8	2020-12-06
93163144.32	2020-12-13
78674284.7	2020-12-20
64711137	2020-12-27
62212251.66	2021-01-05
66766923.48	2021-01-12
72897597.56	2021-01-19
78358847	2021-01-26
81276190.19	2021-02-02
81258926.58	2021-02-09
78287300.94	2021-02-16
72341558	2021-02-23
63745345.77	2021-03-01
54195925.33	2021-03-08
45733961	2021-03-15
40400117.11	2021-03-22
40235058	2021-03-29
46439775.48	2021-04-05
56856571.32	2021-04-12
68488074.74	2021-04-19
78336915	2021-04-26
84068901.51	2021-05-03
86002564.43	2021-05-10
85119614.06	2021-05-17
82401760.74	2021-05-24
78286796.36	2021-05-31
71972945.61	2021-06-07
65858940.87	2021-06-14
63279621.03	2021-06-21
67569825	2021-06-28
80987724.86	2021-07-05
101484825.5	2021-07-12
125935964.8	2021-07-19
151215981	2021-07-26
174416408.5	2021-08-02
193495567.6	2021-08-09
206628475	2021-08-16
211990147.7	2021-08-23
206644567.6	2021-08-30
186335448.3	2021-09-06
158190949.4	2021-09-13
132463100.6	2021-09-20
119403932	2021-09-27
126062012.7	2021-10-04
146672069.9	2021-10-11
172265369.8	2021-10-18
193873179	2021-10-25
204371579.9	2021-11-01
204015919.4	2021-11-08
194906360.3	2021-11-15
179143065.4	2021-11-22
159468234.2	2021-11-29
139929038.2	2021-12-06
120161992.3	2021-12-13
98540437.77	2021-12-20
73437716	2021-12-27