

تحديد افضل نموذج للتنبوء باستهلاك الطاقة
الكهربائية في المنطقة الجنوبية

**Determine the best model to predict the
consumption of electric energy in the
southern region**

المدرس

خلود موسى عمران

هندسة كهرباء

المدرس

ساهرة حسين زين الثعلبي

علوم إحصاء

المخلص:

لقد ازداد الاهتمام بموضوع التنبؤ خلال السنوات الأخيرة وظهرت أساليب حديثة ومنها نماذج الشبكات العصبية Artificial Neural Networks، إن هذه الأساليب قادرة على التعلم والتكيف ذاتياً مع أي نموذج، ولا تحتاج إلى افتراضات لطبيعة السلسلة الزمنية. بالمقابل فإن طرائق التكهّن الكلاسيكية المستخدمة حالياً مثل طريقة بوكس-جينكنز Box-Jenkins قد يصعب تشخيص السلسلة ونمذجتها لأنها تفترض شروط صارمة.

لذلك ظهرت الحاجة لمقارنة الطرائق التقليدية المستخدمة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية مع أسلوب الشبكات العصبية لإيجاد الأسلوب الأكثر كفاءة في التنبؤ، وهذا يمثل الغاية من اجراء هذه الدراسة.

يساهم التنبؤ المستقبلي بالطلب على الكهرباء في حل مشاكل قطاع الطاقة الكهربائية من خلال التخطيط المستقبلي لتلبية الزيادة الحاصلة في الطلب على الطاقة الكهربائية. ولقد أظهرت التجارب عدم وجود طريقة تنبؤ معينة ملائمة لجميع الحالات، بل إن لكل حالة طريقة تنبؤ خاصة بها يتعين البحث عنها واستخدامها. إلا أن الأخذ بأكثر من طريقة قد يؤدي إلى رفع درجة دقة التقديرات المستقبلية.

تهدف الدراسة الحالية الى تسليط الضوء على بعض الاساليب الاحصائية المستخدمة في التنبؤ بالطلب المستقبلي على الطاقة الكهربائية للمنطقة الجنوبية، فضلا عن الاشارة الى اكثر الاساليب دقة في التنبؤ المستقبلي للطاقة. وتم استخدام عدد من الاساليب للتنبؤ مثل أسلوب نماذج الاقتصاد القياسي، أسلوب بوكس-جينكينز وأسلوب الشبكة العصبية الاصطناعية. وخدمة لهدف الدراسة فان الفرضية التي يركز عليها البحث مفادها: ان نماذج الشبكات العصبية اكثر دقة من النماذج التقليدية في التنبؤات طويلة المدى. اذ تعد أكفاً وأكثر دقة من النماذج التقليدية الأخرى في التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية غير الخطية.

لقد تم استخدام بيانات استهلاك الطاقة الكهربائية السنوية للمنطقة الجنوبية لإجراء المقارنة من خلال تطبيق البرنامج SPSS و Minitab و Matlab للتحليل الإحصائي، وتم بناء برنامج بلغة مات لاب Mat lap للشبكات العصبية ، ومن خلال التطبيق العملي وجدَ أن الشبكات العصبية. تعطي نتائج افضل واكثر كفاءة من الطريقة الكلاسيكية.

المصطلحات الرئيسية في الدراسة: منظومة الطاقة الكهربائية، اساليب التنبؤ، نماذج الاقتصاد القياسي، أسلوب بوكس-جينكنز، نموذج الانحدار الذاتي، نموذج الاوساط المتحركة، نماذج الاربما ، أسلوب الخلية العصبية الاصطناعية.

Abstract:

Interest in the topic of prediction has increased in recent years and appeared modern methods such as neural networks Artificial Neural Networks models, if these methods are able to learn and adapt self with any model, and does not require assumptions on the nature of the time series. On the other hand, the methods currently used to predict the classic method such as Box-Jenkins Box-Jenkins may be difficult to diagnose chain and modeling because they assume strict conditions.

So there was a need to compare the traditional methods used to predict the time chained with neural networks method to find the most efficient method to predict, and this is the purpose of this study.

Contributes to predict future demand for electricity in the electric power sector to solve problems through future planning to meet changes in the demand for electricity increases. Experience has shown there is no way certain predict appropriate for all cases, but that in each case the way a private predict the need to find and use. However, taking more than one way may lead to raising the future accuracy of the estimates.

The present study aims to shed light on some of the statistical methods used to predict future demand for electricity for the Southern District, as well as a reference to more accurate methods to predict the future of energy. It has been used a number of methods to predict such as econometric modeling technique, style and Box- Jenkins method of artificial neural network. And service to the goal of the study, which is based upon the premise that search: the neural network models more accurate than traditional models in long-term Altenbuat. As it is the most efficient and more accurate than other conventional models in dealing with non-linear time-series data.

I have been using the annual electrical energy consumption data for the Southern District to conduct a comparison of the program through the application of SPSS and Minitab and Matlab for statistical analysis, has been building a program in a language dies Lab Mat lap neural networks, and through the practical application found that neural networks. Give better results and more efficient than the classic way.

Key terms in the study:

Electric power system, methods of forecasting, econometric models, Box-Jenkins style, self-regression model, model animation circles, Alarima models, style artificial nerve cell.

يحتل قطاع الكهرباء أهمية كبيرة بين القطاعات الأخرى في العراق لكونه يشكل عصب الحياة للمواطن ويؤثر بشكل مباشر وغير مباشر على الكثير من الحلقات ذات العلاقة بالمستوى المعيشي وجودة الحياة والتنمية الاقتصادية ومتطلبات الامن والبيئة. لقد تعرض هذا القطاع للدمار بفعل الحصار والحروب والتخريب والسراقات مما جعله قاصراً عن تلبية الحاجة وأداء دوره المطلوب.

وقد ظل هذا القطاع يعاني من اختلال بين عرض الطاقة الكهربائية وحجم الطلب عليها للأغراض الإنتاجية والاستهلاكية في حين ازداد معدل استهلاك الطاقة بشكل كبير في السنوات الماضية في العراق عموماً والمنطقة الجنوبية على وجه الخصوص، ولقد زاد الاهتمام بصناعتها لمواجهة هذا النمو المتسارع وكان لابد من إنشاء محطات توليد كهربائية جديدة لمواجهة هذه الزيادة في الطلب على الطاقة الكهربائية، ومن المعروف أن إنشاء مثل هذه المحطات يحتاج إلى استثمارات كبيرة لم يتمكن العراق من توفيرها لسد العجز الحاصل في الانتاج. تتناول هذه الدراسة الطلب على الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية والتي تشمل اربع محافظات هي البصرة وميسان وذي قار والمثنى واهم العوامل المؤثرة في استهلاك الطاقة الكهربائية واستخدام عدة أساليب إحصائية في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية. حيث يُعدّ التنبؤ بالسلوك المستقبلي للسلاسل الزمنية من الموضوعات الهامة في العلوم الإحصائية، وذلك لما له من دور مهم في التخطيط المستقبلي للقطاعات الاقتصادية للدولة. وقد اشتملت الدراسة ثلاثة مباحث، تناول المبحث الأول واقع المنظومة الكهربائية في العراق بصورة عامة والمنطقة الجنوبية على وجه الخصوص، واستعرض المبحث الثاني الأساليب الإحصائية المختلفة المستخدمة في عملية التنبؤ، أما المبحث الثالث فيضم الجانب التطبيقي وقد تم تطبيق هذه الأساليب على السلسلة الزمنية السنوية لاستهلاك الطاقة الكهربائية للمدة (1971-2013) في المنطقة الجنوبية وإجراء المقارنة بينها.

منهجية الدراسة: تم استخدام المنهج التحليلي من خلال جمع وتبويب البيانات وتحليلها باستخدام الطرق الإحصائية، فضلاً عن التحليل الوصفي من خلال المنهج الاستقرائي والاستنباطي .

مشكلة الدراسة: ان انخفاض الطاقة الكهرباء بسبب النقص في إنتاج الطاقة جراء ما تعرضت له المحطات من أضرار كبيرة نتيجة الحروب التي مر بها البلد ، وما أعقبها من أعمال تخريب فضلاً عن قدم المحطات الموجودة، كل هذه الاسباب ادت الى كثرة الانقطاع في التيار الكهربائي والتي تؤثر سلباً على أغلب النشاطات اليومية والاقتصادية للأفراد.

فالطلب على الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية يتزايد بوتيرة مستمرة مما يتطلب العمل على تلبية هذه الزيادة المستمرة وذلك بالتخطيط المستقبلي لمواجهة لزيادة في الاستهلاك.

فرضية الدراسة: تركز فرضية الدراسة على زيادة الدقة في التنبؤ لنماذج الشبكات العصبية على نماذج التنبؤ التقليدية في التنبؤات طويلة المدى، إذ تعد نماذج الشبكات العصبية أكفأ وأكثر دقة من النماذج التقليدية الأخرى في التعامل مع بيانات السلاسل الزمنية غير الخطية.

اهمية البحث: ان التنبؤ المستقبلي بالطلب على الكهرباء سيساهم في حل مشاكل قطاع الطاقة الكهربائية من خلال التخطيط المستقبلي لتلبية الزيادة الحاصلة في الطلب على الطاقة الكهربائية .

هدف البحث : تهدف الدراسة الحالية الى تسليط الضوء على بعض الاساليب الاحصائية المستخدمة في التنبؤ بالطلب المستقبلي على الطاقة الكهربائية للمنطقة الجنوبية وعلى وجه الخصوص مقارنة أسلوب الشبكات العصبية مع الأساليب الكلاسيكية في تحليل السلاسل الزمنية في مجال التنبؤ.

المبحث الأول: واقع المنظومة الكهربائية في العراق

١-١ انتاج الطاقة الكهربائية في العراق

شهد قطاع الكهرباء انخفاضا في الطاقات الانتاجية في بداية التسعينات نتيجة تعرضه الى الحروب والعقوبات الاقتصادية المفروضة، حيث تعرض قطاع الكهرباء إلى تدمير واسع ، ففي أحداث عام ١٩٩١ تعرضت محطات توليد الطاقة الكهربائية فضلا عن شبكات نقل الطاقة إلى إضرار كبيرة و أدى ذلك الى تعطل ما يقارب ٩٠% من الطاقة الكهربائية باستثناء المحطات الكهرومائية. وانخفضت الطاقة التصميمية بما يعادل ٢٦.٤% كما انخفض المستوى التقني للمكائن والمعدات المختصة بكفاءة الإنتاج عن المستوى السابقه له نتيجة تعسر إضافة طاقات جديدة اذ بلغت نسب تعطل ٩٦% بالنسبة للمحطات البخارية في حين بلغت في المحطات الغازية بحدود ٨٥% كما بلغت ٨٤% في المحطات الكهرومائية، مما أدى إلى انخفاض الطاقة الانتاجية المتاحة للمحطات إلى ١٥٩٨ ميكاواط بعد إن كانت قبل الحرب ٩٤١٦ ميكاواط (8; pp:118-205)

كما ساهمت العقوبات الاقتصادية الى استنزاف المعدات وصعوبة توفير الأدوات الاحتياطية لإدامة عمل هذه المحطات، الامر الذي ادى الى زيادة مشاكل هذا القطاع. فأثر هذا على ما تم من أعمار لقطاع الكهرباء بعد عام ١٩٩١ واستمر التدهور لهذا القطاع اذ وصل معدل التوليد الفعلي إلى اقل من ٤٠٠٠ ميكاواط عام 2002 (11; p:14).

وفي العام ٢٠٠٣ وما تلاه تفاقمت الإضرار المباشرة في محطات الانتاج ومحطات التوزيع الرئيسية وشملت الاضرار شبكات نقل الطاقة الكهربائية فضلا عن شبكات تجهيز الوقود إلى محطات التوليد والمصافي، مما سبب انخفاض حاد في طاقات انتاج ونقل الكهرباء.

وبعد انفتاح العراق اقتصاديا والتحسن الكبير في المستوى المعاشي والاقتصادي للفرد العراقي لوحظ اقبال العديد المواطنين بصورة واسعة على شراء الأجهزة الكهربائية وخاصة أجهزة التكييف والتدفئة، وقد بلغت طاقة التوليد في العراق لعام ٢٠١٣ حوالي ١٦٩٥٢ ميكاواط كما مبين في الجدول (١) ، حيث يعاني العراق حاليا من

قصور شديد في إنتاج الطاقة الكهربائية حيث ان الانتاج لا يسد الحاجة الفعلية للاستهلاك وهو يغطي حوالي اكثر من النصف من الطلب على الكهرباء، ويبلغ استهلاك الكهرباء حوالي ٤١٠٠٥ كيكواواط .ساعة عام 2013 (p:134; 20) في حين ان الطاقة المنتجة لا تسد حاجة المواطنين مما يؤدي الى انقطاع التيار الكهربائي بالقطع المبرمج وغير المبرمج الناتج من اعطال المحطات الانتاجية ومحولات التوزيع.

١-٢: محطات انتاج الطاقة الكهربائية في العراق:

يمكن تقسيم المحطات الكهربائية في العراق إلى ثلاثة أنواع رئيسية وهي المحطات الحرارية البخارية والمحطات الغازية والمحطات الكهرومائية. وهي تتوزع في مختلف المحافظات العراقية. ويبلغ عددها ٣٠ محطة توليد منها ١٣ محطة غازية و ٩ محطات كهرومائية و ٨ محطات حرارية. (p:3; 19)

وأن معظم إنتاج الطاقة الكهربائية في العراق يتم توليده من مصادر الطاقة الاحفورية (النفط الخام والغاز الطبيعي). حيث انخفضت نسبة مساهمة الطاقة الكهرومائية في اجمالي الطاقة الكهربائية المنتجة وذلك نتيجة شحه وتذبذب مناسيب المياه الواردة من منابعها في تركيا بشكل عام، وانخفاض نفقات الصيانة على المحطات التوليدية المائية المقامة على السدود، حيث تزود محطات الطاقة الكهرومائية في اغلب إنتاجها المنطقة الشمالية ، وبالرغم من المزايا التي تتمتع بها هذه المحطات مثل طول العمر الإنتاجي وقصر فترة التشغيل، وقلّة الحاجة إلى المواد الاحتياطية، فضلاً عن كونها نظيفة بيئياً وغير ملوثة لها، إلا ان العراق لم يتوسع بالاستثمار فيها نتيجة استمرار انخفاض التدفقات المائية لنهري دجلة والفرات، ومن ثم انخفاض مناسيب السدود والخزانات لتوليد الطاقة الكهرومائية. وتبلغ نسبة مساهمة المحطات الكهرومائية حوالي ١٤.٨٢٥ % من اجمالي التوليد لعام ٢٠١٣، وكما هو مبين في جدول (1) (p:136; 20).

وتشمل عدد الوحدات البخارية العاملة (٣٢) وحدة وقد بلغت نسبتها ٢٨.٤% من الطاقة المولدة لعام ٢٠١٣، اما محطات الديزل فتبلغ مساهمتها بحوالي ٧% من الطاقة الكهربائية المنتجة. وتبلغ نسبة مساهمة محطات الطاقة الغازية في التوليد حوالي ٤٩.٧% عام ٢٠١٣.

وسعت وزارة الكهرباء الى زيادة هذه النسبة بوضع خطة قصيرة الأمد عام (٢٠١٥) وخطة بعيدة الأمد (٢٠٣٠) حيث يتوقع ان تزداد حصة الفرد من الكهرباء الى ٣٧٢٥ كيلو واط ساعة لكل شخص في السنة خلال العام ٢٠١٥ (p:2; 18)

الجدول (1)

قدرات التوليد في العراق للأعوام 2000، ٢٠١٣

الاجمالي ميكاواط	مائية	دورة مزدوجة	بخاري	غازي	ديزل	السنوات
٦٩١٠	٢٦٢٠	-	٣٣٣٠	٩٦٠	-	2000
١٦٩٥٢	٢٥١٣	-	٤٨٢٠	٨٤٢٣	١١٩٦	٢٠١٣

المصدر: منظمة الاقطار العربية المصدرة للنفط اوابك، النشرة الاحصائية، اعداد متفرقة www.oapec.org

١-٣: منظومة الطاقة الكهربائية في العراق:

تتكون منظومة الطاقة الكهربائية في العراق من ثلاث مراحل هي مرحلة الانتاج ومرحلة النقل ومرحلة التوزيع وتشرف وزارة الكهرباء على هذه المنظومة من خلال مركز السيطرة الوطني حيث ان المنظومة الكهربائية في العراق هي منظومة واحدة يتحدد عملها وفق نماذج سريان القدرة فيها. وتشمل منظومة الطاقة الكهربائية في العراق ثلاثة مراحل وهي كالآتي:

1. انتاج الطاقة الكهربائية:

وهي المرحلة الاولى من مراحل المنظومة الكهربائية، حيث تقوم محطات انتاج الطاقة الكهربائية بمرحلة الانتاج والتي تعتبر بمثابة صناعة للطاقة الكهربائية. وتوجد عدة أنواع من محطات التوليد العاملة في العراق مثل المحطات البخارية والمحطات الغازية والمحطات الكهرومائية ومحطات الديزل. وهناك ست مديريات لانتاج الطاقة الكهربائية تغطي جميع انحاء العراق وهي: (18; p:2) المديرية العامة لانتاج الطاقة الكهربائية الوسطى، المديرية العامة لانتاج الطاقة الكهربائية في الفرات الاوسط، المديرية العامة لانتاج الطاقة الكهربائية الشمالية، المديرية العامة لانتاج الطاقة الكهربائية في صلاح الدين، المديرية العامة لانتاج الطاقة الكهربائية في الناصرية والمديرية العامة لانتاج الطاقة الكهربائية في البصرة.

٢. نقل الطاقة الكهربائية:

تتقل الطاقة الكهربائية باستخدام خطوط نقل الطاقة من مديريات الانتاج (محطات التوليد) من خلال محطات التحويل وخطوط الضغط العالي والفاائق لتحويلها الى جهد KV 33 (كيلو فولط) و KV 11 وتجهيزها الى مديريات توزيع الكهرباء. كما تقوم دائرة التشغيل والتحكم بالسيطرة على كميات الطاقة الكهربائية والتحكم به من خلال مركز السيطرة الوطني. وهناك نوعان من محطات التحويل (جهد KV 400 و جهد KV 132). ونوعان من خطوط نقل الطاقة (جهد KV 400 و جهد KV 132) وتوجد خمسة مديريات لنقل الطاقة تغطي جميع انحاء العراق وهي: (18; p:3) تغطي مناطق العراق الشمالية والوسطى والجنوبية اضافة الى منطقتي الفرات الاعلى والفرات الاوسط.

٣. توزيع الطاقه الكهربائية:

تقوم المديريات العامة للتوزيع باستلام الطاقه المجهزة من محطات التحويل على جهدين KV٣٣ (كيلو فولط) و KV١١ وتوزيعها على عموم المستهلكين من خلال شبكة التوزيع الهوائية والارضية المنتشرة في انحاء العراق كافة ولجميع اصناف المستهلكين الذين يزيد عددهم عن ثلاثة ملايين مشترك وهذه الاصناف هي: الصنف المنزلي والصنف التجاري والصنف الصناعي والصنف الحكومي والصنف الزراعي. وهناك مراكز سيطرة خاصة بالتوزيع في عموم العراق كما تقوم مديرية الحاسبة وبحوث العمليات باصدار قوائم المشتركين لجميع المحافظات من خلال قراءة المقاييس وهناك مشاريع لتحسين الشبكة لغرض استيعاب الاحمال الاضافية وكذلك لتغطية المجمعات والاحياء السكنية الجديدة.

ومن الجدير بالذكر ان هناك سبع مديريات لتوزيع الكهرباء ثلاث منها في بغداد اضافة الى المديرية العامة لتوزيع كهرباء الفرات الاوسط (النجف الاشرف، كربلاء المقدسة، بابل والديوانية) والمديرية العامة لتوزيع

كهرباء الوسط (الكوت، الانبار وديالى) والمديرية العامة لتوزيع كهرباء الشمال (نينوى، كركوك وصلاح الدين) والمديرية العامة لتوزيع كهرباء الجنوب (البصرة، الناصرية، ميسان والمثنى) (12; pp:23-27).

١-٤: مديريات انتاج الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية: وتشمل مديريتين هما: (18; p:3)

أولاً: مديرية انتاج الطاقة الكهربائية في البصرة وهي تشرف على انتاج الطاقة الكهربائية في محافظتي البصرة وميسان. ويتم انتاج الطاقة الكهربائية من محطات الكهرباء العائدة لمحافظة البصرة وهي:

(1). محطة كهرباء الهارثة البخارية.

(2). محطة كهرباء النجيبية البخارية.

(2). محطة كهرباء خور الزبير الغازية.

(3). محطة كهرباء الشعيبية الغازية.

اضافة الى محطة البزركان لانتاج الطاقة الكهربائية في ميسان بسعة ٤٣ ميكاواط.

ثانياً: مديرية انتاج الطاقة الكهربائية في الناصرية:

تختص هذه المديرية بانتاج الطاقة الكهربائية في محافظتي ذي قار والمثنى. وهي تشرف على انتاج محطة الناصرية الحرارية بطاقة ٨٤٠ ميكاواط ومحطتين غازيتين هما محطة الناصرية الغازية ومحطة السماوة الغازية بطاقة ٤٣ ميكاواط لكل منهما.

على الرغم من ان النقص الحاد بإمدادات الطاقة الكهربائية وزيادة عدد ساعات تقنين التيار الكهربائي في العراق ناجم عن محدودية انتاج محطات التوليد المتأتي من تقادم أغلبها، فضلا عن آثار عمليات التخريب التي طالت بعض منشآت المنظومة الكهربائية الا أن العجز في تأمين إمدادات الطاقة الكهربائية في العراق ناجم من تداعيات مشكلة مركبة تقوم على ثلاثة اضلاع تشمل الانتاج والنقل والتوزيع، مما يفرض على إدارة الطاقة عدم الركون إلى التركيز على معالجة النقص الحاصل بالإنتاج المتأتي من قلة محطات التوليد أو محدودية طاقتها التصميمية، وإغفال جوانب المشكلة الأخرى المتمثلة بمنظومتي نقل الطاقة، وتوزيعها على المستهلكين (16; p:2).

المبحث الثاني: التنبؤ بالسلاسل الزمنية:

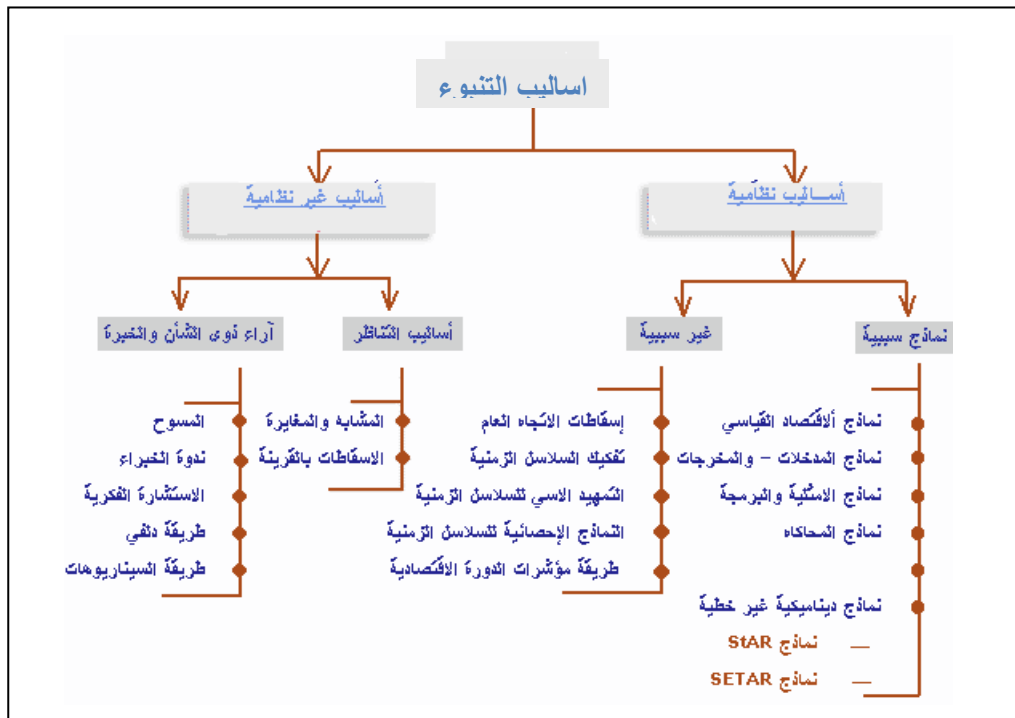
تعد عملية التنبؤ بالقيم المستقبلية من الاهداف الاساسية للعلوم الاحصائية، اذ ان للتكهن اهمية كبيرة في عملية التخطيط واتخاذ القرارات في المجالات كافة، وعن طريق التنبؤ نستطيع التعرف على الظروف والحالة المحيطة بالمشكلة قيد الدراسة قبل اتخاذ أي قرار، لذلك فان موضوع التنبؤ لاقى وىلاقي اهتماماً كبيراً ومتزايداً من قبل الباحثين واصحاب القرارات. لقد اهتم الباحثون بتطوير الاساليب المختلفة لغرض اجراء التنبؤ، ويعد التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية Neural Networks من احدث وسائل التنبؤ على النطاق العالمي، حيث لازالت البحوث مستمرة في هذا المجال للتعرف على فعالية هذا الاسلوب. ويمكن القول أن

الغاية الأساسية من طرائق السلاسل الزمنية تتمثل بالحصول على نماذج يمكن استعمالها لوصف المشكلة وبالنتيجة التنبؤ بمستقبل الظاهرة المدروسة. أن مسألة التنبؤ تعتمد أساساً على تقديرات معلمات النموذج الملائم لبيانات السلسلة الزمنية، ولمعرفة شكل النموذج الملائم أهمية خاصة باعتبار أن أي خطأ في تحديد النموذج يقود إلى تقديرات في غير محلها، ومن ثم تكهنات لا يعتمد عليها عند اتخاذ القرار.

1.2: اساليب التنبؤ:

تنقسم اساليب التنبؤ تبعاً للمنهجية المعتمدة الى قسمين رئيسين: الاول هو الاساليب غير النظامية، اما القسم الثاني فهو الاساليب النظامية، والمخطط الاتي يوضح الاساليب المستخدمة في التنبؤ:

مخطط (١) اساليب التنبؤ



المصدر: جمال حامد، "اساليب التنبؤ"، المعهد العربي للتخطيط، العدد ١٤، شباط، السنة الثانية، الصفاة، الكويت، ٢٠٠٣، ص ٢٠.

لقد أظهرت التجارب عدم وجود طريقة تنبؤية معينة ملائمة لجميع الحالات، بل إن لكل حالة طريقة تنبؤ خاصة بها يتعين البحث عنها واستخدامها. إلا أن الأخذ بأكثر من طريقة قد يؤدي إلى رفع درجة دقة التقديرات المستقبلية، وفي دراستنا الحالية تم اعتماد عدة طرائق للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية وسيتم في هذه الفقرة توضيح كل منها بإيجاز وعلى وفق الآتي:-

1. نماذج الاقتصاد القياسي:

يتم الاعتماد في هذه الطريقة على المتغيرات التفسيرية لتحديد سلوك المتغير موضع الدراسة، ومن

النماذج التي سيتم اعتمادها ضمن هذا الاسلوب هي:

أ. نموذج الانحدار الخطي

ب. نموذج اللوغاريتمي المزدوج

ت. نموذج نصف اللوغاريتمي

فالدراصة الحالية تعنى بتفسير استهلاك الطاقة الكهربائية Y_t في المنطقة الجنوبية بالاعتماد على عدد المشتركين X_1 ومتوسط نصيب الفرد من الدخل X_2 وسعر الكيلو واط/ ساعة من الكهرباء X_3 فضلا عن متغير استهلاك الطاقة الكهربائية في الفترات السابقة Y_{t-1} فتم صياغة النموذج وتقدير معلماته باستخدام الوسائل الإحصائية المتوافرة مثل طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية OLS (22; p:84)

2. اسلوب بوكس-جينكينز

طورت طرق بوكس-جينكينز من قبل جورج بوكس وجويلم جينكينز (George Box and Gwilym Jenkins, 1976) لتحليل السلاسل الزمنية المستقرة Stationary. وتكون السلسلة مستقرة عندما تكون متوازنة ولا تتغير عبر الزمن أي ان متوسطها الحسابي Mean وتباينها Variance ثابتان ، ويعتمد التباين Covariance بين فترتين على درجة الإبطاء بين تلك الفترتين وليس على النقطة الزمنية التي حسب عندها الارتباط. فلو قسمت السلسلة إلى مجموعة فترات زمنية فإن متوسطات وتباينات قيم السلسلة للفترات المختلفة تكون متساوية، ويكون الارتباط نفسه بين قيم السلسلة المتتابعة في جميع الفترات. أي ان : (7; p:262)

$$E(Y_t) = E(Y_{t+k}) = \mu$$

$$\text{var}(Y_t) = E[Y_t - E(Y_t)]^2 = \text{var}(Y_{t+k}) = E[Y_{t+k} - E(Y_{t+k})]^2 = \gamma(0) = \sigma^2 < \infty \quad \forall t$$

$$\text{cov}(Y_t, Y_{t+k}) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] = \text{cov}(Y_{t+k}, Y_{t+k+s}) = \gamma(k)$$

ويمكن تمثيله بيانياً، فالمحور الأفقي يمثل الزمن و يمثل المحور العمودي قيم السلسلة، فتكون السلسلة مستقرة عندما تتمركز قيمها حول خط مستقيم أفقي يمر بمتوسطها، فلا يزيد تقارب القيم أو تتشتت باختلاف الزمن أي لا يظهر نمط خلاف نمط الخط المستقيم الأفقي. ففي الواقع من الصعب تحقق كون السلسلة مستقرة ، لذا جاءت طرق بوكس جينكينز لتحويل السلاسل غير المستقرة إلى سلاسل مستقرة.

وتشمل نماذج بوكس جينكينز على: (13; p:234)

1. نموذج الانحدار الذاتي Autoregressive Model

يشير الانحدار الذاتي الى أن قيمة السلسلة في زمن معين تحدده قيمتها في الزمن (أو الأزمنة)

السابقة لها، وكالاتي:

١. $P = 0$: إذا كانت القيمة الحالية لا تتأثر بالقيم السابقة.

٢. $P = 1$: إذا كانت تتأثر بالقيمة السابقة.

٣. $p = 2$: إذا كان كلا القيمتان السابقتان يحددان القيمة الحالية.

وهكذا.

وتمثل p درجة نموذج الارتباط الذاتي. ويرمز له بالرمز $AR(p)$ وتكون صيغة نموذج الانحدار الذاتي على وفق الآتي :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t \quad \dots \quad (1)$$

حيث أن Y_t : تمثل قيمة السلسلة عند الزمن t ، وان $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ تمثل معاملات النموذج، e_t يمثل الخطأ العشوائي ومشاهداته غير مرتبطة مع بعضها أي ان:

$$E(e_t) = 0$$

$$E(e_t e_{t+k}) = \begin{cases} 0 & k \neq 0 \\ \sigma_e^2 & k = 0 \end{cases}$$

2. **المتوسطات المتحركة (Moving Averages)** يعني أن قيمة السلسلة في زمن معين يحدده قيمة الخطأ العشوائي stochastic error (الفرق بين قيمة السلسلة والمتوسط المتحرك) في ذلك الزمن وقيمة الخطأ العشوائي في الزمن (أو الأزمنة) السابقة له، وكالاتي:

١. $q = 0$: يعني أن القيمة الحالية للسلسلة لاتعكس شيئاً من الأخطاء العشوائية السابقة.

٢. $q = 1$: يعني أن الخطأ العشوائي للزمن السابق اشترك في تحديد قيمة السلسلة الحالية.

٣. $q = 2$: يعني أن الخطأين العشوائيين للزمنين السابقين اشتركا في تحديد القيمة الحالية للسلسلة.

وهكذا. ويمكن التعبير عن المتوسط المتحرك وفق الصيغة التالية:

$$Y_t = e_t + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} \quad \dots \quad (2)$$

ويرمز لهذا النموذج بـ $MA(q)$ حيث q تمثل درجة النموذج. حيث أن: Y_t يمثل القيمة المتوقعة عند زمن t ، e_t يمثل الخطأ العشوائي و $\theta_{t-1}, \dots, \theta_{t-q}$ عبارة عن معاملات للمتوسط المتحرك. وباختصار، فإن عنصر المتوسط المتحرك يعبر عن توليفة من الأخطاء العشوائية السابقة.

3 : النماذج المختلطة: Mixed Auto Regressive-Movhng Average Models

أن الكثير من السلاسل الزمنية المستقرة لايمكن تمثيلها كنموذج الانحدار الذاتي $AR(p)$ فقط أو نموذج الأوساط المتحركة $MA(q)$ فقط لان هذا النوع من السلاسل غالباً لها خواص كلا النموذجين، لذلك

يمكن تمثيلها بنموذج يتضمن خواص هذين النموذجين والذي يسمى بالنموذج المختلط ويرمز له $ARMA(p,q)$ حيث يمثل درجة الانحدار الذاتي ويمثل (p) درجة الأوساط المتحركة (q) .

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \dots + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad \dots (3)$$

وبادخال معامل التباطئ B فان الصيغة تصبح كالآتي:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) Y_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) e_t$$

اي ان:

$$\phi(B) Y_t = \theta(B) e_t \quad \dots (4)$$

الا ان اغلب السلاسل الزمنية هي سلاسل غير مستقرة فقد يكون الاتجاه العام عنصراً من عناصر هذه السلاسل وفي هذه الحالة يطلق على هذه الطريقة "نماذج ARIMA Models"، المتكونة من الانحدار الذاتي المتكامل للمتوسط المتحرك (Auto-regressive Integrated Moving Average) من الدرجة (p, d, q) ، واختصاراً تكتب $ARIMA(p, d, q)$ ، فتحدد بدرجة الانحدار الذاتي (p) ، درجة المتوسط المتحرك (d) ودرجة التكامل (q) . كما يشير عنصر التكامل في نماذج ARIMA، إلى استقرار السلسلة الزمنية، لذا نلجأ إلى إجراء عملية فرق To Difference لتحويل السلسلة غير المستقرة إلى سلسلة مستقرة. ولهدف الحصول على سلسلة مستقرة نستخدم W_t كسلسلة مفرقة وعلى وفق الآتي:

$$W_t = \nabla^1 Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad , \quad t = 2, 3, \dots, N$$

$$W_t = \nabla^2 Y_t \quad t = 3, \dots, N$$

او يؤخذ الفرق الثاني لكي تستقر وكالاتي:

وبصورة عامة تستقر السلسلة الزمنية بعد الفرق d ووفق الصيغة التالية:

$$W_t = \nabla^d Y_t \quad t = d+1, d+2, \dots, N \quad \dots (5)$$

وتصبح السلسلة $\nabla^d Y_t$ مستقرة. ويمكن تمثيلها كالآتي:

$$\phi(B) \nabla^d Y_t = \theta(B) e_t \quad \dots (6)$$

تمر منهجية بوكس جينكز بالمراحل الآتية:

تشخيص النموذج Model Identification: يتم تشخيص النموذج وتحديد درجته أي تحديد رتبة كل من (p) و (q) و (d) وذلك عن طريق رسم دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي وتحليل منحنياتها البيانية، والجدول (2) يعطي صورة ملخصة لسلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي للنموذج.

جدول (2)

سلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لنماذج بوكس جينكز اللاموسمية

الأنموذج	دالة الارتباط الذاتي (ACF)	دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF)
AR(P)	تتناقص تدريجياً متخذة سلوكاً أسياً أو سلوك دالة الجيب المتناقصة (يتلاشى تدريجياً)	تتقطع بعد الازاحة p
MA(q)	تتقطع بعد الازاحة q	تتناقص تدريجياً متخذة سلوكاً أسياً أو سلوك دالة الجيب المتناقصة (يتلاشى تدريجياً)
ARMA(P,q)	تتناقص تدريجياً سالكة سلوكاً أسياً أو سلوك دالة الجيب المتناقصة (يتلاشى تدريجياً)	تتناقص تدريجياً سالكة سلوكاً أسياً أو سلوك دالة الجيب المتناقصة (يتلاشى تدريجياً)

المصدر: من أعداد الباحثين اعتماداً على (عدنان هاشم الوردی، أساليب التنبؤ الإحصائي - طرق وتطبيقات، مطبعة دار الحكمة، الطبعة الأولى، العراق، ١٩٩٠، ص ص ٢٧٣ - ٢٧٤) .

كما يمكن تشخيص النموذج الملائم بالاعتماد على المعايير الاحصائية MSE و AIC و SBC ، وتكون صيغة كل من AIC و SBC على وفق الاتي: (1; p:33)

$$AIC = n \ln(\hat{\sigma}_i^2) + 2(M)$$

حيث ان: M : عدد معلمات النموذج.

$\hat{\sigma}_i^2$: القيمة المقدرة لتباين الخطأ. وهو المعيار الذي اقترحه الباحث (Akaike) عام ١٩٧٣ ويسمى Akaike's Information Criterion ويستخدم في تشخيص وتحديد رتبة النموذج.

$$3. \quad SBC = n \ln(\hat{\sigma}_i^2) + M \ln(n)$$

والذي اقترحه (Schwartz) ويدعى (Schwartz Bayesian Criterion) عام 1978 وهو مشابه لمعيار AIC. ويتم اختيار النموذج الملائم الذي يعطي اقل قيم لهذه المعايير. وفي دراستنا الحالية تم اعتماد طريقة الرسم بالاضافة الى معيار MSE لاختيار النموذج.

١. **تقدير النموذج Model Estimation**: في هذه المرحلة يتم تقدير معلمات النموذج (ϕ, θ) التي تجعل مجموع مربعات الاخطاء اقل ما يمكن. ويتم ذلك باستخدام طرق التقدير الاتية. (24; pp:250-258)

(أ). طريقة المربعات الصغرى الخطية Linear Least Square Method كانت شرطية او غير شرطية.

(ب) طريقة المربعات الصغرى غير الخطية Non-Linear Least Square Method .

(ج). طريقة الامكان الاعظم Maximum Likelihood Method. المشروطة Conditional Likelihood او غير المشروطة Unconditional Likelihood.

٢. اختبار مدى ملائمة النموذج Model Diagnostic Checking: يتم في هذه المرحلة اختبار النموذج

المقدر للتحقق من عشوائية البواقي بذلك على وفق الاتي: (1; pp:34-35)

(أ) حدود الثقة لمعاملات الارتباط الذاتي وعلى وفق الاتي:

$$\Pr\left(-\frac{1.96}{\sqrt{n}} \leq \hat{\rho}_k \leq \frac{1.96}{\sqrt{n}}\right) = 0.95$$

وتتوزع معلمة معامل الارتباط الذاتي طبيعياً بوسط حسابي (صفر) وتباين $(\frac{1}{n})$.

$$\hat{\rho}_k \sim N(0, \frac{1}{n})$$

أي ان:

وان عدم معنوية الارتباط الذاتي دليل على عشوائية الاخطاء. وتكون دالة الارتباط الذاتي لبواقي النموذج المشخص على وفق الصيغة الاتية:

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{n-k} e_t e_{t-k}}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

(ب) اختبار Q (Box-Pierce)

$$Q = n \sum_{k=1}^m \hat{\rho}_k^2$$

$$Q_{LB} = n(n+2) \sum_{k=1}^m (n-k)^{-1} \hat{\rho}_k^2$$

(ج) اختبار Q_{LB} (Ljung-Box)

وتتوزع كل من Q و Q_{LB} توزيع مربع كاي بدرجات حرية مقدارها m (χ^2_m) فإذا كانت قيمة الاحصاء المحسوبة اصغر من χ^2 الجدولية بمستوى معنوية معين ودرجة حرية m فهذا دليل على ان الارتباطات غير معنوية أي تكون البواقي عشوائية وتتوزع بشكل مستقل مما يؤكد على توفيق النموذج الملائم والعكس صحيح.

التنبوء Forecasting : يتم في هذه المرحلة إيجاد القيم المستقبلية للظاهرة محل الدراسة من خلال

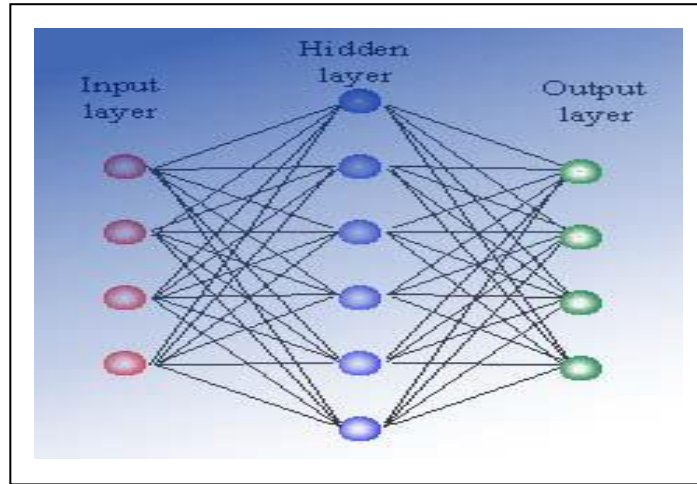
استخدام النموذج الملائم الذي تم الحصول عليه بموجب المراحل السابقة، والتنبوء الامثل هو التقدير الذي يعطي خطأ صغيراً جداً وتباين أقل ما يمكن (9; pp:74-76).

3. أسلوب الشبكة العصبية الاصطناعية ANN (Artificial Neural Networks)

1.1 مفهوم الشبكة العصبية الاصطناعية ANN

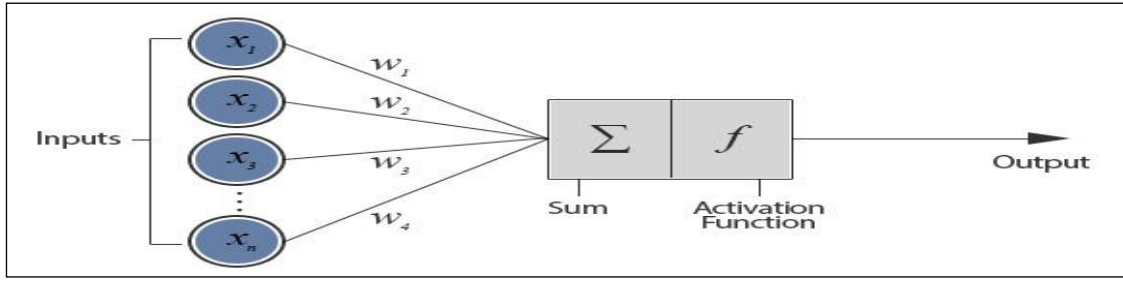
ان الشبكة العصبية الاصطناعية نموذج مبسط استوحي تصميمها من هيكله النظم العصبية البيولوجية، اذ تدور فكرة الشبكات العصبية حول محاكاة العقل البشري باستعمال عمليات محسوبة ، وتتم عملية المحاكاة عن طريق اتباع التعلم الذاتي معتمداً على قاعدة المعرفة المخزونة في الشبكة لتحقيق افضل النتائج (3-2: pp:17). وتعد من اهم مجالات الذكاء الاصطناعي الذي يعكس تطوراً هاماً وملموساً في طريقة التفكير. تتكون الشبكة العصبية من مجموعة مركبة من عدة عناصر معالجة processing elements يطلق عليها اسم العقدة (neuron) وتعتمد على نماذج رياضية لمعالجة البيانات المتمثلة في ثلاث طبقات هي: (المدخلات Input، المخفية Hidden ، المخرجات output) لكل منها اوزان مختلفة كما مبين في الشكل (1) . يتم تدريب الشبكة العصبية لتوليد افضل النتائج من خلال عملية ضبط الاوزان المعتمدة (6; p:23). والشكل (2) يوضح مكونات الخلية العصبية الاصطناعية .

ان جودة التنبؤات المستقبلية لظاهرة معينة التي يمكن الحصول عليها من الشبكة العصبية تعتمد على مدى كفاءة تدريب الشبكة العصبية ومن تلك العوامل: (10; p:12) معدل التعلم، عامل العزم، عدد المتجهات في الشبكة العصبية، عدد العقد المخفية، إضافة إلى عدد المستويات المخفية.



شكل (1): مكونات الشبكة العصبية

المصدر: ميشيل تيجنفيستكي (2001) " الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية " ترجمة محمد يحيى عبد الرحمن، الرياض، دار المريخ ، ص 251-262



شكل (٢) : مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية

المصدر: ميشيل تيجنيفسكي (٢٠٠١) " الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية " ترجمة محمد يحيى عبد الرحمن، الرياض، دار المريخ ، ص ٢٥١-٢٦٢.

خوارزمية الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي:

من أكثر خوارزميات التدريب استخداماً، تستخدم في تدريب الشبكات العصبية كاملة الارتباط وذات التغذية الأساسية ومتعددة الطبقات وغير الخطية وتعتبر هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ. يتم تنفيذ هذه الخوارزمية من خلال مرحلتين رئيسيتين هما: (5; p:54)

المرحلة الاولى: الانتشار الأمامي Forward Propagation

المرحلة الثانية: الانتشار العكسي Back Propagation

1. مرحلة الانتشار الأمامي:

تبدأ هذه المرحلة بعرض الشكل المدخل للشبكة، حيث يخصص كل عنصر معالجة من طبقة عناصر الإدخال لأحد مكونات الشعاع الذي يمثل الدخل، وتسبب قيم مكونات متجه الدخل تنشيط لوحدة طبقة الإدخال ويلي ذلك انتشار إمامي لتلك الاستثارة عبر بقية طبقات الشبكة أي تعمل الشبكة بنظام التغذية الأمامية ولا يحصل أي تعديل لأوزان الترابطات خلال هذه المرحلة.

2. مرحلة الانتشار العكسي:

وهي مرحلة ضبط الأوزان حيث تقارن مخرجات الشبكة أثناء التدريب لمجموعة من الأشكال الصحيحة التي يتم تغذيتها من الخارج وبحسب الفرق بين الاثنين وتعمل العكسية لضبط الأوزان. إذ تسمح للإشارة بإعادة الانتشار من طبقة المخرجات إلى طبقة المدخلات بشكل عكسي خلال مرحلة تحديث أو تعديل الأوزان وتكرر هذه العملية إلي أن تتماثل مخرجات الشبكة مع الأشكال الصحيحة المعطاة. إن خوارزمية شبكة الانتشار العكسي للخطأ من أهم خوارزميات شبكات التدريب بإشراف، واسمها مشتق من حقيقة أن الخطأ الناتج يرجع عكسياً خلال الشبكة من طبقة إلى أخرى. خوارزمية شبكة الانتشار العكسي للخطأ تعتمد على اختيار دالة خطأ مناسبة، والتي تتحدد قيمها بالنتائج الحقيقية Actual والقيم المطلوب الحصول عليها Desired والتي تعتمد أيضاً على معالم الشبكة مثل الأوزان والعتبة. ويمكن تلخيص عمل شبكة الانتشار العكسي للخطأ في التنبؤ بالخطوات الآتية: (10; p:16)

- ١- اختيار المتغيرات: يتم اختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة تمثيلاً جيداً.
- ٢- معالجة البيانات: اجراء بعض العمليات على البيانات المستخدمة، مثل تحديد الاتجاه العام، التركيز على العلاقات بين المشاهدات، ايجاد توزيع البيانات.
- ٣- تقسيم البيانات الى مجاميع : تقسم البيانات المتوفرة الى المجاميع الاتية:
 - (أ). مجموعة التدريب Training set: مجموعة تعلم وتحديد نموذج للبيانات.
 - (ب). مجموعة الاختبار Testing set: والتي يمكن عن طريقها تقدير مهارة الشبكة الافتراضية وامكانية استخدامها بصورة عامة.
 - (ج). مجموعة الشرعية Validation set: وهي مجموعة لاجراء اختبار نهائي لاداء الشبكة.
- ٤- نموذج الشبكة العصبية: عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب اختيار:
 - * عدد العقد للدخال والذي يساوي عدد المتغيرات المستقلة.
 - * عدد الطبقات المخفية والذي يعتمد على قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة.
 - * عدد العقد المخفية والذي يحدد عن طريق التجربة.
 - * عقدة الاخراج والذي عادة يساوي واحد.
- 5- دالة التحويل : الصيغة الرياضية لتحديد الاخراج والتي تمنع الاخراج من الوصول الى قيمة عالية جدا وتستخدم احدى الصيغ او الدوال الاتية :
 - * Linear
 - * Threshold
 - * Sigmoid
- ٦- معيار التقييم: ان المعيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الاخطاء Mean Square Error (MSE)
- ٧- تدريب الشبكة: وتتضمن هذه الخطوة:
 - * تعليم النموذج: ايجاد مجموعة الاوزان بين العصبونات والتي تحدد اقل قيمة لمربع الخطأ.
 - * الخوارزمية: شبكة الانتشار الخلفي للخطأ تستخدم خوارزمية تدريب انحدار (تقليل) الميل.
- ٨- التنفيذ: وهي من اهم الخطوات، حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة التغير في الدورة وامكانية اعادة التدريب والوصول الى اقل مربع خطأ عند تغير البيانات. ويمكن تلخيص خطوات خوارزمية الانتشار العكسي في الآتي: (22:p; 21)
- أ - وضع القيم الابتدائية : تحدد قيم الأوزان ومعلمة التعلم ومستويات العينة Θ

- ب- التنشيط : يتم تنشيط شبكة الانتشار للخلف عن طريق تطبيق المدخلات x_i والمخرجات المرغوبة y_d
- ج- يتم حساب المخرجات الفعلية لوحدة المعالجة في الطبقة الخفية كالتالي: (2; p:228)

$$y_j(t) = \text{sigmoid} \left[\sum_{i=1}^n x_i(t) w_{ij}(t) - \theta_j \right] \quad \dots \quad (7)$$

n عدد المدخلات للعصبون j في الطبقة الخفية ، Sigmoid دالة تنشيط آسية.

- ث- و يتم حساب المخرجات الفعلية لوحدة المعالجة في طبقة المخرجات كالتالي: (15; pp:1-32)

$$y_k(t) = \text{sigmoid} \left[\sum_{i=1}^m x_{ik}(t) w_{jk}(t) - \theta_k \right] \quad \dots \quad (8)$$

حيث ان: m عدد المدخلات للعصبون k في طبقة المخرجات.

- د- تدريب الأوزان : تجدد الأوزان عن طريق نشر الأخطاء المصاحبة لوحدة المعالجة للخلف وبحسب الميل أو انحدار الأخطاء لوحدة المعالجة في طبقة المخرجات والطبقة الخفية.
- ولتحقيق معيار الخطأ المختار يتم زيادة التكرار t بمقدار واحد صحيح والعودة الى الخطوة الثانية، ومن اكثر هذه المعايير استخداماً معيار تصغير مجموع مربعات الخطأ، والذي ينص على انه عندما يصبح مجموع مربعات الخطأ في مسار كامل خلال كل فئات التدريب او الفترة صغيرة بصورة كافية تعتبر الشبكة متقاربة (converged).

شبكات البيرسبترون متعدد الطبقات: - (MLP)

من أكثر الشبكات استخداماً في التنبؤ بالسلاسل الزمنية ، تقوم فكرة هذه الشبكة على استخدام القيم السابقة للسلسلة الزمنية كمدخلات للشبكة ، ويتم تجميع الأوزان في الطبقة الخفية بالنسبة للمدخلات ، ويتم استخدام التحويلة الغير خطية (sigmoid) طبقة المخرجات للشبكة تستقبل مخرجات الطبقة الخفية وتطبق عليها التحويلة الخطية حيث يتم إنتاج القيم المتنبأ للسلسلة الزمنية. الشكل القياسي لمعمارية شبكة MLP التي يكثر استخدامها في التنبؤ تتصف بالاتي : (4; p:33)

- 1 - شبكة ذو بنية معمارية كاملة الترابطات.
- 2 - تحيز وترابطات مختصرة مباشرة من المدخلات إلى وحدات المخرجات.
- 3 - طبقة خفية واحدة مع دالة تحفيز لوجستية وذلك لتحسين عدم الخطية في الوحدات الخفية.
- 4 - طبقة مخرجات تستخدم مع وحداتها دالة خطية لوزن مدى المخرجات وغالبا يكون المدى بين (0,1) .

النموذج العام لشبكة MLP الذي يستخدم في التنبؤ يعطي على وفق الآتي:

$$\hat{x}(t) = w_o + \sum_{j=1}^h w_j f_j \left[\sum_{i=1}^n w_{ij} x(k-i) \right] + w_{j0} \quad \dots \quad (9)$$

حيث ان:

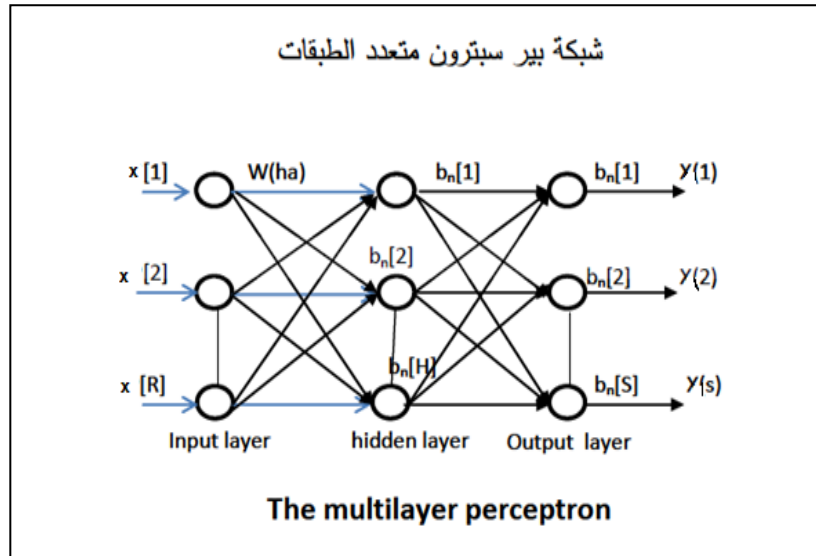
h : عدد وحدات الطبقة الخفية.

n : عدد وحدات المدخلات.

w_{ij} : الاوزان بين المدخلات والطبقة الخفية.

w_j : الاوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات.

$f_j(\cdot)$ دالة تحفيز سيغمويد sigmoid function في الوحدات الخفيةth j



الشكل (٣) شبكة عصبية MLP

المصدر: ميشيل تيجنيفستكي، "الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية"، ترجمة محمد يحيى عبد الرحمن الرياض ط١، دار المريخ 2001، ص265.

تم استخدام أسلوب شبكة البيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) لبناء نماذج الشبكات لبيانات الدراسة الحالية وتعتبر (MLP) من أهم أنواع الشبكات التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية ان معمارية الشبكة المختارة تكونت من ثلاث طبقات (طبقة المدخلات - الطبقة الخفية - طبقة المخرجات) وهذه الطبقات كاملة الترابط فيما بينها بواسطة الوصلات البينية التي تحمل الأوزان. (25;pp:25-30)، وتم تحديد هذه المعمارية من خلال تجريب عدد من التراكيب المختلفة والمفاضلة بينها من خلال بعض المعايير الإحصائية مثل معامل الارتباط (R) بين مدخلات ومخرجات (5; p:56). وقد توزعت عناصر المعالجة في طبقات الشبكة الثلاثة كما يلي طبقة المدخلات بها اربعة من عناصر المعالجة ويتم تحديدها في هذه الطبقة بناء على عدد مدخلات الشبكة x_1, x_2, x_3, x_4 الطبقة المخفية حيث ان عدد عناصر المعالجة في هذه الطبقة تختلف من شبكة إلى أخرى

حيث يتم تحديد العناصر هنا عن طريق التجريب والبحث المستمر، وتم الاعتماد على معامل الارتباط طبقة المخرجات وبها عنصر معالجة واحد فقط ويتم تحديدها أيضا بناء على مخرجات الشبكة وفي حالة التنبؤ دائما يساوي واحد. تم الاعتماد على الدالة اللوجستية logistic function كدالة تحفيز في الطبقة الخفية وكذلك في طبقة المخرجات. يتم تدريب الشبكة بتقديم بيانات التدريب التي تم تجهيزها في الخطوة الأولى ومن خلال التدريب تتغير الأوزان بشكل متكرر وباستمرار المحاولات التدريبية تتمكن الشبكة من الحصول على فئة متوافقة من الأوزان التي تمكننا من الحصول على المخرجات المطلوبة لكل المدخلات، ويتوقف زمن التدريب على تركيبية الشبكة وعدد وحدات المعالجات وعدد الطبقات والقيم الابتدائية المختارة للأوزان ومعدل التعلم ويتم التوقف من التدريب عندما يصل خطأ الشبكة إلى المستوي المقبول إحصائي (23; p:2). تم تدريب الشبكة لعدد من المرات المتكررة من اجل تعليم الشبكة وتم الاعتماد على بعض المعايير الإحصائية مثل مجموع متوسطات الخط (MSE) من اجل مراقبة عملية التعلم في الشبكة وصغر قيم هذه المعايير أو اقترابها من الصفر في بيانات التدريب والصلاحية يدل على جودة تعلم الشبكة، وتعتمد هذه المعايير في حسابها على الأخطاء الناتجة من فرق القيم المخرجة بواسطة الشبكة والقيم الفعلية للسلسلة.

خوارزمية التدريب

تم الاعتماد على الدالة اللوجستية logistic function كدالة تحفيز في الطبقة الخفية وكذلك في طبقة المخرجات. بعد الانتهاء من عملية التدريب تبدأ عملية الاختبار وذلك بتقديم بيانات الاختبار للشبكة حتى يتم التأكد من أداء الشبكة ومدى مقدرتها على حساب المخرجات الصحيحة وتعتمد هذه المرحلة بصورة أساسية على الأوزان المتحصل عليها من مرحلة التدريب (10; p:21).

$$u = \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad \dots \quad (10)$$

$$y = f(u - \theta) \quad \dots \quad (11)$$

حيث أن:

x_1, x_2, \dots, x_N تمثل الادخالات ، w_1, w_2, \dots, w_N تمثل الأوزان، u : يمثل استجابة العقدة، θ : تمثل العتبة، y : تمثل اخراج الشبكة، $f(\cdot)$: تمثل دالة الحساسية.

ويمكن إعادة صياغة المعادلتين السابقتين وذلك بجعل قيمة $w_0 = \theta$ و $x_0 = 1$ حيث ستكون المعادلة:

$$\sum_{i=1}^N w_i x_i - \theta = \sum_{i=0}^N w_i x_i \quad \dots \quad (12)$$

$$y = f\left(\sum_{i=0}^N w_i x_i\right) \quad \dots \quad (13)$$

أما دالة التنشيط المستخدمة في شبكة الانتشار العكسي للخطأ فهي دالة Sigmoid والمعرفة على وفق الاتي: (10; p:21).

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-au)} \quad \dots \quad (14)$$

حيث أن a هي معامل الميل slope parameter. في خطوة الانتقال الأمامي Forward Pass للشبكة، متجه الإدخال $y^{(p)}$ وكل عصبون مخفي z يستقبل مدخلات الشبكة وحسب المعادلة الآتية:

$$x_j^{(p)} = \sum_k w_{jk} y_k^{(p)} \quad \dots \quad (15)$$

حيث w_{jk} يمثل الوزن بين العقدة المخفية z وعقدة الإدخال k . وتتضمن خوارزمية الشبكة أربع خطوات وهي:

1. حساب سرعة تغيير الخطأ عندما تتغير وحدة الإخراج

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - d_j)^2 \quad \text{إن الخطأ } E \text{ يحسب وفقاً للمعادلة الآتية:}$$

حيث أن:

y_j : تمثل الطبقة النشطة من الوحدات z في الطبقة الأولى.

d_j : الإخراج المرغوب فيه من الطبقة z .

حساب سرعة تغيير الخطأ عندما يستلم إدخال جديد ينتج من تغيير في وحدات الإخراج هذه الكمية (EI) هي ناتج الخطوة الأولى مضروبة في نسبة تغيير وحدة الإخراج عندما تتغير وحدات الإدخال

٢. حساب التغيير في الأخطاء عندما يتغير وزن الربط عند التغيير في وحدات الإخراج.

٣. حساب التغيير في الخطأ عندما تتغير فعالية الوحدة في المستوى السابق.

هذه الخطوات تعطي إمكانية تطبيق شبكة الانتشار العكسي على أنها شبكة متعددة المستويات. فعندما تتغير فعالية الوحدة في المستوى السابق فإنها تؤثر على فعاليات جميع وحدات الإخراج التي تكون مرتبطة. لذلك فحساب جميع التأثيرات على الخطأ تجمع هذه التأثيرات المنفصلة في وحدات الإخراج.

إن دالة التنشيط Activation Function للعصبونات في الشبكات العصبية تستخدم خوارزمية الانتشار العكسي وهو المجموع الموزون (مجموع الإدخال مضروباً بالأوزان)

$$X_j = \sum_i y_i W_{ij}$$

y_i : مستوى الفعالية للوحدة z في الطبقة السابقة.

W_{ij} : وزن الارتباط بين العقدة i و العقدة z .

ويتبين من المعادلة إن التنشيط يعتمد على الأوزان والإدخال فإذا كانت دالة الإخراج identity أي (الإخراج الحساسة) عندئذ تسمى العقدة خطية Linear ولكن مثل هذه الحالة لا تتحقق إلا بشروط صارمة.

2.2: اختبارات دقة التنبؤ

سنعتمد على هذه الاختبارات للمقارنة بين النماذج المستخدمة في الدراسة الحالية لمعرفة النموذج الأكثر دقة في التنبؤ والذي يمتلك اقل قيمة لهذه المقاييس وهذه الاختبارات هي: (14; pp:262-263)

أ- متوسط مربعات الخطأ {MSE} Mean Square Error

$$MSE = \sum_{t=1}^n e_t^2 / n$$

ويمكن إيجاده بالصيغة التالية:

ب- الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ {RMSE} Root Mean Square Error

$$RMSE = \sqrt{\sum_{t=1}^n e_t^2 / n}$$

ويمكن إيجاده بالصيغة التالية:

ج- متوسط القيم المطلقة للخطأ {MAE} Mean Absolute Error

$$MAE = \sum_{t=1}^n |e_t| / n$$

ويكون وفق الاتي:

د- متوسط نسب القيم المطلقة للخطأ {MAPE} Mean Absolute Percentage Error

$$MAPE = \sum_{t=1}^n (|e_t| / Y_t) / n$$

وتكون صيغته وفق الاتي:

المبحث الثالث: الجانب التطبيقي:

أولاً: التقدير باساليب التنبؤ: تم تحليل البيانات المستحصل عليها من مديرية توزيع كهرباء المنطقة الجنوبية ومركز السيطرة الجنوبي. باستخدام البرامج الاحصائية SPSS و Minitab و Matlab وتمثل هذه البيانات (مقدار استهلاك الطاقة الكهربائية السنوية للمنطقة الجنوبية (ميكاواط/ساعة) ومتوسط دخل الفرد وسعر الكيلو واط من الكهرباء وعدد المشتركين واستهلاك الطاقة الكهربائية في المدة السابقة)* وللمدة من ١٩٧١ الى ٢٠١٣ .

1. نماذج الاقتصاد القياسي:

يتم في هذه الفقرة استخدام اسلوب الانحدار الخطي المتعدد بعد أن تم التأكد من وجود علاقة خطية بين كل من المتغيرات التفسيرية مع استهلاك الطاقة الكهربائية كلا على حده. وكما موضح في ادناه حيث يتم تقدير معادلة استهلاك الطاقة الكهربائية مع كل متغير تفسيري على حده، وكما موضح في الجدول (3).

* مديرية توزيع كهرباء المنطقة الجنوبية ومركز السيطرة الجنوبي. والمجاميع الاحصائية لسنوات متفرقة.

جدول (3)

نتائج تقدير معادلة استهلاك الطاقة الكهربائية الخطية مع جميع المتغيرات التفسيرية قيد الدراسة كل على حدة

معادلة التقدير	المعلمة $\hat{\beta}$	t	R^2	\bar{R}^2	F
$\hat{Y}_t = 266289.1 + 0.927X_1$	$\hat{\beta}_0$ $\hat{\beta}_1$	16.985 13.021	0.805	0.801	169.549
$\hat{Y}_t = -562383.6 + 11.409X_2$	$\hat{\beta}_0$ $\hat{\beta}_2$	-0.901 6.968	0.542	0.531	48.551
$\hat{Y}_t = 271277 + 72204.99X_3$	$\hat{\beta}_0$ $\hat{\beta}_3$	16.279 11.947	0.777	0.771	142.730
$\hat{Y}_t = -796155.4 + 1.325Y_{t-1}$	$\hat{\beta}_0$ $\hat{\beta}_4$	-4.323 25.795	0.942	0.941	665.388

المصدر: من اعداد الباحثين بالاعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج spss

يبين الجدول (3) العلاقة الخطية بين استهلاك الطاقة الكهربائية (Y_t) وكل من متوسط نصيب الفرد من الدخل (X_1) وعدد المشتركين (X_2) و سعر الكيلو الواط من الكهرباء (X_3) والمتغير الذاتي لاستهلاك الطاقة الكهربائية في المدة الماضية (Y_{t-1}) ومعنوية تلك العلاقة من خلال اختبار F عند مقارنة قيمة F المحسوبة مع قيمة F الجدولية عند مستوى دلالة (5%) البالغة (4.08)، كما نلاحظ ان قيمة t المحسوبة لكل معامل انحدار في المعادلات التقديرية اكبر من قيمة t الجدولية والبالغة (2.000) عند دلالة (5%) وهذا يشير الى معنوية معامل الانحدار في كل معادلة من معادلات التقدير. مما يدل على ان كل متغير من متغيرات التفسيرية قيد الدراسة لها تأثير معنوي على متغير استهلاك الطاقة الكهربائية، كما ان اشارة المعلمات تتفق مع منطق النظرية الاقتصادية اذ تنص على أن العلاقة تكون طردية (موجبة) بين استهلاك الطاقة الكهربائية وكل من (متوسط نصيب الفرد من الدخل، عدد المشتركين والمتغير الذاتي لاستهلاك الطاقة الكهربائية في المدة الماضية) الا ان اشارة المتغير (X_3) سعر الكيلو الواط من الكهرباء جاءت موجبة ومخالفة للمنطق الاقتصادي لان العلاقة تكون عكسية بين المتغير (متوسط سعر الكيلو واط.ساعة من الكهرباء) وبين كمية استهلاك الطاقة الكهربائية، كما ان هناك علاقة ارتباط بين المتغيرات التفسيرية وبين متغير استهلاك الطاقة الكهربائية وهذا ما يعكسه معامل التحديد R^2 ومعامل التحديد المعدل \bar{R}^2 في جميع معادلات الانحدار، فقد دلت قيمته في المعادلة الاولى على

العلاقة القوية اذ بلغت قيمته (0.805) أي إن (81%) من قيمة استهلاك الطاقة الكهربائية يشرحها ويحددها متغير (X_1) متوسط نصيب الفرد من الدخل والباقي يعود إلى المتغير العشوائي، أما قيمة معامل التحديد للمعادلة الثانية بلغت (0.542) أي إن (54%) من قيمة استهلاك الطاقة الكهربائية يشرحها ويحددها (X_2) عدد المشتركين، وبلغت قيمة معامل التحديد للمعادلة الثالثة فقد بلغت (0.777) أي إن (78%) من قيمة استهلاك الطاقة الكهربائية يشرحها ويحددها (X_3) سعر الكيلو الواط من الكهرباء، اما المتغير الذاتي لاستهلاك الطاقة الكهربائية في المدة الماضية فيفسر (94%) من قيمة استهلاك الطاقة الكهربائية والباقي يعود إلى المتغير العشوائي. حيث تم تقدير معادلة استهلاك الطاقة الكهربائية بالاعتماد على جميع المتغيرات التفسيرية باستخدام عدة صيغ وكما موضح في الجدول (4).

يوضح الجدول (4) أن أفضل صيغة دالية هي الصيغة النصف اللوغاريتمية لأن اشارة جميع معاملات المتغيرات تتفق مع النظرية الاقتصادية ماعدا إشارة المتغير (X_1) متوسط نصيب الفرد من الدخل اذ جاءت سالبة وتدل على وجود علاقة عكسية بين متوسط نصيب الفرد من الدخل والطلب على الكهرباء وهذا غير متوافق مع منطق النظرية الاقتصادية، ويعني ان المتغير (X_1) (متوسط نصيب الفرد من الدخل) غير معنوي احصائياً وفق اختبار t، أي لا يمكن الوثوق به إحصائياً. كما نلاحظ معنوية النموذج وبدرجة عالية استناداً على اختبار F، كما ان النموذج المختار لا يعاني من مشكلة الارتباط الذاتي حسب احصاءة **Durbin-h**.

جدول (4)

نتائج تقدير الصيغ الدالية المختلفة لدالة استهلاك الطاقة الكهربائية بجميع المتغيرات التفسيرية قيد الدراسة

الصيغة الخطية					
$Y_t = -8167.565 + 0.062X_1 - 1.072X_2 + 14007.46X_3 + 1.135Y_{t-1}$					
$ t^* $:	(0.033)	(0.605)	(1.200)	(1.893)	(8.973)
$R^2 = 0.961$, $\bar{R}^2 = 0.957$, $F = 233.699$, $D - h = 4.855$					
الصيغة اللوغاريتمية					
$\ln Y_t = -3.016 + 0.001 \ln X_1 - 0.056 \ln X_2 - 0.014 \ln X_3 + 1.5 \ln Y_{t-1}$					
$ t^* $:	(2.229)	(0.071)	(1.677)	(1.067)	(11.779)
$R^2 = 0.976$, $\bar{R}^2 = 0.973$, $F = 383.463$, $D - h = 1.591$					
الصيغة نصف اللوغاريتمية					
$Y_t = -1.07E + 08 - 220998.2 \ln X_1 + 1448194 \ln X_2 - 302357.6 \ln X_3 + 8604227 \ln Y_{t-1}$					
$ t^* $:	(7.631)	(0.149)	(4.213)	(2.282)	(7.848)
$R^2 = 0.876$, $\bar{R}^2 = 863$, $F = 67.226$, $D - h = 6.539$					

المصدر: من اعداد الباحثين بالاعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج spss

2. اسلوب بوكس-جينكينز:

من خلال رسم السلسلة الزمنية لبيانات استهلاك الطاقة الكهربائية مع الزمن نجد ان السلسلة تتزايد مع الزمن مما يدل على ان السلسلة غير مستقرة وهو ما يؤكد رسم دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي وكما موضحة بالاشكال (٤) ، (٥) و (6) في الملحق، اذ أن معاملات الارتباط الذاتي ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة تتناقص مع الزمن.

كما انه بعد اخذ الفرق الأول لدالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للملاحظات عمل على استقرار السلسلة كما في الشكلين (7) ، (٨) و (٩) في الملحق (1)، اذ تضمنل قيم معاملاتهما باتجاه الصفر بسرعة، مقارنة بدالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة الأصلية. أي تتخذان شكل موجة الجيب المتناقصة لذا فان النموذج المقترح هو النموذج المختلط: $ARIMA(p,1,d)$ ، فنؤخذ كل الاحتمالات الممكنة أي $(d = 1)$ و $(p,q = 0, . . . 6)$ لتقدير افضل نموذج يمتلك اقل متوسط مربعات الخطأ (MSE) ، الذي يتم استخدامه للتنبؤ بالبيانات وكما موضح في جدول (5)

جدول (5)

قيمة معيار (MSE) لنماذج (ARIMA) لاستهلاك الكهرباء للمدة (١٩٧١-٢٠١٣)

P,d,q	MSE	P,d,q	MSE	P,d,q	MSE
(0,1,1)	351697938147	(2,1,1)	248491842747	(4,1,2)	228756894051
(0,1,2)	266832771220	(2,1,2)	225610078606	(4,1,3)	242686397947
(0,1,3)	270937200633	(2,1,4)	244438656469	(4,1,4)	248425505563
(0,1,4)	215389577888	(2,1,5)	241808571071	(4,1,5)	241898367473
(0,1,5)	220386472036	(3,1,0)	249501882076	(5,1,0)	247284802199
(1,1,0)	246184501829	(3,1,1)	251275231847	(5,1,1)	240275655998
(1,1,1)	252188810409	(3,1,2)	271089761923	(5,1,2)	251375869818
(1,1,2)	252326236198	(3,1,3)	233082505049	(5,1,3)	300546494983
(1,1,3)	278175639581	(3,1,4)	268948702224	(5,1,4)	314253576540
(1,1,4)	252249577795	(3,1,5)	283006182928	(5,1,5)	244698057266
(1,1,5)	256445260950	(4,1,0)	243163943761		
(2,1,0)	253233387276	(4,1,1)	236431102644		

المصدر: من اعداد الباحثين اعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج minitab

فالنموذج المختار هو $ARIMA(0,1,4)$ لأنه يمتلك اقل متوسط مجموع مربعات الخطأ، وبعد ذلك يتم تقدير معاملات النموذج ، وكما موضح في الجدول (6).

جدول (6)

النتائج الاحصائية لاستهلاك الطاقة الكهربائية لنموذج ARIMA (0,1,4)

	e_{t-1}	e_{t-2}	e_{t-3}	e_{t-4}	Q_{LB}^*
Estimate	-1.184	-1.440	-1.109	-0.787	24
t^*	9.50	8.75	6.62	6.01	

المصدر: من اعداد الباحثين اعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج minitab

نلاحظ ان جميع معاملات النموذج معنوية وفق اختبار t . وتم حساب الإحصائية Q_{LB}^* (Ljung-Box) والتي تساوي (24) وعند مقارنتها بقيمة χ^2 الجدولية لدرجة حرية (20) ومستوى معنوية 1% و 5% التي تساوي (37.567) و (31.410) على التوالي، فتكون قيمة هذه الاحصاءة اقل من χ^2 الجدولية مما يدل على ان معاملات الارتباط الذاتي للبقاوي لا تختلف معنوياً عن الصفر، أي ان حدود الخطأ للنموذج المقدر مستقلة عن بعضها، وهذا يعني ان النموذج المقترح ملائم للتكهن باستهلاك الطاقة الكهربائية.

5. اسلوب الشبكة العصبية الاصطناعية ANN

تم بناء الخلية العصبية من خلال تطبيق برنامج Matlab ، فقد تم تصميم برنامج حاسوبي للحصول على قيم التنبؤ لسلسلة المشاهدات دون الحاجة الى معالجة عدم المرحلية، وان اول خطوة في استخدام البرنامج هي تحديد ادخالات الشبكة العصبية، حيث ان الادخالات هي الطاقة الكهربائية المستهلكة (ميكواط/ساعة)، وتحديد عدد العقد المخفية والذي يتحدد من خلال التدريب والذي يتضمن اجراء العديد من التجارب الحاسوبية، وفي هذه الدراسة تم تثبيت مقدار الخطأ E كي يكون 0.01 و $N_{out}=1$. وقد تم اختيار عدد العقد المخفية ليكون 20 للبيانات وحسب عدد مرات التدريب. وحيث ان البيانات المستخدمة في هذه الدراسة يبلغ عددها (43) مشاهدة فقد اعتبر (15%) منها على انها مشاهدات اختبار Test لغرض الاختبار، واعتبر 15% من المشاهدات كمجموعة الشريعة Validation اما باقي المشاهدات فقد استخدمت للتدريب وتقدير قيمة معدل مربعات الخطأ (MSE). واجريت عدة محاولات اختبار لغرض الحصول على افضل النتائج وكما ياتي:

١ - عدد العقد المخفية

استخدمت قيم البيانات، وتم اجراء الاختبار باستخدام شبكة الانتشار العكسي وتم تدريب الشبكة باستخدام عدة عقد مخفية لاختيار العدد الافضل والجدول (7) يوضح مقدار الخطأ MSE والذي يمثل معدل مربعات الخطأ بين قيم المخرجات للشبكة والاخراج المرغوب فيه.

الجدول (7)
اختيار عدد العقد للطبقة المخفية

عدد العقد للطبقة المخفية	التدريب Training MSE (قيمة الخطأ)	الشرعية Validation MSE (قيمة الخطأ)
4	4.44E06	1.75E06
8	4.44E06	1.18E06
10	2.67E06	1.65E06
12	3.09E06	1.86E06
14	2.69E06	1.85E06
16	2.49E06	1.65E06
18	2.43E06	1.61E06
20	2.64E06	1.95E06
22	1.48E06	*1.43E06
24	1.54E06	1.75E06
26	2.08E06	1.9E06
28	3.97E06	1.66E06
30	4.15E06	1.75E06

* أقل خطأ MSE

المصدر: من اعداد الباحثين اعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج Matlab

في هذا الاختبار تم تثبيت عدد مرات التدريب باعتبارها 10000 تكرار ، وقيمة الخطأ بمقدار 0.01 وكانت الاوزان بين [2, -2]. وبذلك اعتبر ان افضل عدد للعقد في الطبقات المخفية هو (22) عقدة، وذلك لان قيمة الخطأ للشرعية في هذه الحالة هو الأقل.

٢- عدد مرات التكرار

بعد اختيار افضل عدد للعقد في الطبقة المخفية، تم إجراء الاختبار الثاني وذلك لاختيار افضل عدد للتكرارات الذي يجعل قيمة الخطأ اقل ما يمكن. والجدول (8) يبين نتائج هذا الاختبار.

الجدول (8)

اختيار عدد مرات التكرار

عدد مرات التدريب	التدريب Training	الشرعية Validation
	MSE	MSE
1000	4.79E06	4.86E06
2000	4.40E06	4.13E06
3000	3.86E06	3.74E06
4000	2.67E06	2.10E06
5000	2.34E06	2.26E06
10000	1.41E06	*1.01E06

* أقل قيمة للخطأ MSE.

المصدر: من اعداد الباحثين اعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج Matlab

في هذا الاختبار استخدمت شبكة عصبية ذات الانتشار العكسي للخطأ بعدد عقد (٤) للدخال. وبعد إجراء الاختبار، تم اختيار عدد مرات التكرار كي يكون (١٠٠٠٠) تكرار للحصول على أقل خطأ، حيث حصلنا على أفضل معمارية للشبكة عند (١٠٠٠٠) عدد للتكرار، وان الشرعية سلكت نفس سلوك التدريب ولكن بمعدل خطأ أقل من التدريب. حيث ان قيمة الخطأ المطلق للشبكة تأخذ بالتناقص مع زيادة عدد التكرار مقارنة مع خطأ التدريب.

ثانياً: معايير دقة التنبؤ:

جدول (9)
معايير للتفضيل بين النماذج

معايير لدقة التنبؤ	نموذج الانحدار المتعدد	نموذج بوكس-جنكنز	نموذج الخلية العصبية
MSE	6.007E11	215389577888	1400000
RMSE	245091.8195	29460.0	1183.216
MAE	350830.0	28830.0	33.911
MAPE	1.000	7.415	0.12

المصدر: من اعداد الباحثين بالاعتماد على النتائج الاحصائية

في ضوء المعايير الموضحة في جدول (9) يتبين ان اسلوب الخلية العصبية الاصطناعية ابدت تفوقا ملحوظا على جميع اساليب التنبؤ المستخدمة في دراستنا الحالية اذ أعطت مؤشرات MSE ، MAE ، MAPE ، MPE ، أقل من طرق التنبؤ المستخدمة الاخرى، الأمر الذي يشير وبوضوح إلى أن طريقة الخلية العصبية الاصطناعية أفضل وأدق من طرق الاخرى في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية. لذا تم اختيار اسلوب الخلية العصبية الاصطناعية للتنبؤ وذلك من خلال تدريب الشبكة العصبية تم التوصل الى قيم التنبؤ لعشر سنوات مستقبلية لاستهلاك الطاقة الكهربائية.

جدول (10)

قيم التنبوء باستهلاك الكهرباء

السنوات	قيم التنبوء لاستهلاك باستخدام الخلية العصبية (جيجاواط/ساعة)
٢٠١٤	13407.526
٢٠١٥	14053.769
٢٠١٦	14731.161
٢٠١٧	15441.203
٢٠١٨	16185.469
٢٠١٩	16965.608
٢٠٢٠	17783.35
٢٠٢١	18640.508
٢٠٢٢	19538.98
٢٠٢٣	20480.759

المصدر: من اعداد الباحثين اعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج Matlab

الاستنتاجات والتوصيات:

سعت الدراسة الحالية بصورة رئيسية الى المقارنة بين بعض من اساليب التنبوء في تحليل السلاسل الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية ، اذ تبين من خلال هذه الدراسة الاستنتاجات الاتية:

١. عند تحليل السلسلة الزمنية باستخدام اسلوب الانحدار الخطي تم التوصل الى أن أفضل صيغة دالية هي الصيغة النصف اللوغاريتمية من خلال ملاحظة معنوية النموذج وبدرجة عالية استناداً على اختبار F، كما ان النموذج المختار لا يعاني من مشكلة الارتباط الذاتي حسب احصاء Durbin-h.

٢. تم تحديد النموذج الملائم لاسلوب بوكس وجنكنز $ARIMA(0,1,4)$ لانه يمتلك اقل متوسط مجموع مربعات الخطأ. كما ان جميع معاملات النموذج معنوية وفق اختبار t. فضلا عن استقلالية حدود الخطأ للنموذج المقدر عن بعضها البعض، وهذا يعني ان النموذج المقترح ملائم للتنبوء باستهلاك الطاقة الكهربائية.

٣. تتأثر نماذج الشبكات العصبية بشكل مباشر بحجم البيانات المتاحة (طول السلسلة الزمنية) فكلما كان حجم البيانات كافيا بحيث تظهر كل تغيرات السلسلة كلما ارتفعت درجة التعلم في الشبكة ومن ثم زادت كفاءة نماذج الشبكة في التنبوء.

٤. في ضوء معايير دقة التنبوءات تم التوصل الى ان اسلوب الخلية العصبية الاصطناعية ابدت تفوقا ملحوظا على جميع اساليب التنبوء المستخدمة للسلسلة الزمنية قيد الدراسة حيث ان الشبكات العصبية اذ أعطت مؤشرات MSE ، MAE ، $MAPE$ ، MPE ، اقل من طرق التنبوء المستخدمة الاخرى الأمر الذي يشير وبوضوح إلى أن طريقة الخلية العصبية الاصطناعية أفضل وأدق من طرق الاخرى في التنبوء باستهلاك الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية. وهو ما يشجع على استخدام هذا الأسلوب للتكهن بالسلاسل الزمنية المختلفة.

٥. تعتبر الشبكات العصبية طريقة بديلة عن الطرائق الكلاسيكية المستخدمة في التنبوء التي تفترض شروط صارمة وصعبة ومنها المرحلية وتحتاج إلى صياغة رياضية معقدة، في حين ان الشبكات العصبية لا تفترض أي شروط ولا تحتاج إلى صياغة العلاقة الرياضية لامتلاكها خاصية التعلم والتدريب ذاتيا.

وفي ضوء ما اسفرت عنه الدراسة الحالية من نتائج يمكن اقتراح بعض التوصيات التي تساعد في وضع خطط مستقبلية للحد من النقص في الطاقة الكهربائية

١. الاخذ بنتائج هذه الدراسة والصيغة المعتمدة من قبل الجهات ذات العلاقة لاعتماده الاسلوب العلمي الملائم في التنبوء.

ان الطلب على الطاقة الكهربائية سيزيد استجابة لزيادة عدد السكان ومن المتوقع استمرار نمو السكان خلال السنوات القادمة بنفس المعدلات الحالية اضافة الى تأثير ارتفاع معدل دخل الفرد والذي كان له تأثير واضح على زيادة الطلب خلال السنوات الماضية ، وان النمو في الطلب على الكهرباء سيزداد في مختلف القطاعات

في المنطقة الجنوبية ، لغرض التوسع في مشاريع البنى التحتية والمشاريع الصناعية والنفطية وبناء المجمعات السكنية مما يتطلب إعادة تأهيل محطات توليد الطاقة الكهربائية الحالية ، والسعي الى بناء محطات توليد جديدة لتلبية الطلب المتزايد على الطاقة الكهربائية. وإن بناء محطات إنتاج طاقة كهربائية جديدة يتطلب توفير أنواع الوقود المختلفة (غاز طبيعي ، نبط خام ، زيت الغاز) اللازمة لتشغيل تلك الوحدات.

المصادر:

1. البياتي، عصام حسين و المخلافي، فوائد عبدة اسماعيل، 2007. " استخدام اسلوب بوكس - جينكنز للتنبؤ بانتاجية العمل في مصنع اسمنت عمران في القطاع الصناعي اليمني، مجلة الادارة والاقتصاد، العدد الثالث والستون.
2. تيجنفيستكي، ميشيل، (٢٠٠١). " الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية "، ترجمة محمد يحيى عبد الرحمن، دار المريخ ، الرياض.
3. حامد، جمال، ٢٠٠٣. "ساليب التنبؤ"، المعهد العربي للتخطيط، العدد ١٤، شباط، السنة الثانية، الصفاة، الكويت.
٤. ديفيد م سكا بوار، 2002. " بناء الشبكات العصبية "، ترجمة فهد بن عبد الله التركي ، الرياض جامعة الملك سعود.
5. زكي، عزة حازم، ٢٠٠٥. "استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ للسلاسل الزمنية بتطبيق على استهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة نينوى"، رسالة ماجستير في علوم الإحصاء، كلية علوم الحاسبات والرياضيات ، جامعة الموصل.
6. الشخلي، ايفان علاء ناظم، ٢٠٠٣. " تصميم نظام رياضي ديناميكي لاخطي باستخدام الشبكات العصبية (NARMAX) لاغراض تحليلية وتنبؤية لنشاط المبيعات في شركة كهرباء بغداد"، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية الادارة والاقتصاد، جامعة بغداد.
7. الطائي، فاضل عباس، ١٩٩٩. " مقارنة بعض نماذج السلاسل (ARIMA) مع نماذج Trend analysis بالتطبيق على انتاج القطن في العراق للفترة (١٩٤٨-١٩٨٨) ، مجلة الرافدين، المجلد ٢، العدد ٥٨.
8. عمران، خلود موسى، 2007. " واقع وتوقعات الطلب على الطاقة الكهربائية في العراق"،مجلة الاقتصادي الخليجي، العدد ١٤.
9. عيسى، رجاء عبدا لله، ٢٠٠١. " دراسة الفجوة القمحية في العراق للسنوات (١٩٧٥-١٩٩٥) والتنبؤ بحجمها للسنوات (٢٠٠١-٢٠١٠)"، رسالة دكتوراه غير منشورة ، قسم الاقتصاد ، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة البصرة.

10. القاضي، زياد عبد الكريم، ٢٠١١. " الدليل العملي لتطبيقات الشبكات العصبونية "، دار الاعصار العلمي للنشر، عمان، الاردن.

11. كبة، سلام ابراهيم، ٢٠٠٥. " الطاقة الكهربائية في عراق القرن العشرين". وعلى الموقع:

www.iraqcp.org/member3/kusalam.htm

12. مجلس محافظة البصرة، " الخطة الاستراتيجية الخمسية لتنمية محافظة البصرة ٢٠١١- ٢٠١٥"، ٢٠١٢، ص٢٣-٢٧ .

13. محمد، شيخي، ٢٠١٢. " طرق الاقتصاد القياسي- محاضرات وتطبيقات"، الطبعة الاولى ، دار الحامد للنشر والتوزيع، عمان.

14. محمود، غزوان هاني، ٢٠١٠. " تحسين طريقة التمهيد الاسي البسيط للتكهن بالسلاسل الزمنية"، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد ١٨.

15. مطر، ظافر رمضان و الياس، انتصار ابراهيم، ٢٠١٠. " تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لتدفق المياه الداخلة الى مدينة الموصل دراسة مقارنة"، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد ١٨.

16. مهدي، عادل حميد، ٢٠١٢. "خطط وسياسات وزارة الكهرباء "محاضرة قدمت الى منتدى العراق للطاقة ١٢/١٢/٢٠١٢ بغداد.

17. الموسوعة العربية للكمبيوتر والانترنت، ٢٠٠٤. "الشبكات العصبية" ، وعلى الموقع:

<http://www.c4arab.com.mejhar.php>

18. موقع وزارة الكهرباء في العراق الانتاج والنقل والتوزيع ٢٠١٣ وعلى الموقع :

www.iraqelectric.org/tozee_tarrifa.htm

19. موقع وزارة الكهرباء في العراق، البيانات الاحصائية، الطاقة الكهربائية المطلوبة والمتاحة للسنوات ١٩٩٤-٢٠١٠.

20. منظمة الاقطار العربية المصدرة للنفط اوابك، النشرة الاحصائية 2013 ، على الموقع :

www.oapecorg.org

21. الناصر، عبد المجيد حمزة والعبيدي، مروان عبد الحميد، ٢٠٠٣. "استخدام الشبكات العصبية للتنبؤ المستقبلي بقيم السلاسل الزمنية غير المنتظمة في طول الموسمية"، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، المجلد ٣، العدد ٦، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.

22. الوردي، عدنان هاشم، ١٩٩٠. "أساليب التنبؤ الإحصائي- طرق وتطبيقات"، مطبعة دار الحكمة، الطبعة الأولى، العراق.

23. Ampazis, N, 1998 . "Introduction to Neural Networks".

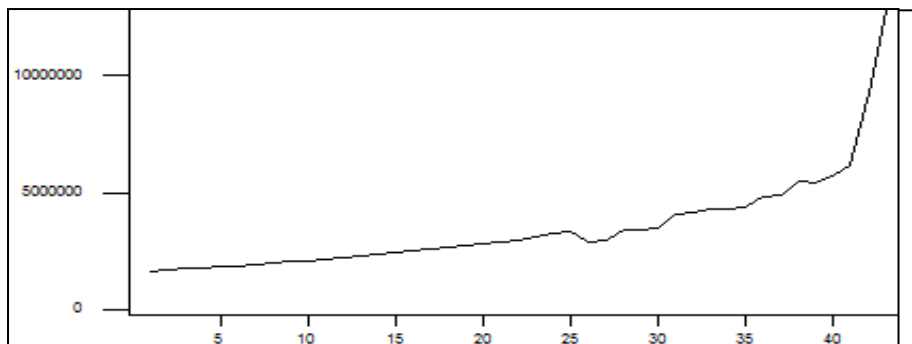
www.iit-nrcps.ariadne-t.gr/neural/index

24. Bovas Abraham & Johannes Ledo Iter, 1983. "Statistical Methods For Forecasting" John Willy & Sons, New York.

25. Sandy D. B.; Ernst and Young, LLP, 2003, "Statistical Aspects of Neural Networks", Quantitative Economics & Statistics, 1225 Connecticut Avenue, NW, Washington, USA.

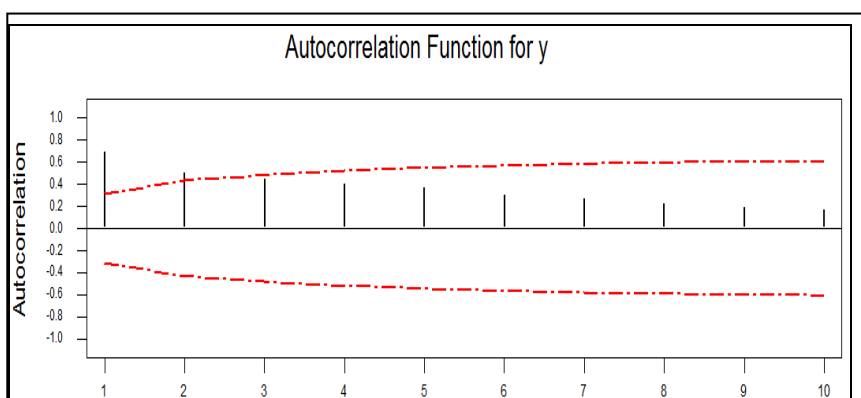
الملاحق:

الملحق (1):



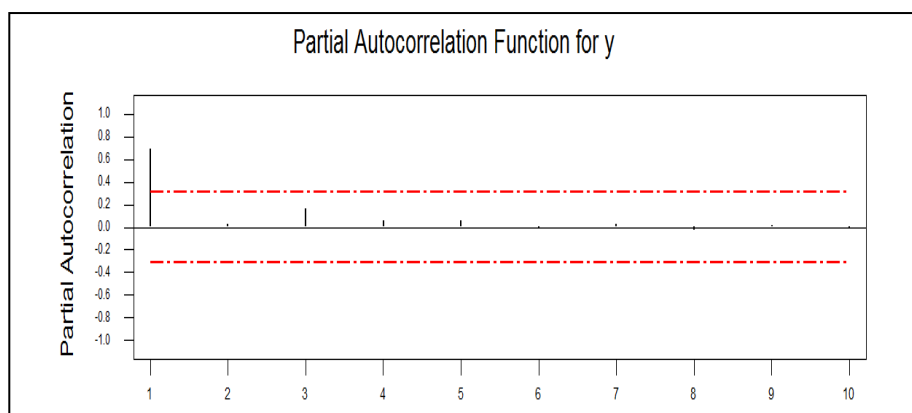
شكل (٤): رسم السلسلة الاصلية مع الزمن للمدة (2013-1971)

المصدر: نتائج برنامج minitab



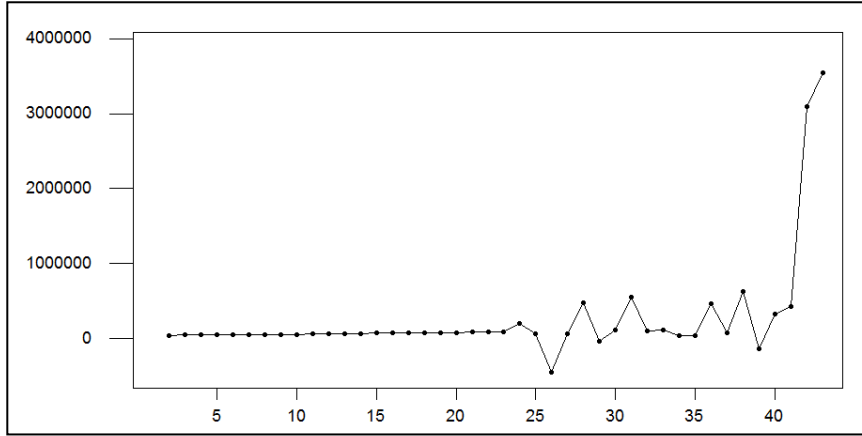
الشكل (٥) رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الاصلية

المصدر: نتائج برنامج Minitab.



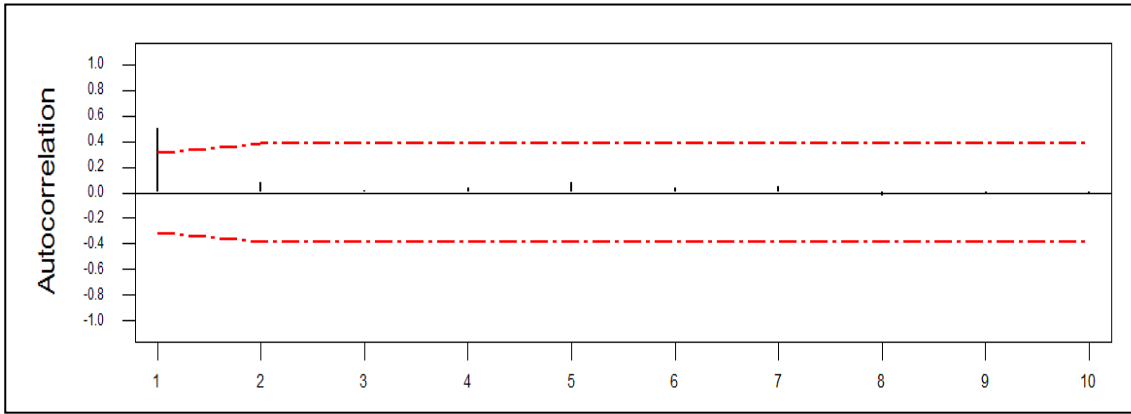
الشكل (٦): رسم دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة

المصدر: نتائج برنامج Minitab.



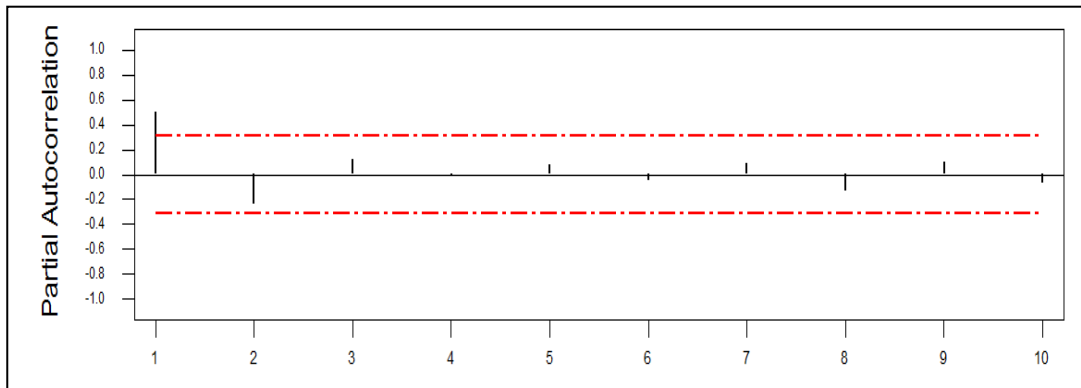
شكل (٧): بيانات السلسلة الزمنية بعد اخذ الفرق الأول

المصدر: نتائج برنامج minitab



شكل (٨): دالة الارتباط الذاتي للسلسلة بعد اخذ الفرق الأول

المصدر: نتائج برنامج minitab.



شكل (٩): دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة بعد اخذ الفرق الأول

المصدر: نتائج برنامج minitab.