

# تحديد افضل نموذج للتنبوء باستهلاك الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية

م.ساهرة حسين زين الشعلي / علوم احصاء  
م.خلود موسى عمران / هندسة كهرباء

## المستخلص

لقد ازداد الاهتمام بموضوع التنبوء خلال السنوات الأخيرة وظهرت أساليب حديثة ومنها نماذج الشبكات العصبية Artificial Neural Networks، إذ إن هذه الأساليب قادرة على التعلم والتكيف ذاتياً مع أي نموذج، ولا تحتاج إلى افتراضات لطبيعة السلسلة الزمنية. بالمقابل فإن طرائق التنبوء الكلاسيكية المستخدمة حالياً مثل طريقة بوكس-جينكنز Box-Jenkins قد يصعب عليها تشخيص السلسلة ونمذجتها لأنها تفترض شروط صارمة. لذلك ظهرت الحاجة لمقارنة الطرائق التقليدية المستخدمة في التنبوء بالسلاسل الزمنية مع أسلوب الشبكات العصبية لإيجاد الأسلوب الأكثر كفاءة في التنبوء، وهذا يمثل الغاية من إجراء هذه الدراسة.

يسهم التنبوء 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 تنبوء معينة ملائمة لجميع الحالات، بل إن لكل حالة طريقة تنبوء خاصة بها يتعين البحث عنها واستخدامها. إلا أن الأخذ بأكثر من طريقة قد يؤدي إلى رفع درجة دقة التقديرات المستقبلية.

تهدف الدراسة الحالية إلى تسليط الضوء على بعض الأساليب الإحصائية المستخدمة في التنبوء بالطلب المستقبلي على الطاقة الكهربائية للمنطقة الجنوبية، فضلاً عن الإشارة إلى أكثر الأساليب دقة في التنبوء المستقبلي للطاقة. وتم استخدام عدد من الأساليب للتنبوء مثل أسلوب نماذج الاقتصاد القياسي، أسلوب بوكس-جينكنز وأسلوب الشبكة العصبية الاصطناعية. وخدمة لهدف الدراسة فإن الفرضية التي يركز عليها البحث مفادها: إن نماذج الشبكات العصبية أكثر دقة من النماذج التقليدية في التنبوءات طويلة المدى. إذ تعد أكفأ 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 لإجراء التحليل للشبكات العصبية، ومن خلال التطبيق العملي وجد أن الشبكات العصبية تعطي نتائج أفضل وأكثر كفاءة من الطريقة الكلاسيكية.

**المصطلحات الرئيسية للبحث /** منظومة الطاقة الكهربائية، أساليب التنبوء، نماذج الاقتصاد القياسي، أسلوب بوكس-جينكنز، نموذج الانحدار الذاتي، نموذج الأوساط المتحركة، نماذج الأريما، أسلوب الخلية العصبية الاصطناعية.



### المقدمة:

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 والسرقات 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 بشكل عام والمنطقة الجنوبية بشكل خاص، ولقد زاد الاهتمام بصناعتها لمواجهة هذا النمو المتسارع وكان لا بد 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 الإنتاج. تتناول هذه الدراسة الطلب على الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية والتي تشمل أربع محافظات هي البصرة وميسان وذي قار والتمني وأهم العوامل المؤثرة في استهلاك الطاقة الكهربائية واستخدام عدة أساليب إحصائية في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية. حيث يُعَدُّ التنبؤ بالسلوك المستقبلي للسلاسل الزمنية من الموضوعات المهمة في العلوم الإحصائية، وذلك لما له من دور مهم في التخطيط المستقبلي للقطاعات الاقتصادية للدولة. وقد اشتملت الدراسة لثلاثة 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 الطرائق الإحصائية، فضلاً عن التحليل الوصفي من خلال المنهج الاستقرائي والاستنباطي .

**مشكلة الدراسة:** ان انخفاض إنتاج الطاقة الكهربائية وعدم مواكبتها لزيادة الاستهلاك أدى الى كثرة الانقطاع في التيار الكهربائي مما يؤثر سلباً على أغلب النشاطات اليومية والاقتصادية للأفراد. فالطلب على الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية يتزايد بوتيرة مستمرة مما يتطلب العمل في تلبية هذه الزيادة المستمرة وذلك بالتخطيط المستقبلي لمواجهة الزيادة 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.

**أهمية 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 اختيار أفضل نموذج تنبؤات بالطلب المستقبلي على الطاقة الكهربائية للمنطقة الجنوبية باستخدام اساليب احصائية مختلفة (كأسلوب تحليل السلاسل الزمنية ، نماذج القياس الاقتصادي، تحليل الشبكات العصبية ) .

## المبحث الأول / واقع المنظومة الكهربائية في العراق

### 1.1 انتاج الطاقة الكهربائية في العراق

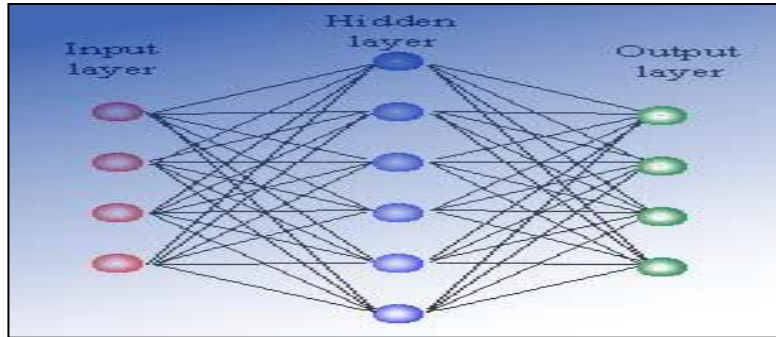
شهد قطاع الكهرباء انخفاضاً في الطاقات الانتاجية في بداية التسعينات نتيجة تعرضه الى الحروب والعقوبات الاقتصادية المفروضة، حيث تعرض قطاع الكهرباء الى تدمير واسع ، ففي أحداث عام 1991 تعرضت محطات توليد الطاقة الكهربائية فضلاً عن شبكات نقل الطاقة إلى إضرار كبيرة و أدى ذلك الى تعطل ما يقارب 90% من الطاقة الكهربائية باستثناء المحطات الكهرومائية. وانخفضت الطاقة التصميمية بما يعادل 26.4% كما انخفض المستوى التقني للمكانن والمعدات المختصة بكفاءة الإنتاج عن المستوى السابق له نتيجة تعسر إضافة طاقات جديدة اذ بلغت نسب تعطل 96% بالنسبة للمحطات البخارية في حين بلغت في المحطات الغازية بحدود 85% كما بلغت 84% في المحطات الكهرومائية، مما أدى إلى انخفاض الطاقة الانتاجية المتاحة للمحطات إلى 1598 ميكاواط بعد ان كانت قبل الحرب 9416 ميكاواط. كما ساهمت العقوبات الاقتصادية باستنزاف المعدات وصعوبة توفير الأدوات الاحتياطية لإدامة عمل هذه المحطات (-pp:118; 8; 205)، الامر الذي أدى الى زيادة مشاكل هذا القطاع. فأتى هذا على ما تم من أعمار لقطاع الكهرباء بعد عام 1991 واستمر التدهور لهذا القطاع اذ وصل معدل التوليد الفعلي إلى اقل من 4000 ميكاواط عام 2002 (11; 14: p). وفي العام 2003 وما تلاه تفاقمت الإضرار المباشرة في محطات الإنتاج ومحطات التوزيع الرئيسية وشملت الأضرار شبكات نقل الطاقة الكهربائية فضلاً عن شبكات تجهيز الوقود إلى محطات التوليد والمصافي، مما سبب انخفاضاً حاداً في طاقات انتاج ونقل الكهرباء. وبعد انفتاح العراق اقتصادياً والتحسين الكبير في المستوى المعاشي والاقتصادي للفرد العراقي لوحظ اقبال العديد من المواطنين بصورة واسعة على شراء الأجهزة الكهربائية ولاسيما أجهزة التكييف والتدفئة، وقد بلغت طاقة التوليد في العراق لعام (2013) حوالي 16952 ميكاواط، حيث يعاني العراق حالياً من قصور شديد في إنتاج الطاقة الكهربائية حيث ان الإنتاج لا يسد الحاجة الفعلية للاستهلاك وهو يغطي حوالي اكثر من النصف من الطلب على الكهرباء، ويبلغ استهلاك الكهرباء حوالي 41005 ميكاواط ساعة عام 2013 (20; p:134). 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.

### 2.1: محطات انتاج الطاقة الكهربائية في العراق:

يمكن تقسيم المحطات الكهربائية في العراق على ثلاثة أنواع رئيسية وهي المحطات الحرارية البخارية والمحطات الغازية والمحطات الكهرومائية. وهي تتوزع في مختلف المحافظات العراقية. ويبلغ عددها 30 محطة توليد منها 13 محطة غازية و 9 محطات كهرومائية و 8 محطات حرارية. (3; p:19) وأن معظم إنتاج الطاقة الكهربائية في العراق يتم توليده من مصادر الطاقة الاحفورية (النفط الخام والغاز الطبيعي). حيث انخفضت نسبة اسهام الطاقة الكهرومائية في اجمالي الطاقة الكهربائية المنتجة وذلك نتيجة شحها 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، وعلى الرغم من المزايا التي تتمتع بها هذه المحطات مثل طول العمر الإنتاجي وقصر مدة التشغيل، وقلة 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 (2; p:18). وتبلغ نسبة اسهام المحطات الكهرومائية حوالي 14.825% من اجمالي التوليد لعام 2013، (20; p:136). وعلى الرغم من ان النقص الحاد بإمدادات الطاقة الكهربائية وزيادة عدد ساعات تقنين التيار الكهربائي في العراق ناجم عن محدودية انتاج محطات التوليد المتأني من تقادم أغلبها، فضلاً عن آثار عمليات التخريب التي طالت بعض منشآت المنظومة الكهربائية (12; pp:23-27) إلا أن العجز في تأمين إمدادات الطاقة الكهربائية في العراق ناجم عن 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 المتأني من قلة محطات التوليد أو محدودية طاقاتها التصميمية، وإغفال جوانب المشكلة الأخرى المتمثلة بمنظومتي نقل الطاقة، وتوزيعها على المستهلكين (2; p:16).

## المبحث الثاني / التنبؤ بالسلاسل الزمنية

تعد عملية التنبؤ بالقيم المستقبلية من الاهداف الاساسية للعلوم الاحصائية، اذ ان للتنبؤ 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 ويلقى اهتماماً كبيراً وامتزاداً من قبل الباحثين واصحاب القرارات. لقد اهتم الباحثون بتطوير الاساليب المختلفة لغرض اجراء التنبؤ، ويعد التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية Neural Networks ، انظر الشكل (1)، من احدث وسائل التنبؤ على النطاق العالمي، اذ مازالت 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 معلومات النموذج الملائم لبيانات السلسلة الزمنية، ولمعرفة شكل النموذج الملائم أهمية خاصة اذ أن أي خطأ في تحديد النموذج يقود إلى تقديرات في غير محلها، ومن ثم تكهنات لا يعتمد عليها عند اتخاذ القرار.



شكل (1): مكونات الشبكة العصبية

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

### 1.2: اساليب التنبؤ:

تنقسم اساليب التنبؤ تبعاً للمنهجية المعتمدة على قسمين رئيسيين: الاول هو الاساليب غير النظامية ، اما القسم الثاني فهو الاساليب النظامية. (3;p:20). لقد اظهرت 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 القياس الاقتصادي:

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

فالدراسة 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  $X_3$  فضلاً عن متغير استهلاك الطاقة الكهربائية في الفترات السابقة  $Y_{t-1}$  فنتم صياغة النموذج وتقدير معلماته باستخدام الوسائل الإحصائية المتوافرة مثل طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية OLS (22; p:84)

## 2. أسلوب 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 التغير Covariance بين فترتين على درجة الإبطاء بين تلك الفترتين وليس على النقطة الزمنية التي حسب عندها الارتباط. فلو قسمت السلسلة على مجموعة فترات زمنية فإن متوسطات وتباينات قيم السلسلة للفترات المختلفة تكون متساوية، ويكون الارتباط نفسه بين قيم السلسلة المتتابعة في الفترات جميعها. 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 جينكز على: (13; p:234)

### 1. نموذج الانحدار الذاتي Autoregressive Model

يشير الانحدار الذاتي إلى أن قيمة السلسلة في زمن معين تحدده قيمتها في الزمن (أو الأزمنة) السابقة لها، وكالاتي:

1.  $p = 0$  : إذا كانت القيمة الحالية لاتتأثر بالقيم السابقة.

2.  $p = 1$  : إذا كانت تتأثر بالقيمة السابقة.

3.  $p = 2$  : إذا كانت كلتا القيمتين السابقتين تحددان القيمة الحالية. وهكذا، وتمثل  $p$  درجة نموذج الارتباط الذاتي. ويرمز له بالرمز AR(p) وتكون صيغة نموذج الانحدار الذاتي على وفق الاتي :

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

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:

$$E(e_t) = 0$$

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

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

1.  $q \neq 0$  : يعني أن القيمة الحالية للسلسلة لاتعكس شيئاً من الأخطاء العشوائية السابقة.

2. : يعني أن الخطأ العشوائي للزمن السابق اشترك في تحديد قيمة السلسلة الحالية.

3.  $q = 2$  : يعني أن الخطأين العشوائيين للزمنين السابقين اشتركا في تحديد القيمة الحالية للسلسلة. وهكذا. ويمكن التعبير عن المتوسط المتحرك وفق الصيغة الآتية:

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

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  $\theta_1, \dots, \theta_{t-q}$  عبارة عن معاملات للمتوسط المتحرك. وباختصار، فإن عنصر المتوسط المتحرك يعبر عن توليفة من الأخطاء العشوائية السابقة.

### 3 : النماذج المختلطة: Mixed Auto Regressive-Moving Average Models

أن الكثير من السلاسل الزمنية المستقرة لا يمكن تمثيلها كنموذج الانحدار الذاتي  $AR(p)$  فقط أو نموذج الأوساط المتحركة  $MA(q)$  فقط لأن 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  $(q)$ .

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

وبادخال معامل التباطئ  $B$  فإن 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:

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

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:

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

او يؤخذ الفرق الثاني لكي تستقر وكالآتي: وبصورة عامة تستقر السلسلة الزمنية بعد الفرق  $d$  ووفق الصيغة الآتية:

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

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

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

تمر منهجية بوكس جينكز بالمراحل الآتية:

1. 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 (1) يعطي صورة ملخصة لسلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي للنموذج.

جدول (1)

سلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي لنماذج بوكس جينكز اللاموسمية

النموذج	دالة الارتباط الذاتي (ACF)	دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF)
AR(p)	تتناقص تدريجياً متخذة سلوكاً أسياً أو سلوك دالة الجيب المتناقصة ( يتلاشى تدريجياً )	تنقطع بعد الإزاحة p
MA(q)	تنقطع بعد الإزاحة 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 الوردى، أساليب التنبؤ الإحصائي- طرق وتطبيقات، مطبعة دار الحكمة، الطبعة الأولى، العراق، 1990، ص ص 273- 274).

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

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

حيث ان: M : عدد معلمات النموذج.

$\hat{\sigma}_i^2$ : القيمة المقدرة لتباين الخطأ. وهو المعيار الذي اقترحه الباحث (Akaike) عام 1973 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.

1. تقدير النموذج Model Estimation: في هذه المرحلة يتم تقدير معلمات النموذج  $(\phi, \theta)$  التي تجعل مجموع مربعات الاخطاء اقل ما يمكن. ويتم ذلك باستخدام طرائق التقدير الآتية. (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.

2. اختبار مدى ملائمة النموذج Model Diagnostic Checking: يتم في هذه المرحلة اختبار النموذج المقدر للتحقق من عشوائية البواقي بذلك على وفق الآتي: (1; pp:34-35)

أ. حدود الثقة لمعاملات الارتباط الذاتي وعلى وفق الآتي:

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

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)

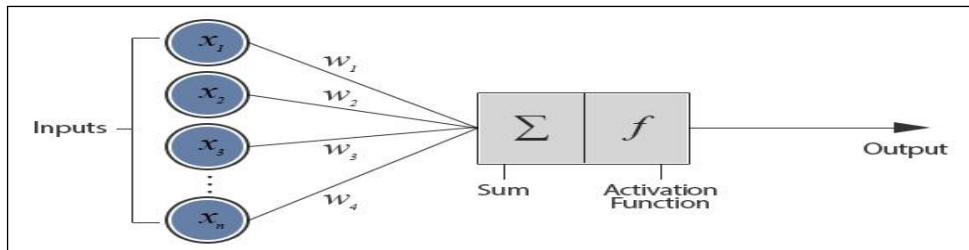
وتتوزع كل من Q و  $Q_{LB}$  توزيع مربع كاي بدرجات حرية مقدارها  $m$  ( $\chi^2_m$ ) فإذا كانت قيمة

الاحصاء المحسوبة اصغر من  $\chi^2$  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.

**التنبؤ Forecasting** : يتم في هذه المرحلة إيجاد القيم المستقبلية للظاهرة محل الدراسة من خلال استخدام النموذج الملائم الذي تم الحصول عليه بموجب المراحل السابقة، والتنبؤ الامثل هو التقدير الذي يعطي خطأ صغيراً جداً وتباين أقل ما يمكن (9; pp:74-76).

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

تتكون الشبكة العصبية من مجموعة مركبة من عدة عناصر معالجة يطلق عليها اسم العقدة (neuron) وتعتمد على نماذج رياضية لمعالجة البيانات المتمثلة في ثلاث طبقات هي (3-2; pp:17): 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.



شكل (2) : مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية

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

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، فضلا عن عدد المستويات المخفية.

### خوارزمية الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي:

من أكثر خوارزميات التدريب استخداما، تستخدم في تدريب الشبكات العصبية كاملة الارتباط وذات التغذية الأساسية ومتعددة الطبقات وغير الخطية وتعد 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

ان خوارزمية شبكة الانتشار العكسي للخطأ تعتمد على اختيار دالة خطأ مناسبة، والتي تتحدد قيمها بالنتائج الحقيقية Actual والقيم المطلوب الحصول عليها Desired والتي تعتمد ايضا على معالم الشبكة مثل الأوزان والعتبة. (10; p:16) ويمكن تلخيص خطوات خوارزمية الانتشار العكسي في الآتي: (21; p:22)

أ - وضع القيم الابتدائية : تحدد قيم الأوزان ومعلمة التعلم ومستويات العينة  $\Theta$

ب- التنشيط : يتم تنشيط شبكة الانتشار للخلف عن طريق تطبيق المدخلات  $x_i$  والمخرجات المرغوبة  $yd$

ج - يتم حساب المخرجات الفعلية لوحدة المعالجة في الطبقة المخفية ثم طبقة المخرجات (15; pp:1-32)

د- تدريب الأوزان : تجدد الأوزان عن طريق نشر الأخطاء المصاحبة لوحدة المعالجة للخلف ويحسب الميل أو انحدار الأخطاء لوحدة المعالجة في طبقة المخرجات والطبقة الخفية.

### شبكات بيرسبترون متعدد الطبقات:- (MLP)

من أكثر الشبكات استخداما 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 غير الخطية (sigmoid) طبقة المخرجات للشبكة تستقبل مخرجات الطبقة الخفية وتطبق عليها التحويلة الخطية حيث يتم إنتاج القيم الممتنبا للسلسلة الزمنية. الشكل القياسي لمعمارية شبكة MLP التي يكثر استخدامها في التنبؤ تتصف بالآتي: (4; p:33)

- 1 - شبكة ذات بنية معمارية متكاملة 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:

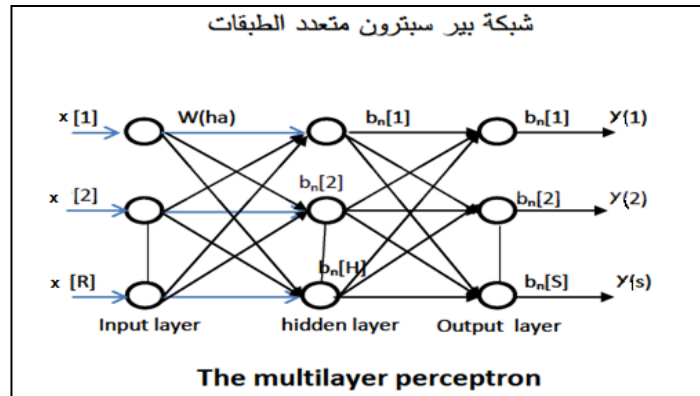
$$\hat{x}(t) = w_0 + \sum_{j=1}^h w_j f_j \left[ \sum_{i=1}^n w_{ij} x(k-i) \right] + w_{j0} \quad \dots \quad (7)$$

حيث ان:  $h$  : عدد وحدات الطبقة الخفية  $n$ : عدد وحدات المدخلات.

$w_{ij}$ : الأوزان بين المدخلات والطبقة الخفية.

$w_j$ : الأوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات.

$f_j(\cdot)$  دالة تحفيز سيغمويد sigmoid function في الوحدات الخفية  $j^{\text{th}}$



الشكل (3) شبكة عصبية MLP

المصدر: ميشيل تيجنيفيستكي، " الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية "، ترجمة محمد يحيى عبد الرحمن الرياض ط1، دار المريخ 2001، ص265.

تم استخدام أسلوب شبكة بير سينترون متعدد الطبقات (MLP) لبناء نموذج الشبكة 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 متكاملة 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 يأتي طبقة المدخلات بها اربعة من عناصر المعالجة ويتم تحديدها في هذه الطبقة بناء على عدد مدخلات الشبكة  $x_1, x_2, x_3, x_4$  اما الطبقة المخفية فان 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. ويتوقف زمن التدريب على تركيبة الشبكة وعدد وحدات المعالجات وعدد الطبقات والقيم الابتدائية المختارة للأوزان ومعدل التعلم ويتم التوقف من التدريب عندما يصل خطأ الشبكة إلى المستوي المقبول إحصائيا (23; p:2). تم تدريب الشبكة لعدد من المرات المتكررة من اجل تعليم الشبكة وتم الاعتماد على بعض المعايير الإحصائية مثل مجموع متوسطات الخطأ (MSE) من اجل مراقبة عملية التعلم في الشبكة.

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).

$$u = \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad \dots \quad (8)$$

$$y = f(u - \theta) \quad \dots \quad (9)$$

حيث أن:  $x_1, x_2, \dots, x_N$  تمثل الإدخالات،  $w_1, w_2, \dots, w_N$  تمثل الأوزان،  $u$  : يمثل استجابة العقدة،  $\theta$  : تمثل العتبة،  $y$  : تمثل اخراج الشبكة،  $f(.)$  : تمثل دالة الحساسية. ويمكن إعادة صياغة المعادلتين السابقتين وذلك بجعل قيمة  $w_0 = \theta$  و  $x_0 = 1$  حيث ستكون المعادلة:

$$\sum_{i=1}^N w_i x_i - \theta = \sum_{i=0}^N w_i x_i \quad \dots \quad (10)$$

$$y = f\left(\sum_{i=0}^N w_i x_i\right) \quad \dots \quad (11)$$

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

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-au)} \quad \dots \quad (12)$$

حيث أن  $a$  هي معامل الميل. في خطوة الانتقال الأمامي للشبكة، متجه الإدخال  $y^{(p)}$  وكل عصبون مخفي  $j$  يستقبل مدخلات الشبكة وبحسب المعادلة الاتية:

$$x_j^{(p)} = \sum_k w_{jk} y_k^{(p)} \quad \dots \quad (13)$$

حيث  $w_{jk}$  يمثل الوزن بين العقدة المخفية  $j$  وعقدة الإدخال  $k$ .

وتتضمن خوارزمية الشبكة أربع خطوات وهي:

1. حساب سرعة تغيير الخطأ عندما تتغير وحدة الاخراج

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (y_j - d_j)^2$$

إن الخطأ  $E$  يحسب وفقاً للمعادلة الاتية:

حيث أن:  $y_j$  : تمثل الطبقة النشطة من الوحدات  $j$  في الطبقة الأولى.

$d_j$  : الاخراج المرغوب فيه من الطبقة  $j$ .

ان حساب سرعة تغيير الخطأ عندما يستلم إدخال جديد ينتج من تغير في وحدات الاخراج هذه الكمية (EI) هي

نتاج الخطوة الأولى مضروبة في نسبة تغير وحدة الاخراج عندما تتغير وحدات الإدخال

2. حساب التغير في الأخطاء عندما يتغير وزن الربط عند التغير في وحدات الاخراج.

3. حساب التغير في الخطأ عندما تتغير فعالية الوحدة في المستوى السابق.

إن دالة التنشيط Activation Function للعصبونات في الشبكات العصبية تستخدم خوارزمية الانتشار

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

العكسي وهو المجموع الموزون (مجموع الإدخال مضروباً بالأوزان)

$y_i$  : مستوى الفعالية للوحدة  $j$  في الطبقة السابقة.

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

ويتبين من المعادلة إن التنشيط يعتمد على الأوزان والإدخال فإذا كانت دالة الاخراج identity أي (الاجراج

الحساسية) 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 الاتية:

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

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

ويمكن إيجاده بالصيغة الآتية:

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

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

ويكون وفق الآتي:

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

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

وتكون صيغته وفق الآتي:

### 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 (ميكواط/ساعة) ومتوسط دخل الفرد وسعر الكيلو واط من الكهرباء وعدد المشتركين واستهلاك الطاقة الكهربائية في المدة السابقة\*) وللمدة من 1971 الى 2013 .

#### 1. نماذج القياس الاقتصادي:

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 فيما يأتي حيث يتم تقدير معادلة استهلاك الطاقة الكهربائية مع كل متغير تفسيري على حده، وكما موضح في الجدول (2).

جدول (2)

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

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

مديرية توزيع كهرباء المنطقة الجنوبية ومركز السيطرة الجنوبي. والمجاميع الاحصائية لسنوات متفرقة. يبين الجدول (2) العلاقة الخطية بين استهلاك الطاقة الكهربائية ( $Y_t$ ) وكل من متوسط نصيب الفرد من الدخل ( $X_1$ ) وعدد المشتركين ( $X_2$ ) وسعر 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 المحتسبة مع قيمة F الجدولية عند مستوى دلالة (5%) البالغة (4.08)، كما نلاحظ ان قيمة t المحتسبة 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 له 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، 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. تم تقدير معادلة استهلاك الطاقة الكهربائية بالاعتماد على جميع المتغيرات التفسيرية باستخدام عدة صيغ وكما موضح في الجدول (3). اذ يوضح الجدول (3) أن أفضل صيغة دالية هي الصيغة النصف اللوغارتمية لأن اشارة جميع معلمات المتغيرات تتفق مع النظرية الاقتصادية ماعدا اشارة 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 احصائياً. كما نلاحظ معنوية النموذج وبدرجة عالية استناداً الى اختبار F، كما ان النموذج المختار لا يعاني من مشكلة الارتباط الذاتي بحسب احصاءة Durbin - h.

## 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 (4) ، (5) 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) ، (8) و (9) في الملحق (1)، اذ تضمن 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 ( $p, q = 0, \dots, 6$ ) لتقدير افضل نموذج يمتلك اقل متوسط مربعات الخطأ (MSE)، الذي يتم استخدامه للتنبؤ بالبيانات وكما موضح في جدول (3) .

### جدول (3)

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 اللوغارتمية				

$$\ln Y_t = -3.016 + 0.001 \ln X_1 - 0.056 \ln X_2 - 0.014 \ln X_3 + 1.5 \ln Y_{t-1}$$

$$|t^*|: \quad (2.229) \quad (0.071) \quad (1.677) \quad (1.067) \quad (11.779)$$

$$R^2 = 0.976 \quad , \quad \bar{R}^2 = 0.973 \quad , \quad F = 383.463 \quad , \quad D - h = 1.591$$

الصيغة نصف اللوغاريتمية

$$Y_t = -1.07E + 08 - 220998.2 \ln X_1 + 1448194 \ln X_2 - 302357.6 \ln X_3 + 8604227 \ln Y_{t-1}$$

$$|t^*|: \quad (7.631) \quad (0.149) \quad (4.213) \quad (2.282) \quad (7.848)$$

$$R^2 = 0.876 \quad , \quad \bar{R}^2 = 863 \quad , \quad F = 67.226 \quad , \quad D - h = 6.539$$

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

جدول (4) قيمة معيار (MSE) لنماذج (ARIMA) لاستهلاك الكهرباء للمدة (2013-1971)

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 معلمات النموذج ، وكما موضح في الجدول (5).

جدول (5)

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	

نلاحظ ان جميع معلمات النموذج معنوية وفق اختبار t. وتم حساب الإحصائية  $Q_{LB}^*$  (Ljung-Box) والتي تساوي (24) وعند مقارنتها بقيمة  $\chi^2$  الجدولية لدرجة حرية (20) ومستوى معنوية 1% و 5% التي تساوي (37.567) و (31.410) على التوالي، فتكون قيمة هذه الاحصاءة اقل من  $\chi^2$  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. أسلوب 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 المرحلة، 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 وبحسب 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 الشرعية Validation اما بقية المشاهدات فقد استخدمت للتدريب وتقدير قيمة معدل مربعات الخطأ (MSE). واجريت عدة محاولات اختبار لغرض الحصول على افضل النتائج وكما ياتي:

### 1- عدد العقدة المخفية

استخدمت قيم البيانات، وتم اجراء الاختبار باستخدام شبكة الانتشار العكسي وتم تدريب الشبكة باستخدام عدة عقد مخفية لاختيار العدد الافضل والجدول (6) يوضح مقدار الخطأ MSE والذي يمثل معدل مربعات الخطا بين قيم المخرجات للشبكة والايخراج المرغوب به. في هذا الاختبار تم تثبيت عدد مرات التدريب بوصفها 10000 تكرار ، وقيمة الخطا بمقدار 0.01 وكانت الاوزان بين [2, -2]. وبذلك فأن افضل عدد للعقد في الطبقات المخفية هو (22) عقدة، وذلك لان قيمة الخطا للشرعية في هذه الحالة هو الأقل.

### 2- عدد مرات التكرار

بعد اختيار افضل عدد للعقد في الطبقة المخفية، تم اجراء الاختبار الثاني وذلك لاختيار افضل عدد للتكرارات الذي يجعل قيمة الخطأ اقل ما يمكن. والجدول (7) يبين نتائج هذا الاختبار في هذا الاختبار استخدمت الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي للخطأ بعدد عقد (4) للدخال. وبعد اجراء الاختبار، تم اختيار عدد مرات التكرار كي يكون (10000) تكرار للحصول على اقل خطأ، حيث حصلنا على افضل معمارية للشبكة عند (10000) عدد للتكرار، وان الشرعية سلكت سلوك التدريب نفسه ولكن بمعدل خطأ اقل من التدريب. حيث ان قيمة الخطأ المطلق للشبكة اخذت بالتناقص مع زيادة عدد التكرار مقارنة مع خطأ التدريب.

### ثانياً: معايير دقة التنبؤ:

في ضوء المعايير الموضحة في جدول (8) يتبين ان اسلوب الخلية العصبية الاصطناعية ابدت تفوقا ملحوظا على جميع اساليب التنبؤ المستخدمة في دراستنا الحالية إذ أعطت مؤشرات MSE ، MAE ، MPE،MAPE ، اقل من طرائق التنبؤ المستخدمة الاخرى، الأمر الذي يشير وبوضوح إلى أن طريقة الخلية العصبية الاصطناعية أفضل وأدق من طرائق الاخرى في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية. لذا تم اختيار اسلوب الخلية العصبية الاصطناعية للتنبؤ وذلك من خلال تدريب الشبكة العصبية إذ تم التوصل الى قيم التنبؤ لعشر سنوات مستقبلية لاستهلاك الطاقة الكهربائية.

الجدول (6) اختيار عدد العقد للطبقة المخفية

عدد العقد للطبقة المخفية	التدريب Training (قيمة الخطأ) MSE	الشرعية Validation (قيمة الخطأ) MSE
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



## تحديد افضل نموذج للتنبوء باستهلاك الطاقة الكهربائية في المنطقة الجنوبية

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

\* اقل خطأ MSE

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

### الجدول (7) اختيار عدد مرات التكرار

عدد مرات التدريب	MSE التدريب Training	MSE الشرجية Validation
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

المصدر: من اعداد الباحثين اعتماد على بيانات الدراسة وباستخدام برنامج Matlab، \* اقل قيمة للخطأ MSE.

### جدول (8) معايير للتفضيل بين النماذج

معايير لدقة التنبوء	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

### جدول (9) قيم التنبوء باستهلاك الكهرباء

السنوات	قيم التنبوء للاستهلاك باستخدام الخلية العصبية (جيجاواط/ساعة)
2014	13407.526
2015	14053.769
2016	14731.161
2017	15441.203
2018	16185.469
2019	16965.608
2020	17783.35
2021	18640.508
2022	19538.98
2023	20480.759

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

## الاستنتاجات والتوصيات:

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

1. 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 الى اختبار F، كما ان النموذج المختار لا يعاني من مشكلة الارتباط الذاتي بحسب احصاءة  $Durbin-h$ .

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

3. 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 التنبؤ.

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

5. تعد الشبكات العصبية طريقة بديلة عن الطرائق الكلاسيكية المستخدمة في التنبؤ 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

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

ان الطلب على الطاقة الكهربائية سيتزايد استجابة لزيادة عدد السكان ومن المتوقع استمرار نمو السكان خلال السنوات القادمة بنفس المعدلات الحالية فضلا عن 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 انتاج طاقة كهربائية جديدة يتطلب توفير أنواع الوقود المختلفة (غاز طبيعي، نפט خام، زيت الغاز) اللازمة لتشغيل تلك الوحدات.

## المصادر:

1. البياتي، عصام حسين و المخلافي، فواند عبدة اسماعيل، 2007. " استخدام اسلوب بوكس – جينكنز للتنبؤ بانتاجية العمل في مصنع اسمنت عمران في القطاع الصناعي اليمني، مجلة الإدارة والاقتصاد، العدد الثالث والستون.
2. تيجنفستكي، ميشيل، (2001). " الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية "، ترجمة محمد يحيى عبد الرحمن، دار المريخ، الرياض.
3. حامد، جمال، 2003. " اساليب التنبؤ "، المعهد العربي للتخطيط، العدد 14، شباط، السنة الثانية، الصفاة، الكويت.
4. ديفيد م سكا بوار، 2002. " بناء الشبكات العصبية "، ترجمة فهد بن عبد الله التركي، الرياض جامعة الملك سعود.

5. زكي، عزة حازم، 2005. "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. الشبخلي، ايفان علاء ناظم، 2003. " 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، 1999. " مقارنة بعض لنماذج السلاسل (ARIMA) مع نماذج Trend analysis بالتطبيق على انتاج القطن في العراق للفترة (1948-1988) ، مجلة الرافيدين، المجلد 2، العدد 58.
8. عمران، خلود موسى، 2007. " واقع وتوقعات الطلب على الطاقة الكهربائية في العراق"، مجلة الاقتصادي الخليجي، العدد 14.
9. عيسى، رجاء عبدا لله، 2001. " دراسة الفجوة القمحية في العراق للسنوات (1975-1995) والتنبؤ بحجمها للسنوات (2001-2010)"، رسالة دكتوراه غير منشورة ، قسم الاقتصاد ، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة البصرة.
10. القاضي، زياد عبد الكريم، 2011. " الدليل العملي لتطبيقات الشبكات العصبونية"، دار الاعصار العلمي للنشر، عمان، الاردن.
11. كبة، سلام ابراهيم، 2005. " الطاقة الكهربائية في عراق القرن العشرين". وعلى الموقع: [www.iraqcp.org/member3/kusalam.htm](http://www.iraqcp.org/member3/kusalam.htm)
12. مجلس محافظة البصرة، " الخطة الاستراتيجية الخمسية لتنمية محافظة البصرة 2011-2015"، 2012، ص23-27 .
13. محمد، شيخي، 2012. " طرق الاقتصاد القياسي- محاضرات وتطبيقات"، الطبعة الاولى ، دار الحامد للنشر والتوزيع، عمان.
14. محمود، غزوان هاني، 2010. " تحسين طريقة التمهيد الاسي البسيط للتكهن بالسلاسل الزمنية"، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، العدد 18.
15. مطر، ظافر رمضان و الياس، انتصار ابراهيم، 2010. " تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لتدفق المياه الداخلة الى مدينة الموصل دراسة مقارنة"، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية ، العدد 18.
16. مهدي، عادل حميد، 2012. " خطط وسياسات وزارة الكهرباء "محاضرة قدمت الى منتدى العراق للطاقة 2012/12/12 بغداد.
17. الموسوعة العربية للكمبيوتر والانترنت، 2004. " الشبكات العصبية"، وعلى الموقع: <http://www.c4arab.com.mejhar.php>
18. موقع وزارة الكهرباء في العراق الانتاج والنقل والتوزيع 2013 وعلى الموقع : [www.iraqelectric.org/tozee\\_tarrifa.htm](http://www.iraqelectric.org/tozee_tarrifa.htm)
19. موقع وزارة الكهرباء في العراق، البيانات الاحصائية، الطاقة الكهربائية المطلوبة والمتاحة للسنوات 1994-2010.
20. منظمة الاقطار العربية المصدرة للنفط اوابك، النشرة الاحصائية 2013 ، على الموقع : [www.oapecorg.org](http://www.oapecorg.org)
21. الناصر، عبد المجيد حمزة والعبدي، مروان عبدالحميد، 2003. "استخدام الشبكات العصبية للتنبؤ المستقبلي بقيم السلاسل الزمنية غير المنتظمة في طول الموسمية"، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، المجلد 3، العدد 6، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.
22. الوردي، عدنان هاشم، 1990. " 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](http://www.iit-nrcps.ariadne-t.gr/neural/index)

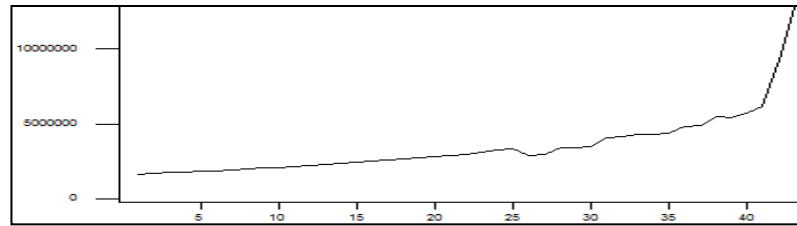
24. Bovas Abraham & Johannes Ledo Iter, 1983. “Statistical Methods For Forecasting” John Willy & Sons, New York.

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

الملاحق:

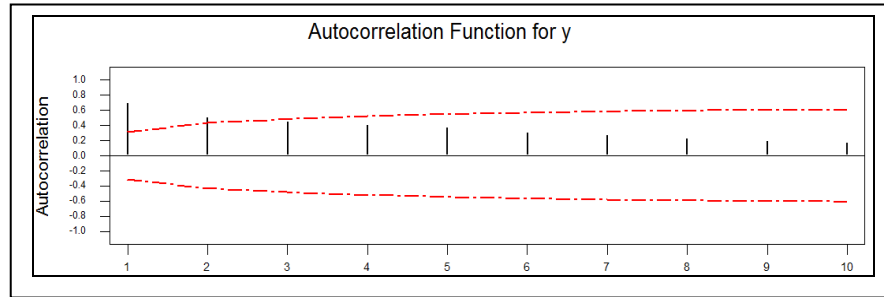
الملحق (1):

شكل (4) رسم السلسلة الاصلية مع الزمن للمدة (2013-1971)



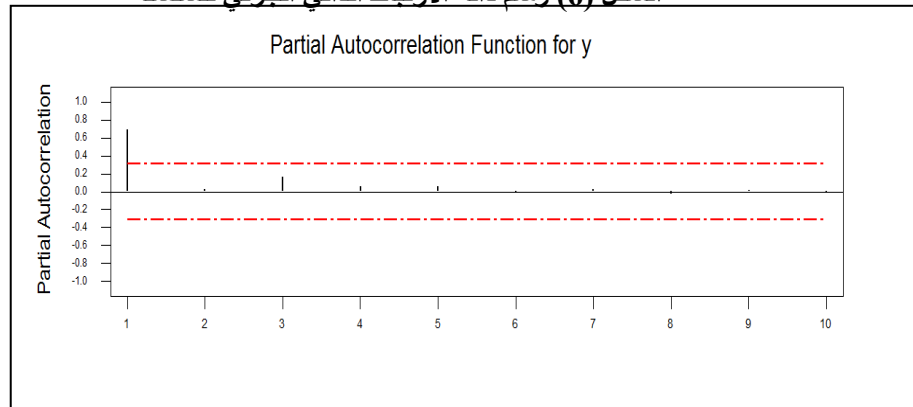
المصدر: نتائج برنامج minitab

الشكل (5) رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الاصلية



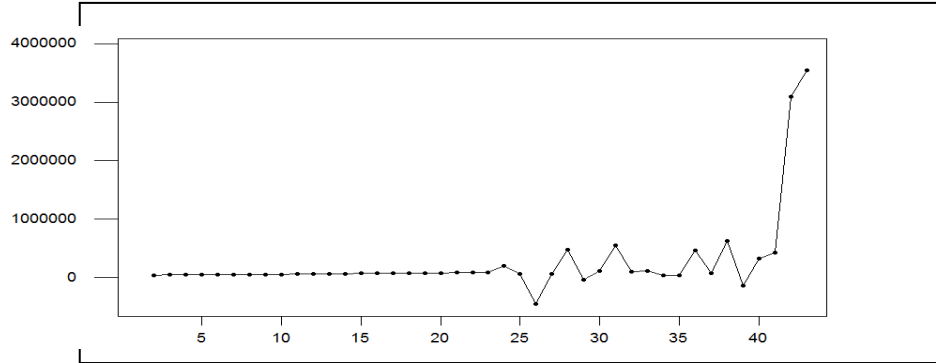
المصدر: نتائج برنامج Minitab.

الشكل (6) رسم دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة



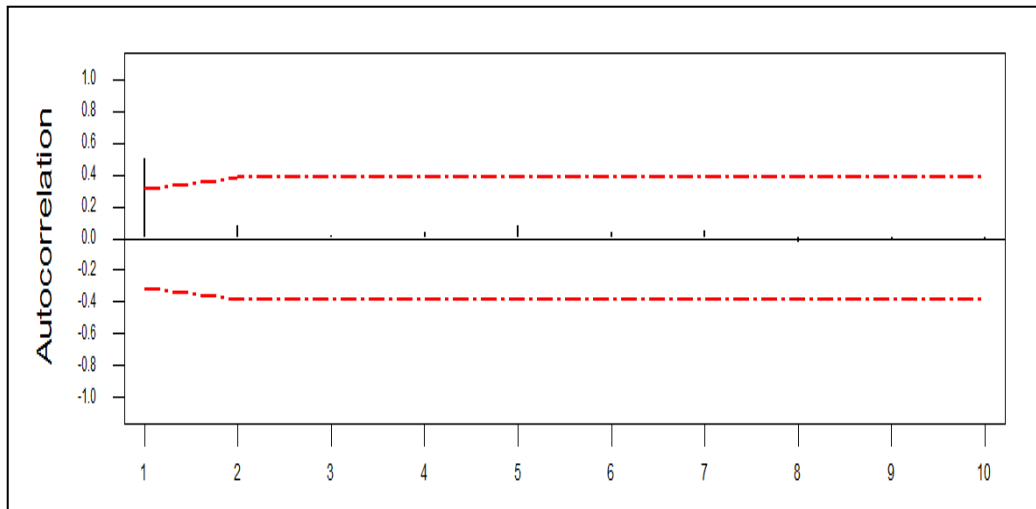
المصدر: نتائج برنامج Minitab.

شكل (7) بيانات السلسلة الزمنية بعد اخذ الفرق الأول



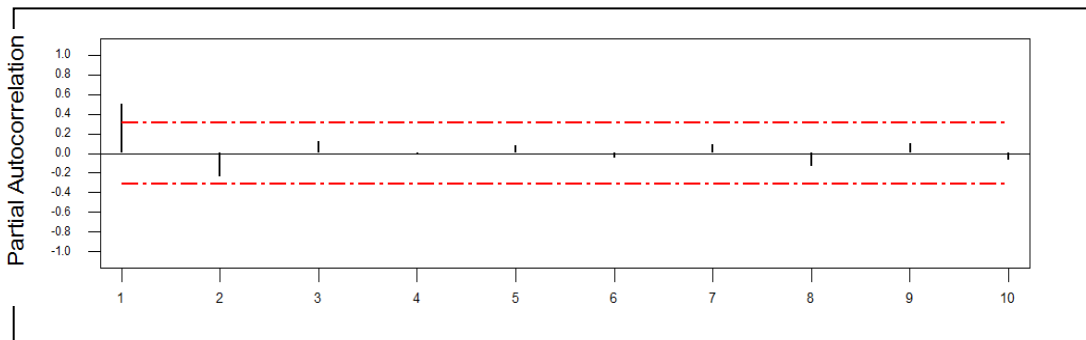
المصدر: نتائج برنامج minitab

الشكل (8) دالة الارتباط الذاتي للسلسلة بعد اخذ الفرق الاول



المصدر: نتائج برنامج minitab

شكل (9) دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة بعد اخذ الفرق الأول



المصدر: نتائج برنامج .minitab



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

### Abstract:

Interest in the topic of prediction has increased in recent years and appeared modern methods such as 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 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 of certain predict appropriate for all cases, but that in each case the way of a private predict is needed 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. As it is the most efficient and more accurate than other conventional models in dealing with non-linear time-series data.

We 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 for statistical analysis, and Matlab language has been used to build a program in neural networks, and through the practical application it was found that neural networks gives better results and more efficient than the classic way.

**Key words\** Electric power system, methods of forecasting, econometric models, Box-Jenkins style, self-regression model, Arima models, Artificial neural network ANN, MLP.