المقدمة

1-1 : تمهيد:

الحمد لله رب العالمين والصلاة والسلام على معلم البشرية وعلى اله وصحبه اجمعين يدخل العالم القرن الحادي والعشرون من خلال مفهوم العولمة وتحدياتها سواء أكانت سلبية أو ايجابية ونجد إن مؤسسات الدولة على اختلاف مهامها وأنشطتها مرغمه على تطوير أساليبها ومناهجها ويتم ذلك من خلال التخطيط السليم للمستقبل الذى لا يمكن تحقيقه الا من خلال توظيف التنبؤ لمثل هذه الإحداث قبل إن تتحول إلى أزمات ومن هنا تظهر أهمية معرفة أو توقع ماذا سيحدث غدا من مشكلات وما يستجد من مخاطر ومهددات فالتنبؤ يعد احد المقومات والمراحل الأساسية للمستقبل.

تنبع أهمية الطاقة من كونها المصدر الرئيسي إلى أي تنمية سواء كانت صناعية أو زراعية أو خلافه ، لذلك تلعب الدور الرئيسي لنمو القطاعات المختلفة ويقاس تقدم الشعوب بمقدار المنتج من الطاقة ومدى الاستفادة منها ، والسودان بلد غنى بموارده الطبيعية وثرواته الزراعية والمعدنية وبالتالي فهو مؤهل لقيام نهضة تنموية كبرى خاصة في مجال استخراج الثروات المعدنية ولكن استخراج كل هذه الثروات ومن بعدها قيام الصناعات التحولية الثقيلة والخفيفة يحتاج إلى طفرة كبرى في مجال الطاقة الكهربية التي تعتبر الأرخص وذات الكفاءة الأعلى والأكثر محافظة على البيئة ،في هذا البحث سوف يتم تناول التنبؤ في السلاسل الزمنية باستخدام أسلوبين من أساليب التنبؤ أسلوب تقليدي يتمثل في نماذج بوكس- جنكنز وأسلوب حديث يتمثل في نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ويتم التطبيق على السلاسل الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربية في ولاية الخرطوم .

1-2 :مشكلة البحث:

تكمن مشكلة البحث في محاولة الوصول لأفضل الطرق والاساليب الإحصائية التي يمكن استخدامها في التنبؤ والتي تعطى أفضل النتائج الممكنة حتى يتم الاعتماد عليهاوبما إننا نعيش في بيئة دائمة التغير الاقتصادي نرى ان هذا التغير يتحقق على مدى فترات زمنية متعددة تقاس بالسنوات او الشهور وما الى ذلك كذلك نرى الظواهر تحدث فيها التغيرات بشكل مفاجئ لذا موضوع التكهن أو التنبؤ يعتبر من المواضيع المهمة التي يعتمد عليه المخطط في وضع خطط لغرض التكهن أو التنبؤ المستقبلي لذلك من الضروري التنبؤ باستهلاك الكهرباء خلال السنة أو الشهر في ولاية الخرطوم كذلك من الأهمية وجود نموذج دقيق للتنبؤ حتى نتمكن من استغلال الموارد المتاحة بأفضل الطرق الممكنة وتقدير احتياجات الاستهلاك المستقبلية للكهرباء يؤثر في عدة أوجه .مثل توليد رأس المال المستثمر فيه وتوليد توزيع الكهرباء والقرارات العملية المتعلقة بمدخلات الإنتاج واتخاذ القرارات المتعلقة بالمشتريات وحساب العائدات والتعريفة لذلك ينظر لعملية التنبؤ من ناحية استراتيجية ومن ناحية توظفيه ،والتنبؤ العلمي هو تنبؤ نسبى لا يمكن الزعم بدقته الكاملة بل هو مقرونا بدرجة من الخطاء قد تذيد أو تنقص ولكى يكون التنبؤ سليما للاستخدام يستلزم توفر الخلفية الاكاديمية والخبرة .

وتعتبر بيانات السلاسل الزمنية للقطاعات المختلفة في معظمها بيانات غير خطية وتعانى أحيانا من العشوائية والاضطراب إلا أن معظم طرق التنبؤ المستخدمة في تحليل هذه البيانات قد لا تراعى هذه الجوانب مما قد ينعكس سلبا على دقة التنبؤات المتحصل عليها .

1-3 :أهدف البحث:

تتمثل الهدف العام للبحث في وضع نموذج لتنبؤات استهلاك الكهرباء بولاية الخرطوم.

ولتحقيق الهدف لابد من اتباع الاهداف المحددة التالية :-

1. معرفة كفاءة نماذج بوكس –جنكنز لتحليل السلاسل الزمنية في التنبؤ باستهلاك الطاقة لولاية الخرطوم .
2. معرفة كفاءة أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربية فى ولاية الخرطوم .

3. المقارنة بين نتائج تطبيق كل من أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية وأسلوب بوكس – جنكنز للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربية والمفاضلة بينهما.

1-4 :أهمية البحث :

نجد إن الطاقة الكهربية أصبحت من أهم محركات التنمية الحديثة في السودان وهى المرتكز الأساسي لقيام المشروعات التنموية لذلك من المهم جدا التكهن باستهلاك الكهرباء في السودان على أسس علمية تعتمد النظريات الإحصائية المتقدمة ونجد إن التغيرات التي تطرا على استهلاك الكهرباء خلال فترة من الزمن هي محصلة عدة عوامل ولا يمكننا ان نعزوها لعامل واحد من هذه العوامل وانما تكون نتيجة هذه العوامل مجتمعة وبتحليلنا للسلسلة الزمنية نتعرف على مقدار هذه التغيرات وإدراك طبيعتها واتجاهها ويصبح بالإمكان القيام بالتقديرات والتنبؤات المستقبلية الضرورية وجود نموذج للتنبؤ مناسب يعتبر من المهام الصعبة كما إن وجود نموذج يعطى هامش أمان لاستثمار والتنمية في البلاد وتم اعتماد منهجية بوكس– جنكنز التي تستند على الدمج بين نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة .

كما يعتبر أسلوب الشبكات العصبية أسلوبا حديثا نسبيا حيث يحاكى عملية جمع البيانات وتشغيلها في العقل البشرى بهدف الوصول الى قرار سليم .

ولتقدير الاستهلاك المستقبلي للكهرباء بولاية الخرطوم نحتاج الى استخدام أكثر من أسلوب إحصائي لتحديد أفضل أسلوب لا جراء عملية التنبؤ بسلوك تلك الظاهرة .

1-5 : فرضيات البحث:

1/ لا فرق بين أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية وأسلوب بوكس – جنكنز من حيث الدقة والسهولة في التنبؤات .

2/ لا فرق بين أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية واسلوب بوكس – جنكنز في بناء النماذج الغير خطية .

1-6 :منهجية البحث :

المنهج التحليلي الاستنتاجي الذي يعتمد النظرية الإحصائية المتقدمة حيث اعتمدت الدراسة على استخدام تحليل السلاسل الزمنية و منهجية بوكس جنكيز والتي تتمثل في نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة ولذلك يتم تحليل السلاسل الزمنية من خلال مراحل متسلسلة هي :

1/ مرحلة التشخيص 2/ مرحلة التقدير 3/ مرحلة الفحص والتدقيق 4/ مرحلة التكهن والتنبؤ

كما اعتمدت ايضا علي الشبكات العصبية الاصطناعية وهى تعطى مطابقة جيدة للبيانات حيث انها تتعلم بطرقة تشابه تعلم الانسان من خلال الامثلة والتدريب وذلك من خلال المراحل التالية :

1/ مرحلة اختيار المتغيرات 2/ مرحلة معالجة البيانات 3/ مرحلة تحديد النموذج 4/ مرحلة تدريب وتنفيذ الشبكة 5/ومرحلة التنبؤ

أن عمل التكهن من خلال أسلوب بوكس- جنكنز وأسلوب الشبكات العصبية لا يعنى ضمن مجالين مختلفين أو متنافسين بل العكس فان اختيار معمارية الشبكات العصبية الملاءمة يتطلب استخدام مهارات النمذجة الاحصائية .

- **مصادر البيانات**

تم اخذ البيانات من مصادر ثانوية من سجلات الهيئة القومية للكهرباء في شكل سلاسل زمنية بالقيقاواط من 1982 –2014 ويتم التحليل باستخدام البرامج الاحصائية التالية

(IBM SPSS-statistics 22) (MATLAB –R2015a)

1-7 :الدراسات السابقة :

1) الدراسة المقدمة من باسل يونس الخياط جامعة الموصل والمنشورة بالمجلة العراقية للعلوم الاحصائية العدد (8) 2003 والتي تهدف الى استخدام الشبكات العصبية في التكهن بالسلسلة الزمنية لاستهلاك الطاقة الكهربية اليومية لمدينة الموصل للفترة من 2003/6/15-2003/9/25،وخلصت الدراسة الى تفوق الشبكات العصبية على الطرائق الكلاسيكية .
2) الدراسة المقدمة من الدكتورة صفاء الصفاوي جامعة الموصل المنشورة في مجلة تنمية الرافدين العدد (29)2007م والتي تهدف الى مقارنة التقنية والشبكات العصبية ذات الانتشار العكسي في السلاسل الزمنية باستخدام بيانات المواليد الاحياء من الذكور في مدينة الموصل للفترة من 1995/1/1-2003/1/31، وخلصت الدراسة الى ان الشبكات العصبية هي الطريقة الأفضل والاكثر دقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية لا عداد المواليد الاحياء من الذكور في مدينة الموصل .
3) رسالة دكتوراه مقدمة الى كلية العلوم جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا 2009م من الطالب عماد يعقوب بعنوان استخدام نماذج بوكس- جنكنز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية للقطاع السوداني وهدفت الدراسة لإبراز العلاقة ما بين الاساليب المستخدمة للتنبؤ في السلاسل الزمنية ،وخلصت الدراسة إلى انه كلما ذادت حدة التغيرات للسلسلة الزمنية قلت كفاءة نماذج بوكس-جنكنز مقارنة مع الشبكات العصبية وكلما ارتفعت درجة عدم الخطية في بيانات السلاسل الزمنية قلت معها كفاءة نماذج بوكس جنكنز في التنبؤ.
4) دراسة ظافر رمضان جامعة الموصل المنشورة في المجلة العراقية للعلوم الاحصائية العدد(18)2010م تقدم مطابقة ومقارنة التنبؤات بنموذج الشبكات العصبية مع منهجية بوكس -جنكنز وقد استخدمت بينات السلسة الزمنية للتدفق الشهري لمياه دجلة الداخلة الى مدينة الموصل للفترة من 1950-1995وخلصت الدراسة الى ان اسلوب بوكس -جنكنز أعطى تكهنات اكثر ملاءمة من تلك التي قدمها أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية.
5) الدراسة المقدمة من إيفان علاء غانم دائرة البحث والتطوير 2010م جامعة بغداد وهى عبارة عن مقارنة التنبؤات الناتجة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس -جنكنز وذلك باستخدام الطاقة المباعة من شركة محطات التوليد الكهربية للفترة من 1995-

2002،حيث خلصت الدراسة بان الشبكات العصبية الاصطناعية تأخذ في الاعتبار كافة التغيرات للظاهرة الاحصائية .

6) الدراسة المقدمة من عائد يونس المراد جامعة الموصل والمنشورة فى المجلة العراقية للعلوم الاحصائية العدد (21) 2012م وهدفت الدراسة الى استخدام أسلوب الشبكات العصبية والمقارنة مع الاساليب الكلاسيكية في تحليل الانحدار المتدرج لبينات بحوث التخرج للطلبة من 2006-2009،وأوضحت الدراسة الى ان أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية متفوق على طريقة الانحدار المتدرج.

7) رسالة دكتوراه مقدمة الى كلية العلوم جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا 2012م من قبل الطالب محمد جبارة تناولت هذه الدراسة لإبراز العلاقة ما بين الأساليب المستخدمة للتنبؤ في السلاسل الزمنية ودقة التنبؤات المتحصل عليها ومن النتائج التي خلص اليها تفضيل استخدام نماذج بوكس جنكنز في السلاسل الزمنية الأقل تعقيدا واذا كان طول السلسلة الزمنية ليس كافيا .

8) المشاركة المقدمة من دكتور دربال عبد القدر جامعة وهران 2013م للمفاضلة بين منهجية بوكس جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية وقد اجريت الدراسة علي البيانات الشهرية لمبيعات الحليب باللتر ومن اهم الاستنتاجات التي تم التوصل اليها هي تفوق الشبكات العصبية علي منهجية بوكس جنكنز حيث تم الحصول على أقل قيمة للمعايير الاحصائية المستخدمة لحساب خطأ التنبؤ.

9) الدراسة المقدمة من زيان إحسان حمدي المنشور في مجلة جامعة كركوك للعلوم الادارية والاقتصادية المجلد (3) العدد(2) 2013م حيث تم في هذا البحث تطبيق احد نماذج بوكس – جنكنز لغرض التنبؤ بالمعدلات الشهرية لمبيعات الاسمنت للفترة 2009الي 2003 ومن خلال تقدير معاملات الارتباط الذاتي و الجزئي تبين أن السلسة الزمنية للمبيعات مستقرة تقريبا وبالاعتماد علي معيار اكايكي للمعلومات لتحديد النموذج الملائم حيث بعطي تنبؤات دقيقة وقريبة من الواقع واخير تم عمل التنبؤات للمعدلات الشهرية لنهاية 2013م.

10) الدراسة المقدمة من فارس غانم أحمد جامعة الموصل والمنشورة بمجلة الرافدين المجلد (10)العدد(1)2013م وتهدف الى استخدام الشبكات العصبية في مجال التنبؤ المستقبلي لغرض تحديد مواصفات الفائزين في مسابقات الاركاض للنساء في الاولمبياد العالمية للأعوام من

1984-2012 وكانت اهم النتائج المتحصل عليها هي تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية على الطرائق الكلاسيكية .

11) الدراسة المقدمة من الاستاذ العبد احمد والدكتور عادل علي والمنشورة بمجلة الاقتصاد والعلوم الاجتماعية جامعة الجزيرة المجلد الخامس 2014م بعنوان نماذج السلاسل الزمنية الاحادية لا نتاج واستهلاك الكهرباء بولاية الخرطوم ،السودان في الفترة 1990الي 2011م حيث حقق النموذجان قدرة عالية في التنبؤ .

اذا نلاحظ اتفاق في كثير من الدراسات السابقة على ان تنبؤات الشبكات العصبية تتفوق علي التنبؤات الاخري كما اتفق معهم ايضا في هذه البحث يكمن الاختلاف في ان هذا البحث يقارن بين الشبكات العصبية ومنهجية بوكس جنكنز.

1-8 :تبويب البحث:

يتم تقسيم البحث إلى:

1/ الفصل الأول ويشمل منهجية البحث(تمهيد -أهمية البحث- مشكلة البحث - أهداف البحث - فروض البحث - منهجية البحث- الدراسات السابقة).

2/ الفصل الثاني الكهرباء.

3/ الفصل الثالث تحليل السلاسل الزمنية ومنهجية بوكس جنكنز والشبكات العصبية الاصطناعية .

4/ الفصل الرابع ويشمل الجانب التطبيقي على البيانات الحقيقية لاستهلاك الكهرباء .

5/ الفصل الخامس ويشمل النتائج والتوصيات .

2-1 مقدمة :

تطور استخدام الانسان للطاقة عبر العصور بأشكال وطرق مختلفة لابتكار مصادر جديدة مما يجعل رصيد العالم من الطاقة متحرك وديناميكي يتسع باستمرار ليشمل مصادر مختلفة، فما هو غير مفيد وغير مستغل اليوم قد يصبح من المصادر الهامة في المستقبل وذلك عن طريق السعي المستمر من الإنسان للتجديد والابتكار.

تتوزع مصادر الطاقة في العالم ما بين الناضبة والمتجددة بشكل غير متساوي مما يخلق أزمات حادة في توفيرها نتيجة العجز بين تزايد الطلب ومحدودية العرض فتعددت أثارها المختلفة لتسمى بالمشكلة الاقتصادية و المتمثلة في كيفية توزيع الموارد النادرة لتلبية الحاجات.

ان أحد التحديات الرئيسة التي تواجه الحكومات في معظم البلدان النامية يتمثل في كيفية تحسين كفاية و ودرجة التعويل على إمدادات الطاقة مع جعل خدمات الطاقة الحديثة متاحة لجميع الأشخاص وبتكلفة يمكن تحملها، مما يجب المحافظة عليها واعتماد مبادئ العدالة والموازنة بين الإنتاج والاستهلاك لكي تفي باحتياجات الحاضر والمستقبل و لتحقيق الرفاهية للجميع مع الحفاظ على البيئة.

وتعتبر الطاقة الكهربائية من أهم عوامل التنمية وتلعب دورا رئيسياً في التغير الاجتماعي والاقتصادي حيث نجد أن هنالك علاقة مباشرة بين استهلاك الطاقة ومستوى التنمية وبين التنمية والإنتاج وتبذل الدول جهودا كبيرة في وضع الخطط وتجنيد الاستثمارات الضخمة للحصول على الطاقة الكهربائية بأقل تكلفة ممكنة، كما أن تأمين الحاجات المستقبلية وتغطية الطلب المتزايد على الطاقة أحد أهم عناصر نجاح خطط التنمية على كافة المستويات كما أن التطورات المتلاحقة وتطور المجتمعات البشرية والزيادة السكانية ضاعفت من قيمة وأهمية الكهرباء في حياة البشر.

وترتبط الطاقة ارتباطا وثيقا بعمليات التنمية في الأقطار المعمورة فكلما كان توفر مصادر الطاقة في البلد كلما كان ذلك دافعا قويا نحو الانطلاق وبقوة نحو تقدم البلد لا وبل إتاحة الفرصة لازدياد قوة الدولة والعكس صحيح، اون أحد التحديات الرئيسة التي تواجه الحكومات في معظم البلدان النامية يتمثل في كيفية تحسين كفاية ودرجة الاعتماد على إمدادات الطاقة مع جعل خدمات الطاقة الحديثة متاحة لجميع الأشخاص وبتكلفة يمكن تحملها.

2-2أشكال الطاقة :

كل أشكال الطاقة قابلة للتحول من شكل لأخر حيث يمكن تصنيف أشكال الطاقة من خلال ما يلي

- **الطاقة الحرارية:**

وتعتبر من الصور الأساسية للطاقة التي يمكن أن تتحول كل صور الطاقة إليها ، فعند تشغيل الآلات المختلفة باستخدام الوقود ، تكون الخطوة الأولى هي حرق الوقود والحصول على طاقة حرارية تتحول بعد ذلك إلى طاقة ميكانيكية أو إلى نوع من أنواع الطاقة .

- **الطاقة الكيميائية:**

وهي الطاقة التي تربط بين ذرات الجزيئ الواحد بعضها ببعض في المركبات الكيميائية . وتتم عملية تحويل الطاقة الكيميائية إلى طاقة حرارية عن طريق إحداث تفاعل كامل بين المركب الكيميائي وبين الأكسجين لتتم عملية الحرق وينتج عن ذلك الحرارة ، وهذا النوع من الطاقة متوفر في الطبيعة ، ومن أهم أنواعه النفط والفحم والغاز الطبيعي والخشب .

- **الطاقة الكهربائية:**

وهي طاقة ناتجة عن عمليات مختلفة لمصادر ناضبة ومتجددة مما يجعلها من الأشكال ذات الأهمية الكبرى في الاستخدام المباشر .

- **الطاقة الإشعاعية:**

تكون على شكل أمواج أو جسيمات من مصادر طبيعية أو صناعية ويمكن أن تكون مرئية أو غير مرئية وذات تأثير على الإنسان منها مؤذي ومنها غير مؤذي .

- **الطاقة النووية:**

وهي ناتجة عن انشطار أو اندماج النوية الذرية وتستخدم في الأغراض السلمية أو في الأغراض العسكرية.

- **الطاقة الضوئية :**

هي عبارة عن موجات كهرو مغناطيسية تحتوي كل منها على حزم من الفوتونات ، وتختلف الموجات الكهرومغناطيسية في خواصها الفيزيائية باختلاف الأطوال الموجية ، ومن الأمثلة عليها الأشعة السينية : وهي عبارة عن أشعة غير مرئية ذات طول موجي قصير جدا وتستخدم في المجال الطبي ، وكذلك أشعة

جاما : وهي أشعة لا تتأثر بالمجالات الكهربائية أو المغناطيسية ولها القدرة على النفاذ وتعتبر من الأشعة الخطرة .

- **الطاقة الميكانيكية :**

هي الطاقة الناتجة عن حركة الأجسام من مكان لآخر حيث أنها قادرة نتيجة لهذه الحركة على بذل شغل والذي يؤدي إلى تحويل طاقة الوضع إلى طاقة حركة ، والأمثلة الطبيعية لهذا النوع من الطاقة هي حركة الرياح وظاهرة المد والجزر ، ويمكن أن تنشأ الطاقة الميكانيكية بتحويل نوع آخر من الطاقة إلى آخر وتحويل الطاقة الكهربائية إلى طاقة ميكانيكية.

جدول (1-2)

مساهمة مصادر الطاقة في تلبية الطلب العالمي (في مطلع القرن الحالي)

مصدر الطاقة	نسبة المساهمة
النفط	% 32.9
الفحم	% 24.3
الغاز	% 21.1
النووية	% 5.4
المائية	% 5.5
الجوفية	% 0.4
الكتلة الحية	% 10.4

المصدر: UNDP – World Energy Assessment (2003)

بصورة تقريبية وعامة فان استهلاك الطاقة الأولية في بداية القرن الحالي توزعت كما في الجدول (1-2) الذي يبين أن الطاقة الأحفورية شكلت حوالي 80% من مصادر الطاقة العالمية .

2-3 الواقع الحالي للكهرباء في السودان :

بدأت صناعة الكهرباء في السودان منذ العام 1908 م وذلك بتركيب مولد بسعة 600 كيلو واط وفى عام 1925م تعاقدت حكومة السودان مع مجموعة من الشركات البريطانية لتطوير خدمات الكهرباء والمياه وأنشئت شركة النور والطاقة السودانية وارتفعت سعة التوليد الي 3000كيبو واط وفي عام

1956م تعاقدت حكومة السودان علي تركيب مولدات بخارية ببري بسعة 30ميقاواط وفي عام 1962 تم تشغيل اول محطة مائية لتوليد الكهرباء بخزان سنار بسعة 15 ميقاواط ثم اضيفت محطة خشم القربة بسعة تصميمية 12.6ميقاواط ومحطة توليد الدمازين بسعة تصميمية 280ميقاواط وفى عام1985م آلت مسئولية الاشراف علي خدمات الكهرباء الي الهيئة القومية للكهرباء ،واستمرت حاجة السودان الي الطاقة الكهربية مع تزايد الطلب عليها حيث شرعت الدولة في تشيد محطات جديدة في العام 2001 وذلك بتشييد محطات قري 1 و2حتى قري 4 وفي العام اكملت وزارة الكهرباء والسدود مشروع سد مروي والذي تبلغ طاقته التصميمية 1250ميقاواط ان السعة التصميمية للتوليد تقترب حاليا من 3000 ميغاواط والعمل علي انتاج الكهرباء وتمديد الشبكة القومية يحقق النهضة التنموية في قطاعات الصناعة والزراعة والخدمات وزيادة الناتج القومي كما نلاحظ في الشكل (1).

الشكل (1-2) مشاريع الكهرباء في السودان

المصدر:- وزارة الموارد المائية والكهرباء السودان**2012**

سدود قائمة لتوليد الكهرباء

سد مروي

سد خشم القربة

سد سنار

سد الروصيرص

سد جبل اولياء

محطات التوليد التابعة للشركة داخل الشبكة

محطة توليد الشهيد محمود شريف الحرارية (محطة بخارية) القدرة المركبة 380 ميغاوات.

محطة توليد الشهيد الغازية القدرة المركبة 45 ميغاوات

مجمع محطات قرى (دورة مركبة + وحدات بخارية تعمل بالفحم البترولي) القدرة المركبة 570 ميغاوات.

محطة توليد الابيض (ديزل) القدرة المركبة 14 ميغاوات

محطة توليد بورسودان القدرة المركبة 42 ميغاوات

محطات التوليد التابعة للشركة خارج الشبكة :

محطة توليد وادى حلفا – القدرة المركبة 3.3 ميغاوات.

محطة توليد نيالا – القدرة المركبة 27.4 ميغاوات.

محطة توليد الفاشر ⊢ لقدرة المركبة 10.7 ميغاوات.

محطة توليد الجنينة – القدرة المركبة 7.8 ميغاوات.

محطة توليد الضعين – القدرة المركبة 3.4 ميغاوات.

محطة توليد كادوقلى – القدرة المركبة 7.2 ميغاوات.

محطة توليد النهود – القدرة المركبة 4.0 ميغاوات.

مصادر الطاقة الكهربية في السودان

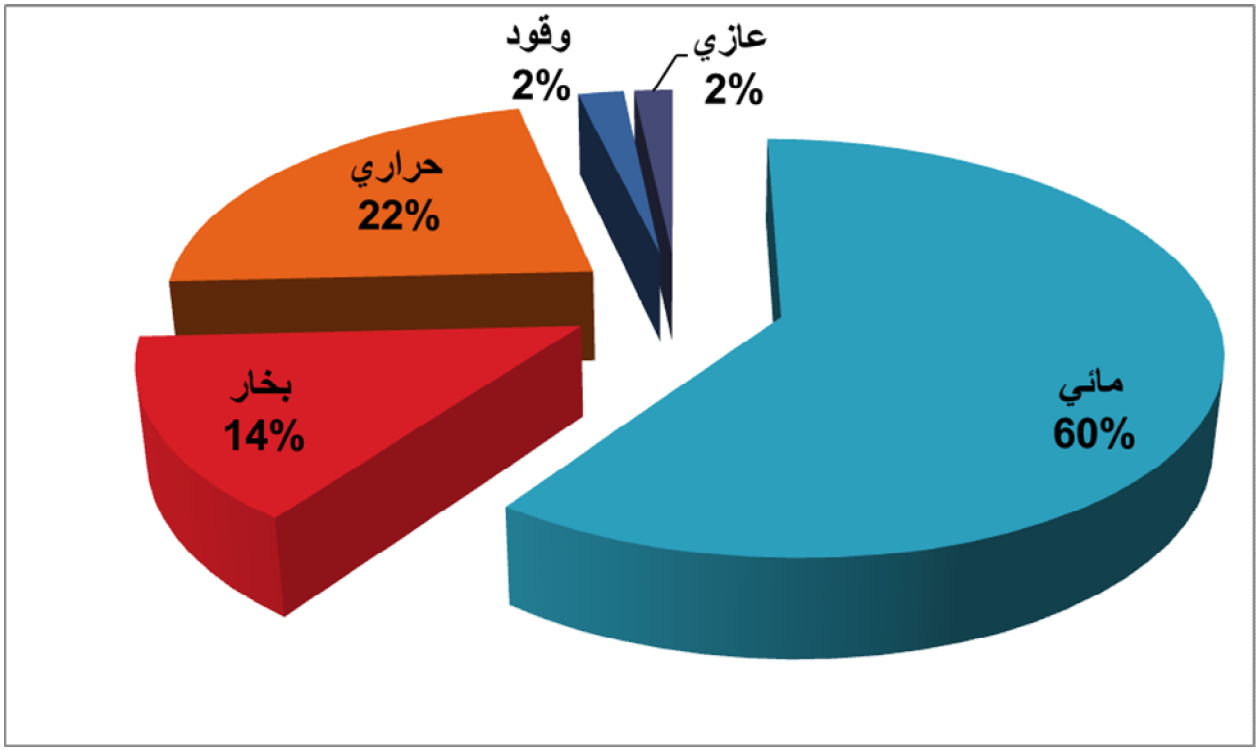
للطاقة الكهربية مصادر متنوعة منها–

1. محطات التوليد ذات الاحتراق الداخلي (ديزل او بنزين) .

2. محطات التوليد المائية (الهيدروليكية) وتستخدم الطاقة الكامنة في مجري مائي قوي كالشلال او في السدود.
3. محطات التوليد الحرارية وتستخدم بخار الماء ولتشغيل التوربينات يسخن الماء لنوليد البخار بانواع مختلفة من الوقود.
4. محطات التوليد علي الرياح وتستخدم ما يشبه الطواحين لاستخدام الطاقة الكامنة في الرياح .

والشكل (2-2) يوضح نسب مشاركة كل مصدر من المصادر ونلاحظ ان اكثر من نصف الطاقة الكهربية منتجة بواسطة التوليد المائي وذلك لتوفر المصادر المائية في السودان .

الشكل (2-2)مصادر الطاقة الكهربية السودان



المصدر- وزارة الموارد المائية والكهرباء السودان2012

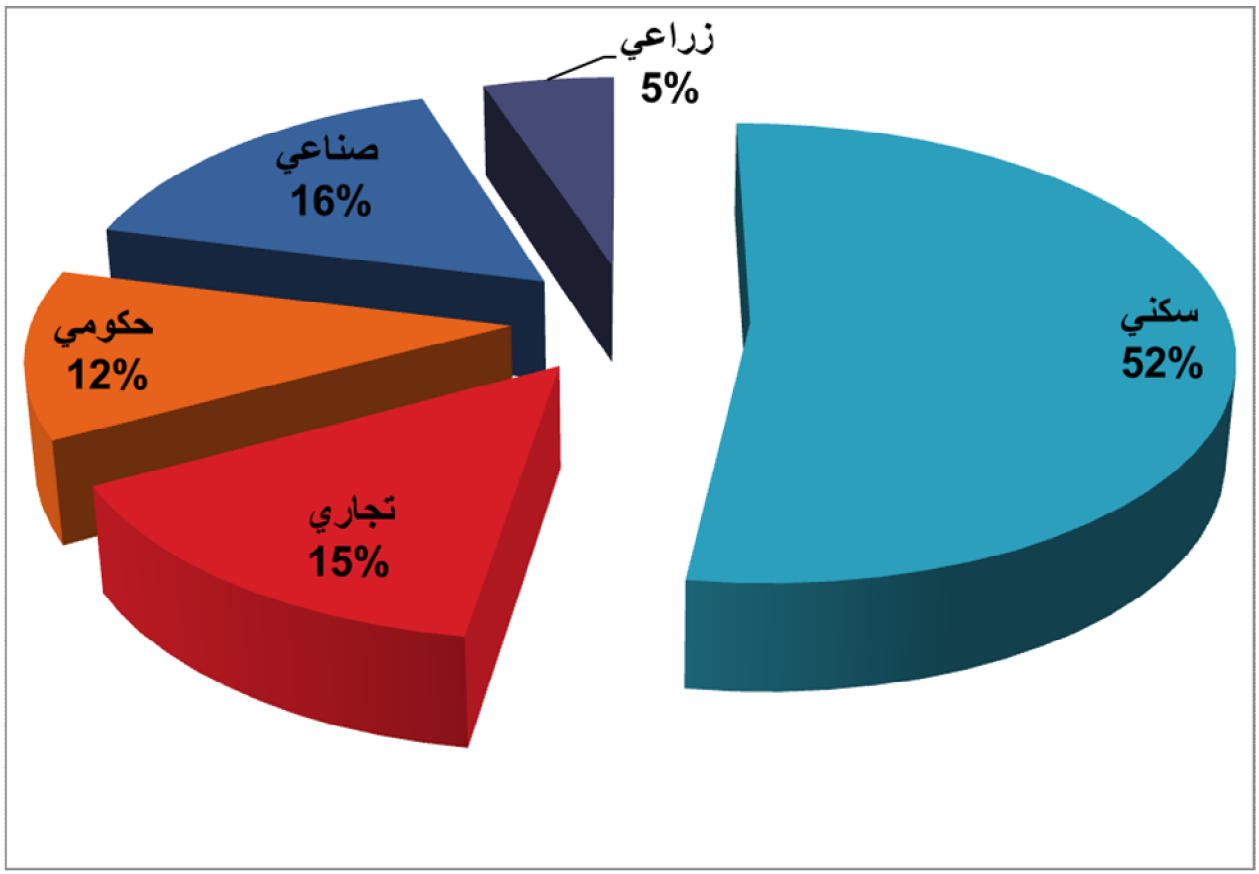
الطاقة الكهربائية المستهلكة بالقطاعات – 2012

في العام 2010 صدر قرار بتحويل الهيئة القومية الي شركات تتبع لوزارة الموارد المائية والكهرباء وهي :

1. الشركة السودانية للتوليد الحراري .
2. الشركة السودانية للتوليد المائي .
3. شركة كهرباء سد مروي .
4. الشركة السودانية لنقل الكهرباء .
5. الشركة السودانية لتوزيع الكهرباء .

والشكل (2-3) يوضح القطاعات المستهلكة للكهرباء ونجد ان اكبر قطاع هو القطاع السكني بنسبة تذيد عن 50% ويليه القطاع الصناعي اما القطاع الزراعي هو من اقل القطاعات استهلاكا للكهرباء.

الشكل (2-3)القطاعات المستهلكة للكهرباء في السودان



المصدر- وزارة الموارد المائية والكهرباء السودان2012

3-1:مفهوم السلسة الزمنية:

عبارة عن قيم ظاهرة لسلسلة تواريخ متلاحقة اياما او أشهر أو سنوات والهدف من وراء تحليل سلسلة زمنية هو دراسة التغيرات التي قد تكون طرأت على ظاهرة والتي تمثلها خلال فترة من الزمن وتحليل اسبابها ونتائجها أو التنبؤ اعتمادا على فكرة مد حوادث الماضي للمستقبل .

وتحتوى السلسة الزمنية على متغيرين احداهما هو الزمن وهو المتغير المستقل والثاني قيمة الظاهرة وهو المتغير التابع يمكن تمثيل السلسلة الزمنية بوضع الزمن على المحور الأفقي وقيم المتغير التابع على المحور الراسي فاذا أظهرت السلسلة الزمنية اتجاها معينا أو طابعا خاصا خلال فترة ممتدة من الزمن فإننا نتوقع أن يستمر حدوث هذا الطابع أو الانتظام في المستقبل أيضا وذلك يعتبر أساسا معقولا للتنبؤ .

3-2 أهداف تحليل السلاسل الزمنية :

1/ بناء نموذج ملائم لتفسير وشرح سلوك السلسلة بدلالة متغيرات أخرى تربط القيم المشاهدة ببعضها البعض.

2/ الحصول على وصف دقيق للملامح التي تتولد منها السلسلة الزمنية.

3/استخدام النتائج للتنبؤ بسلوك السلسة في المستقبل وذلك اعتمادا على معلومات الماضي.

4/ التحكم في العملية التي تتولد منه السلسة الزمنية بفحص ما يمكن حدوثه عند تغير بعض معالم النموذج.

3-3 انواع السلاسل الزمنية :

اولاً :

من حيث كونها قيم متصلة او غير متصلة ويودى هذا المعيار الى الصنفين

- **السلاسل الزمنية المتصلة :**

وهى السلاسل الزمنية التي نقيس فيها قيم ظاهرة متغيرة خلال فترة من الزمن مثل الساعة –اليوم – الاسبوع – الشهر – الخ ومن امثلة هذه السلاسل كمية استهلاك الطاقة الكهربية شهريا .

- **السلاسل الزمنية غير المتصلة :**

وهى السلاسل الزمنية التي تقييس قيم ظاهرة متغيرة عند لحظة من الزمن ومن امثلة هذه السلاسل عدد السكان في مدينة ماء في اليوم الاول من كل سنة .

ثانياُ :

طبيعة الزمن الذى تحدث فيه قيم السلسلة الزمنية من حيث ان هذا الزمن محدد مسبقا او غير محدد ويودى هذا المقياس الى الصنفين التاليين

- السلاسل الزمنية النقطية : وهى السلاسل التي تقاس قيمتها في ازمنة غير متوقعة مثل الكوارث .
- السلاسل الزمنية غير النقطية : وهى التي تقاس في ازمنة محددة مسبقا ومن امثلة ذلك سلسلة ارباح شركة الاسمنت في منتصف العام .

ثالثاً :

عدد القيم التي تأخذه السلسلة عند كل قياس ويودى هذا المقياس الى النوعين التاليين من السلاسل الزمنية :

- السلاسل الزمنية الثنائية : وهى السلاسل التي تأخذ احدى القيمتين صفر او واحد (فشل او نجاح) وتظهر مثل هذه السلاسل الزمنية في الهندسة الكهربائية .
- السلاسل الزمنية غير الثنائية : وهى التي تأخذ اكثر من قيمتين ومن امثلة هذه السلاسل اعداد السكان .

رابعاً :

التغيرات التي تحدث في السلسلة مع الزمن :

ويقصد بالتغيرات الاتجاه العام لنمو السلسلة والامور التي تتكرر فيها وهذا المقياس يودى الى الاصناف التالية :

- السلاسل الزمنية ذات الاتجاه المتزايد : وهى السلاسل التي يمكن لن يمر بنفطها خط مستقيم (ميله موجب) من أمثلة هذه السلاسل اعداد السكان وسلاسل الدخل القومي
- السلاسل ذات الاتجاه المتناقص : وهى السلاسل التي يمكن ان يتوسط نقطها خط مستقيم (ميله سالب) ومن امثلة ذلك سلاسل مساحة الأراضي الزراعية في منطقة معينة .
- السلاسل الزمنية ذات الاتجاه الثابت : وهى السلاسل التي يمكن ان يتوسط نقطها خط مستقيم ثابت (ميله صفر) ومن امثلة ذلك سلسلة الطاقة الكهربية المستهلكة في اضاءة الاشارات الضوئية .

- السلاسل الزمنية ذات التغيرات المتكررة على فترات متباعدة وهى سلاسل التي يمكن ان يتوسط نقطها خط يشبه منحنى بعد تعرضه لدورات بزياده مناسبة وذلك لان قيم السلسلة قد تتأثر بأمور فصلية او سنوية .

3-4 :مكونات السلاسل الزمنية :

التغيرات التي تحدث علي ظاهرة ما خلال فترة زمنية هي محصلة لعدة عناصر ولا يمكن أن نعزي تلك التغيرات إلي احد العناصر وتجاهل العناصر الأخرى، وعند تحليل السلاسل الزمنية لتلك الظاهرة يتم معرفة تلك العناصر المؤثرة في السلسلة وبالتالي معرفة اثر كل عنصر علي مقدار التغيرات ويصبح في الإمكان وبدرجة موثوقة عالية التنبؤ بالتقديرات المستقبلية وهذه العناصر هي:-

1/ الاتجاه العام Secular trend

هو المكون الذي يقصد به الحركة طويلة الأمد في قيم السلسلة الزمنية ويعكس تأثير العناصر المختلفة بحيث يكون الاتجاه العام للسلسلة موجباً إذا كان الاتجاه نحو التزايد بمرور الزمن كزيادة عدد السكان ويقال أن الاتجاه العام للسلسلة سالباً إذا اتجهت نحو التناقص بمرور الزمن كنقص أعداد الأميين في دولة من الدول.

2/ التغيرات الموسميةSeasonal variations

وهي تغيرات تحدث بشكل موسمي في مواعيد محدده وتكون متكررة بانتظام خلال فتره زمنية لا تتعدي السنة .

3/ التغيرات الدوريةCyclical variations

هي تلك التغيرات طويلة المدي والتي تحدث حول الاتجاه العام للظاهرة وتتكرر في فترات زمنية أكثر من السنة .

4/ التغيرات العرضيةIrregular variations

لها مسميات كثيرة مثل التغيرات الغير منتظمة أو العشوائية أو الفجائية أو الطارئة وتعرف بأنها التغيرات التي تحدث علي السلسلة الزمنية لظاهرة ما والتي تحدث فجائية .

3-5 : تحليل السلسلة الزمنية :

يتطلب تحليل السلسلة الزمنية تجزئتها إلي عناصرها الأربعة الأساسية ويتطلب ذلك صياغة نموذج رياضي يمثل العلاقة بين تلك العناصر ، وقبل أن نذكر النماذج الرياضية يمكن الإشارة إلي استخدام الرموز التالية في النماذج الرياضية للسلاسل الزمنية .

رمز y القيمة الاصلية للسلسلة

رمز T يشير إلي الاتجاه العام

رمز S يشير إلي التغير الموسمي

رمز C يشير إلي التغيرات الدورية

رمز I يشير إلي التغيرات الغير منتظمة

وابرز النماذج الرياضية التي تصف العلاقة بين عناصر السلسلة الزمنية هما :-

1/ **النموذج الضربي** وهو النموذج الذي يفترض أن قيمة الظاهرة عند أي نقطة زمنية يساوي حاصل ضرب العناصر الأربعة ويعبر عن ذلك رياضياً بالنموذج التالي :-

$$Y=T*S*C*I$$

2/ **النموذج الجمعي** هو النموذج الذي يفترض أن قيمة الظاهرة عند أي نقطة زمنية يساوي حاصل جمع العناصر الأربعة ويعبر عن ذلك رياضياً بالنموذج التالي :-

$$\mathbf{Y=T+S+C+I}$$

وتحليل السلاسل الزمنية هي عملية تفكيك السلاسل الزمنية ويتيح هذا التفكيك معرفة مقدار كل جزء واتجاهه ومن ثم أثره علي الظاهرة ونلاحظ انه يستحسن استخدام نموذج الضرب لان التغير يعتبر أكثر واقعية من التغير النسبي المطلق ، وعند تجزئة السلسلة الزمنية إلى مكوناتها الرئيسية فأننا سنفرض أن هذه المكونات مستقلة عن بعضها البعض على الرغم من انه لا يكون واقعيا في بعض الأحوال مثلا التغير العرضي الناتج من الكوارث الطبيعية قد يؤثر على جميع عناصر السلسلة الأخرى وعلى الرغم من ذلك فان استقلال مكونات السلسلة يعتبر مفيدا من الناحيتين الوصفية والتحليلية ويمكن استخدامه في الوصول إلي النموذج الملائم في التنبؤ وتتم دراسة السلسلة الزمنية وفقاً للخطوات التالية :-

1/ دراسة الاتجاه العام

يعتبر الاتجاه العام من أكثر عناصر السلسلة الزمنية استخداماً في أغراض التنبؤ ويتم تحديد الاتجاه العام لأي سلسله زمنية بالطرق التالية:-

أ/ طريقة التمهيد باليد

عملية التمهيد باليد لا تكون دقيقة ولا يمكن الاعتماد عليها وذلك لان التمهيد باليد يتم بطريقة تقديرية تختلف من شخص لأخر .

ب/ طريقة شبه المتوسطات

تتصف هذه الطريقة بالسهولة الا انها غير دقيقة وتتلخص في تقسيم بيانات الفترات الى قسمين متساويين (اذا كان عدد السنوات فردى تستبعد السنة الاولى او الوسطى) وبعد حساب الوسط الحسابي لكل قسم من القسمين ووضعه في متوسط كل فئة ونقوم برسم خط مستقيم يصل هاتين النقطتين هذا الخط يبين الاتجاه العام طويل المدى.

ج/طريقة المتوسطات المتحركة

تتلخص هذه الطريقة في احتساب المتوسط الحسابي لعدت سنوات تشمل الدورة التجارية للمؤسسة (ثلا ث أو خمس سنوات) مع اسقاط السنة الاولي واضافة السنة التالية في كل مره

د/ طريقة المربعات الصغرى

وهي عبارة عن توفيق خط مستقيم او منحني بحيث يكون مجموع مربعات انحرافات النقاط الواقعة علي الخط المستقيم او المنحني علي الخط الممثل للاتجاه العام اقل ما يمكن ويري البعض ان طريقة المربعات الصغرى من افضل وادق طرق قياس الاتجاه العام للسلسلة الزمنية .

2/ دراسة التغيرات الموسمية

تهدف دراسة التغيرات الموسمية الي التعرف علي اثر تغير الموسم علي السلوك الظاهرة قيد الدراسة وان الغرض من دراسة التغيرات الموسمية هو

- دراسة نموذج التغيرات نفسها
- قياس هذه التغيرات
- المقارنة بين التغيرات السنوية في السنوات المختلفة
- استبعاد هذه التغيرات من السلاسل الزمنية.

3/ دراسة التغيرات الدورية

ان احد اهداف دراسة وتحليل السلاسل الزمنية هو دراسة طبيعة واسباب التغيرات الدورية في النشاط الاقتصادي والتي تسمي الدورات التجارية ، ويمكننا دراسة التغيرات الدورية بطريقة اسلوب الرصيد وذلك للتخلص من الاتجاه العام والتغيرات الموسمية والطارئة او العارضة في سلسلة السلاسل الزمنية

4/ دراسة التغيرات العرضية

التغيرات العرضية تحدث نتيجة اسباب طارئة ولاتحدث طبقاً لقاعدة ثابتة لذلك لا يمكن التكهن بها او التنبؤ بوقوعها ويمكن تقدير قوة تأثير التغيرات العرضية نظرياً عن طريق مقارنة القيم الاصلية بالقيم النظرية المحسوبة علي اساس خط الاتجاه العام والتقديرات الموسمية ، فأي فرق او انحراف بين القيم الاصلية والقيم النظرية ننسبها الي التغيرات العرضية .

3-6 نماذج السلاسل الزمنية:

نموذج السلاسل الزمنية الذى يحتوى على متغير واحد فقط يسمى نموذج سلسلة زمنية ذات متغير واحد أما نموذج السلسة الزمنية الذى يحتوى على متغيرات أخرى لوصف سلوك السلسة الزمنية فيسمى متعدد المتغيرات ويسمى النموذج الذى يصف العلاقة الديناميكية الفعالة بين هذه المتغيرات بنموذج دالة التحويل الجدير بالذكر أن تعبير نموذج دالة التحويل يستخدم بالتبادل مع تعبير نموذج سلسلة زمنية متعددة المتغيرات .

3-7 السكون :-

هنالك شروط للسكون ونلخصها في أن العملية $z_t \ (t = 1, 2, ..., n)$ عملية ساكنة إذا تحققت الشروط التالية :

(ثبات الوسط الحسابي) $E(z_t) = \mu$

(ثبات التباين) $Var(z_t) = E\left[(z_t - \mu)^2\right] = \sigma^2$

(اعتماد الارتباط الذاتي $t-s$ على فقط) $E\left[(z_t - \mu)(z_s - \mu)\right] l\sigma^2 = p_{t-s}$

(1-3)

أي أن السلسلة الزمنية تكون ساكنة إذا كان الوسط الحسابي والتباين ثابتين خلال الزمن (ولكل منهما قيمة محددة) وكان الارتباط الذاتي بين قيم العملية عند نقطتين زمنيتين t و s يعتمد فقط على الفجوة الزمنية بينهما وليس على t و s

ويمكن تميز السلاسل الزمنية الساكنة عن غير الساكنة من خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي حيث تقترب من الصفر بعد الفترة الثانية أو الثالثة بالنسبة للسلسلة الساكنة في حين غير الساكنة لها فروق معنوية تقترب من الصفر بعد الفترة السابعة او الثامنة .

- **سلاسل زمنية غير ساكنة :**

إن الخطوة الأولى في تحليل أي سلسلة زمنية هي التوقيع البياني للمشاهدات مع الزمن وهى خطوة أساسية لأنها تظهر الملامح الوصفية للبيانات مثل الاتجاه العام والتغيرات الموسمية والبيانات الشاذة وبيانات السلسلة أما شهرية أو ربع سنوية أو سنوية ومن المشاكل التي تواجهنا عند رسم البيانات .

1. تباين السلسلة ليس ثابتا مع الزمن .
2. وجود اتجاه عام للبيانات .
3. وجود نمط موسمي .

وتدل هذه الملاحظات الثلاثة على عدم سكون بيانات السلسلة ،واذا كانت السلسلة غير ساكنة فيمكن تحويلها إلى ساكنة بأخذ الفروق المناسبة .

كيفية إزالة المشاكل المرتبطة بعدم سكون السلسلة :

- **ازالة عدم ثبات التباين :**

لتحليل أي سلسلة يجب أن يكون التباين ثابتا خلال الزمن أما إذا كان التباين غير ثابت فيجب تحويل البيانات وتوجد العديد من طرق تحويل البيانات بهدف تثبيت التباين وتعتبر التحويلة اللوغاريثمية وتحويلة الجذر التربيعي من أكثر التحويلات استخداما.

ويمكن استخدام التحويلة اللوغاريثمية بكفاءة إذا كان–

1. تباين السلسلة متناسب مع متوسط السلسة .
2. مستوى متوسط السلسلة يتزايد أو يتناقص بمعدل ثابت .

ففي التحويلة اللوغاريثمية يتم تحويل المشاهدات $z_t=ln\ x_t$

وفى تحويلة الجذر التربيعي $z_t=\sqrt{x_t}$

حيث x_t البيانات الاصلية و z_t البيانات المحولة .

- **إزالة الاتجاه العام :**

تتميز العديد من السلاسل الزمنية الاقتصادية بوجود تغيرات اتجاه عام فيها ويظهر ذلك بوضوح في السلاسل الزمنية التي يتم التعبير عنها في صورة مستويات مثل المبيعات اكثر من السلاسل الزمنية التي يتم التعبير عنها في صورة معدلات مثل معدلات البطالة .

ولقد اقترح الكثير من الباحثين طرق عديدة لإزالة الاتجاه العام ويعد اسلوب الانحدار من اكثر هذه الطرق شيوعا في تحديد السلسلة الزمنية .

فاذا كان الاتجاه العام خطي فان نموذج الانحدار يمكن كتابته في الصيغة التالية

$$Z_t=\beta_0+\beta_1 t+a_t$$

اما اذا كان الاتجاه العام هو كثيرة حدود من الدرجة الثانية فان نموذج الانحدار يمكن كتابته كما يلي

$$Z_t=\beta_0+\beta_1 t+ \beta_2 t^2 +a$$

(3-2)

ويفترض في جميع هذه النماذج ان الاتجاه العام عشوائي بدلا من افتراض انه محدد وغير عشوائي.

المشكلة الحقيقية تتمثل في معرفة ما اذا كان تغير مستوي السلسلة راجع الي اتجاه عام غير عشوائي ام الي اتجاه عشوائي .

لهذه الاسباب استخدم بوكس _ جنكيز طريقة تسمي طريقة الفروق differencing وتتكون طريقة الفروق من طرح قيم مشاهدات السلسلة من بعضها البعض في ترتيب زمني محدد.

فمثلا تعرف تحويلة الفروق من الرتبة الاولي بانها الفرق بين قيمتي مشاهدتين متتاليتين وتتكون فرق الرتبة الثانية بأخذ فروق سلسلة الفروق و تزيل الفروق الثانية الاتجاه العام من الدرجة الثانية فقط ،نفقد مشاهدة في كل مرة نأخذ فيها فروق أي سلسله ، بالرغم من ان كل فرق جديد سيؤدي الي فقدان قراءة جديدة ونجد ان اخذ فروق جديدة لا حاجة لها يؤدي الي تعقيد بناء النموذج وبالتالي علينا تجنب ذلك .

ان الفكرة الاساسية من ازالة الاتجاه العام ليست تناسي وجوده بل للحصول علي سلسلة جديده يمكن تحليلها والتنبؤ بها بطريقة اكثر كفاءة .

3-8 اختبار استقرار السلسلة :

توجد العديد من المعايير التي تستخدم في اختبار استقرار السلسلة منها:

1/ دالة الترابط الذاتي Autocorrelation Function (ACF) وتعرف كالتالي:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \cdots$$

ولها الخواص التالية:

1. $\rho_0 = 1$
2. $\rho_{-k} = \rho_k$
3. $|\rho_k| \le 1$

(3-3)

2/ دالة الترابط الذاتي الجزئي:Partial Autocorrelation Function (PACF)

وتعطي مقدار الترابط بين Z_t و Z_{t-k} بعد إزالة تأثير الترابط الناتج من المتغيرات $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \ldots, Z_{t-k+1}$ الواقعة بينهما ويرمز لها عند التخلف k بالرمز ϕ_{kk}

3-9 نماذج بوكس-جنكنز:-

هناك انوع من هذه النماذج ومن هذه النماذج:

- **نموذج الانحدار الذاتي: ويكتب بالشكل الآتي:**

$$X_t = \mu + \theta_1 X_{t-1} + \theta_2 X_{t-2} + \cdots + \theta_p X_{t-p} + Z_t$$

حيث أن $\mu, \theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_p$ معالم النموذج و Z_t متغيرات عشوائية غير مرتبطة مع بعضها (white noise) بوسط حسابي صفر وتباين σ_Z^2 أي أن:

$$E(Z_t) = 0$$

$$E(Z_t Z_{t+k}) = \begin{cases} 0 & k \neq 0 \\ \sigma_Z^2 & k = 0 \end{cases}$$

(4-3)

ويرمز لهذا النموذج بـ $AR(p)$ حيث p تمثل درجة النموذج.

- **نموذج المتوسطات المتحركة: وصيغته كالآتي:**

$$X_t = \mu + Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \cdots - \phi_q Z_{t-q}$$

(5-3)

ويرمز لهذا النموذج بـ $MA(q)$ حيث q تمثل درجة النموذج.

- **نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة: ويكتب بالصيغة الآتية:**

$$X_t = \mu + \theta_1 X_{t-1} + \theta_2 X_{t-2} + \cdots + \theta_p X_{t-p} + Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \cdots - \phi_q Z_{t-q}$$

(6-3)

ويرمز لهذا النموذج بـ $ARMA(p,q)$ حيث q,p تمثلان درجته.

وإذا كانت السلسلة غير ساكنة فيمكن تحويلها إلى ساكنة وذلك بأخذ الفروق المناسبة فمثلاً الفرق الأول يكون وفقاً للمعادلة الآتية:

$$W_t = X_t - X_{t-1}$$

ثم تمثل بنفس النماذج السابقة ولكن تضاف فقط كلمة متكاملة integrated إلى اسم النموذج للدلالة على أن هذا النموذج استخدم لتمثيل سلسلة زمنية غير ساكنة.

3-10 مراحل منهجية بوكس –جنكنز:

يتلخص نموذج بوكس –جنكنز في أربع مراحل يتم من خلالها اختيار النموذج الأنسب لغرض التقدير والتنبؤ في نموذج السلسلة الزمنية الواحدة مع تداخل هذه المراحل فيما بينها أحيانا وتتلخص المراحل الأربع الأساسية في التالي :

- **التعريف (Identification)**

تعد هذه المرحلة أهم مراحل النموذج حيث يتم من خلالها تحديد رتب نموذج ARIMA(p,d,q)وذلك كلاتي :

- تحديد درجة التكامل (d) من خلال تفحص سكون السلسلة الزمنية الاصلية فاذا كانت السلسلة غير ساكنة مثل أن يكون لها اتجاه عام (Trend)فيتم أخذ الفرق الأول وهكذا حتى تصبح ساكنة . ومتى ما أصبحت ساكنة بعد عدد من الفروق فإن هذا العدد عبارة عن (d) ويمكن استخدام عدة أساليب للكشف عن سكون السلسلة مثل اختبار جذر الوحدة لديكى- فولر(-Dickey Fuller) واختبار ديكي فولر الموسع.

كما يمكن استخدام معاملات دالة الارتباط الذاتي (ACF), Autocorrelation function والتي تحسب عند الفجوة k وتتراوح قيم معامل الارتباط الذاتي بين :

$$(1+\geq \varphi k \geq -1)$$

ويتطلب استقرار السلسلة أن يكون φk مساوياً للصفر أو أن لا يختلف جوهرياً عن الصفر بالنسبة لأى فجوة (k=0)وبعبارة أخرى يجب ان تقع معاملات الارتباط الذاتي داخل حدود فترة الثقة (95%) فإذا وقع خارج حدود فترة الثقة لفترة طويلة فإن معاملات ACF تختلف عن الصفر معنوياً لعدد كبير نسبيا من الفجوات الزمنية لذا يقال أن السلسلة غير ساكنة . من المعلوم أن معاملات الارتباط الذاتي للسلسلة الساكنة لها توزيع طبيعي غالباً وسطه الحسابي صفر وتباينه 1/n ومن ثم فإن حدود الثقة عند مستوى معنوية (5%) لعينة كبيرة الحجم هي :

$$\pm 1.96\sqrt{1}/n$$

فإذا كان φk يقع داخل هذه الحدود يتم قبول فرض العدم

$$H_O: \varphi k = 0$$

وإذا كان خارج هذه الحدود فإننا نقبل الفرض البديل

$$H_I: \varphi k \neq 0$$

وعند إجراء اختبار مشترك لمعنوية معاملات الارتباط الذاتي كمجموعة يتم استخدام احصائية (Box–Pierce)

$$Q = n \sum_{k=1}^{m} \rho k2$$

(7–3)

حيث m=عدد الفجوات

وللعينات الكبيرة فإن Q لها توزيع X^2 بدرجة حرية m عند مستوى معنوية معين وتكون السلسلة غير مستقرة في حالة Q المحسوبة أكبر من X^2 الجدولية .حيث يتم رفض فرض العدم الذى ينص على أن كل معاملات الارتباط الذاتي مساوية للصفر والعكس صحيح .

كما أن هناك إحصائية أخرى أفضل خاصة في العينات الصغيرة تسمى إحصائية Box–Ljung

$$LB = n(n+2) \sum_{n-k}^{m} (\rho k2 | n-k) \sim X^2_{(m)}$$

(8–3)

وفى حالة كون السلسلة غير ساكنة يتطلب إجراء الفرق الأول ثم يطبق نفس التحليل السابق حتى تصبح ساكنة ومن ثم تحدد قيمة (d) كعدد الفروق للحصول على سلسلة ساكنة .

- يتم تحديد درجات الانحدار الذاتي (p)والمتوسط المتحرك(q)في الوقت ذاته عن طريق اختبار أقل (p&q) بحيث يكون بواقي النموذج المقدر خال من الارتباط الذاتي والمتوسط المتحرك وتعتبر هذه الخطوة الأهم في بناء النموذج حيث تعتمد على خبرة المحلل وعادة يستخدم كلاً من دالة الارتباط الذاتي (ACF)ودالة الارتباط الذاتي الجزئي Partial Autocorrelation (PACF) Function والتي تمثل معامل الارتباط الذاتي الجزئي بين قيم متتالية لمتغير ما خلال فترتين مع ثبات الفترات الاخرى فمعامل الارتباط الجزئي بين Y_tوY_{t-k} يشير إلى الارتباط بين قائمتين Y_tوY_{t-k} مع استبعاد أثر قيم Yالأخرى التي تقع بين الفترتين tو t−k .

يُعد تحديد نموذج ذا رتب منخفضة للانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك أقل صعوبة وتزداد الصعوبة للنماذج ذات الرتب المرتفعة فوجود نتوء في دالة الارتباط الذاتي مؤشر على درجة المتوسط المتحرك بينما قد تستخدم دالة الارتباط الذاتي الجزئي كدليل لتحديد رتبة نموذج الانحدار الذاتي .

يبين الجدول التالي بعض خصائص (ACF&PACF) لبعض النماذج كمؤشرات لاختيار النموذج المناسب.

جدول (3−1): دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للنماذج غير الموسمية الساكنة المختلفة

النموذج	دالة الارتباط الذاتي ACF	دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF
AR(p)	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر بعد الفترة الزمنية p
MA(q)	تقترب من الصفر بعد الفترة الزمنية q	تقترب من الصفر تدريجياً
ARMA(p,q)	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر تدريجياً

- **تقدير النموذج(Estimation)**

يتم تقدير النموذج ARIMA ليعطي عدد (p+q+1)من المعالم وذلك بعد اختبار قيم q,p,d ويستخدم طريقة تقدير غير خطية بدلاً من طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية خاصة في حال وجود منهجية

المتوسط المتحرك والذى يحتوى على حدود خطأ ليست معلومة . وفى هذه المرحلة عادة يتم تقدير عدة نماذج متقاربة يتم المقارنة بينها . وعادة تكون معالم النموذج الجيد المقدرة تختلف عن الصفر وتكون مستقرة .كذلك يمكن مقارنة مجموع مربع البواقي كمقياس لجودة النموذج.

- **الفحص التشخيصي (Diagnostic Checking)**

تتمثل المرحلة الثالثة في فحص النموذج المختار والتأكد من أنه النموذج الصحيح ،وذلك بالتأكيد من أن النموذج خالٍ من تركيبة المتوسط التحرك أو بعبارة أخرى التأكد من أن حد الخطأ لهذا النموذج مطابق لشروط حد الخطأ الابيض (White Noise).

ويتم عادة فحص النموذج عن طريق معاملات الارتباط الذاتي ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي في النموذج المقدر وليس السلسلة الأصلية .فإذا كانت جميع المعاملات تقع داخل فترة ثقة (95%) فإن الارتباط الذاتي بين حدود الحد العشوائي غير معنوي ، كما يمكن استخدام إحصائية Q السابقة أو اختيار جذر الوحدة لبواقي النموذج المقدر. وهنالك عدة طرق أخرى تساعد في اختبار النموذج المناسب مثل تقسيم العينة إلى مجموعتين منفصلتين تقدر كل منهما ثم يطبق اختبار F للتأكد أن جميع المعالم متساوية في المجموعتين . وكذلك يمكن استخدام مجموع مربع أخطاء التنبؤ (The Sum Of The Squared Forecast Errors)

حيث يتم تقدير النموذج لأكثر من العينة ثم يستخدم النموذج للتنبؤ ببقية المشاهدات وبعد ذلك يحسب خطأ التنبؤ بين القيم المتوقعة والحقيقية للسلسلة

- **التنبؤ (Forecasting)**

بعد تحديد درجات النموذج (p,q,d) يتم تقدير النموذج ،ومن ثم استخدامه للتنبؤ وذلك عن طريق إحلال القيم الحالية والماضية للمتغير التابع (Y_t) والبواقي كقيم تقديرية لحد الخطاء في يمين الدالة ،وذلك للحصول على القيم الأولى المتنبأ بها (Y_{t+1}) وهو يسمى التنبؤ لفترة واحدة للأمام ويمكن الحصول على القيمة الثانية (Y_{t+2}) بإحلال القيمة الاولى (Y_{t+1}) التي تم التوصل إليها في الخطوة الأولى للتوقع في الطرف الأيمن من المعادلة وهكذا حتى الفترة المطلوبة ،مع ملاحظة افتراض حد الخطأ خارج العينة للدالة يساوى صفر مما يعنى أن حدود MA في النموذج ستختفى بعد q فترة وتُعد هذه المرحلة امتدادا للمرحلة السابقة حيث يمكن استخدام نتائج التنبؤ خاصة أخطاء التنبؤ وما يتعلق به كما سبق ذكره في المرحلة السابقة من أجل المقارنة بين عدة نماذج مختارة .

الشبكات العصبية الاصطناعية

Artificial Neural Network (ANN)

3-11 مقدمة Introduction :

تعد منهجية الشبكات العصبية الاصطناعية من المواضيع المهمة والجديدة في بناء النماذج والتحليل وتقييم البيانات والتنبؤ والسيطرة عليها بدون الرجوع إلى نموذج أو طريقة إحصائية شايعه تشخص مسبقا سلوك الظاهرة والشبكات العصبية الاصطناعية هي تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يودى بها الدماغ البشرى مهمة معينة ،وبسبب قدرة الشبكات العصبية علي التعلم وامكانية مكاملتها مع عدد من البرمجيات لتقوم بالعمل علي الانماط والتميز اللفظي وتحليل البيانات ،وأصبح للشبكات العصبية رواج كبير في العالم لا نها تحاكى البيانات بشكل مستمر بالدوال اللاخطية للوصول الى أنموذج غرضة التحليل والتصنيف والتنبؤ.

3-12 تعريف الشبكات العصبية الاصطناعيةDefinition of ANN :

تعرف بأنها نظام معالجة معلومات بأسلوب يحاكى الشبكات العصبية الحيوية كأمثلة رياضية تعتمد على طريقة التفكير البشرى وكيفية معالجة المعلومات والشبكة العصبية الاصطناعية هي نماذج إلكترونية لمعالجة المعلومات وتتركب من عدد كثير من عناصر المعالجة والتي تعمل في اتساق وانسجام لحل مسائل معينة وتتعلم الشبكات العصبية الاصطناعية مثل البشر بالأمثلة .

3- 13تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعيةApplication of ANN :

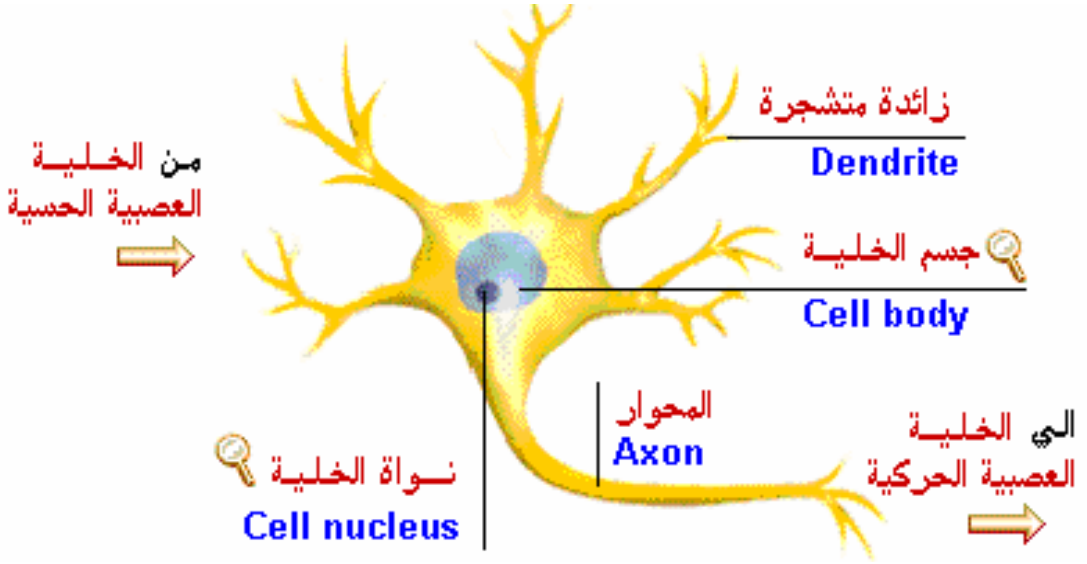
- مجال الطب – وهو تطبيق الطب الفوري الذى يرتبط بمبدأ الذاكرة كما في حالة العقل البشرى أي مبدأ العلامات المرضية والتشخيص.
- مجال الاتصالات السلكية واللاسلكية – مثل التخلص من صدى الاصوات الذى قد ينتج في خطوط التليفونات وفى الرادارات العسكرية لتحديد الاهداف .
- مجال الأعمال المصرفية – وذلك لفتح الحسابات الخاصة بالبنوك عن طريق اللمس أو الصوت أو بصمة العين وكذلك للتعرف على التوقيعات البنكية وخطوط اليد.
- مجالات الاعمال – كتطبيق الشبكات في عدة أعمال وبصفة خاصة في مجال الاعمال الاقتصادية .

ومما سبق فقد زاد الاهتمام في السنوات الاخيرة بتطوير استخدام الشبكات العصبية واستخدامها كبديل عن النماذج التقليدية ولقد اثبتت نماذج الشبكات العصبية قدرتها على التنبؤ بحل المشكلات بدقة وسهولة مقارنة بالأساليب الإحصائية التقليدية حيث يمكن تطبيق أسلوب الشبكات دون النظر الى فرضيات معينة عن طبيعة المتغيرات وعلاقتها مع بعضها البعض وذلك على العكس من الطرق التقليدية العادية في التنبؤ .ويرجع هذا الفضل إلى الدراسات في مجال المعالجة العصبية وهو فرع من فروع تقنيات الذكاء الاصطناعي والتي تتيح تعلم الالة حيث إن الشبكات يتم تدريبها بحيث تكون البيانات مخزنة داخل الشبكة العصبية وفقا لأليات التدريب ويتم تدريب الشبكة والمعروفة بخوارزميات التعلم ،ومن ثم فإن استخدام أو تطبيق أسلوب الشبكات العصبية ليس هدفاً في حد ذاته وانما أداة فعالة ووسيلة مضمونة للوصول الى تنبؤات بالقيم المستقبلية لظاهرة ما .

14-3 مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية Structure of ANN

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من مجموعة من وحدات المعالجة والتي تسمى خلايا عصبية أو عصبونات والتي تتماثل مع العصبونات البيولوجية الموجودة في المخ ويتكون هيكل الشبكة البيولوجية كما بالشكل (3-1)

الشكل (3- 1) الشبكة العصبية البشرية



المصدر: مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية (قصي حبيب)

ونجد ان العصب هو الجزء الرئيسي في مخ الانسان وهو بمثابة وحدة تشغيل بسيطة تقوم باستقبال ومزج الاشارات التي ترسلها الاعصاب الاخرى وذلك من خلال هيكل استقبال داخلي يطلق اسم الزائدة المتشجرة كما ان الاشتباك العصبي هو محور الاتصال بين محور الخلية العصبية والزوائد المتشجرة

للعصب ، وهو عبارة عن وحدة ذات طبيعة كيميائية ولكنها تمتلك جانبا كهربائياً ويقوم الانسان بتعديل وتغيير قوة الاشتباك عندما يتعلم أكثر حيث يحتوى مخ الانسان على عشرات المليارات من هذه الاعصاب المتصلة ببعضها البعض بكثافة شديدة تفوق التصور .

تتكون الشبكات العصبية الاصطناعية من المكونات الأساسية التالية أو بعض منها على الاقل وهي:-

طبقة المدخلات :

كما للإنسان وحدات ادخال توصله بالعالم الخارجي وهى حواسة الخمسة كذلك للشبكات العصبية وحدات ادخال يتم عبرها تغذية الشبكة بالبيانات من الخارج وتستقبل البيانات بواسطة وحدات المعالجة (العصبونات) التي تتألف منها الشبكة وقد تتألف هذه الشبكة من وحدة معالجة واحدة أو أكثر على حسب تركيبة الشبكة ومدخلات الشبكة يمكن أن تكون على صورة بيانات خام أو قد تكون مخرجات من عناصر معالجة أخرى .وهذه البيانات المدخلة الى الشبكة قد تتخذ أحد شكلين إما بيانات ثنائية أو بيانات متصلة ويتوقف ذلك على نوع القيم العددية المستخدمة وحدات المعالجة في طبقة الادخال لا يتم فيها أي معالجات حسابية بل تقوم بنقل البيانات المدخلة من هذه الطبقة عبر الوصلات البنية (الأوزان) إلى وحدات المعالجة في الطبقة الخفية أو مباشرة إلى وحدات المعالجة في طبقة المخرجات إذا كانت الشبكة لا تحتوى على طبقة خفية وأي شبكة عصبية تحتوى على طبقة واحدة فقط من وحدات الادخال.

طبقة المخرجات :

تتكون هذه الطبقة من وحدات المعالجة التي عبرها يتم إخراج الناتج النهائي للشبكة وقد تحتوى هذه الطبقة على وحدة معالجة واحدة أو أكثر من وحدة وفقا للبنية المعمارية للشبكة . وتستقبل وحدات المعالجة في طبقة المخرجات الاشارات القادمة اليها من طبقة الادخال مباشرة أو من الطبقة الخفية وبعد إجراء المعالجات اللازمة قد ترسل إشارة بالمخرجات النهائية أو قد تقوم بإعادة هذه المخرجات كمدخلات مرة أخرى للشبكة وذلك عندما لا تتم المعالجة المطلوبة للبيانات وتحتوى الشبكة عادة على طبقة مخرجات واحدة فقط.

الطبقة الخفية :

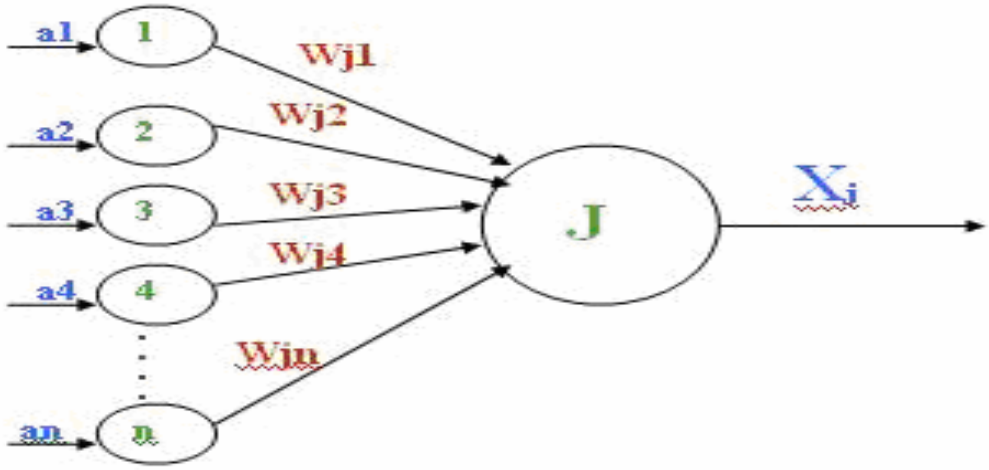
وهى الوحدات التي تربط المدخلات والمخرجات وقد لا تحتوى تراكيب بعض الشبكات على الطبقة الخفية وقد تحتوى الشبكة على طبقة خفية واحدة أو أكثر من طبقة خفية .

تستقبل الطبقة الخفية الاشارات القادمة إليها من طبقة المدخلات عبر الوصلات البينية فتقوم بمعالجتها وإجراء اللازم عليها ومن ثم إرسالها عبر الوصلات إلى طبقة المخرجات .

الوصلات البينية :

هي عبارة عن وصلات اتصال بين الطبقات المختلفة تقوم بربط الطبقات مع بعضها أو الوحدات داخل كل طبقة عبر الاوزان التي تكون مصاحبة او مرفقة مع كل وصلة بينية ومهمة الوصلات نقل البيانات او الاشارات الموزونة بين وحدات المعالجة او الطبقات .

الشكل (2-3)الشبكة العصبية الاصطناعية



المصدر: مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية (قصي حبيب)

3 -15 خصائص الشبكات العصبية الاصطناعية Characteristics of ANN

تتميز الشبكات العصبية بالعديد من الخصائص أهمها :

1. تعتمد على اساس رياضي قوى .
2. تمثل إحدى تطبيقات تكنولوجيا التشغيل الذكي للمعلومات التي تقوم على محاكاة العقل البشرى .
3. تقبل أي نوع من البيانات الكمية أو النوعية .
4. لها القدرة على تخزين المعرفة المكتسبة من خلال الحالات التي يتم تشغيلها على الشبكة .
5. يمكن تطبيقها في العديد من المجلات العلمية المختلفة .

3-16 منظومة الشبكات العصبية الاصطناعيةSystem of ANN

وحدات المعالجة أو العصبونات هي الوحدات التي تقوم بعملية معالجة المعلومات في الشبكة العصبية وهى تشكل المكونات الاساسية التي تتألف منها كل طبقات الشبكة العصبية وتتصل هذه الوحدات بطرق مختلفة بواسطة الوصلات البينية لتعطى الشكل العام أو البنية المعمارية للشبكة العصبية الاصطناعية .

تتبع عناصر المعالجة المتوازنة في إجراء الحسابات المسندة إليها أو معالجة البيانات وهى في ذلك تشبه عمل العقل البشرى وتتألف أي وحدة معالجة أو عصبون من المكونات الاساسية التالية

1/ معاملات الاوزان

يعتبر الوزن هو العنصر الرئيسي في الشبكات العصبية الاصطناعية فهو يمثل الروابط المختلفة التي يتم عبرها نقل البيانات من طبقة إلى أخرى ويعبر الوزن عن القوة النسبية أو الاهمية النسبية لكل مدخل الى عنصر المعالجة وتمثل الاوزان الوسيلة الاساسية لذاكرة الشبكة.

2/ دالة الجمع

إن أول عملية تقوم بها وحدة المعالجة هي حساب مجموع المدخلات الموزونة القادمة إلى الوحدة باستخدام دالة الجمع حيث تقوم هذه دالة بحساب متوسط الأوزان لكل مدخلات وحدة المعالجة ويتم ذلك بضرب كل قيمة مدخلة في وزنها المصاحب ومن ثم إيجاد المجموع لكل حواصل الضرب ويعطى ذلك رياضيا كما يلى :

$$Sj = \sum_{i=1}^{n} \text{xi wij}$$

(9-3)

Sj- ناتج عملية الجمع لكل وحدة معالجة

Xi-القيمة المدخلة القادمة من الوحدة (i)والداخلة الى الوحدة (j).

Wij-الوزن الذى يربط وحدة المعالجة (j)بالوحدة (i)الموجودة في الطبقة السابقة

3/دالة التحويل

إن العملية الثانية في وحدة المعالجة بعد عمل دالة الجمع هو تحويل ناتج الجمع إلى احد القيم التي يفترض أن تكون ضمن نواتج الشبكة المرغوب بها.

وتتم هذه الخطوة باستخدام دالة تسمى بدالة التحويل حيث تقوم هذه الدالة بتحويل ناتج عملية الجمع الموزون في الخطوة الاولى إلى قيمة محصورة في مدى معين يتم ذلك بمقارنة نتيجة الجمع مع قيمة معينة تسمى قيمة العتبة وبرمز لها بالرمز ϕ ليتحدد الناتج ويطبق على المجموع عادة قبل المقارنة ويسمى أحيانا بتابع التحويل وتتوقف مخرجات الشبكة بصورة أساسية على هذا التوزيع .

4/دالة المخرجات

بعد أن تقوم دالة الجمع بعميلة الجمع الموزون للمدخلات ومن ثم دالة التحويل تحول ناتج الجمع الى قيمة محصورة في مدى معين .فقد تكون المخرجات في أغلب الاحيان مساويا لناتج دالة التحويل . ولكن هناك بعض الشبكات تقوم وحدة المعالجة فيها بتعديل نتيجة دالة التحويل ويتم ذلك خلال تنافس وحدات المعالجة المجاورة مع بعضها البعض ويتم التنافس عادة في وحدات المعالجة التي يكون لها تنشيط اكبر هذه المنافسة تحدد وحدة المعالجة التي ستكون نشطة أو التي ستقوم بالإخراج وكذلك تساعد المنافسة في تحديد الوحدات التي سوف تشترك في عملية التعليم والتدريب .

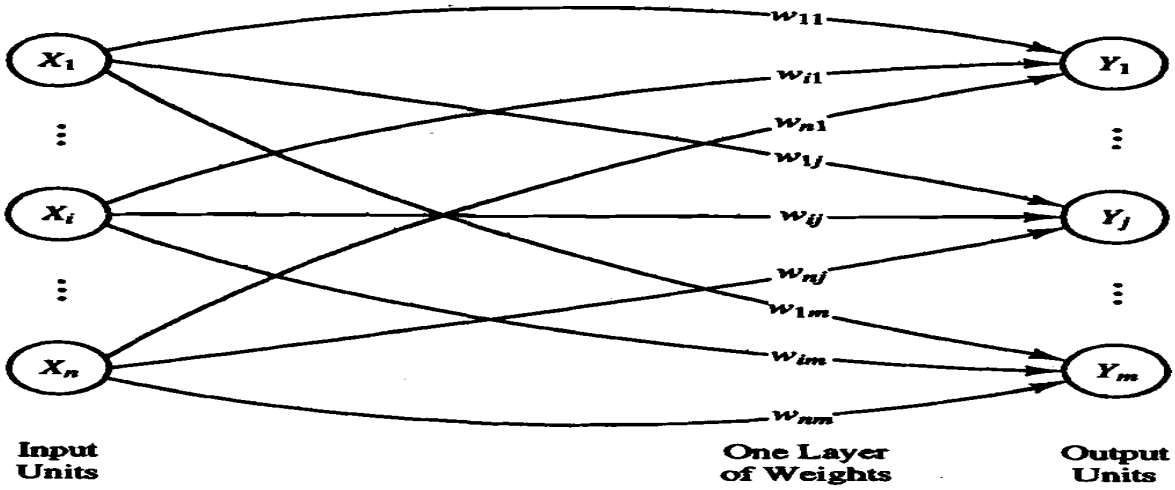
3-17معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية Architecture of ANN

تنقسم الى :

- **شبكات وحيدة الطبقة**

أي انها تحتوى على طبقة وحيدة للمعالجة اما طبقة المدخلات فهي تقوم باستقبال وتمرير المدخلات فقط كما انها تحتوى على رابط واحد فقط .

(3-3) شبكات وحيدة الطبقة

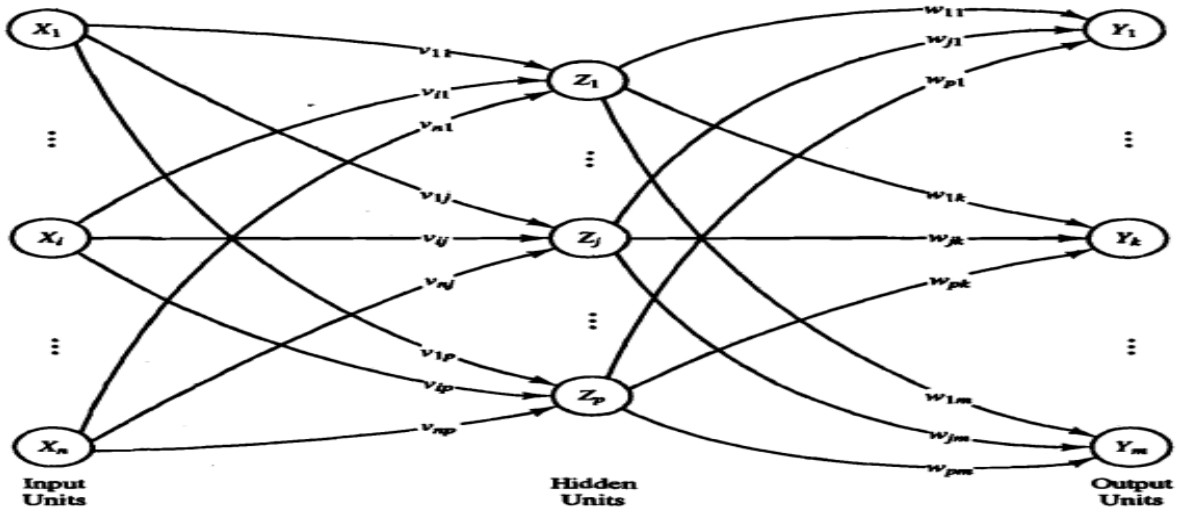


المصدر: مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية (قصي حبيب)

- **شبكة متعددة الطبقات**

تحتوى على اكثر من طبقة للمعالجة وقد تكون بعض الطبقات مخفية ووظيفة هذه الطبقات زيادة قوة الشبكة العصبية وتحسين أدائها وقد تكون الطبقة مكونة من عصبون واحد فقط، الطبقة المخفية تذيد من قدرة الشبكة في معالجة البيانات وعيبها انها تبطئ من عملية المعالجة .

(4-3) شبكة متعددة الطبقات



المصدر: مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية (قصي حبيب)

18-3أنواع الشبكات العصبية والاصطناعية Types of ANN

1/ الشبكات العصبية ذات التغذية الامامية: Feed Forward Neural Networks

وهى الشبكات التي يخلو تركيبها من وجود حلقة مغلقة من الترابطات بين الوحدات المكونة لها وتعد هذه الشبكات من اكثر الشبكات استخداماً حيث تتكون الشبكة من هذا النوع من طبقتين علي الاقل كما تتواجد في كثير من الاحيان طبقات مخفية بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات وتنتقل العمليات الحسابية في اتجاه واحد الي الامام من طبقة المدخلات الي طبقة المخرجات عبر الطبقات المخفية .

2/ الشبكات العصبية ذات التغذية المرتجعة :Feedback Neural Networks

وهى الشبكات التي تجد لمخرجاتها طريقا خلفيا مرة أخرى لتصبح مدخلات لكى تعطى أفضل النتائج الممكنة .

3/ الشبكات العصبية ذات الترابط الذاتي Auto associative neural net works

وهى الشبكات التي تلعب كافة العناصر المكونة لها دورا نموذجيا يتمثل في استقبال المدخلات وبث المخرجات في نفس الوقت .

4/ الشبكات العصبية ذاتية التنظيم Self-organizing neural networks

هي نوعا من انواع الشبكات العصبية الاصطناعية التي تعتمد على مبدا الخرائط ذاتية التنظيم المستخدمة في عملية تصنيف البيانات .

19-3منهجية الشبكات العصبية الاصطناعية Methodology of ANN

منهجية الانتشار العكسي للخطاء Error back propagation approach

إن مفهوم عمل منهجية الانتشار العكسي للخطاء هو يبين البيانات في الشبكة العصبية المقترحة من ناحية (عدد المدخلات وعدد الطبقات المخفية وعقدها) الى ان نحصل على المخرجات ومن ثم تعود عكسيا للحصول على مشتقة الخطاء التي تغير الاوزان وبالتالي يقل الخطاء في الشبكة العصبية وتستمر هذه العملية الى ان تصل الي المعايير المطلوبة والتي تناسب الظاهرة واوزان الشبكة النهائية وهى أمثل اوزان ،تستخدم هذه الاوزان المثلى لحساب التنبؤات لبيانات جديدة لم يسبق للشبكة العصبية ان تدربت عليها إن خوارزمية الانتشار العكسي للخطاء تتمثل بالخطوات التالية :-

1. توليد قيم ابتدائية (اولية) لاوزان الطبقات من احدى التوزيعات الاحصائية .

2. تتسمر الخطوات الاتية بالتنفيذ الى ان تصل الى المعايير المطلوبة والتي تناسب الظاهرة.
3. منهجية المرور الأمامي Forward pass هي حساب قيم مخرجات العقد المخفية لاستخدامها في حساب مخرجات الشبكة العصبية.
4. عملية المرور الخلفي Back pass هي لحساب مشتقات الخطاء من عقد المخرجات والعقد المخفية في تحديث اوزان الطبقات.
5. تحديث اوزان طبقات الشبكة العصبية Updating weightsان تحديث اوزان الطبقات يعتمد على وجود المشتقة للخطاء ومدل التعلم والزخم ومقدار التغير في الوزن السابق.
6. اختيار الشبكة هو أدخال بينات جديدة ولم يسبق ان تدربت عليها الشبكة ومقارنة النتائج مع نتائج البيانات التي تدربت عليها الشبكة.

3-20 العوامل المؤثرة على كفاءة الشبكة العصبية الاصطناعية : Factors affecting in the efficiency of ANN

ان جودة التنبؤات المستقبلية لظاهرة معينة التي يمكن الحصول عليها من الشبكة العصبية تعتمد على مدى كفاءة تدريب الشبكة العصبية على بينات تاريخية لتلك الظاهرة ومن تلك العوامل

- **عامل معدل التعلم**

يعتبر معدل التعلم من العوامل المؤثرة على عملية تحديث الاوزان في الشبكة العصبية حيث معدل التعلم يحدد حجم الخطوة في عملية تعليم الشبكة العصبية ومقدار تغير الوزن.

- **عامل الزخم**

هو من العوامل المهمة الذى يجعل عملية التعلم متزنة ويجعل مقدار التغير في الوزن متزن ومستقر نسبيا .

- **عامل عدد المتجهات في الشبكة العصبية**

ان عدد المتجهات يؤثر على اداء الشبكة بشكل مباشر وذلك لا نه يمثل المتغيرات المستقلة فاذا كان عدد المتجهات مناسبا فان الشبكة العصبية بإمكانها استخلاص انموذج يمثل البينات اما اذا كانت مدخلات الشبكة العصبية على درجة من التعقيد فيجب زيادة عدد المتجهات لكى تتعلم الشبكة على سلوك البيانات .

- **عامل العقد المخفية**

ان عدد العقد المخفية للشبكة العصبية يحدد من قبل المستخدم وللبداء بتدريب الشبكة لابد من إعطاء تقدير اولى لعدد العقد المخفية وان أفضل طريقة في تحديد عدد العقد المخفية في الشبكة العصبية هو اختيار عدد قليل من العقد المخفية عند البدء بتدريب الشبكة العصبية ثم ملاحظة النتائج وبعدها تبدا زيادة العقد المخفية الى ان نصل ال أقل خطاء ممكن وأفضل نتائج في معايير المقارنة وهذا يعتبر العدد الامثل للعقد المخفية.

- **عامل عدد المستويات المخفية**

هو من العوامل المهمة في كفاءة تدريب الشبكة العصبية الى ان نصل الى أقل خطاء ممكن وفى حالة عدم تعلم الشبكة العصبية على اغلب صفات البيانات تتم زيادة مستوى مخفى آخر الى الشبكة العصبية.

3-21 كيفية عمل الشبكة العصبية الاصطناعية How to work ANN

إن مفهوم عمل الشبكة العصبية يعتمد على

- العقد Nodes: هي نقاط الارتباط العصبي بين مستويات الشبكة العصبية.
- المستوى Level: هي مجموعة من العقد التي تستلم المدخلات ولها مخرجات.
- الاوزان Weights: توضح الاوزان مدى قوة الارتباط الارتباط العصبي بين مستويات الشبكة حيث ان كل عقدة لها وزن يربطها مع المستوى اللاحق وتحتوى الشبكة على ثلاث طبقات من الاوزان هي :

1. طبقة أوزان مستوى المدخلات والمستوى المخفي Input to hidden weight
2. طبقة أوزان بين المستويات المخفية hidden weight
3. طبقة أوزان المستوى المخفي ومستوى المخرجات Hidden to output weight

ونجد ان الخلية العصبية الاصطناعية تستقبل عناصر المدخلات ويتم ضرب كل عنصر دخل (Xi)بالوزن الموافق (Wi) والوزن هو عبارة عن متحول يأخذ قيم متغيرة وعندما نضرب به عنصر الدخل نكون بهذه العملية نغير ونعدل من تأثير الدخل على الخلية العصبية الاصطناعية وبعد ان يتم ضرب جميع عناصر الدخل بالأوزان الموافقة لها يتم جمعها في خلية الجمع ومن ثم تنتج المخرجات .

22-3 خوارزميات تعلم الشبكات العصبية الاصطناعية :- Learning Algorithms of ANN

من أهم الاعتبارات في الشبكة العصبية الاصطناعية استخدام خوارزمية التعلم المناسبة وتوجد العديد من خوارزميات التعلم ويعتبر دونالد هيب اول من وضع نظرية التعليم وذلك بتطوير نظام رياضي للتعليم للشبكات العصبية والذي يسمي العليم الهيبياني (Hebbian learning) ويتوقف اختيار الخوارزمية المناسبة على حسب نوع الشبكة ومن اكثر الخوارزميات استخداما :

1/ خوارزمية الانتشار العكسي .

من أكثر خوارزميات التدريب استخداما وتستخدم في تدريب الشبكات العصبية كاملة الارتباط وذات التغذية الاساسية ومتعددة الطبقات وغير الخطية وتعتبر هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ.

ويتم تنفيذ هذه الخوارزمية من خلال مرحلتين رئيستين هما :-

- **مرحلة الانتشار الأمامي :-**

تبدأ هذه المرحلة بعرض الشكل المدخل للشبكة حيث يخصص كل عنصر معالجة من طبقة عناصر الإدخال لاحد مكونات الشعاع الذى يمثل الدخل وتسبب قيم مكونات متجه الدخل تنشيط لوحدات طبقة الادخال ويلى انتشار أمامي لتلك الاستثارة عبر بقية طبقات الشبكة أي تعمل الشبكة بنظام التغذية الامامية ولا يحصل أي تعديل لا وزان الترابطات خلال هذه المرحلة .

- **مرحلة الانتشار العكسي :-**

وهى مرحلة ضبط الاوزان حيث تقارن مخرجات الشبكة أثناء التدريب لمجموعة من الاشكال الصحيحة التي يتم تغذيتها من الخارج ويحسب الفرق بين الاثنين وتستعمل العكسية لضبط الاوزان.

2/خوارزمية التعلم الهيبيانى .

يمكن تلخيص خطوات هذه الخوارزمية في الاتي :-

- الخطوة الأولى وضع القيم الابتدائية .

يتم تحديد أوزان نقاط الاشتباك والعتبات الابتدائية بقيم عشوائية صغيرة ولتكن في الفترة (1.0)وكذلك تحديد قيمة معلمة معدل التعلم وعلمة النسيان

- **الخطوة الثانية التنشيط**

يتم حساب مخرجات العصبون عند التكرار t

- **الخطوة الثالثة التعلم**
- **الخطوة الرابعة التكرار**

يتم إضافة التكرار tبمقدار واحد والرجوع الى الخطوة الثانية .والاستمرار حتى وصول أوزان نقاط الارتباط الى قيم حالة الاستقرار .

3/ خوارزمية التعلم التنافسي .

يمكن تلخيص خوارزمية التعلم التنافسي في الخطوات التالية

- **الخطوة الاولى وضع القيم الابتدائية :**

يتم في هذه الخطوة تحديد الابتدائية لاوزان نقاط الاشتباك ويفضل أن تكون في الفترة (0.1)ويحدد كذلك قيمة موجبة صغيرة لمعدل التعلم

- **الخطوة الثانية التنشيط :**

تنشط الشبكة عن طريق تطبيق متجه المدخلات وايجاد العصبون الفائز (الذى له أفضل تنشيط)عند التكرار t باستخدام معيار أقل مسافة اقليدية .

- **الخطوة الثالثة التعلم :-**

يتم في هذه الخطوة تجديد أوزان نقاط الاشتباك .

- **الخطوة الرابعة التكرار :-**

يتم إضافة واحد للتكرار t والرجوع الى الخطوة الثانية والاستمرار حتى يتحقق معيار أقل مسافة اقليدية أو لا تحدث تغيرات ملحوظة في تحويل النمط .

23-3 استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ:

بفرض وجود سلسلة زمنية تحتوى على المشاهدات $x1,x2,\ldots\ldots xn-1.xn$ والتنبؤ بالقيم المستقبلية للمتغير بمعنى إيجاد القيم $xn+1,xn+2,\ldots\ldots$ وكأن السلسلة محددة بمعنى وجود عدد حقيقي pالذى يدعى البعد المطمور (The Embedding Dimension) والدالة f بحيث تكون $t>p$.

$$X(t)=(xt-1,xt-2,\ldots\ldots,xt-p)$$

$$(10-3)$$

وبالتالي التنبؤ من N قيمة السلسلة زمنية معطاة ولإيجاد قيمة p,f وبفرض أن P معروفة ونرغب في إيجاد f ومن المعروف أن الشبكات العصبية الاصطناعية مكونة من عدد كبير من عناصر بسيطة غير خطية مترابطة فإن هناك ثلاثة أنواع من الوحدات :

1. وحدات الادخال : والتي تهيئ للقيم السابقة في السلسلة الزمنية $x\ t-1,xt-2.\ \ldots,\ xt-p$حيث p تمثل البعد المطمور
2. وحدات مخفية : والتي تستخدم لحفظ التمثيل الداخلي للسلسلة الزمنية .
3. وحدات الإخراج: والتي تعطى مخرجات الشبكة العصبية في حالة وحدة إخراج فقط لإرجاع $x(t)$

التطبيق

بيانات الدراسة

لدينا سلسلة زمنية للاستهلاك السنوي للكهرباء ولاية الخرطوم تم الحصول عليها من وزارة الكهرباء وهي بيانات سنوية للفترة من 1982م حتى 2014م

الجدول (4-1) وصف البيانات

Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Consumption	33	529.16	5261.60	2139.5740	1415.06304

وهي عبارة عن 33 مشاهدة كما يوضح الجدول السابق واعلي وادني استهلاك سنوي ومتوسط استهلاك سنوي وانحراف معياري.

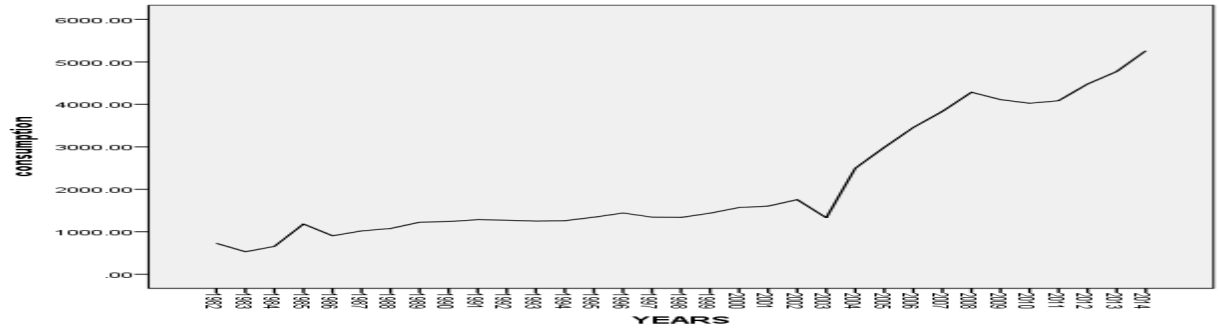
4-1/ تطبيق أسلوب بوكس- جنكنز

المرحلة الاولى : فحص السلسلة الزمنية والتعرف علي النموذج:

وتتمثل أولي خطوات تلك المرحلة في تحديد اتجاهات و مدي سكون السلسلة من عدمه ولمعرفة ذلك يجب فحص التوقيع البياني لسلسة استهلاك الطاقة الكهربية لولاية الخرطوم .

يوضح الشكل (4-1)وجود اتجاه تزايدي للسلسة الزمنية وذلك يدل علي عدم سكون السلسلة وعدم استقرارها

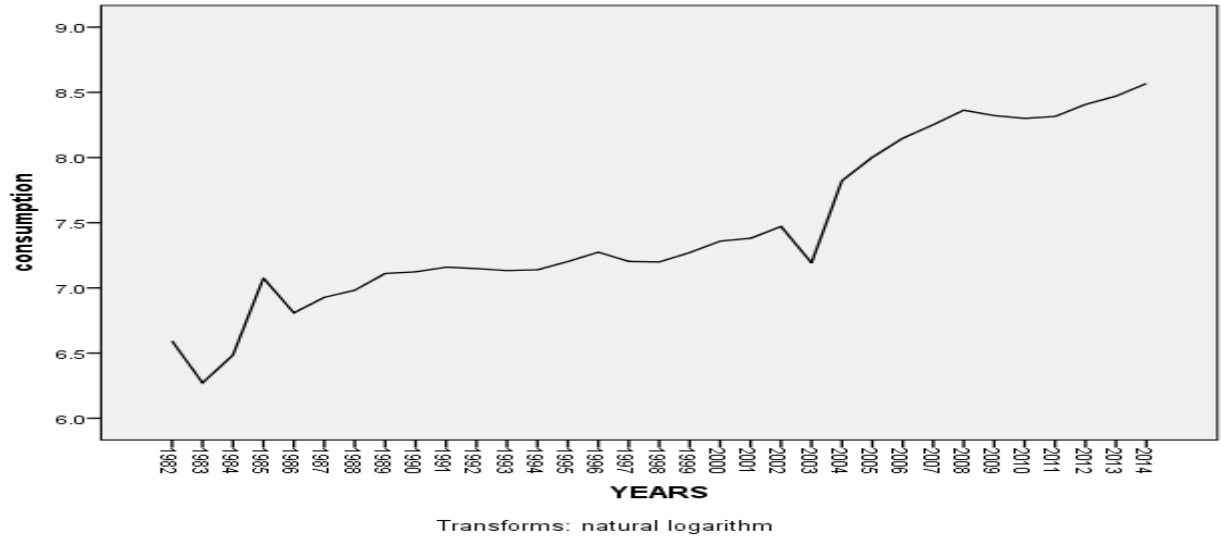
شكل رقم (4-1) السلسلة الزمنية للاستهلاك



المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

لذلك نسعي الى تحويل السلسلة الي مستقرة في كل من المتوسط والتباين بأخذ التحويل اللوغاريتمي بغرض تثبيت التباين كم هو موضح بالشكل (4-2)

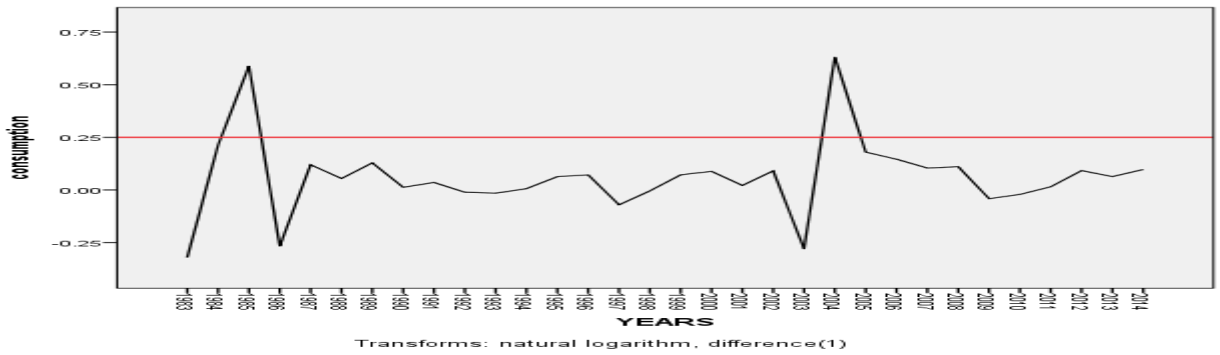
شكل (4-2) السلسلة بعد استخدام التحويل اللوغاريثمي للاستهلاك



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

ويتبين من الشكل (4-2) أن السلسلة ما زالت تعاني من عدم الاستقرار مما يتطلب أخذ فروق من الدرجة الاولي.

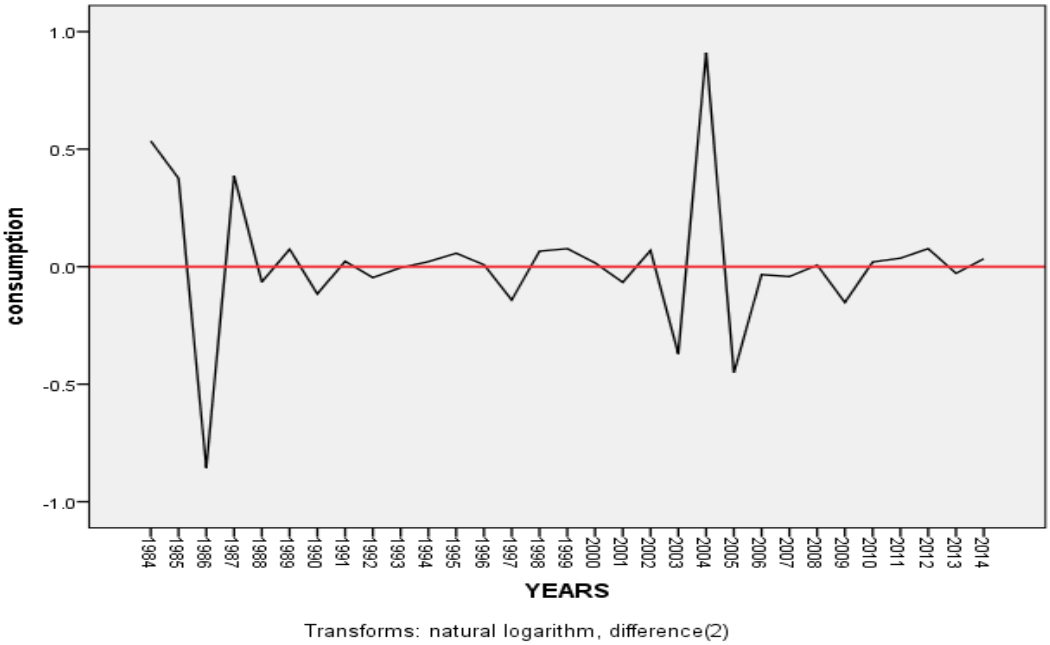
شكل (4-3) سلسلة الفروق من الدرجة الاولي للاستهلاك



المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

ويتضح من الشكل (4-3) أن السلسلة مستقرة قليلا في التباين ولم تستقر في المتوسط مما يتطلب أخذ فروق من الدرجة الثانية.

شكل (4-4) سلسلة الفروق من الدرجة الثانية للاستهلاك



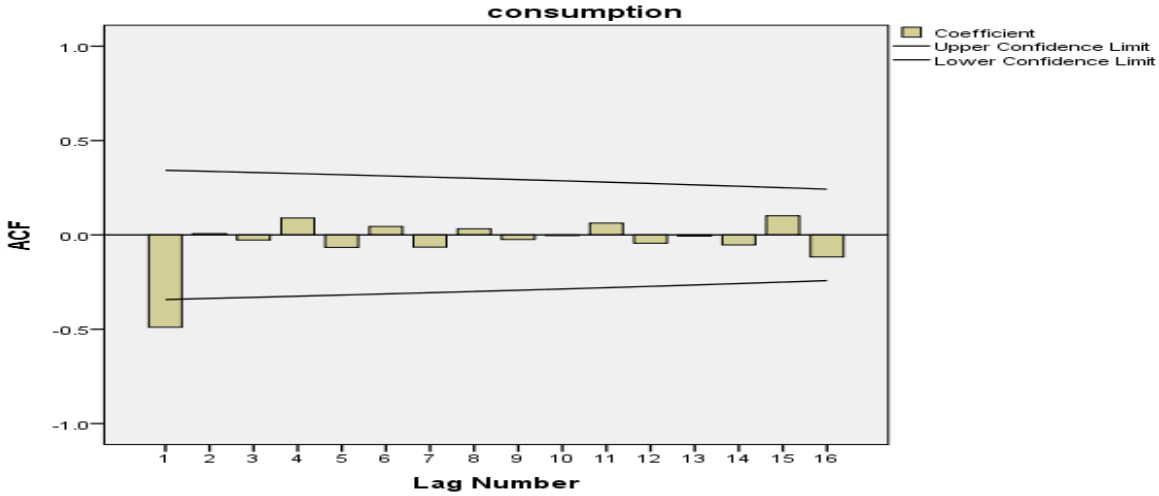
المصدر: إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

ونلاحظ تباين المشاهدات اصبح ثابتا مع الزمن وإن الاتجاه العام قد تلاشي وبذلك اصبحت السلسلة الزمنية مستقرة.

المرحلة الثانية:- مرحلة التقدير

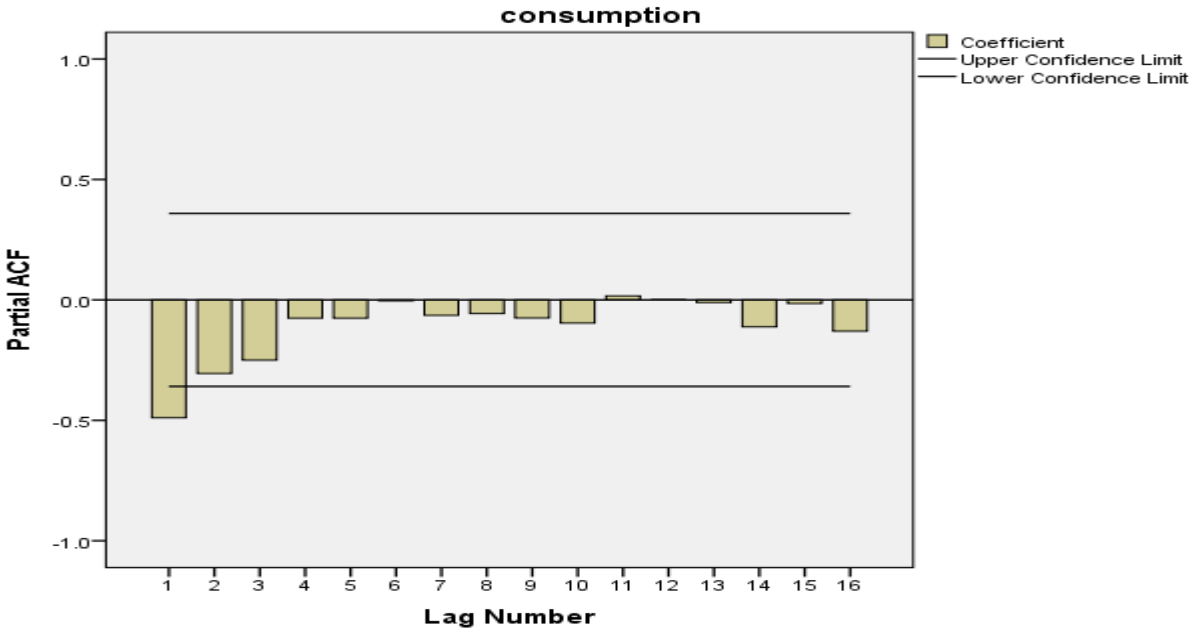
في هذه المرحلة يتم فحص دالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئى PACF لسلسلة الفروق الثانية.

شكل (4-5) دالة الارتباط الذاتي للاستهلاك



المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

شكل (4-6) دالة الارتباط الذاتي الجزئي للاستهلاك



المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

يلاحظ من الشكلين (4-5)و (4-6) ان دالة الارتباط الذاتي تقترب من الصفر تدريجيا عند مستوي معنوية 0.05 ودالة الارتباط الذاتي الجزيى تقترب من الصفر بعد ازاحة مقدارها (1) مما يدل الي وجود سلوك انحدار ذاتي من الدرجة الاولي فيصبح النموذج الملائم لتحليل بيانات سلسلة استهلاك الكهرباء لولاية الخرطوم هو

ARIMA (1.2.0)

المرحلة الثالثة : فحص النموذج والتحقق

وفي هذه المرحلة يتم فحص معالم النموذج المقترح وللتحقق من ملائمة النموذج ARIMA (1.2.0)

جدول رقم (4-2) تقدير معلمات ومعنوية النموذج

	Estimate	SE	T	Sig
Constant	-658.378	9739.626	-.068	**0.947**
AR(1)	-.532	0.159	-3.348	**0.002**
Difference	2			

المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

من الجدول اعلاه نلاحظ معلمة الانحدار الذاتي أقل من 0.05 وهي معنوية وللتحقق من ملائمة النموذج للتنبؤ هناك عدة اختبارات منها:

اختبار السكون

لتحقيق شرط السكون لابد من يتحقق الشرط الذي ينص علي1> Ɵ1 >-1- ومن الجدول اعلاه نجد ان قيمة Ɵ1 تساوي 0.159 لذلك تحقق الشرط وذلك يعني ان النموذج ARIMA (1.2.0) ساكن.

اختبار الانعكاس

لتحقيق الانعكاس نجد ان جميع نماذج الانحدار الذاتي تحقق اختبار الانعكاس .

فحص البواقي

جدول رقم (4-3) اختبار عشوائية البواقي

Number of Runs	Z	Sig
9739.626	-.068	**0.275**

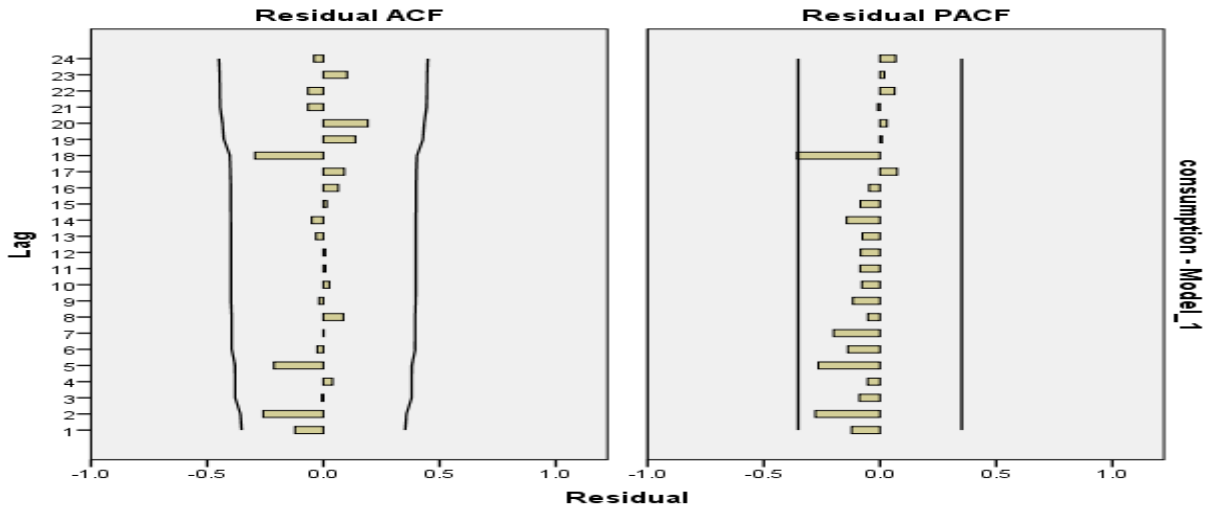
المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

من الجدول (4-3) باستخدام Run test نلاحظ ان الاختبار غير معنوى وهذا يعنى عشوائية البواقي.

اختبار استقلالية البواقي

يتم رسم دوال الارتباط الذاتي للبواقي والرتباط الذاتي الجزئي للبواقي

شكل (4-7) دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج



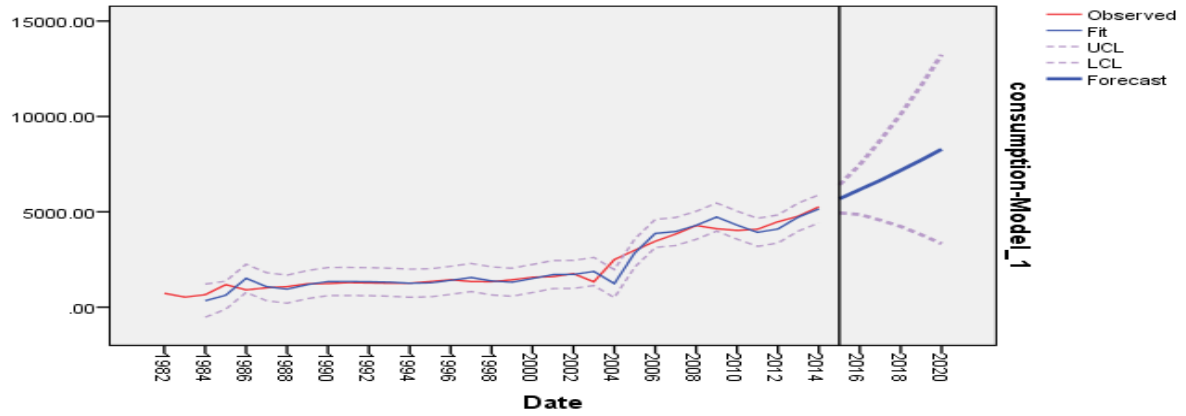
المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

ويتبين من الشكل (4-7) ان أخطأ النموذج تمثل تغيرات عشوائية بحتة وذلك معظم قيم معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للبواقي تقع داخل فترة الثقة 95% او ان البواقي خطاء ابيض.

المرحلة الرابعة : التنبؤ باستخدام النموذج المختار

شكل (4-8) استهلاك الكهرباء بولاية الخرطوم والمتنباء به وحدي الثقة وفق نموذج ARIMA (1.2.0)

للفترة من 1982الى 2020



المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

جدول رقم(4-4) القيم التنبؤية للاستهلاك للكهرباء ولاية الخرطوم (2014-2020)

	حدود الثقة 95%		
السنة	قيم التنبؤ	الحد الادني	الحد الاعلي
2015	5679.50	4943.84	6415.15
2016	6168.56	4861.57	7475.56
2017	6654.55	4563.09	8746.00
2018	7177.43	4231.44	10123.43
2019	7716.48	3803.41	11629.55
2020	8283.23	3324.98	13241.48

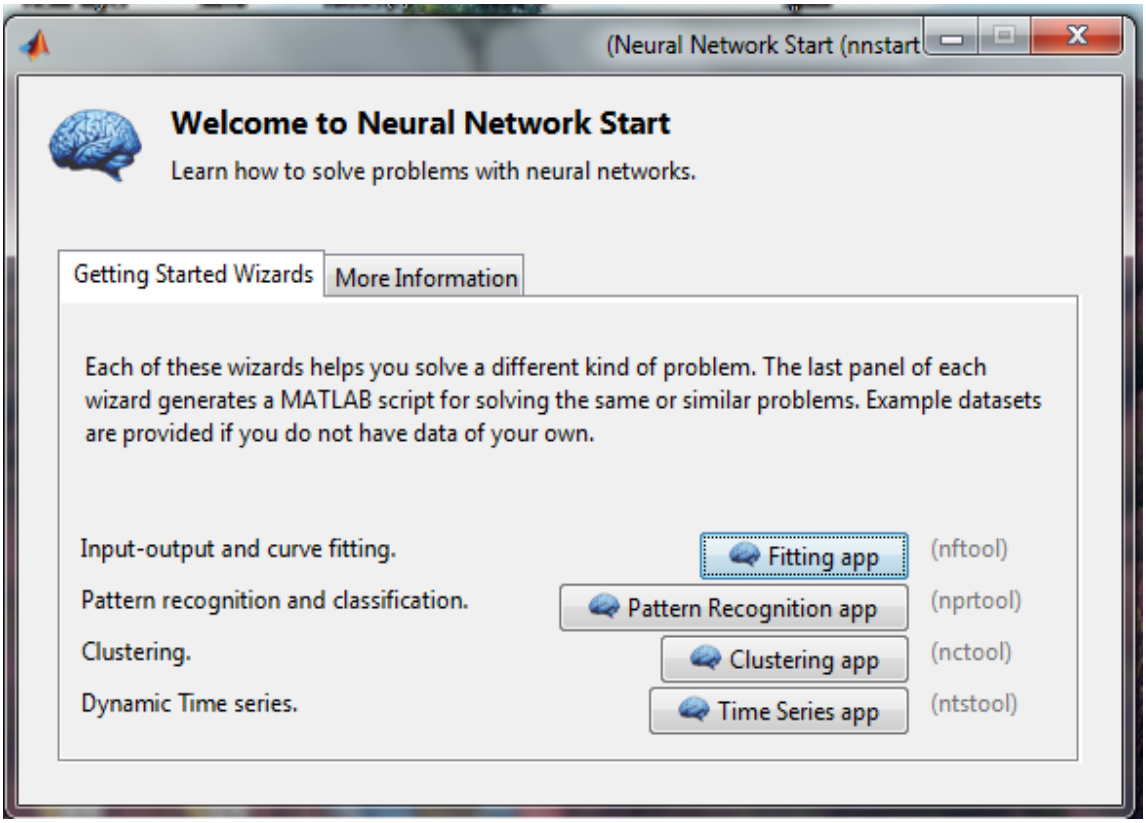
المصدر:إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

4-2 طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية

التنبوء بأسخدام الشبكات العصبية الاصطناعية :

تم الاستعانة ببرنامج MATLAB R2015a لتحليل البيانات الشكل (4-9)

الشكل (4-9) الشبكات العصبية الاصطناعية برامج ما تلاب

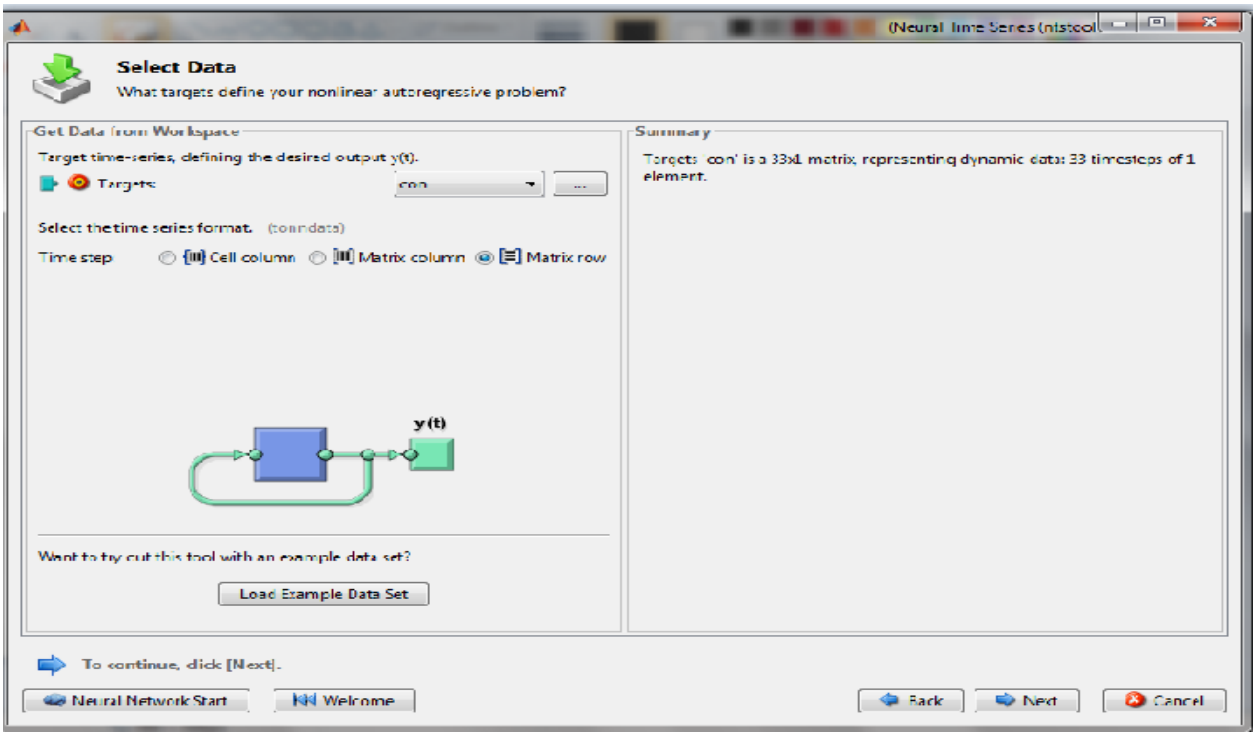


المصدر: برنامج MATLAB R2015a

الخطوة الأولي:-

إختيار سلسلة الاستهلاك السنوي لولاية الخرطوم للفترة من 1982 الي 2014 ويبين الشكل (4-10) الشكل العام للنموذج الذى يحوي المدخلات والطبقات المخفية والمخرجات وهذه الطبقات كاملة الترابط بواسطة الوصلات البينية .

الشكل (4-10) اختيار الشبكة



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

المرحلة الثانية :-

وتم اختيار الشبكة علي اساس انها سلسلة زمنية مفردة،وتم ادخال سلسلة البيانات الزمن كمدخلات والهدف هو التنبوء بالاستهلاك الشهري وذلك كما في الشكل (4-10)

المرحلة الثالثة :-

معالجة البيانات وتقسيم البيانات علي حسب الشكل (4-11)

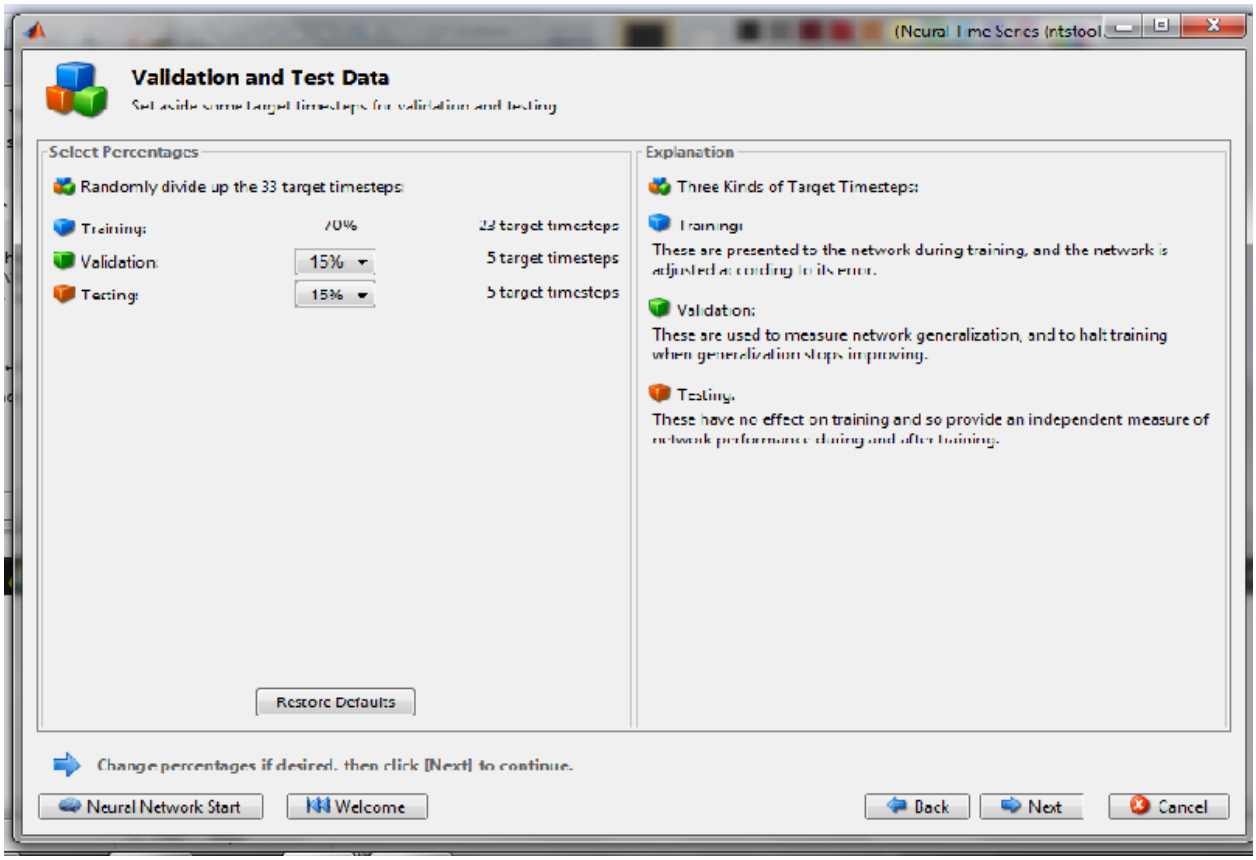
المجموعات هي

استخدام 70%للتدريب اى حوالي 23 مشاهدة من السلسلة الزمنية

استخدام 15%أى حوالى 5 مشاهدة لاجل التحقق

استخدام 15% أى حوالى 5 مشاهدة لاختبار

الشكل (4-11) اختيار المتغيرات في البرنامج



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

المرحلة الرابعة :-

لتحديد النموذج تم اختيار الاتي كم في الشكل (4-12)

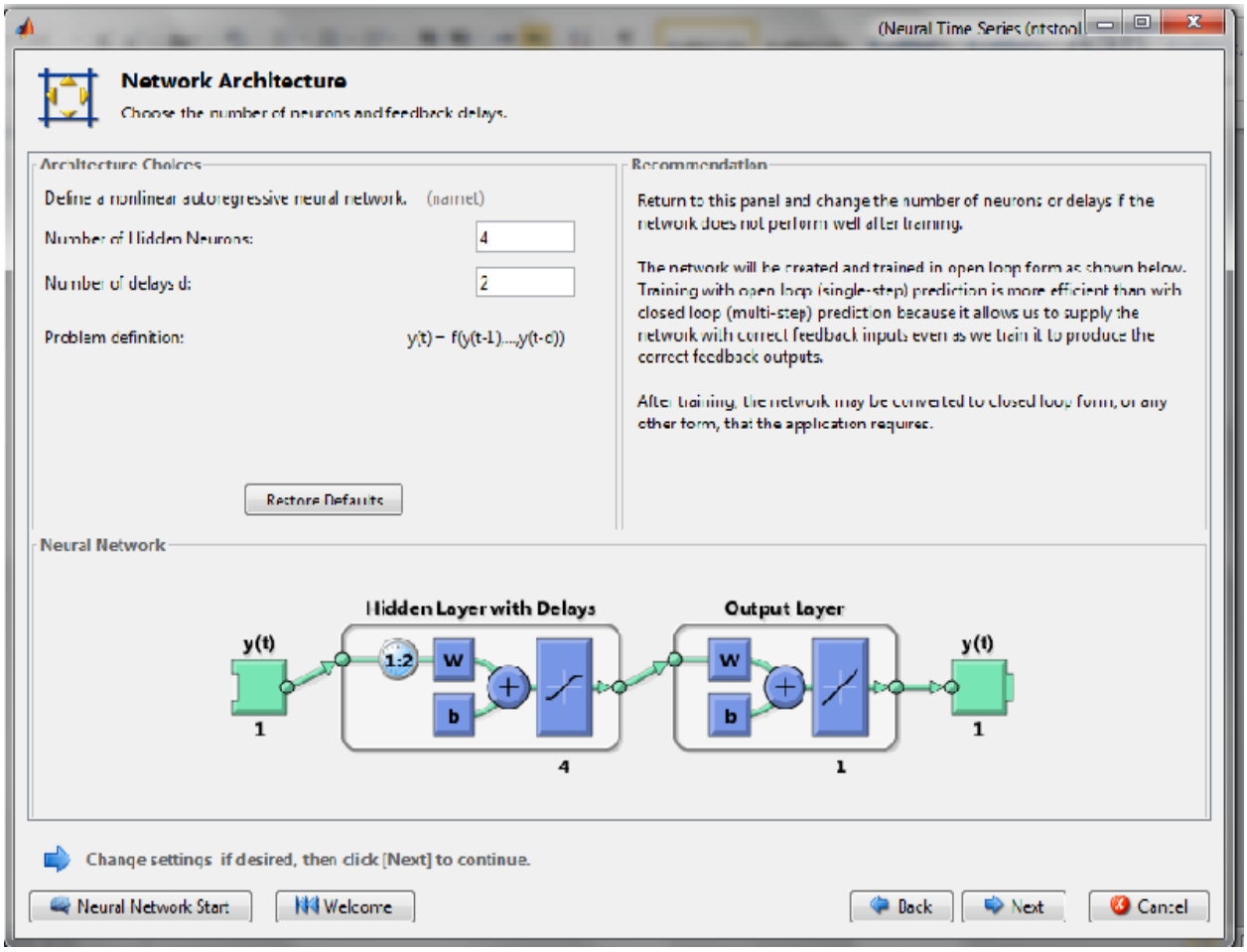
عدد العصبونات للإدخال والذي يساوى عدد المتغيرات المستقلة وهي واحد.

عدد الطبقات المخفية واذي يعتمد علي قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة والتي حددت اليا بطبقة واحدة.

عدد العصبونات المخفية والذي حدد عن طريق التجربة والتى حدد اليا وهى 10 طبقات .

عصبون الإخراج والذي يساوى واحد.

الشكل (4-12) بيان خوارزميات الشبكة العصبية



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

المرحلة الخامسة :-

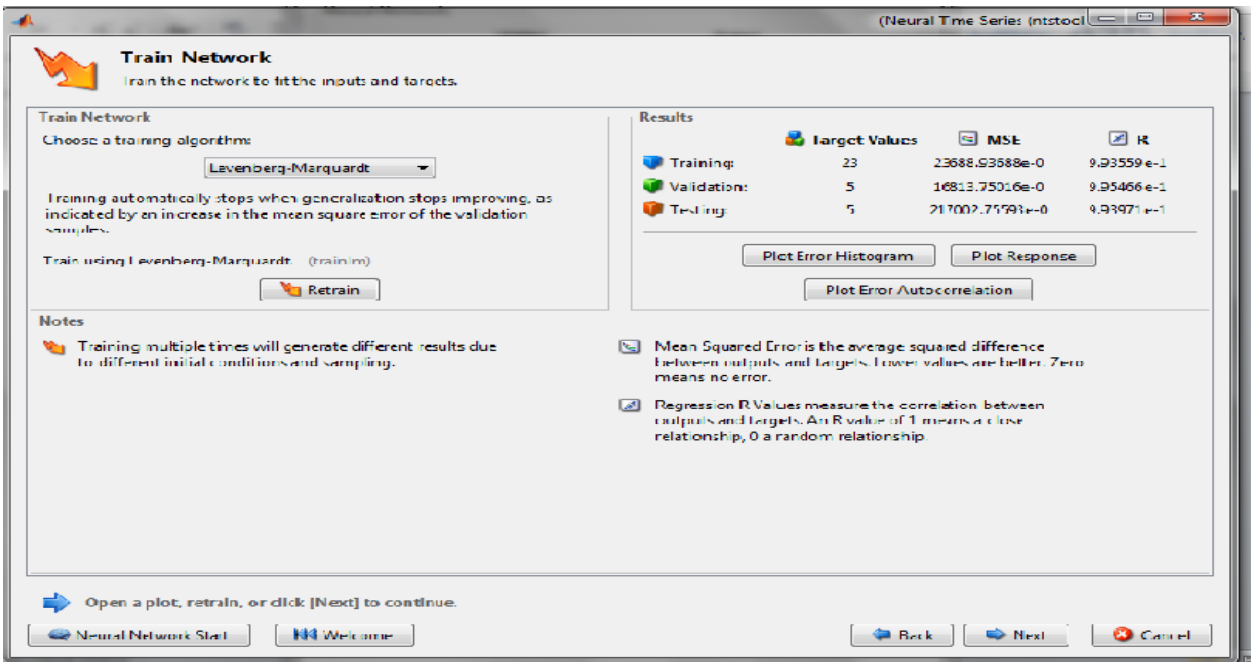
تدريب الشبكة والتنفيذوتضم هذه الخطوة كما يبين الشكل (4-13)

تعليم النموذج وايجاد مجموعة الاوزان بين العصبونات والتي تحدد أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأMSE .

خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ.

التنفيذ حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة التغير في دورة وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات.

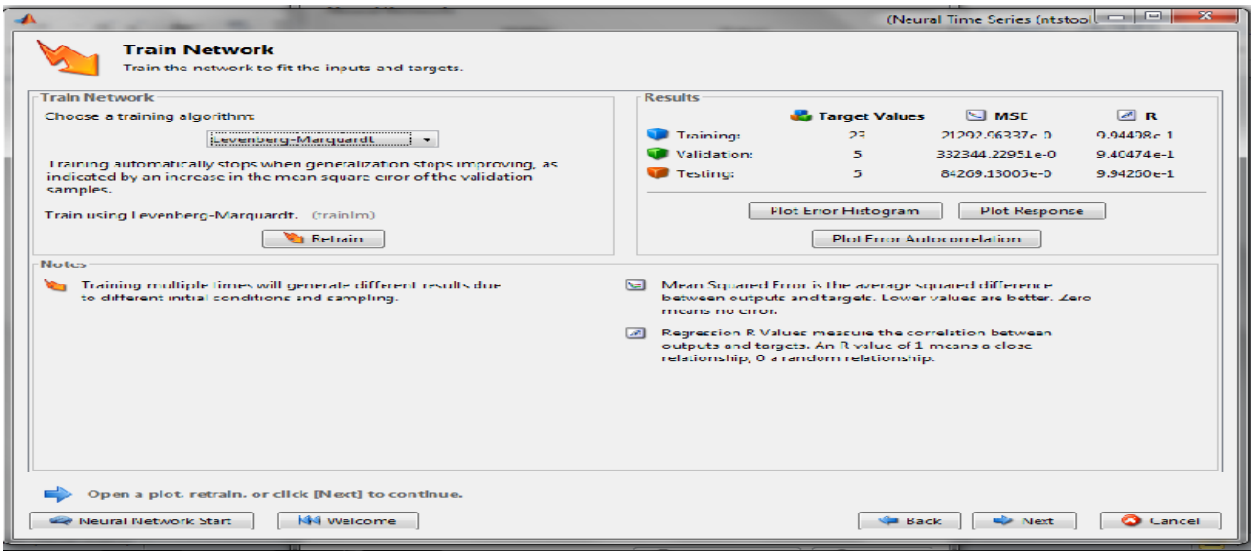
الشكل (4-13) بيان تدريب الشبكة



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

ومن خلال التدريب تتغير الاوزان بشكل متكرر وباستمرار المحاولات تتمكن الشبكة من الحصول علي الاوزان المناسبة والتي تمكننا من الحصول على المخرجات ويمكن اعادة التدريب كما في الشكل(4-14)

الشكل (4-14) بيان لا عادة تدريب الشبكة

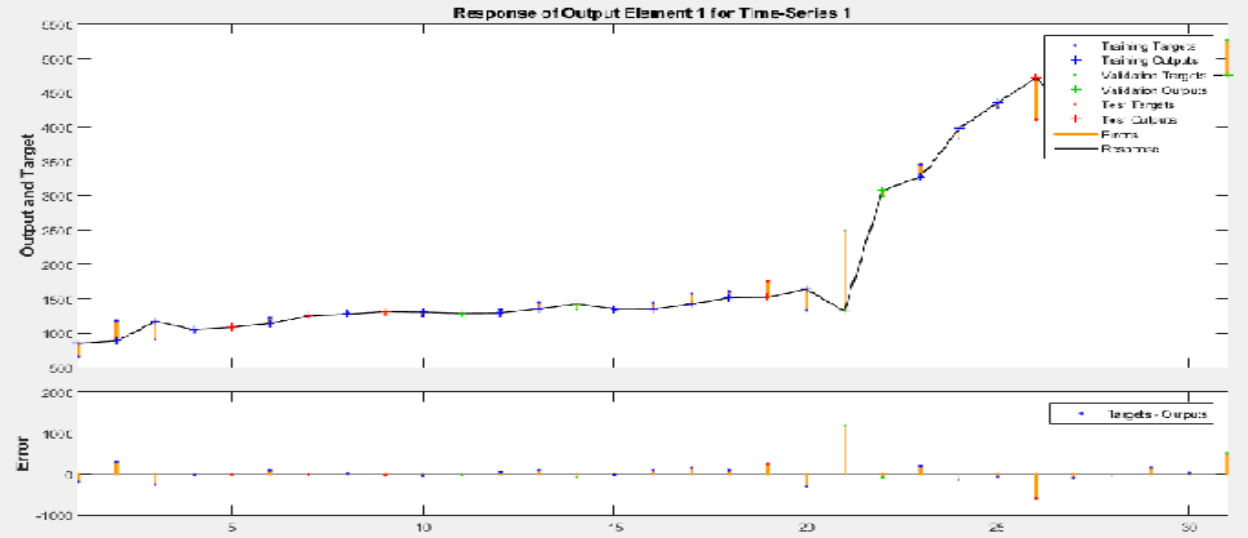


المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

المرحلة السادسة :

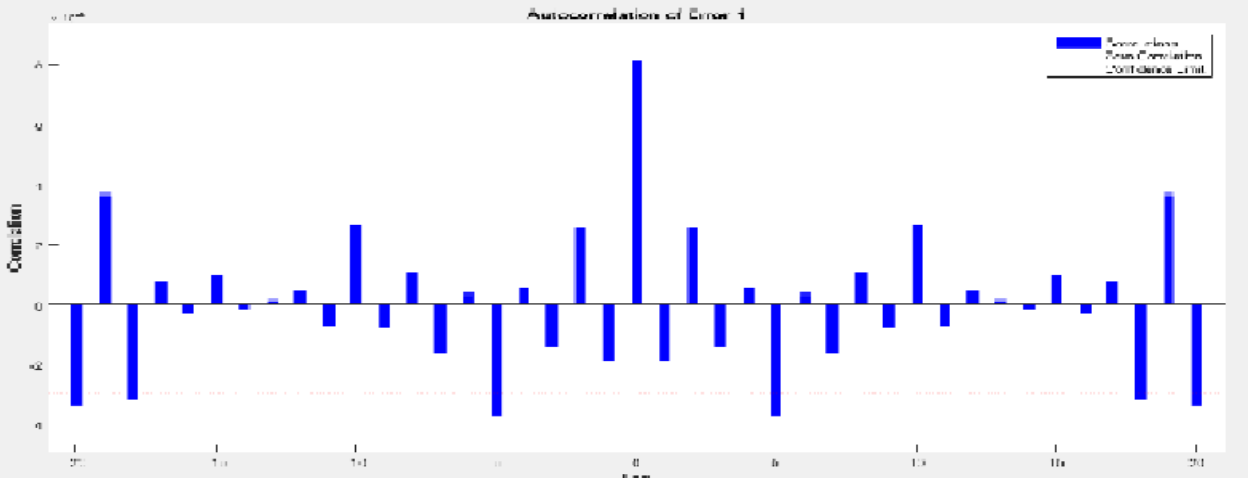
ونجد ان معايير المستخدمة للتقييم قياس أقل قيمة لمتوسط الخطأMSE ويوضح الشكل (4-15) و (4-16) الخطأ بين البيانات والتنبؤات .

الشكل (4-15) دالة الارتباط الذاتي للأخطاء بعد التدريب



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

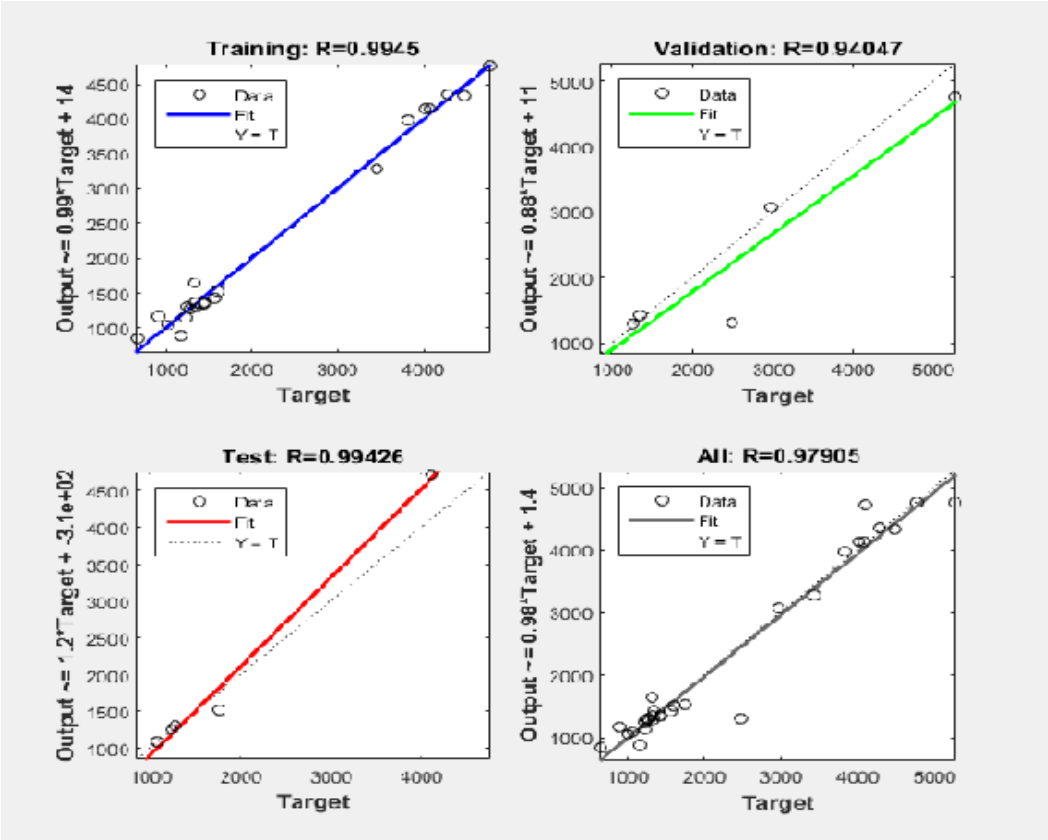
الشكل (4-16) دالة الارتباط الذاتي للأخطاء بعد اعادة التدريب



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

ايضا من المعايير قياس معامل الارتباط R الذي يعكس القيمة المقاسة بين الاهداف والمخرجات ونلاحظ ان العلاقة كانت قوية كما يوضح الشكل (4-16)

الشكل (4-16) معامل الارتباط R



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

جدول رقم(4-5) القيم التنبؤية للاستهلاك للكهرباء ولاية الخرطوم (2014-2020)

السنة	قيم التنبؤ
2015	6460.73
2016	9346.78
2017	5574.54
2018	5277.87
2019	8818.74
2020	9528.22

المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

3-4المقارنة بين تنبؤات الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس- جنكنز

بعد التوصل الي نماذج للتنبؤ بواسطة منهجية بوكس –جنكنز وبالمرور بالمراحل المختلفة (التعرف ،والتقدير ،والفحص ، والتنبؤ) وايضا تم الحصول علي التنبؤات بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية بعد عدة خطوات تحتوي علي (المعالجة ، والتقييم ، والتدريب ، والاختبار ، والفحص ، والتنبؤ).

وبالاستعانة بمعيار متوسط الانحراف المعياري Mean Absolute Deviation ومعيار متوسط مربع الاخطاءMean Square Error ومتوسط مربع الخطأ Root Mean Squared Error(RMSE) ومعيار متوسط نسبة الخطأ المطلق Mean Absolut Error (MAPE) لمقارنة التنبؤات بالجدول

(4- 6) ويشير الي التنبؤات المتحصل عليها من الشبكات العصبية و منهجية بوكس جنكنز ويتضح الاتي :-

أن الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر دقة وكفاءة في التنبؤ عن اسلوب بوكس جنكنز حيث وصلت الشبكات العصبية لمعدل مرتفع وعالي من الدقة

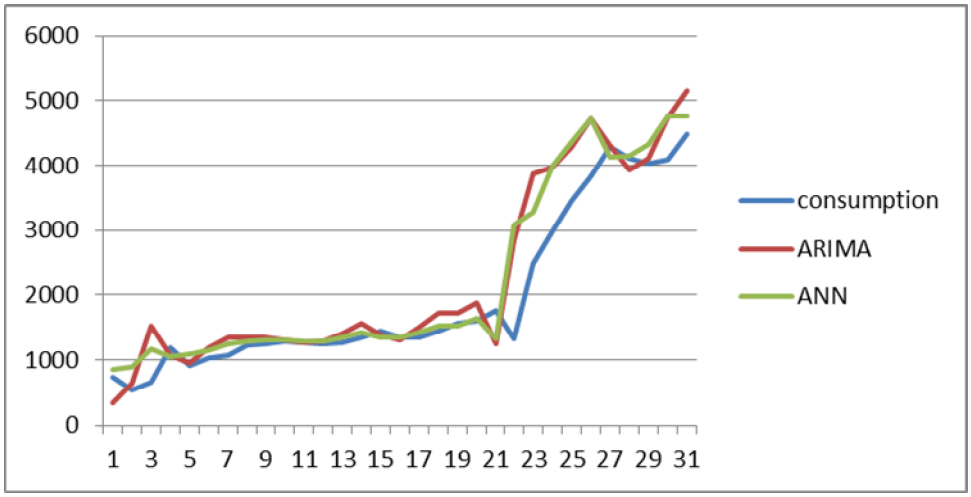
جدول رقم(4-6) المقارنة بين تنبؤات الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس- جنكنز

	ANN	ARIMA (1.2.0)
MAD	362.83	305.62
MSE	294292.50	246571.55
RMSE	542.49	496.56
MAPE	0.22	0.19

المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

نلاحظ من الجدول اعلاه ان المعايير بنسبة للشبكات العصبية منخفضة وهذا يعني ان تنبؤات الشبكات العصبية هي الافضل.

شكل رقم(4-17) المقارنة بين تنبؤات الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس- جنكنز



المصدر :إعداد الباحث من بيانات الشركة السودانية لمبيعات الكهرباء (1982-2014)

5-1 النتائج:-

من خلال الدراسة وتطبيق نموذج Box-Jenkins ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ANN للتنبؤ بالاستهلاك السنوي للكهرباء لولاية الخرطوم فقد توصلت الي الاتي –

- تم اختيار نموذج(1.2.0)ARIMA ملائمة للتنبؤ بالاستهلاك
- نموذج (1.2.0)ARIMA يعطي افضل التنبؤات اذ ان له اصغر قيمة لكل من معيار (MAD) Mean Absolute Deviation ومعيار متوسط مربع الاخطاء Mean Square Error (MSE)متوسط مربع الخطأ Root Mean Squared Error(RMSE) ومعيار متوسط نسبة الخطأ المطلق Mean Absolut Error (MAPE) .
- استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية حيث استخدم 70% من البيانات للتدريب 15% لاجل التحقق من الشبكة 15% كاختبار مستقل .
- تم تدريب الشبكة العصبية حتي تم الوصول الي اقل خطأ ممكن .
- بلغت قيمة معامل الارتباط اكثر من 0.9 وهو ارتباط قوي بين المدخلات والهدف .
- تم تجريب عدد من الشبكات حتي الوصول الي أفضل التنبؤات .

واهم نتائج البحث هي مقارنة التنبؤات باستخدام معيار متوسط الانحراف المعياري(MAD) Mean Absolute Deviationومعيار متوسط مربع الاخطاء(MSE) Mean Square Error ومتوسط مربع الخطأ Root Mean Squared Error(RMSE) ومعيار متوسط نسبة الخطأ المطلق Mean Absolut Error (MAPE) ونتيجة المقارنة هي تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية علي منهجية بوكس جنكنز .

ان استخدام نموذج الشبكات العصبية في التنبؤ ورسم الخطط سواء الطويلة الاجل او قصيرة الاجل له من الاهمية لما يتميز به من سرعة ودقة .

من خلال التطبيق لكل من نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس جنكنز يتبين لنا ان الشبكات العصبية الاصطناعية قد تميزت بان لديها منهجية في عدم الاعتماد علي الخطية في البيانات.

5-2 التوصيات

- تشجيع استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية المختلفة .
- للتنبؤ بفترة مستقبلية يجب النظر الي فترة تاريخية كافية من البيانات للحصول علي نتائج اكثر دقة حيث ان عدد قليل من البيانات يعطي نتائج غير دقيقة .
- اعتماد الجهات التخطيطية اسلوب تحديث النموذج سنويا من خلال اضافة المعلومات السنوية للبيانات الاصلية للاستهلاك.
- التحسب مستقبلا لما سيطرا من زيادة الاستهلاك في الكهرباء .