

الفصل الأول

المقدمة

- 1-1 تمهيد
- 2-1 مشكلة الدراسة
- 3-1 أهمية الدراسة
- 4-1 أهداف الدراسة
- 5-1 فروض الدراسة
- 6-1 منهجية وأدوات الدراسة
- 7-1 مجتمع وحدود الدراسة
- 8-1 الدراسات السابقة
- 9-1 هيكلية الدراسة

الفصل الأول

المقدمة

1-1 تمهيد:

يعد أسلوب تحليل السلاسل الزمنية Time Series Analysis Technique من الأساليب الإحصائية الجديرة بالاهتمام، والتي تطورت كثيراً . وأصبح بالإمكان استخدامها لغرض التوقع مع مراعاة العرض والطلب على خدمة أو سلعة ما. ويعتمد هذا الأسلوب على تتبع الظاهرة (أو المتغير) على مدى زمني معين (عدة سنوات مثلاً)، ثم يتوقع للمستقبل بناءً على القيم المختلفة التي ظهرت في السلسلة مع مراعاة للنمط العام للسلسلة الارتفاع والانخفاض الذي يحدث لقيم السلسلة المتصلة .

فالتنبؤ بمستقبل الخدمة التعليمية فهو محاولة للتوقع لمستقبل العرض والطلب على التعليم، أو جزء منه، والمعتمد على النمو في قيمة المتغير في الماضي والحاضر. ويصنف أسلوب تحليل السلاسل الزمنية من الأدوات الهامة التي ينبغي أن يتسلح بها محلل السياسة التعليمية. غير أن التوقع للمستقبل ليس مبنياً على أساس علاقات سببية، أي لا يهتم بتأثير قيمة المتغير ببقية المتغيرات، بل يركز على متغير واحد، يتابع قيمته على مدى زمني معين، ليتوقع قيمه في المستقبل. وينظر للسلسلة الزمنية على أنها تعبير عن أو إدراك Realization للعملية العشوائية Stochastic Process التي أسهمت في بناء قيم السلسلة.

إن تلخيص جزء كبيراً من مواردها للتعليم، انطلاقاً من مبدأ أن أهم مورد طبيعي للشعب هو ناشئته. ومن المؤكد أنه بدون تنبؤ بمستقبل التعليم والتخطيط له، فإن الموارد المخصصة تكون عرضة للهدر. كما أن أهميته تصبح مضاعفة في الدول التي يترتب عليها التوسع في تقديم الخدمة التعليمية كما لمقابلة الطلب المتزايد الناتج من النمو السكاني المتزايد. جملة القول أن التنبؤ بمستقبل التعليم يعد مدخلاً للتخطيط التربوي وصنع السياسات التعليمية. وأن السودان يتمتع بمعدل نمو سكاني مرتفع ولا يتوقع له أن ينخفض في المستقبل، وحيث إن السياسة التعليمية فيه جادة في تعميم التعليم، فإنه يتوقع استمرار الزيادة في الطلب، مما يحتم ضرورة التخطيط لكيفية تلبية ذلك الطلب مع عدم إغفال مهمة الارتفاع بمستوى جودة الخدمة التعليمية. لذا كان لابد من التنبؤ بأعداد التلاميذ للسنوات القادمة ومن هنا تأتي المشكلة.

1-2 مشكلة الدراسة:

تأتي مشكلة الدراسة من أن هنالك نقص ملحوظ في الدراسات التي حاولت التنبؤ بمستقبل الخدمة التعليمية على مستوى السودان، كما أن الدراسات المحدودة التي أجريت اعتمدت على أساليب بسيطة، مبنية على حساب المتوسطات والتنبؤ على أساسها، متجاهلة التقدم في الأساليب الإحصائية المصممة لغرض التوقع للمستقبل، مما يقلل من درجة الثقة في نتائج تلك الدراسات. ومن الملاحظ إن المهتمين بمستقبل التعليم لم يلتفتوا لاستخدام أسلوب تحليل السلاسل، على الرغم من أن متغيرات التعليم السودانية

تتميز بالتوسع الكمي المطرد وإدخال سياسات تحسينية متكررة. وهذا يعني إمكانية تطبيق أسلوب السلاسل والخروج منه بنتائج مفيدة عن مستقبل. وتعتبر عددية تلاميذ للصف الأول من الأمور الهامة أثناء وضع الخطط التعليمية ، لما لها من أهمية في اتخاذ القرارات الخاصة بتوفير الإمكانيات اللازمة للعملية التعليمية من المعلمين، والفصول الدراسية المناسبة لعدد التلاميذ ، كما أن أعداد تلاميذ المرحلة في السنوات التالية يعتمد على هذا العدد.

3-1 أهمية الدراسة .:

تكمن أهمية البحث في الحاجة للتنبؤ لعدم معرفتنا بالمستقبل مما يؤدي لارتفاع درجة المخاطر في القرارات. ولتقليل المخاطر نعلم علي تحليل سير الظاهرة في الماضي والحاضر لتحديد ملامح المستقبل مما يرفع درجة الثقة في اتخاذ القرار وذلك باستنتاج نموذج قياسي يستخدم لأعداد التلاميذ المتوقع انتسابهم للصف الأول في كل عام ، كما تكمن أهمية البحث في الحاجة لتوليد سلاسل زمنية بأسلوب المحاكاة وباستخدام نماذج (ARIMA) للتنبؤ لعدم معرفتنا بالمستقبل وعدم توفر البيانات بالصورة الدقيقة الكاملة . مما يبين مدى كفاءة الأسلوبين بوكس -جنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية الأصلية و المعدلة، وذلك باستخدام البيانات الخطية وغير الخطية ومن ثم التنبؤ بأعداد التلاميذ حتى 2025م. ونظراً للضعف العمق التحليلي للدراسات التي أجريت، فقد طمحت الدراسة في لقراءة أرقام الماضي والحاضر وتحليلها لاستنباط أرقام المستقبل ورسم تصور لسياسة القبول على إثرها. ومن هذا المنطلق فان الدراسة تعين في وضع السياسات لتقديم خدمة تعليمية تحقق مواصفات الجودة المطلوبة.

4-1 أهداف الدراسة.:

1-تهدف الدراسة وبشكل رئيس إلى دراسة بعض نماذج التنبؤات المستقبلية ثم مقارنة الطريقتين منهجية بوكس -جنكينز (Box- Jenkins Methods) مع الطريقة الشبكة العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks مقارنة بالبيانات الأصلية والمعدلة و تطبيقاتها علي التنبؤ للتعرف علي كفاءة كل من أسلوبين.

2-هدفت الدراسة بشكل رئيسي إلى توليد سلاسل زمنية باستخدام أسلوب المحاكاة بناءً علي نماذج التنبؤات المستقبلية نماذج بوكس -جنكينز ثم مقارنة أسلوبين باستخدام البيانات المعدلة.

3-توظيف نموذج تنبؤ قادر علي ان يحاكي أي سلسلة سواء كانت خطية او شبه خطية.

4- وضع نموذج قياسي للتنبؤ بأعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي.

5-1 فروض الدراسة .:

1- يفترض الباحث أن أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية المعدل يعطي نتائج أقرب إلى القيم الواقعية من أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية التقليدية و منهجية بوكس وجنكينز المعدل.

2- يتم تحديد مدخلات الشبكة من خلال ازالة السلسلة بدرجة نموذج الانحدار الذاتي في نموذج بوكس - جنكينز (ARIMA) ويعوض عن درجة الفروق بإزاحة السلسلة بدرجة الفرق .

3- لا توجد فرق معنوية بين نتائج منهجية بوكس وجنكينز والشبكات العصبية للبيانات الاصلية .
4-تعتبر نماذج الشبكات العصبية المعدلة الأكثر دقة من بوكس -جنكينز المعدلة في التعامل مع البيانات غير الخطية.

5- أن الشبكات العصبية لا تفترض طول للسلسلة بينما تحدد منهجية بوكس وجنكينز لسلسلة لا تقل عن (50) مفردة

6-لا يؤثر زيادة العقد أو الطبقات في الطبقة الخفية عن العدد الانسب علي مخرجات الشبكة.

6-1 منهجية وأدوات الدراسة:.

اعتماد الدراسة في الجانب النظري على المراجع التي تناولت منهجية بوكس - وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية في تحليل السلاسل الزمنية، و الجانب التطبيقي باستخدام المنهج التحليلي الاحصائي المتقدم في تحليل البيانات فضلاً علي اعتماد المحاكاة لتوليد بيانات السلسلة من خلال برنامج (Matlab) وتلخيصها بطرق إحصائية وأشكال بيانية واستخراج المقياس الوصفية من أجل معرفة طبيعة التغيرات التي تؤثر علي السلسلة ، للوصول لأفضل نموذج رياضي للتنبؤ بالفترات اللاحق. أما الأدوات المستخدمة للتحليل برنامج (Spss(20، E- Views، Matlab).

7-1 مجتمع وحدود الدراسة:.

ينحصر المجتمع في بيانات سلسلة تلاميذ الصف الأول أساس تم الحصول عليها من إدارة التخطيط والاحصاء بوزارة التربية والتعليم، فضلاً عن توليد سبع سلاسل زمنية باستخدام المحاكاة.
الحدود المكانية: جمهورية السودان ممثلة في ولاية الخرطوم والحدود الزمنية: (2015-1965)

8-1 الدراسات السابقة:.

سنقوم بعرض ابرز البحوث والدراسات المقدمة في مجال بحثنا والتي تتعلق تحليل السلاسل الزمنية المتمثل في نماذج بوكس -جنكينز ونماذج الشبكات الاصطناعية العصبية.
مروان عبد الحميد عاشور(2014) دراسة دكتوراه احصاء جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا تناولت الشبكات الاصطناعية المحسنة و نماذج بوكس - وجنكينز في تحليل السلاسل الزمنية لبيانات النفط الخام للمملكة العربية السعودية، برهنت النتائج كفاءة اسلوب الشبكات العصبية في معالجة النماذج "السلاسل" شبه الخطية وغير الخطية وعجز نماذج بوكس-جنكينز في معالجة تلك الحالات ، بالرغم من تطبيق "فرض" منهجية بوكس-جنكينز عليها .برهنت النتائج كفاءة وفاعلية الكبيرة أسلوب بوكس-جنكينز في معالجة نماذج الانحدار الذاتي التامة (perfect)وعندما يتوزع الخطأ توزيعاً طبيعياً بمتوسط يساوي صفر وتباين يساوي واحد $[N \sim (0,1)]$ وأيضاً في نماذج الأوساط المتحركة والنماذج المختلطة (ARIMA)والنماذج الموسمية، وعدم كفاءتها في حالة توليخ البيانات وعندما تكون قيمة معلمة الانحدار الذاتي (Φ) تساوي (0.5) او اقل .خلصت تجارب المحاكاة بعدم تأثير زيادة عدد العقد عن العدد الانسب للعقد في الطبقة المخفية على نتائج مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية .اعتماد أسلوب

الشبكات المعدل بشكل خاص والشبكات التقليدية بشكل عام كبديل عن طرائق السلاسل الزمنية الخطية وشبه خطية وغير الخطية والطرائق اللامعلمية ونماذج الانحدار , عجز نماذج بوكس-جنكينز في معالجة النماذج شبه الخطية .اعتماد الشبكات في معالجة نماذج السلاسل الزمنية ذات الانماط المختلفة والمتنوعة التي لا يتوزع فيها الخطأ وفقاً للتوزيع الطبيعي اذ لا تشرط ذلك ويمكن ان يتوزع الخطأ فيها وفقاً لأي توزيع بينما تفترض نماذج بوكس-جنكينز ان يتوزع الخطأ فيها توزيعاً طبيعياً ، خلصت نتائج مرحلة ما بعد العينة (Post sample) الى كفاءة ومثانة قيم تنبؤات الاسلوب المعدل للشبكات "الاسلوب المقترح " فضلاً عن عدم حساسيتها .ان ما يميز هذه الاطروحة هو دراسة جودة وكفاءة وسلوكية الشبكات في مختلف نماذج السلاسل .

محمد جلال عبد الله جبارة (2012) دراسة دكتوراه احصاء جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا تناولت نماذج بوكس - جنكينز و الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ لمنسوب النيل الأزرق في محطة ود مدني و معرفة مدى تأثير التغيرات التي تطرأ علي السلاسل ودرجة العشوائية واللاخطية في البيانات ومن أهم النتائج هي تأثير أداء الأسلوبين بنمط البيانات المدخلة. وتم بناء نماذج بوكس و جنكينز باستخدام النموذج $ARIMA(1,1,0)$ بناء علي نتائج دالتي الارتباط الذاتي و الذاتي الجزئي وقد تم التأكد من هذا النموذج جيد ويعطي تنبؤات دقيقة وقريبة من الواقع من خلال حساب الإحصائية Q التي اتضح عدم معنويتها . و استخدام شبكة البيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) والتي تكونت بنيته المعمارية من ثلاث طبقات (مدخلات، خفية و مخرجات) واستخدمت الدالة اللوجستية كدالة تحفيز في الطبقة الخفية وفي طبقة المخرجات واستخدام لتدريب هذه الشبكات خوارزمية الانتشار السريع واتضح أن الشبكة الناتجة جيدة أعطت تنبؤات دقيقة وقريبة من الواقع . و نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية تتأثر بشكل مباشر بحجم البيانات المتاحة (طول السلسلة) و فكلما ما ارتفعت درجة التعلم في الشبكة زادت كفاءة نماذج الشبكات في التنبؤ ، ودرجة التغيرات في السلسلة وخاصة العشوائية يؤثر تأثيراً مباشراً علي النتائج المتحصل عليها من الأسلوبين فكلما زادت حدة التغيرات قلت كفاءة بوكس- جنكينز مقارنة بالشبكات .

فاطمة إبراهيم محمد(2012) دراسة دكتوراه احصاء جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا تناولت تحليل السلاسل الزمنية باتجاهين الذي يمثله نماذج بوكس - جنكينز والثاني نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بتصاريح الأنهار التي تغذي خزان الرصيرص. وتوصلت الي أن أفضل نموذج للتنبؤ هو أسلوب بوكس - جنكينز $ARIMA(2و1و0)$.وتعد شبكة البيرسبترون والتي تكونت بنيته المعمارية من ثلاث طبقات (مدخلات ، خفية و مخرجات) إن البنية المعمارية (1-10-2) أفضل نماذج الشبكات العصبية. ونتائج الأسلوبين تأثرت بعدم سكون السلسلة ولكن بوكس - جنكينز اظهر كفاءة أفضل من أسلوب الشبكات لوجود عديد من المشاكل والصعوبات التي تواجه الشبكات في مجال التحليل. مثلاً عدم وجود طرق واضحة لبناء النماذج و طرق إحصائية لحساب المعنوية عند التطبيق

الإحصائي ولا توجد قواعد ثابتة لتحديد نوعية المدخلات بل تخضع للتجربي. ويظهر التنبؤ للأعوام القادمة باستخدام بوكس - جنكينز وجود تناقض في كمية المياه خلال الأعوام الأولى من فترة التنبؤ ثم تصبح شبه ثابتة في بقية الفترة أما التنبؤ بالشبكات تظهر في بداية الفترة تبدو متذبذبة وتصبح شبه ثابتة أي لا يوجد تزايد واضح في السنوات القادمة.

قصي عصام حميد الزبيدي (2012) دراسة دكتوراه احصاء تناولت السلاسل الزمنية والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤات المستقبلية لمستوى التضخم في العراق .و يهدف البحث إلى معرفة نسبة التغير في تضخم الأسعار والتبوء بها لأخذها بالحسبان عند وضع الخطط المستقبلية . توصلت الدراسة الي أن طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر مرونة وأعلى كفاءة في التحليل والتنبؤ لهذه الظاهرة.

عماد يعقوب حامد (2009) دراسة دكتوراه احصاء جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا تناولت هذه الدراسة استخدام نماذج بوكس -جنكينز ونماذج الشبكات العصبية للتنبؤ في السلاسل الزمنية الاقتصادية وتم التطبيق على بيانات القطاع الزراعي ممثلة في السلاسل الزمنية السنوية لمحاصيل الذرة والفول السوداني والقمح للفترة الزمنية (1965-2000) وهدفت الدراسة لإبراز العلاقة ما بين الأساليب المستخدمة للتنبؤ في السلاسل الزمنية ودقة التنبؤات المتحصل عليها ، ومدى تأثير التغيرات التي تطرأ على السلاسل الزمنية ودرجة العشوائية واللاخطية في البيانات على أداء هذه الأساليب.

أسماء محمد عبد الرحمن (2009) التنبؤ بأعداد الطلاب المسجلين في الفرقة الثانية لقسم الإحصاء بكلية الاقتصاد في السنوات القادمة باستخدام أساليب تحليل السلاسل الزمنية. هدفت الدراسة لتحليل السلسلة الخاصة بأعداد الطلاب المسجلين بقسم الإحصاء وذلك للتنبؤ بأعداد الذين سيقدمون للقسم في السنوات القادمة , ولتحقيق هذا الهدف استخدام أسلوبين في تحليل السلاسل الزمنية (الأسلوب التقليدي) فالأسلوب الحديث متمثل في (بوكس - جنكينز) ومن خلال النتائج تبين أن الطريقة التقليدية أفضل من الحديثة لقدرة الأولى علي إعطاء تنبؤات أقرب نسبيا إلي الواقع, إلا أنه يمكن تبرير هذه النتيجة بأن طول السلسلة محل الدراسة وهو أقل من العدد الذي افترضه بوكس -جنكينز (50) لبناء نموذج جيد , كذلك أن المعلمة المقدره لنموذج (1.2.1) ARIMA قريبة من حدود معامل الانعكاس وهذا قد يسبب مشاكل في التحليل.

عزه حازم زكي (2008) الشبكات الاصطناعية العصبية (Artificial Neural Networks) في التنبؤ بالسلاسل الزمنية ذات السلوك الآسي. إذ استخدمت خوارزمية لغرض التحليل والتنبؤ واستخدم أسلوب التمهيد الآسي الذي تمت مقارنته بأسلوب الشبكات الاصطناعية العصبية في التنبؤ للقيم المستقبلية. اثبت النتائج أن أسلوب الشبكات كفاءته في التحليل والتنبؤ وأعطى أقل قيمة لمتوسط مربعات الخطأ (MSE) مما جعلها تتفوق على الطريقة الاعتيادية.تعد شبكة Elman الاصطناعية من أفضل الشبكات التي تستخدم في التمهيد الآسي.

بسام يونس إبراهيم (2005) ورقة منشورة في مجلة العلوم والتقانة الصادرة من جامعة السودان للعلوم

والتكنولوجيا تناولت أحد نماذج بوكس-جنكينز للسلاسل الزمنية للمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة في ولاية الخرطوم للفترة (1991-2001). ومن خلال تقدير معاملات الارتباط الذاتي والجزئي تبين أن السلسلة الزمنية لدرجات الحرارة غير ساكنة كما أنها تتضمن تأثير عنصر الموسمية حيث اتضح أن السلسلة تعيد نفسها كل (12) شهراً، ولجعل السلسلة ساكنة تم أخذ الفروق الأولى لها كما أنه لغرض التخلص من تأثير الموسمية تم أخذ الفروق من الدرجة (12)، ومن خلال إعادة تقدير معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي تبين أن النموذج الملائم هو النموذج الموسمي المضاعف $ARIM(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$. وقد تم التأكد من أن النموذج جيد ويعطي تنبؤات وقريبة من الواقع من خلال حساب الإحصائية Q التي اتضح عدم معنويتها.

(Time series forecasting with neural networks) **Fen gun , etal (1995)** قام بدراسة

وقد اهتمت الدراسة بالتنبؤ في السلاسل الزمنية لأسواق الأسهم المالية باستخدام الشبكات العصبية. حيث تناولت أهمية تحديد الاتجاه العام والأنماط في البيانات المالية في عالم التجارة وذلك من أجل دعم عملية صنع القرار وعادة ما يتم هذا التحديد بوسائل إحصائية وهذه الوسائل المستخدمة في التنبؤات الاقتصادية معظمها خطية وربما تفشل في التنبؤ بنقاط الالتفاف في الدورات الاقتصادية وذلك لأنه في كثير من الحالات تكون البيانات غير خطية. واشتملت خطة.

هذه الدراسة على ثلاث مراحل: 1-التحري من أنماط المدخلات للشبكة 2. - تحديد عدد العصبونات في الطبقات الخفية 3. - معمارية الشبكة المستخدمة للتنبؤ. علاقة الدراسة بالدراسات السابقة:

إن الدراسات التي ذكرت (حسب اطلاع الباحث) اهتمت بالتنبؤ بالسلاسل الزمنية بعضها باستخدام منهجية بوكس-جنكينز (Box-Jenkins) والبعض الآخر بأسلوب الشبكات الاصطناعية العصبية (Artificial Neural Networks) والمقارن بين الأسلوبين مهتمين بالبحث في زيادة العقد أو عدد الطبقات في الطبقة الخفية في الشبكات. وهي تشترك مع هذه الدراسة في التنبؤ باستخدام الأسلوبين بوكس-جنكينز و الشبكات العصبية الاصطناعية لإيجاد نموذج لسلسلة لاستخدامها للتنبؤ. ولكن ما يميز هذه الدراسة عن سابقتها هو أنها تستخدم سبع سلاسل مولدة بالمحاكاة تتبع نماذج انحدار ذاتي ومتوسطات متحركة ومختلطة و نماذج موسمية واخري شبة أو غير خطية لتعرف علي سلوكهم في منهجية بوكس و جنكينز و نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية ولمعرفة مدى كفاءة كل من الاسلوبين للسلاسل المعدلة (المولدة) وللتقييم تم استخدام المعايير الاحصائية (RMSE) و (MAPE). كما أن معظم هذه الدراسات انحصرت في القطاع الاقتصادي والزراعي أي علي السلاسل الزمنية المالية بينما هذه الدراسة علي سلاسل زمنية للتعليم (أعداد تلاميذ الصف الاول أساس بوزارة التربية والتعليم ولاية الخرطوم) لعمل نموذج للتنبؤ بأعداد التلاميذ الذي يتم قبولهم كل عام, باستخدام الاسلوبين في السلاسل المولدة والاصلية والمقارنة بينها ولمعرفة مدى أفضلية الاسلوبين.

9-1 هيكلية الدراسة:

لتوضيح مضمون هذه الدراسة نشير إلي أنها قسمت إلي خمسة فصول تشتمل علي:
الفصل الأول: يتضمن المقدمة وتشمل مشكلة، أهمية، هدف، فروض، منهج، حدود وهيكل الدراسة بالإضافة للدراسات السابق.

الفصل الثاني: يتضمن الجانب النظري. تناول أساسيات السلاسل الزمنية ومنهجية بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية و المحاكاة .

الفصل الثالث: تضمن الجانب التجريبي تم فيه اسلوب المحاكاة لتوليد سبع سلاسل زمنية ولمعرفة مدى كفاءة كل من منهجية بوكس -جنكينز والشبكات العصبية ا للسلاسل المعدلة.

الفصل الرابع : يتضمن الجانب التطبيقي حيث تم تطبيق منهجية بوكس -جنكينز والشبكات العصبية للبيانات الاصلية لسلسلة تلاميذ الصف الاول أساس بولاية الخرطوم والمقارنة مع المعدلة (المولدة).

الفصل الخامس: النتائج والتوصيات .

المصادر والملاحق.

الفصل الثاني الإطار النظري

- 1-2 مفاهيم وأساسيات تحليل السلاسل الزمنية
- 2-2 منهجية بوكس وجنكينز
- 3-2 نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية
- 4-2 اسلوب المحاكاة

الإطار النظري

2-1-1 مفاهيم وأساسيات تحليل السلاسل الزمنية:

2-1-1-1 تمهيد:-

أن إحدى المهام الأساسية للعلوم الإحصائية هي قراءة المستقبل وهي من الأمور البالغة الأهمية في مختلف ميادين الحياة وإن الزمن هو المؤشر الواضح في الحياة، وإن الحياة تقسم عادة إلى ثلاث مراحل الماضي Past الذي يمثل المواعظ والعبر، والحاضر Present الذي يمثل الزمن الذي نعيشه الآن بكل تفاصيله، أما المستقبل Future الذي يمثل الحلم والأمل. وقد أولى موضوع تحليل السلاسل الزمنية أهمية كبيرة لكل مرحلة من هذه المراحل، حتى أصبح هناك علم خاص لدراسة كل مرحلة. فهنا كموضوع التمهيد Smoothing مع الماضي والترشيح Filtering مع الحاضر والتكهن Forecasting مع المستقبل. لذا يعد تحليل السلاسل من المواضيع المهمة التي تتناول سلوك الظواهر وتفسيرها عبر فترات زمنية (يومية، أسبوعية، فصلية...)¹.

ومن هنا فتحليل السلاسل يستخدم للحصول على وصف دقيق للسلسلة وبناء نموذج لتفسير سلوكها واستخدام النتائج لغرض التنبؤ بمستقبلها، فضلاً عن التحكم في العملية التي تتولد منها السلسلة)².

سيتم في هذا الفصل المنهجية النظرية للبحث حيث نتطرق إلى بعض التعاريف والمفاهيم الأساسية للسلسلة بصورة عامة وعرض بناء نماذج السلاسل وانوعها، من ثم توضيح ما شهدته تقنية تحليل السلاسل، مثل سائر التقنيات الحديثة من تطور سريع، إذ تم التوسع في اعتماد النماذج المختلطة Mixed Models، نماذج انحدار ذاتي ووسط متحرك (ARMA). ويعتمد هذا التحليل لسلاسل علي الخوارزميات التي رسمها (بوكس وجنكينز 1976). وقد تزايد الاهتمام بموضوع التنبؤ خلال السنوات الأخيرة وظهرت أساليب حديثة منها الشبكات العصبية ANN التقليدية من ثم المعدلة باستخدام المحاكاة وعليه سوف تتم مقارنة بين الأسلوبين.

2-1-1-2 تعارف ومفاهيم السلاسل الزمنية: (Definition & Concept of Time series)

تعددت تعريفات السلاسل الزمنية بحسب الغرض من الدراسة وطبيعة التخصص ومن أبرزها: قرف بأنها مجموعة من المشاهدات لظاهرة معينة وتعرف رياضياً بأنها متتابعة من المتغيرات العشوائية معرفة ضمن فضاء الاحتمالية متعددة المتغيرات وتتكون من متغيرين إحداها توضيحي وهو متغير الزمن (المتغير المستقل) والآخر متغير الاستجابة وهو قيمة الظاهرة المدروسة (المتغير التابع) أي تكتب Y (دالة في T)³. ويمكن التعبير عنها رياضياً $y = f(t)$ أما إذا كنت هنالك عوامل أخرى (توضيحية) إلى جانب الزمن تؤثر في الظاهرة y نستخدم العلاقة $Y=f(t,x_1,x_2,...,x_n)$ ويمكن تمثيل السلسلة في شكل بياني)⁴. فهي بذلك عبارة عن سجل تاريخي يتم بناءً عليه التوقعات المستقبلية أي هي عبارة عن مشاهدات يتم تسجيلها خلال الفترة

1- الطائي* فاضل و إسماعيل< زينة (العام 2009). نماذج الأنماط المتماثلة المضطربة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية مع التطبيق، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد (16)

2- زكي، عزة (العام 2008). استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ للسلاسل الزمنية ذات السلوك الاسمي، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد (13)

³ الحسنية، محمد (ب ت) استخدام السلاسل الزمنية في دعم القرارات الإدارية، جامعة دمشق، كلية الاقتصاد، ماجستير إدارة الأعمال

4 النعمي، سالم (1426 هـ . 2005م) الإحصاء التطبيقي علي الحاسوب، النشر والتوزيع عمان الأردن، الطبعة الأولى

حسب تواريخ متتالية عادة ما تكون متساوية الطول وإذ يمكن التنبؤ بالقيم المستقبلية بشكل مضبوط باستخدام نموذج ثابت لا يحتوي على المتغير العشوائي (et) يقال عنها (Deterministic) ولكن أكثر السلاسل الزمنية تمتاز بالتصادف (Stochastic) أي أن قيمها المستقبلية لها توزيع احتمالي ويتم حسابها باستخدام نموذج عشوائي يحتوي على المتغير العشوائي (et)⁵. وتعرف السلسلة بأنها مجموع من المشاهدات لقيم ظاهرة ما تكون مأخوذة في فترات زمنية محددة (قد تكون متساوية أو غير متساوية بين المشاهدات والتي تليها). فإذا كانت متساوية يعبر عنها (Zt1,Zt2.....Ztn) عند فترات زمنية (t1,t2,...,tn) وان n عدد القيم المشاهدة ويمكن تمثيل السلسلة الإحصائية كالآتي:⁶

$$Z_t = f(t) + at \quad t=0 \pm 1 \pm 2 \pm \dots$$

f(t) : يمثل الجزء المنتظم الذي يعبر عنه بدالة رياضية: at تمثل الجزء العشوائي (التشويش). ويمكن أن تكون السلسلة الزمنية من النوع المحدد (Deterministic) ومثال على ذلك:

$$Z_t = \cos 2\pi f(t) \quad t=0 \pm 1 \pm 2 \pm \dots$$

أي لا تحتوي على الجزء العشوائي وفي هذا النوع من السلسلة يمكن تحديد السلوك المستقبلي لها و قد تكون دورية (Periodic) ويمكن تمثيلها بالصيغة ال دورية (Periodic) ويمكن تمثيلها بالصيغة:

$$Z_t = Z_{t+s} \quad t=0 \pm 1 \pm 2 \pm \dots$$

حيث S هي دورة السلسلة فإذا كانت متساوية، فإنه يمكن تمثيلها بالشكل: $X_t = (X_1, X_2, \dots, X_T)$ وهو ما سنعتمده في بحثنا هذا، أما حالة عدم تساوي الأوقات فتقع خارج إطار بحثنا ، في بعض السلاسل يمكن مشاهدة قيم المتغير في كل لحظة من الزمن ويطلق عليها السلسلة المستمرة (Continuous Time Series). وإذا كانت القيم المستقبلية محددة بالضبط بدالة رياضية $Z_t = \cos(2\pi f_t)$ ستدعى بالمحددة.⁷

إن السلسلة الزمنية يمكن عدّها سلسلة من القيم المتحققة للعملية العشوائية (Stochastic Process)، أي أن قيمتها في فترة زمنية معينة Yt هي قيمة متحققة للمتغير العشوائي Yt وبدالة كثافة احتمالية P(Yt) وإن أي مجموعة من قيم السلسلة الزمنية ولتكن (Yt1, Yt2, , Ytr) لها دالة كثافة احتمالية مشتركة P(Yt1, Ytr, , Ytr) ومن خلال التعريفات السابقة يمكن القول أن السلسلة هي مجموعة من المشاهدات عن ظاهرة ما دونت خلال فترات زمنية متتالية، بحيث لها بعدين الزمن على المحور الأفقي و قيم الظاهر على المحور الرأسي فإذا أظهرت السلسلة اتجاهها معين خلال فترة زمنية ممتدة فإننا نتوقع حدوث ذلك في المستقبل وإن استمرار الطابع الخاص في المستقبل يعتبر أساساً معقولاً للتنبؤ⁸. تأخذ السلسلة في شكلها البسيط التالية⁹.

$$y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t \rightarrow (2-1) \quad \text{الزمنية} \quad \text{2-1-3 الغرض من دراسة السلاسل}$$

5 البداري ، عبد الحميد(ب ت) الإحصاء للعلوم الإدارية والتطبيقية ، دار الشروق، عمان، الطبعة الأولى ،

6 الزويبي ، عبّيد (13 نوفمبر 2007) طريقة مقترحة لتشخيص نماذج السلاسل الزمنية، المؤتمرة الإحصائي العربي الأول، عمان - الأردن

7 منصور، عوض ،عزام طيبة (1العام 2000) مبادئ الإحصاء ،دار صفاء للنشر و التوزيع ، عمان ،ط

8 الطائي ، فاضل (2007)، التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحولات مع التطبيق ، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد(17) عند خاص بوقائع المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات - الإحصاء والمعلوماتية

9 عوض ، عدنان و عزام صفيد (2002م) طرق الإحصاء بالحاسوب ، الطبعة الثانية عمان منشورات، جامعة القدس

(Purpose of time series study)

- 1- إنشاء نموذج لتفسير وشرح سلوك السلسلة بدلالة متغيرات أخرى.
- 2- الحصول على وصف دقيق للملامح الخاصة بالعملية التي تتولد منها السلاسل عن طريق تمثيلها بيانياً إذ يتضح من الرسم اتجاه التزايد أو التناقص أو الثبات مع تغيير الزمن.
- 3- الحصول على وصف دقيق للسلسلة الزمنية وإنشاء نموذج رياضي للمشاهدات .
- 4- التنبؤ عن القيم المستقبلية للظاهرة العشوائية وهو الهدف الأساسي من دراسة السلاسل حيث يتم استخدام النماذج التي في التنبؤ بسلوك السلسلة في المستقبل اعتماداً على معلومات الماضي¹⁰.

4-1-2 مراحل تحليل السلاسل الزمنية (Steps of time series Analysis):

- لبناء نموذج رياضي للتنبؤ في السلاسل الزمنية لابد من إتباع الخطوات التالية :
- أولاً: التعريف أو تحديد النموذج :** (Model identification) هنا يتم وصف بيانات السلسلة باستخدام الرسم البياني لمعرفة الحالة العامة للبيانات من ثم اختيار عدد من النماذج الأولية باستخدام بعض المقاييس الإحصائية للتعرف على النماذج التي تلائم السلسلة محل الدراسة.
- ثانياً: تقدير النموذج (Model Estimation)** وهنا يتم تقدير معاملات النماذج التي تم ترشيحها.
- ثالثاً: اختيار النموذج (Diagnostic check)** بعد التقدير يتم فحص النماذج باختبار الفحص على البواقي المقدره ويتم اعتماد النموذج الذي اجتاز الاختبارات لاستخدامه في المرحلة القادمة.
- رابعاً: التنبؤ: (Forecasting)** يستخدم النموذج الذي اجتاز كل المراحل السابقة في توليد التنبؤات المستقبلية للسلسلة و حساب أخطاء التنبؤ كلما استجبت قيمة جديدة ومن أجل مراقبة صلاحية النموذج¹¹.

5-1-2 مكونات السلسلة الزمنية: Components of time series:

- تتكون السلسلة من أربعة مكونات تؤثر على مشاهدات السلسلة سوف نتناول باختصار .:
- 1- **الاتجاه العام General Trend** يقصد به ميل الظاهرة نحو الزيادة أو النقصان خلال فترة طويلة من الزمن
 - 2- **التغيرات الموسمية Seasonal Variations**: وهي تغيرات تحدث للظاهرة خلال السنة بسبب اختلاف طبيعة مواسم السنة نفسها.
 - 3- **التغيرات الدورية Cyclical Variations**: وهي تغيرات تحدث للسلسلة كل عدة سنوات بحيث تكرر السلسلة نفسها على فترات دورية منتظمة. مثل (دورات النمو والانكماش في الاقتصاد العالمي).
 - 4- **التغيرات العشوائية Variations Random**: هي التي تحدث بصفة غير منتظمة وبسبب عوامل فجائية مثل (الزلازل، الفيضانات، الحرائق و إفلاس البنوك)¹²، عند التحليل إن التغيرات غير المنتظمة لتحركات السلسلة لأعلى وأسفل بعد استبعاد التغيرات الأخرى لا يمكن التنبؤ بها لعدم انتظامها وللفترة الزمنية الصغيرة

¹⁰ اجوري ، مل وأخرون(1423هـ - 2002م)، مقدمة في الإحصاء ، دار الميسرة للنشر والتوزيع ، الطبعة الأولى ، ص 203

12 عبد السميع احمد(4029هـ- 2008م) ، مبادئ الإحصاء، دار البداية ، الطبعة الأولى

13 كافونس، جورج و ملير ، دون (1424هـ - 2004)، الإحصاء التجاريين مدخل حديث ، تعريب سلطان محمد عبد المجيد ومحمد توفيق البلغيني، دار المريخ، الرياض المملكة العربية السعودية

¹² الساير ، حبيب (2002م)، مبادئ الإحصاء التطبيقي ، مكان النشر امرمان ، الناشر جامعة امرمان الاسلامية ص 168

التي تحدث فيها. ويسهل تأثيرها عند دراسة العناصر الأخرى وتسمى بالمتغيرات المتبقية لأنها تضم ما تبقى من العوامل التي لم يشار إليها.

ملحوظة : عند دراسة أحد العوامل الأربعة يفضل استبعاد تأثير الأخرى ، ومن أشهر طرق استبعاد أثر احد العوامل، طريقة الفروق Method of differencing حيث يمكن استبعاد الأثر الموسمي حتى يمكن دراسة الاتجاه العام بدقة لذا فإن الاستقلال يفيد في السلسلة من الناحيتين الوصفية والتحليلية ويمكن استخدامه في أغراض التنبؤ . ويعتبر رسم شكل بياني من أولى خطوات التحليل ، من خلالها يتم التعرف علي أن للسلسلة اتجاه عام أم لا، موجب أم سالب ، والتعرف على القيم الشاذة وكذلك التأثير الموسمي و للتحقق من وجود ظاهرة الموسمية يتم بإجراء اختبار كا² وفي حالة وجوده لابد من تقديره. وبعد أن يتم تقدير الاتجاه العام والتأثير الموسمي باعتبارهما العاملين الأكثر تأثيرا يمكن إجراء التنبؤ¹³.

6-1-2 نماذج تحليل السلسلة الزمنية: Time series Analysis Models:

أولاً: النموذج الجمعي: additive model يفترض النموذج أن العوامل الأربعة مستقلة عن بعضها وفي حالة غياب أحدهما يعبر عنه بصفر وهو يفرض أن مجموعة مركبات السلسلة عند أي لحظة زمنية يساوي قيمة المشاهدة عند ذلك الزمن ، لاستخدام هذا النموذج لابد من التأكد بأن كل المتغيرات يعبر عنها بقيمة عددية لست كنسبة. والمعادلة هي:

$$Y_t = T_t + S_t + C_t + U_t \rightarrow (2 - 3)$$

ثانياً: النموذج الضربي: Multiplicative model يفرض النموذج حاصل ضرب المركبات أي أن $Y_t = T_t * S_t * C_t * U_t$ ويستعمل هذا النموذج عندما تكون المركبات معطاة. و يمكن تحويله إلى جمعي بأخذ \log أو \ln ، ولاستخدام هذا النموذج لابد من التأكد بأن الاتجاه العام يعبر عنه بقيمة عددية بينما الأخرى كنسبة وفي حالة عدم وجود أحدهما يتم التعبير عنه بواحد صحيح.

ثالثاً: النموذج المزيج : هناك بعض الحالات تكون المركبات مستقلة عن بعضها وفي نفس الوقت تكون فيه الأخرى مؤثر علي غيرها وهنا نستخدم المزجي (جمعي ضربي معاً) ويكتب: $y = T + CSL$ ¹⁴.

7-1-2 طرق تحليل السلاسل الزمنية(Procedures of Analyzing Time- series)

أولاً: طرق تعيين الاتجاه العام يعتبر من أكثر العناصر استخداماً في أغراض التنبؤ ويعتمد علي التعرف علي خط مستقيم أو منحنى يصف حركة السلسلة في فترة زمنية طويلة نسبياً ويمثل خط سير الظاهرة إذا لم تتأثر بعوامل أخرى تؤدي إلي دفع النقط إلي أعلى و أسفل ويلاحظ أن متوسط القيم الاتجاهية يساوي متوسط القيم الأصلية للسلسلة¹⁵. يتم قياس الاتجاه العام الطرق الآتية :

1-طريقة التمهيد باليد Scattered Method: 2-طريقة شبة المتوسطات Semi Average Method.

3-طريقة المتوسطات متحركة 4-طريقة المربعات الصغرى: (معادلة الاتجاه العام).

ثانياً : الاتجاه العام غير الخطي: وان كثيرا من السلاسل بطبيعتها تعتبر غير خطية وهي ثلاث أنواع:

13 محمد حسن، امتثال (ب ت)، الاستدلال الإحصائي، الدار الجامعية، الإسكندرية،

14 جلاطو، جيلاني(1423هـ 2003) الإحصاء الوصفي تطبيقات عملية، دار المناهج الأردن -عمان الطبعة الأولى

15 العنوم ، سيف والعاروري ، فتحى(2000م) الأساليب الإحصائية ، الجزء الأول دار المناهج ، الطبعة الأولى

1- المنحني الآسي 2- المنحني النمو 3- منحني من الدرجة الثانية.
استبعاد أثر الاتجاه العام: هنالك نماذج لتحديد علاقة عناصر السلسلة مع بعضها وهي حاصل الجمع و حاصل الضرب والنموذج المزيج فبالافتراض إننا سوف نستخدم نموذج الضرب فيمكن استبعاد أثر الاتجاه

العام أي أن قيمة الظاهرة مخصصة من. أثر الاتجاه العام = $\frac{\text{الظاهرة الأصلية للقيمة}}{\text{الاتجاهية للقيمة}} (100\chi)$.

ثانياً: تحليل التغيرات الدورية: إذا تكونت السلسلة الزمنية من بيانات سنوية فقط فإن بيانات يظهر عليها تأثير الاتجاه العام والتغيرات الدورية والعرضية ولا يظهر تأثير التغيرات الموسمية ويعبر عن نموذج حاصل

$$\text{الضرب: } (Y = T * C * I) \text{ كما يلي: } (2 - 4) \rightarrow \frac{Y}{T} = \frac{T * C * I}{T} = C * I$$

وبضرب الناتج في 100 ولتيم التعبير بالقيمة الفعلية كنسبة مئوية. وبما أن المتغيرات العرضية بطبيعتها غير منتظمة وفجائية وفترتها الزمنية قصيرة فهي العنصر الأساسي. من هنا يمكن اعتبار إن هذا المقدار هو تغيرات دورية يطلق عليها النسب الدورية (Cyclical Relative) وتسمى البواقي الدورية النسبية.

ثالثاً: تقدير التغيرات الموسمية: المقصود بها معرفة نمط التغير الموسمي الذي يحدث للظاهرة وتحديد مدي تأثير كل موسمي في الظاهرة إذا كانت واقعة تحت تأثير موسمي.¹⁶

وتعتبر دراسة الاتجاه العام مفيدة في اتخاذ القرارات والتخطيط للأجل الطويل (خمس سنوات فأكثر) وعند التخطيط للأجل المتوسط (سنة إلى خمسة سنوات) يجب أخذ المتغيرات الدورية عند الأجل القصير (أقل من سنة) فإن المتغيرات الموسمية تلعب دوراً هاماً فيها. ولحساب المتغيرات الموسمية يتم حساب الأدلة الموسمية وهي تستخدم لقياس التغيرات فإننا نستخدمها لتخلص من الأثر الموسمي أو البيانات المعدلة للموسم (seasonality Adjusted Data)¹⁷. وتوجد عدة طرق لتقدير هذه التأثيرات أهمها طريقة النسب الموسمية عند استخدام هذه الطريقة نحسب متوسط كل موسم السلسلة موضع الدراسة نحسب المتوسط الحسابي للقيم.

2-1-8 أنواع السلسلة الزمنية: (Kinds of time series)

- 1- نوعية السلسلة حسب القيم: من حيث كونها قيماً متصلة أو غير متصلة .
- 2- نوعية السلسلة حسب الزمن الذي تحدث فيه ومن حيث أنه محدد مسبقاً أو غير محدد.
- 3- نوعية السلسلة حسب عدد القيم التي تأخذها السلسلة عند كل قياس (ثنائية و غير لثنائية)¹⁸.
- 4- نوعية السلسلة حسب التغيرات التي تحدث في السلسلة مع الزمن (ذات الاتجاه المتزايد، ذات الاتجاه المتناقص، ذات الاتجاه الثابت و ذات التغيرات المتكررة على فترات متباعدة)¹⁹.

5- السلسلة حسب النماذج العشوائية وغير العشوائية: Stochastic and non-stochastic models

النماذج الخطية العشوائية Stochastic linear models:

إن هذه النماذج تعتمد على فكرة أن السلسلة الزمنية Y_t المتكونة من مجموعة من المشاهدات المعتمدة

16 الشمري ، حامد و الفضل مؤيد (1426هـ - 2005م) الأساليب الإحصائية في اتخاذ القرار تطبيقات في منظمات أعمال إنتاجية وخدمية دار مجدلاوي للنشر والتوزيع، عمان الأردن

ص 186-

17 هيكال ، عبد العزيز (1966م)، مبادئ الأساليب الإحصائية ، المركز الدولي لتعليم الإحصاء ببيروت الطبعة الأولى ص 499-507

18 السنجاري، عدنان (٢٠١١) المختصر المفيد عن السلاسل الزمنية ،

19 بن قانة، إسماعيل (2011) الإحصاء الوصفي والحوي ، دار أسامة للنشر والتوزيع/عمان الأردن

على بعضها يمكن عدها متولدة من سلسلة من المتغيرات العشوائية المستقلة (u_t, u_{t-1}) والتي سحبت من توزيع احتمالي معين بوسط حسابي صفراً وتباين ثابت مقداره σ^2 والذي تفرض في معظم الأحيان بالتوزيع الطبيعي. إن سلسلة المتغيرات العشوائية المستقلة (u_t, u_{t-1}, \dots) والتي تسمى بـ white noise ومعالم S يتم تحويلها إلى السلسلة الزمنية Y_t عن طريق ما يسمى بالمصفوفة الخطية وهي تشكيلة خطية في (u_t, u_{t-1})²⁰

6-نوعية السلسلة من حيث السكون وعدم السكون: Stationarity & Non Stationarity

ثانياً: تحليل التغيرات الدورية: إذا تكونت السلسلة الزمنية من بيانات سنوية فقط فإن بيانات يظهر عليها معينة تؤثر على جميع المتغيرات أما في نفس الاتجاه أو معاكس. فإذا أظهرت السلسلة اتجاهاً واضحاً نحو التزايد مع الزمن (الاتجاه العام) فإن متوسط السلسلة في هذه الحالة لا يعتبر تنبؤ جيداً لقيم السلسلة في المستقبل وإذا لم يكن الاتجاه العام عنصراً من عناصر السلسلة، فإنه من الممكن افتراض ثبات الوسط الحسابي لكل فترة زمنية وهذا يعتبر مؤشر لسكون السلسلة إذا توفرت بعض الشروط الأخرى وأن من أهم الفروض الأساسية لتحليل نماذج السلاسل، أن تركيبها الإحصائي يتغير خلال الزمن وهي سلسلة مستقرة و غير مستقرة

1-حالات السكون (الاستقرارية) Stationary: السلسلة المستقرة التي تكون مبنية على أساس افتراض أن للسلسلة في حالة خاصة من الموازنة الإحصائية أي امتلاكها وسطاً حسابياً وتبايناً ثابتين مع استمرار الزمن، عندها يقال أن السلسلة مستقرة في الوسط والتباين. وتكون مستقرة إذا لم يكن هناك اتجاه إلى الأعلى أو أسفل في المعدل عبر الزمن أو عدم ظهور اختلاف حول الوسط. المقصود بالاستقرارية إن مشاهداتها تتذبذب عشوائياً حول المتوسط²¹ وهي نوعين:

الاستقرارية التامة أو القوي Strictly stationary: يقال للسلسلة الزمنية ($Y_t; t=1,2,\dots,n$) بأنها مستقرة استقراريه تامة إذا كان التوزيع المشترك لأي مجموعة من المشاهدات لا يتأثر بإزاحة كل الفترة الزمنية للمشاهدات إلى الأمام أو إلى الخلف بأي كمية صحيحة أي أن: إذ tm تمثل أي فئة زمنية و k مقداراً ثابتاً. وبمعنى آخر أن تغير الزمن بمقدار (k) ليس له تأثير في التوزيع الاحتمالي المشترك للسلسلة، بل يعتمد التوزيع المشترك على الزمن (t_1, t_2, \dots, t_n) $P(Y_{t_1}, Y_{t_2}, \dots, Y_{t_m}) = P(Y_{t_1+k}, Y_{t_2+k}, \dots, Y_{t_m+k})$ فقط. .

وتكون السلسلة الزمنية مستقرة بشكل تام إذا كان عزمها لا تتأثر بتغير الزمن وهذا يعني أن التوزيع المشترك $\{X(t_1), X(t_2), \dots, X(t_T)\}$ هو نفس التوزيع المشترك لكل $\{X(t+k), X(t_2+k), \dots, X(t_T+k)\}$ ثابت حقيقي مثل k وثابت صحيح موجب T .

الاستقرارية الضعيفة أو من الدرجة الثانية: Weakly or Second – order stationary: يقال أن السلسلة الزمنية ($Y_t; t=1,2,\dots$) بأنها ذات استقراريه من الدرجة الثانية إذا تحققت السكون.

شروط السكون: تعتبر السلسلة الزمنية ساكنة إذا توفرت الخصائص والشروط الآتية:²²

²⁰سمير , شعراوي (2005)ى "مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية"، الطبعة الأولى ،مركز النشر العلمي، جامعة الملك عبد العزيز
²¹ فاندلر، ولتر (1992)السلاسل الزمنية من الوجة التطبيقية ونماذج بوكس وجكنز ، ترجمة عبد الرضي حامد وعزام ، الرياض دار المريخ للنشر ،
²² كاناموس، زدون ملير(1424هـ - 2004م) ، الإحصاء للتجارين مدخل حديث ، ترجمة سلطان محمد عبد الحميد، دار المريخ الرياض، الطبعة الانجليزية،

1- ثبات متوسط القيم عبر الزمن: (2-5) $E(Y_t) = \mu$ إذ أن μ هو متوسط العملية العشوائية ويكون ثابتاً ولا يعتمد على قيم t والذي يقدر من مشاهدات السلسلة كما يلي:

$$\hat{\mu} = \bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t \rightarrow (2-6)$$

2- تباين السلسلة الزمنية يكون ثابتاً إذ أن γ_0 هو تباين العملية العشوائية ويكون ثابتاً ولا يعتمد على قيم t والذي يقدر من مشاهدات السلسلة الزمنية كما يلي:

$$\text{var}(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma_y^2 = \gamma_0 \rightarrow (2-7)$$

3- التباين المشترك للسلسلة (2-8) $\hat{\gamma}_0 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2$ الزمنية أو (التغاير الذاتي) إذ أن γ_k هو

التغاير الذاتي Auto covariance للعملية العشوائية عند الإزاحة (Lag k) ويكون ثابتاً لا يعتمد على قيم t لجميع القيم الصحيحة إلى k والذي يقدر من مشاهدات السلسلة الزمنية كما هو. حيث أن: إن المجموعة ($\gamma_k; k=0, \pm 1, \dots$) تسمى بدالة التغاير الذاتي Auto covariance function. وقد سميت السلسلة ذات

لاستقرارية الضعيفة بالسلسلة ذات الاستقرارية من الدرجة الثانية لأن كلاً من العزمين يكونا موجودين وثابتين مع الزمن وإنّ التغاير الذاتي يعتمد على الإزاحة (k) فقط.

$$\text{cov}(Y_t, Y_{t+k}) = E(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu) = \gamma_k \rightarrow (2-9)$$

$$\hat{\gamma}_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t+k} - \bar{Y}) \rightarrow (2-10)$$

حالات عدم السكون في السلاسل الزمنية وطرق معالجتها:

تعد حالة عدم الاستقرارية في السلسلة مشكلة رئيسة ، ألا أن هنالك حلولاً يمكن من خلالها تحويل العمليات غير المستقرة إلى مستقرة عن طريق الدراسة المتأنية للعوامل التي تؤثر فيها وتجعلها غير مستقرة، ففي العام [1992] بين (Gryer) وصفاً توضيحياً لجعل السلسلة مستقرة وذلك كالاتي:

1- إذا كانت السلسلة غير مستقرة من ناحية المتوسط فإن أسلوب الفروق (Differences) هو الأسلوب لأفضل لجعلها مستقرة (Stationary) و يمكن جعلها كذلك من خلال تمثيلها بدلالة الزمن.

2- إذا كانت السلسلة غير مستقرة من ناحية العزوم (Moments) من الدرجات العليا كالتباين أو التقلطح أو الالتواء فإنه يمكن جعلها مستقرة بإتباع أسلوب التحويل كأسلوب (Cox و Box).

3- إذا كانت السلسلة غير مستقرة نتيجة للعوامل الدخيلة، فإنه يمكن جعلها مستقرة من خلال الدراسة المتأنية لسلوك ومواصفات تلك السلسلة وبيان تلك العوامل والتخلص منها.

إزالة عدم السكون : Non-stationarity Removal إن الخطوة الأولى في تحليل أي سلسلة زمنية كما ذكر هي الرسم البياني لمشاهدات السلسلة مع الزمن وهي خطوه أساسية وهامة لأنها تظهر الملامح الوصفية للبيانات مثل الاتجاه العام والتغيرات الموسمية والبيانات الشاذة وتشتت البيانات، أي إذا كانت هذه الملامح موجودة في البيانات وهي تعتبر مؤشر لعدم السكون فإننا نقوم بإزالتها بالآتي .:

1- السكون من ناحية الوسط الحسابي : تمثيل السلسلة غير المستقرة من ناحية المتوسط بدلالة الزمن ، إذا كانت السلسلة (y_t) غير مستقرة من ناحية الزمن، فإنه بالإمكان تمثيلها بدلالة الزمن بصورة كثيرة حدود من الدرجة الأولى وعلى النحو التالي : (2-11) $y_t = b_0 + b_1t + a_t$, $a_t \sim N(0, \sigma_a^2)$ ويمكن تمثيلها بصورة كثيرة حدود من الدرجة الثانية وعلى النحو التالي:

$$y_t = b_0 + b_1t + b_2t^2 + \dots + b_k t^k + a_t \quad , a_t \sim N(0, \sigma_a^2) \rightarrow (2-12)$$

إذ أن $T = 1, 2, 3, \dots, T > k + 1$ لكل ثابت موجب صحيح مثل k وبافتراض أن درجة الأنموذج الفعلية M أقل من أو تساوي k فإن درجة كثيرة الحدود التي تمثل السلسلة (y_t) بدلالة الزمن يمكن تحديدها كالاتي:

- بعد إجراء عملية تقديراً للأنموذج (المعادلة) نقوم باختبار فرضيتي العدم (H_0) والبديلة (H_1) . فإذا تم رفض (H_0) فإن $M=k$ وبعبكسه ننتقل للخطوة اللاحقة:

$$H_0 : a_k = 0 \quad v.s \quad H_1 : a_k \neq 0$$

- -إجراء عملية تقدير للأنموذج وبعد ذلك نقوم بالاختبار التالي

$$y_t = b_0 + b_1t + b_2t^2 + \dots + b_{k-1}t^{k-1} + at \quad , a_t \sim N(0, \sigma_a^2) \rightarrow (2-13)$$

فإذا تم رفض (H_0) من $M=k-1$ وبعبكسه ننتقل للخطوة التالية.

- يتم تكرار العملية السابقة لكافة الدرجات من نزولاً حتى الوصول لأول عملية رفض لفرضية العدم وعندها تكون قيمة M (درجة كثيرة الحدود التي تمثل السلسلة (y_t) في الزمن) مساوية لدرجة الأنموذج الذي رفضت عنده الفرضية.

$$H_0 : a_{k-1} = 0 \quad v.s \quad H_1 : a_{k-1} \neq 0$$

- وأخيراً إذا لم يتم رفض فرضية العدم عند كافة الدرجات التي هي أقل من (k) عندئذ فإن الأنموذج الملائم للسلسلة (y_t) هو: $y_t = b_0 + a_t$ أي أن السلسلة مستقرة من ناحية المتوسط²³.

2- تثبيت التباين : Variance Stabilization

دالة التحويل: في حالة عدم ثبات التباين في بيانات السلسلة فإننا نقوم بإجراء بعض التحويلات اللوغاريتمية وتحويله الجذر التربيعي . ويمكن استخداماً التحويلة اللوغاريتمية بكفاءة إذا كان تباين السلسلة متناسباً مع مستوى متوسط السلسلة أي يتزايد أو يتناقص بمعدل ثابت . استخدام دالة التحويل في إجراء التحويلات المختلفة علي بيانات السلاسل وهي عدم سكون ويعطى بالصيغة:

$$y_t = T(Z_t) = \frac{Z_t^k - 1}{k} \quad (2-14)$$

حيث أن k معلمة التحويل و تنتمي الي $(-\infty, \infty)$ والقيم الأكثر استخداماً لها هي $(1, 0.5, 0, -0.5, -1)$.

3- إزالة الاتجاه العام: يعرف بأنه منتظم محدد السلسلة في اتجاه محدد وأهم طرق إزالته الفروق:

طريقة الفروق: Differencing: هي طريقة طرح قيم مشاهدات السلسلة من بعضها البعض في ترتيب زمني محدد مثلاً تعرف تحويله الفروق من الدرجة الأولى بأنها الفرق بين قيمتي مشاهدين متتاليين وتكون سلسلة الفروق حسب الدرجات كالاتي: $Y_t =$ السلسلة الأصلية . $Z_t =$ سلسلة الفروق الأولى $Z_t = (Y_t - Y_{t-1})$

$$W_t = (Z_t - Z_{t-n}) \quad \text{سلسلة الفروق الثانية} = W_t.$$

لتبسيط الرموز عند أخذ الفروق فإننا نستخدم مشغل الفروق ∇ (Differencing Operator) ومشغل الإزاحة للخلف β (Backing Operator) باستخدام ∇ و β يمكن إعادة كتابة سلسلة الفروق الأولى والثانية كالآتي: سلسلة الفروق الأولية $Z_t = (y_t - y_{t-1})$

$$\nabla Z_t = (1 - \beta)y_t = Y_t - \beta y_t \quad (2 - 15)$$

$$W_t = (Z_t - Z_{t-1}) \quad \text{سلسلة الفروق الثانية:}$$

$$\nabla W_t = (1 - \beta)2y_t = y_t - 2\beta y_t - \beta^2 y_t = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2} \quad (2 - 16)$$

4- إزالة التغيرات الموسمية: Seasonal Variation: لتحقيق السكون في السلسلة التي تتأثر بهذه التقلبات يجب إزالة هذه التغيرات ومن أهم طرق إزالتها هي:.

طريقة الفروق الموسمية: Differencing Seasonal هذه الطريقة تأخذ الفروق الموسمية الربع سنوية أو شهرية، و قد تكون من الرتبة الأولى أو الثانية. إلي أن يتحقق السكون، وغالباً ما يصل السكون في الفرق الثاني وإذا أردنا حساب الفروق الأولى والثانية ربع السنوية نفرض: $Z_t =$ فروق ربع سنوية من الرتبة الأولى

$$W_t = (Z_t - Z_{t-4}) \quad \text{فروق ربع سنوية من الرتبة الثانية} \quad Z_t = (Y_t - Y_{t-4})$$

$$W_t = (y_t - y_{t-4}) - (y_{t-4} - y_{t-8}) = y_t - 2y_{t-4} + y_{t-8}$$

ولها فقدنا مشاهدات عند أخذ الفروق الموسمية عددها مع مدة الفرق. وبعد ثبات التباين وإزالة الاتجاه العام والتغيرات الموسمية، وللتأكد من سكون السلسلة. فإننا نقوم بتجزئة البيانات إلي جزأين أو ثلاثة منفصلة فإذا كانت السلسلة سالبة فإن أجزاءها تظهر نفس السلوك و المتوسط و التباين وهناك عدد من الاختبارات الرياضية التي تستخدم و في اختبار صفة السكون و يوجد عدد من الاختبارات التي تستخدم فيها هي:

1-دالة الارتباط الذاتي (ACF): Autocorrelation Function يمكن تميز السلاسل الزمنية الساكنة عن غير الساكنة من خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي حيث تقترب قيمته من الصفر بعد الفترة الثانية أو الثالثة بالنسبة للسلسلة الساكنة في حين غير الساكنة لها فروق معنوية تقترب من الصفر بعد الفترة السابعة أو الثامنة

$$P_k = \frac{y_k}{y_0} = \frac{\text{التغاير عن الفجوة}}{\text{التباين}} = \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t=k})}{\text{var } y_t} \rightarrow (2 - 17) \quad \text{التي تعرف كالآتي:}$$

وتتراوح قيمة معامل الارتباط الذاتي بين (-1، +1). في حالة تمتع البيانات بالاستقرار فإن معاملات الارتباط الذاتي للعينة غالباً ما يكون لها توزيع طبيعي توزيع حسابي صفر وتباينه $\frac{1}{n}$ (حيث n حجم العينة ومن ثم فإن حدود فترة الثقة عند مستوى معنوية 5% مثلاً لعينة كبيرة هي: $-\frac{1,96}{\sqrt{n}} \leq \rho_k \leq \frac{1,96}{\sqrt{n}}$).

إذا كانت $\hat{\rho}_k$ داخل هذه الحدود نقبل فرض العدم القائل بأن المعامل يساوي الصفر وأما إذا كان خارج الحدود نرفض فرض العدم ونقبل الفرض البديل ويكون $\hat{\rho}_k$ مختلفاً جوهرياً عن الصفر أي السلسلة غير ساكنة (وعدد معاملات الارتباط تساوي $\frac{1}{2}$ حجم العينة. ولإجراء اختبارات لمعنوية معاملات الارتباط الذاتي نستخدم إحصائية (Box & Pierce) حيث أن لها معلمة ϕ توزيع χ^2 (مع درجات حرية m) عند مستوي معنوية معين. فإذا كانت ϕ المحسوبة أكبر من الجدولية نرفض فرض العدم القائل كل معاملات الارتباط

تساوي الصفر وتكون السلسلة غير مستقرة أما إذا كان العكس فإننا نقبل فرض العدم وتكون السلسلة مستقرة. وتوجد إحصائية (Ljung - Box Statistics) (LB) تستخدم لنفس الغرض وهي تتبع توزيع χ^2 وتعطي نتائج أفضل من ϕ في حالة العينة الصغيرة و تصلح للكبيرة .

2- اختبار جذر الوحدة: The Unit Root Test إذا كان معامل الانحدار للصيغة القياسية المقترحة يساوي واحد فإن هذا يؤدي إلي مشكلة جذر الوحدة لذي يعني عدم استقرار السلسلة. وفي هذه الطريقة تتبع الآتي:
 أ- نقوم بحساب (t) بعد تقدير الصيغة $y_t = \rho y_{t-1} + u_t$ ، حيث t تساوي $\hat{\rho}$ مقسومة علي الخطأ المعياري
 ب- نبحث عن (t) الجدولية معده بواسطة (Dickey - Fuller) ولذا يعرف باختبار (DF-Test).
 ج- إذا كان t المحسوبة أكبر من الجدولية نرفض فرض العدم ($\rho = 1$) ونقبل الفرض البديل ($\rho \neq 1$)
 د- إذا كان t المحسوبة أقل من الجدولية نقبل فرض العدم ونرفض البديل وتكون السلسلة غير ساكنة ويمكن إجراء اختبار DF بزمني عدد من صيغ الانحدار أدناه:

$$1- \text{صيغة السير العشوائية البسيطة: } u_t + \Delta y_t = \lambda y_{t-1} \quad 2$$

$$2- \text{صيغة السير العشوائية مع حد ثابت } u_t + \Delta y_t = \Delta_1 + y_{t-1} \quad 2$$

3- صيغة السير العشوائية مع حد ثابت واتجاه زمني $u_t + \Delta y_t = \Delta_1 + \Delta_2 T + y_{t-1}$ كل هذه الصيغ يتم اختبار فرض العدم $H_0 = \lambda = 0$ والفرض البديل $H_1 = \lambda \neq 0$ حساب اختبار DF تصبح:

$$\Delta y_t = \Delta_1 + \Delta_2 T + \lambda y_{t-1} + \rho y_{t-r} + U_t$$

يتم إدراج عدد من الفروق ذات الفجوة الزمنية حتى تختفي مشكلة الارتباط الذاتي وعندما نطبق ديكي- فولار علي الصيغة أعلاه نسمي الاختبار Augmented Dickey-Fuller Test ويحمل نفس خصائص DF .

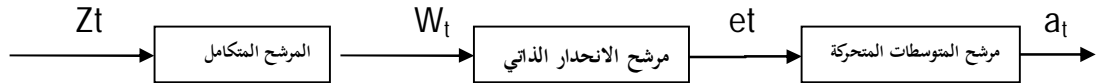
2-2 نماذج بوكس -جنكينز:

2-2-1 تمهيد:

طورت نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة من قبل العالمان G. Box ، G. Jenkins ، وذلك في كتابهما الشهير Time Series analysis & Forecasting & Control عام 1970م. وتقوم هذه الطريقة في التعامل مع بيانات السلاسل من خلال نموذج الانحدار الذاتي (AR) ونموذج المتوسطات المتحركة (MA) وتعتمد على المبدأ الفلسفي القائل بان الحاضر هو نتاج الماضي وهذا يعني انه يمكن التعبير عن المشاهدة الحالية Y_t كدالة خطية في المشاهدات السابقة ($Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$) بالإضافة إلي الأخطاء العشوائية الماضية ($a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$) ومن أشهر هذه النماذج ما يعرف باسم نماذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة Autoregressive Moving average ARMA(p,q) التي تجمع بين النموذجين P رتبة الانحدار الذاتي، q رتبة المتوسطات المتحركة. ثم تطورت (Box and Jenkins, 1976) في كون أن السلسلة مستقرة يعني أن متوسطها وتباينها ثابتان طوال زمن السلسلة وأن التغيرات بين فترتين يعتمد فقط على المسافة (درجة الإبطاء lag) بين الفترتين وليس على النقطة الزمنية التي حسب عندها الارتباط. وبيانياً باعتبار أن المحور الأفقي يمثل الزمن و الرأس يمثّل قيم السلسلة، فإن السلسلة المستقرة تظهر قيمها متركزة حول خط مستقيم أفقي يمر بمتوسطها، يشكل ما يشبه المستطيل؛ أي لا يزيد تشتت القيم أو تتقارب باختلاف

الزمن. ولكن افتراض كون السلسلة غير مستقرة من الصعب تحققه في الواقع، وبالتالي جاءت بوكس -جنكينز من أجل تحويل السلاسل إلى مستقرة ثم إجراء التوقع) ²⁴.

يعتمد أسلوب بوكس -جنكينز في التحليل علي استخراج التغيرات المتوقعة للبيانات المشاهدة وبناء النماذج الملائمة لها علي تجزئة السلسلة إلي عدة مكونات من خلال تعريف البيانات لثلاث مرشحات خطية تسمه (معاملات التنقية أو التصفية) وهي مرشح السكون (التكامل) Integrated Falter، الانحدار الذاتي Autoregressive Falter و المتوسطات المتحركة Moving average Falter فإذا نظرنا إلي هذه المرشحات أنواع خاصة من المناخل فإنه يمكن النظر لبوكس -جنكينز كأسلوب تمر بواسطة بيانات السلسلة خلال سلسلة من المناخل الدقيقة المتتالية وعند مرورها من خلال هذه المصافي ،فإنه تبقي بعض العناصر المميزة للسلسلة وتنتهي العملية عندما تبقي فقط المتغيرات العشوائية البحتة التي لا يمكن التنبؤ بها . وهي متناهية الصغر تمر خلال المصافي وبالتالي لا يستطيع الحصول علي أي معلومة إضافية منها ويعرض الشكل البياني أدناه كيفية تحويل البيانات المشاهدة Z_t باستخدام المرشحات (ARIMA).



نحصل علي سلسلة في بيانات تم تنقيتها في المرحلة Z_t ، ويشير إليها بالرمز W_t وبعد ذلك تمر البيانات الجديدة W_t من خلال المرشح الانحدار الذاتي ليتم تنقيتها ونحصل علي سلسلة e_t وتمر هذه السلسلة بمرشح المتوسطات المتحركة ليتم تنقيتها ونحصل علي تغيرات عشوائية بحتة نرسم لها a_t والهدف من هذا الحصول علي المتغيرات العشوائية البحتة التي لا يمكن التنبؤ بها. وقد نقشنا المرشح المتكامل (السكون) وعرفنا كيفية تحويل سلسلة الي ساكنة , وسناقش خصائص مرشح الانحدار الذاتي ومرشح المتوسطات المتحركة والتي تمدنا طريقة بوكس-جنكينز بأسلوب موحد لتعرف علي المرشحات الأكثر ملائمة لتقدير (Estimating) المعالم ولتشخيص (Diagnosing) مدى دقة النماذج التي تم تقديرها وأخيراً التنبؤ ((Forecasting))²⁵.

وطرق بوكس جنكينز، يشار لها، اختصاراً، باسم "نماذج أريما ARIMA. وهي كلمة الإنجليزية تعبر عن المكونات الثلاث للنموذج الانحدار الذاتي المتكامل للمتوسط المتحرك ويكتب غالباً بالصيغة (p, d, q) ARIMA، لأنه تحده ثلاث قيم درجة الانحدار الذاتي (P) ، درجة المتوسط المتحرك (q) ودرجة التكامل (d) . فعملية تعريف السلسلة تتمثل في إيجاد رقم صغير $(1, 2, 0)$ يمثل قيم (q, d, p) التي تعبر عن نمط السلسلة²⁶ وتتمتع هذه الطريقة بالقوة والمرونة مقارنة مع بقية الطرق ولكنها تعتبر تقديرية في بعض مراحلها. لذا تحتاج إلي الخبرة الجيدة²⁷.

2-2-2 عرض النماذج الخطية للسلاسل الزمنية:.

²⁴El-Soud, Rasha M.(, 2000) "Time Series Identification". Unpublished Master's Thesis, Faculty Of Economics and Political Sciences, Cairo University,

²⁵الأحمد , عبد الرحمن(2004م) ، مبادئ التنبؤ الإداري ، الرياض - جامعة لملك سعود

²⁶ربيع ، أسامة ، 2003 ، "التنبؤ بمعدلات الخسارة في شركات تأمينات الممتلكات والمسؤوليات باستخدام نماذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة التكاملية " <http://commerce.menofia.edu>

²⁷غازي ، مصطفي(1982م) ، التحليل الإحصائي لسلاسل الزمنية واتخاذ القرار مع التطبيق علي صناعة السكر في سوريا ،رسالة ماجستير ، كلية الاقتصاد والعلوم السياسية

اقترح بوكس -جنكينز من أجل متطلبات السلاسل مجموعة من النماذج العشوائية المستقرة تسمى (ARIMA) التي سننتقل إليها فيما يلي: 1-نموذج الانحدار الذاتي (AR(p)-2.نموذج المتوسطات المتحركة (MA(q). 3.نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (ARMA(p, q). 4. نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية (ARIMA(p,d,q). 5-النماذج الموسمية المختلطة SARIMA .

3-2-2 أنواع نماذج منهجية بوكس -جنكينز :

هناك نوعان من نماذج بوكس وجنكينز: 1-النماذج غير الموسمية تستخدم لتمثيل نوعين من السلاسل: الساكنة وغير الساكنة. 2-النماذج الموسمية: تستخدم لتمثيل السلاسل الزمنية الموسمية.

أولاً : نماذج بوكس وجنكينز غير الموسمية (Non -seasonal Box- Jenkins)

تزايد الاهتمام بالنتبؤ بالسلاسل باستخدام قيم المتغير الحالية والماضية فقط في التنبؤ ومن النماذج المستخدمة نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك Autoregressive Moving Average Model - (ARMA) الذي يعرف أحياناً بنموذج بوكس و جنكينز، حيث يجمع منهجيتين في معادلة واحدة. وسوف نقوم باستعراض النماذج للتعرف على خصائصها الأساسية وهي.

1- نماذج الانحدار الذاتي: (AR(P) Autoregressive Model)

تقوم فلسفة هذه النماذج على اعتبار أن المشاهدة الحالية للسلسلة (Y_t) هي دالة خطية في المشاهدات السابقة ($y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}$) بالإضافة إلى الخطأ العشوائي a_t ونعبر عن هذه العلاقة الانحرافات الانحدار الذاتي من الرتبة P كالآتي:

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + a_t \rightarrow (2 - 18)$$

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \rightarrow (2 - 19)$$

حيث $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ معلمات نموذج الانحدار الذاتي و a_t هي تغيرات عشوائية مستقلة تتبع توزيع طبيعي متوسطة صفر وتباينه σ_u^2 وانها مستقلة عن قيم Z_t السابقة. ويلاحظ النموذج ساكن تحت شروط معينة بينما هو منعكس دائماً أي أن: $E(a_{2t}) = \sigma_u^2$, $E(a_t) = 0$, $E(a_t, Z_{t-1}) = 0$, $E(a_t, a_s) = 0$. $t \pm s$ حيث μ هو الوسط الحسابي للسلسلة، Z_t هي انحراف المشاهدات عن الوسط ($Z_t = \mu - y_t$) و تشير p إلى رتبة الانحدار الذاتي، وهي عبارة عن عدد القيم الماضية المستخدمة أو فترات التباطؤ، وفي أي عملية انحدار ذاتي نجد أن رتبة هذه العملية تساوي عدد معالم النموذج التي يجب تقديرها كلاتي:

أ- نماذج الانحدار الذاتي من الرتبة الأولى (AR(1)

يقال أن بيانات سلسلة ما تتولد بناءً على عملية انحدار ذاتي من الرتبة الأولى إذا أمكن التعبير عن المشاهدات الحالية للسلسلة y_t كدالة خطية في المشاهدات السابقة لها بالإضافة إلى التغير العشوائي a_t فإذا رمزنا للمشاهدات السابقة بالرمز y_{t-1} يمكننا التعبير عن العملية كما يلي

$$y_t = \delta + \phi_1 y_{t-1} + a_t \rightarrow (2 - 20)$$

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + a_t \rightarrow (2 - 21)$$

حيث أن ϕ_1 هي معلمة الانحدار الذاتي التي يجب تقديرها والتي تصف أثر تغير المتغير Z_{t-1} بوحدة واحدة

علي Z_t وسنفترض أن هناك تغيرات عشوائية تتبع توزيع طبيعي متوسطه صفر وتباينه ثابت أي نفترض: $E(a_t, z_{t-1}) = 0$ ، $E(a_t) = 0$ ، $E(a_t^2) = \sigma_u^2$.²⁸

$$E(a_t, a_s) = \begin{cases} \sigma_u^2 & t=s \\ 0 & .t \neq s \end{cases}$$

خصائص ومميزات نموذج الانحدار الذاتي من الرتبة الأولى: AR (1)

هناك بعض الخصائص والمميزات اللاتي نستدل غيرها بالنموذج AR (1) والتي تتمثل في:
أ- شروط السكون: إن شرط السكون يؤدي إلي فرض قيود علي معالم عملية الانحدار الذاتي ونقدر الوسط الحسابي والتباين لنموذج AR(1) كالآتي:

1. المتوسط: من المعادلة حيث يمكن كتابتها علي الشكل التالي:

$$(1 - \phi_1 \beta) y_t = \delta + a_t \rightarrow (2 - 22)$$

$$E(y_t) = \frac{\delta}{1 - \phi_1 \beta} + E((1 - \phi_1 \beta)^{-1} a_t) \quad \text{وبإدخال التوقع نجد أن:}$$

$$\mu = \frac{\delta}{1 - \phi_1 \beta} \rightarrow (2 - 23)$$

ii . التباين: γ_0 من المعادلة (β بتربيع الطرفين وإدخال التوقع):

$$\text{var}(y_t) = \frac{\sigma_u^2}{1 - \phi_1^2} = \gamma_0 = \frac{\sigma_u^2}{1 - \phi_1^2} \rightarrow (2 - 24)$$

iii. التباين المشترك: γ_k (التباين المشترك):

$$y_t = \text{COV}(y_t, y_{t-k}) = E(y_t, y_{t-k}) = \phi_1 y_{k-1}, \quad k=1,2,3,\dots \rightarrow (2 - 25)$$

$y_t = \phi_1^k y_0$ ولكي يكون الوسط الحسابي ثابت والتباين غير سالب يجب تقيد قيمة ϕ_1 بالشروط التالية: وهو يسمى بشرط السكون في نموذج AR(1).²⁹ حيث يفترض المشاهدة الحالية دالة في المشاهدة السابقة فقط، ويكون النموذج ساكن تحت شرط $-1 < \phi < 1$ ، بينما النموذج دائم الانعكاس بغير شروط .

دالة الارتباط الذاتي $\{ \phi_k \}$ ACF: تتميز للنموذج AR(1) الساكن بالتناقص السريع في شكل دالة آسية إذا كانت قيمة ϕ_1 موجبة أو التلاشي في شكل دالتين آسيتين إذا كانت قيمة ϕ_1 سالبة . ويمكن إثبات أن الصورة العامة لهذه لدالة عند فجوة زمنية مقدرها K ويرمز لها بالرمز P_k هو عبارة عن نسبة بين التباين المشترك الذاتي عند فجوة زمنية K والتباين عند فجوة زمنية صفرية $\text{var}(y_t)$ يعطي بالعلاقة التالية.

$$(P_k = \frac{y_k}{y_0} = \phi_1^k, \dots, k > 0 \rightarrow (2 - 26)$$

دالة الذاكرة : (Memory Function): تعتبر الذاكرة القوية (Long Memory) لعملية الانحدار الذاتي ومن الملامح المميزة لها بافتراض أننا نكتب المعادلة (2-27) بدلالة المتغيرات العشوائية وذلك بحذف مشاهدات Z_t . ويمكن كتابة النموذج AR(1) كما يلي :

$$Z_t = a_t + \phi_1 a_{t-1} + \phi_1^2 a_{t-2} + \phi_1^3 a_{t-3} + \dots \dots (2 - 27)$$

46: شعراوي ، سمير . مرجع سابق الذكر

²⁹ يعقوب ، عماد (2009م) استخدام نماذج بوكس-جيكز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية للقطاع الزراعي السوداني ، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا ، رسالة دكتوراة

ويتم ذلك بحذف مشاهدات (Zt) السابقة من النموذج وبشكل متكرر حيث أن المشاهدة الحالية Zt وما تزال متأثرة بالمتغيرات العشوائية التي حدثت في الماضي البعيد لذا نقول أن AR(1) لها ذاكرة لانهاية. وإذا كانت العملية ساكنة فإن $|\theta| < 1$ وبالتالي يختفي أثر التغيرات العشوائية السابقة تدريجياً يعرف معامل الذاكرة عند فجوة زمنية مقدارها واحد بأنه معامل المتغير العشوائي at أي يمثل أثر المتغير العشوائي في الفترة السابقة علي المشاهدات الحالية Zt. وبالمثل يمكن تعريف معامل الذاكرة عند أي فجوة زمنية مقدارها k $k > 0$: بأنه التوقع البياني لمعاملات الذاكرة كدالة في مقدار الفجوة الزمنية k ، $k \geq 0$ بدالة ذاكرة عملية سلسلة ساكنة تتبع نموذج (AR(1)).

د-دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF ϕ_{kk} : ان دالة الارتباط الذاتي الجزئي تتقطع كلياً بعد الفجوة الزمنية الأولى حيث يشار إليها بالرمز (ϕ_{kk}) ومعامل الارتباط الذاتي الجزئي لنموذج AR(1) يساوي معلمة النموذج (ϕ_1) ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي الأخرى تكون غير معنوية وتعطي دالة الارتباط الذاتي الجزئي

$$\phi_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-j} \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \phi_{k-j} \rho_{k-j}} \dots \dots \dots k = 2, 3 \dots \rightarrow (2 - 28) \quad \text{بالشكل التالي:}$$

2 - نماذج المتوسطات المتحركة MA(q):

تقوم فلسفة هذه النماذج على اعتبار ان المشاهدة الحالية للسلسلة (yt) هي دالة خطية في الأخطاء السابقة

$a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$ بالإضافة إلي الخطأ العشوائي at. وهنا نجد ان رتبة هذه العملية تساوي عدد

معاملات النموذج التي يجب تقديرها تأخذ معادلة نموذج MA(q) الشكل :

$$Y_t = \phi_1 a_{t-1} - \phi_2 a_{t-2} - \dots - \phi_q a_{t-q} + a_t \rightarrow (2 - 29)$$

أ- ويلاحظ أن النموذج منعكس تحت شروط ولكنه ساكن بالتعريف أي أن الشروط الثلاثة الخاصة بالتوقع والتباين والتغاير متحققة.

ب-دالة الارتباط الذاتي ρ_k : تتميز هذه في نموذج MA(q) بأنها تتقطع كلية بعد الوحدة الزمنية q .

ج-دالة الارتباط الذاتي الجزئي ϕ_{kk} وسلوكها يتشابه إلى حد كبير مع دالة الارتباط الذاتي AR(p) وفيما يلي نعرض الحالات الخاصة من النموذج.

نموذج المتوسطات المتحركة من الرتبة الأولى: MA(1): ويأخذ السكون: الشكل التالي: $Y_t = \phi a_{t-1} + a_t$

ويقترض هذا النموذج أن المشاهدة دالة في المتغير العشوائي السابق a_{t-1} بالإضافة at.

أ- شرط السكون: يلاحظ أن النموذج منعكس تحت شروط وهي: $1 < \phi < -1$ ولكنه ساكن بالتعريف.

ب-دالة الارتباط الذاتي ρ_k : تتميز دالة الارتباط الذاتي للنموذج MA(1) بأنها تتقطع كلية بعد الوحدة الزمنية الأولى وتأخذ الشكل:

$$\rho_k = \begin{cases} -\theta_1 / (1 + \theta_1) & k = 1 \\ 0 & k > 1 \end{cases}$$

ج -دالة الارتباط الذاتي الجزئي ϕ_{kk} نجد أن شروط الانعكاس تجعل معاملات دالة الارتباط الذاتي الجزئي الخاصة بنموذج MA(1) تقترب من الصفر بسرعة وهذا الاقتراب قد يحدث في صورة دالة أسية أو دالتين

أسيتين أو في شكل موجات من دالة الجيب وبالتالي نجد أن سلوك دالة الارتباط الذاتي الجزئي للنموذج يتشابه إلى حد كبير مع سلوك دالة ACF للنموذج (AR(1)).³⁰

3 - نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (المختلطة) (ARMA) Mixed Models:

توجد أنواع من العمليات العشوائية (Stochastic Processes) تحتوي علي خصائص النوعين من النماذج ((AR(p),MA(q)) تسمى المختلطة و تقوم فلسفة هذه النماذج على اعتبار إن المشاهدة الحالية للسلسلة الزمنية (yt) هي دالة خطية في كل المتغيرات yt-p.....yt-1 والخطأ at-1,at-2....at-q بالإضافة إلى المتغير العشوائي at. وسوف نعرض النماذج ARMA(p,q) يقصد به التعبير عن السلسلة الزمنية كدالة خطية في كل من المشاهدات السابقة yt-p.....yt-1 والمتغيرات العشوائية السابقة at-1,at-2....at-q بالإضافة إلى المتغير العشوائي at ويأخذ النموذج الشكل التالي: $\Phi_1 Z_t = \theta_1(B) a_t$

$$\Phi_1(B)Z_t = \theta_1(B)a_t \quad : \text{ أي أن } p=q \text{ أو } p < q \text{ أو } p > q$$

$$\Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \quad \text{حيث أن:}$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

نجد أن شرط الاستقرار لهذا النموذج هو أن جذور المعادلة $\Phi(\beta) = 0$ تقع خارج دائرة الوحدة، أما شرط الانعكاس فهو أن جذور المعادلة $\theta(\beta) = 0$ تقع خارج دائرة الوحدة.³¹

أ-دالة الارتباط الذاتي: تتميز دالة الارتباط الذاتي له تقترب تدريجيا من الصفر بعد أول (q-p) من الفجوات بشكل أسي أو موجات من دالة الجيب.

ب-دالة الارتباط الذاتي الجزئي: يحدها بعد أول (p-q) من الفجوات توليفة من الدوال التي تقترب من الصفر في صورة أسية أو موجات من دالة الجيب).

نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة من الرتبة الأولى ARMA(1,1)

يقصد به التعبير عن السلسلة الزمنية كدالة خطية في كل من المتغير yt-1 والمتغير العشوائي at-1 أي عندما 1

$p=1$ و $q=1$ بالإضافة إلى المتغير العشوائي at يأخذ النموذج الشكل التالي:

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} - \phi_1 Y_{t-1} + a_t \quad (2-30)$$

$$\Phi_1(B)Z_t = \theta_1(B)a_t$$

$$\Phi B = (1 - \Phi B)\Phi B \quad , \theta B = (1 - \theta B)\theta B \quad \text{و}$$

نجد أن شرط الاستقرار لهذا النموذج هو $|\Phi| < 1$ أما شرط الانعكاس فهو: $|\theta| < 1$.

أ-دالة الارتباط الذاتي: تتميز دالة الارتباط الذاتي للنموذج ARMA(1,1) المستقر بالتناقص السريع بشكل أسي أو في شكل دالتين أسيتين أو في شكل موجات من دالة الجيب وهي بذلك تسلك سلوك مشابه لدالة الارتباط الذاتي للنموذج AR(1).

ب-دالة الارتباط الذاتي الجزئي: تؤدي شروط الانعكاس للنماذج المختلطة من اقتراب معاملات الارتباط الذاتي الجزئي من الصفر بصورة تدريجية، وهذا الاقتراب قد يحدث في شكل دالة أسية وهي بذلك تسلك

³⁰ السيد محجوب ، جديجة (2014م) استخدام نماذج بوكس وجنكينز والشبكات العصبية في التنبؤ بكمية فيضان نهر النيل ، رسالة ماجستير جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا

³¹ عاشور، مروان (2014م) استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية المحسنة ونماذج بوكس وجنكينز في تحليل السلاسل الزمنية ، رسالة دكتوراه جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا

سلوك مشابه لدالة الارتباط الذاتي الجزئي للنموذج MA(1).

نماذج غير الساكنة: كانت السلسلة غير ساكنة لا نستطيع استخدام أي من النماذج التي نوقشت لذا يتم تحويل البيانات للتوصل للسكون بعدة أنواع وستكتمل في هذا الجزء بمناقشة مرشحات بوكس - جنكينز مبيينين كيف تكون هذه المرشحات مع بعضها نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية (ARIMA) وسنقدم هذا النموذج بعد معرفة نموذج السير .

نموذج السير العشوائي: Random Walk Model: لتكون AR(1) ساكنة يجب أن تكون $|\theta|$ أقل من الواحد وبوضع $\theta = 1$ نحصل علي نموذج خاص وهنا يكتب نموذج AR(1) كما يلي:

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t \rightarrow (2 - 48)$$

ويكتب. وهذا النموذج

$$Z_t - Z_{t-1} = a_t \rightarrow (2 - 49)$$

يعرف بنموذج السير العشوائي حيث تحدث التغيرات عن طريق التغير العشوائي a_t . فإذا كانت a_t تمثل خطوة للأمام أو للخلف في الفترة الزمنية فإن Z_t تمثل موقع السائر في الفترة الزمنية t ، ولا يتأثر قرار اتجاه السير في الفترة الحالية بموقع السائر في الفترة الحالية. وهذا يوضح أن عملية السير عملية عشوائية تتراكم فيها المتغيرات العشوائية بمرور الزمن وأن ذاكرتها ثابتة وتأخذ القيمة واحدة مهما كانت قيمة الفجوة الزمنية وهذا يعني أن تأثير المتغير العشوائي في الفترة t سيظل باقياً . و أن دالة الذكر التي لا تخفي من الملامح العامة للسلسلة غير الساكنة.

4 - نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية

افترض بوكس وجنكينز أن نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة ARIMA مناسبة لوصف سلوك السلسلة والتنبؤ بها ، وقدا طريقتيها التي تشترط السكون سواء في المتوسط أو التباين. وعلى ذلك فإن أول خطوات التحليل هي التحقق من توفر هذين الشرطين عن طريق رسم المنحنى الزمني، فإذا لاحظنا منه عدم تحقق أي من الشرطين فإنه يتم إجراء عدد من التحويلات. إذا كانت السلسلة غير ساكنة في المتوسط فإننا نقوم بأخذ الفروق المتتالية لتسكينها، ففي حالة كون معادلة الاتجاه العام من الرتبة الأولى فإننا نحصل على السكون من خلال أخذ الفرق الأول و في حالة كونها من الرتبة الثانية فإننا نأخذ الفرق الثاني ونرمز عادة لعدد الفروق التي يتم أخذها لتسكين السلسلة بالرمز d . إذا كانت السلسلة غير ساكنة في التباين نقوم بإجراء تحويله مناسبة مثل الجذر التربيعي أو اللوغاريتم إذا كانت غير ساكنة في كل من التباين والمتوسط نقوم بإجراء تحويله لتسكين التباين أولاً ثم نختبر هل السلسلة ساكنة في المتوسط، فإذا كانت غير ساكنة نقوم بأخذ الفرق المناسب. وبعدها يتم تطبيق خطوات نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية. وقد لفظ (Z_t) رغم أنها في نموذج السير العشوائي (2-48) غير ساكنة فإن الفرق الأول للسلسلة هو $(Z_t - Z_{t-1})$ تمثل سلسلة ساكنة. وأن أخذ الفرق الأول لسلسلة السير العشوائي تؤدي إلي لسلسلة التغيرات العشوائية (a_1, a_2, \dots, a_t) أي يؤدي استخدام الفرق الأول لتحويل سلسلة السير العشوائي إلي لسلسلة التغيرات العشوائية. وقد تتحول السلسلة

إلي ساكنة باستخدام تحويله الفروق وفي هذه الحالة يمكن استخدام (AR) و (MA) و (ARMA) نموذج الفروق. نفرض أن سلسلة الفروق الأولى ساكنة إذا استخدمنا:

$$w_t = z_t - z_{t-1} \rightarrow (2-31)$$

ولتعريف الفرق بين مشاهدات z_t لمتتالية فإنه يمكن وضع w_t و w_{t-1} في نموذج (ARMA) معادلة (2-8)

$$w_t = \Phi_1 w_{t-1} + a_t - \theta_t a_{t-1} \rightarrow (2-32) \quad \text{لنحصل علي:}$$

ويطلق علي قيمة التي عبرنا عنها بالمعادلتين (2-50) و (2-51) اسم عملية الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية (1,1,1) (ARIMA) بالتحديد للنموذج السابق والأرقام بين القوسين هي رتبة عملية الانحدار الذاتي ورتبة الفروق اللازمة لتحقيق السكون ورتبة عملية المتوسطات المتحركة. وباستخدام تحويله الفروق الأولى في المعادلة (2-50) يمكن التعبير عن z_t بمجموعة لانهائية من الفروق السابقة كما يلي:

$$w_t = w_t + w_{t-1} + w_{t-2} \dots \rightarrow (2-33)$$

فيقوم مشغل المتوسطات المتحركة كما ذكرنا سابقاً بتحويل التغيرات العشوائية a_t لسلسلة e_t كما يلي:

$$w_t = \Phi_t w_{t-1} + e_t \rightarrow (2-34)$$

فيقوم مشغل الانحدار الذاتي بتحويل لسلسلة e_t لسلسلة w_t كما يلي:

$$e_t = a_t - \theta_t a_{t-1} \rightarrow (2-35)$$

وفي النهاية يقوم مشغل السكون بتحويل لسلسلة w_t لسلسلة z_t . فيمكن التعبير عن نموذج (AR)(p,0,0) و (ARIMA) (0,0,1) (MA)(q) و (ARIMA) (p,q) (ARMA) (p,q).

وهناك بعض الرموز التي تساعد في تبسيط كتابة نموذج (ARIMA) وهي :

1- مشغل الفروق: إذا كانت z_t تمثل البيانات بعد استخدام تحويله تثبيت التباين يمكن كتابة الفرق الأول $Z_t = z_t - z_{t-1}$

وفي بعض الأحيان تستخدم ∇ بدل من w_t للإشارة لمشغل الفروق ∇z_t أي الفرق الأول يعبر

عنه $\nabla z_t = z_t - z_{t-1}$ ويمكن تعريف الفروق المتتالية من الرتبة الثانية:

$$\begin{aligned} \nabla^2 z_t &= \nabla(\nabla z_t) = \nabla(z_t - z_{t-1}) = (z_t - z_{t-1}) - (z_{t-1} - z_{t-2}) \\ &= z_t - 2z_{t-1} + z_{t-2} \end{aligned}$$

عموماً تستخدم $\nabla^d z_t$ للفروق من الرتبة d ويتم حسابها بالفروق المتتالية لفروق الفروق وأيضا تعبر عن

الفروق الموسمية الأولى للدورة الموسمية من الفترات كما يلي: $\nabla_s z_t = z_t - z_{t-s}$

ويستخدم الرمز $\nabla_{12}^2 z_t$ للفروق الموسمية من الرتبة الثانية لدورة موسمية طولها 12 شهر وهي:

$$\nabla^2 z_t = \nabla(\nabla z_t) = \nabla(z_t - z_{t-1}) = (z_t - z_{t-1}) - (z_{t-1} - z_{t-2}) = z_t - 2z_{t-1} + z_{t-2}$$

أن ترتيب أخذ الفروق ليست مهماً يمكن أخذ الفروق المتتالية أولاً ثم الموسمية والعكس وتكتب توفيقه للفروق

المتتالية والموسمية كالآتي: $\nabla_s^D \nabla^d z_t$. D رتبة مشغل الفروق الموسمية و S طول الدورة و d رتبة المتتالية .

2- مشغل الإزاحة للخلف Back Shift – Operator: يعتبر مشغل الإزاحة من الرموز المفيدة في التعبير عن

نموذج السلسلة يعرف بالرمز (B) كما يلي: $Bz_t = z_{t-1}$. وبالتالي فإن، $B^2 z_t = z_{t-2}$ و $Bz_t = z_{t-1}$

$$B^k z_t = z_{t-k} \quad \text{وعموما نجد أن:}$$

لاحظ وجود علاقة بين المشغلين الفروق و الإزاحة ومن التعريف يمكن التعبير عنه كما يلي:

$$\nabla z_t = z_t - z_{t-1} = z_t - Bz_t = (1 - B)z_t \rightarrow (2-36)$$

لذا يمكن التعبير عن العلاقة بين مشغل الفروق ومشغل الإزاحة للخلف كما يلي:

$$\nabla = 1 - B \rightarrow (2 - 37)$$

اعتمد بوكس وجنكينز اعتماداً شبيه كامل بدلالة لإزاحة للخلف B ومع ذلك فإن مشغل الفروق ∇ سيزيد من تبسيط الرموز)³². ويمكن الحصول علي توفيقه أفضل بوضع حد ثابت $\theta(B)a_t = \theta(B)w_t = \delta$ هو δ في

$$\text{الطرف الأيمن تصبح } \theta(B)a_t = \delta + \theta(B)a_t. \delta \text{ لست دائماً الوسط الحسابي حيث أن السكون يتطلب}$$

$$\in (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p)w_t = (1 - \phi_1 - \dots - \phi_p) \in w_t \rightarrow (2 - 38)$$

حيث أن $\in (a_t) = 0$ فإن $\in (\theta, B)a = 0$ وبالتالي يرتبط الوسط الحسابي لـ w_t مع المقدار الثابت بالعلاقة $\in w_t = \delta / (1 - \theta_1 - \theta_p)$ وتتساوي مع الوسط الحسابي لـ w_t فقط في العملية MA ففي هذه الحالة نجد أن $\in (w_t) = \delta$.

ثانياً : النماذج الموسمية :تستخدم لتمثيل السلاسل الزمنية الموسمية : .

1- نموذج الانحدار الذاتي الموسمي: ويرمز لهذا النموذج بـ $SAR(P)$ حيث P تمثل درجته و يكتب

$$X_t = \mu + \theta_S X_{t-S} + \theta_{2S} X_{t-2S} + \dots + \theta_{pS} X_{t-pS} + Z_t \rightarrow (2-39)$$

2 -نموذج المتوسطات المتحركة الموسمي: ويرمز لهذا النموذج بـ $SMA(Q)$ حيث Q تمثل درجته.

$$X_t = \mu + Z_t - \phi_S Z_{t-S} - \phi_{2S} Z_{t-2S} - \dots - \phi_{QS} Z_{t-QS} \rightarrow (2-40)$$

3 -نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة الموسمي: ويكتب كالاتي:

$$X_t = \mu + \theta_S X_{t-S} + \theta_{2S} X_{t-2S} + \dots + \theta_{pS} X_{t-pS} + Z_t - \phi_S Z_{t-S} - \phi_{2S} Z_{t-2S} - \dots - \phi_{QS} Z_{t-QS} \rightarrow (2 - 41)$$

ويرمز لهذا النموذج بـ $SARMA(P, Q)$ حيث P, Q تمثلان درجته. أما إذا كانت السلاسل غير ساكنة فتحول

إلى ساكنة عن طريق أخذ الفرق الموسمي: $(2 - 42) \rightarrow w_t = X_t - X_{t-1}$. ثم تمثل بنفس النماذج

السابقة ولكن تضاف كلمة متكاملة دلالة على أن النموذج استخدم لسلسلة غير ساكنة.

4- النموذج الموسمي المضاعف: هو خليط من النماذج اللاموسمية والموسمية ويكتب بالشكل:

$$\theta_p(B)\theta_p(B^S)\nabla^d\nabla^D X_t = \phi_q(B)\phi_q(B^S)Z_t \rightarrow (2-43)$$

حيث أن: p درجة الانحدار الذاتي الاعتيادي، P درجة الانحدار الذاتي الموسمي q درجة المتوسط المتحرك

الاعتيادي، Q درجة المتوسط المتحرك الموسمي d درجة الفروق الاعتيادية، D درجة الفروق الموسمية S ،

طول فترة الموسم. ويرمز للنموذج أعلاه بـ $ARIMA(p, q, d) \times (P, Q, D)_S$ ³³.

4-2-2 مراحل بوكس وجنكينز:

يتلخص النموذج في أربع مراحل يتم خلالها اختيار النموذج الأنسب لغرض التقدير والتنبؤ مع تداخل هذه

المراحل فيما بينها أحيانا وهي:

³² جلال ، محمد ، (2012)التنبؤ بالسلاسل الزمنية لمنسوب النيل الأزرق في محطة ود مدني باستخدام نماذج بوكس وجنكينز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، رسالة دكتوراه جامعة السودان

للعلوم والتكنولوجيا

³³يونس . سام (2012)التنبؤ بدرجات الحرارة في ولاية الخرطوم باستخدام أحد نماذج بوكس- جنكينز للسلاسل الزمنية ، قسم الإحصاء التطبيقي - كلية العلوم- جامعة السودان للعلوم

والتكنولوجيا ورقة منشورة في مجلة العلوم والثقافة الصادرة من جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا

- التعرف علي المواصفات الأولية للنموذج. Identification
- تقدير معالم النموذج. parameter estimation
- فحص مدى ملاءمة النموذج. Diagnostic checking
- التنبؤ بالقيم المستقبلية forecasting

المرحلة الاولى: التعرف: (Identification) :

هي المرحلة الأولى للتعرف علي النموذج (Model Specification) تُعد من أهم المراحل حيث يتم من خلالها تحديد رتبة كل من $AR(P)$ و $MA(q)$ باعتبارهما النموذجين اللذين يكونا نموذج (ARIMA). وهنا يمكن أن يأخذ النموذج أحدا لأشكال الآتية: نموذج انحدار ذاتي بحت (Pure Autoregressive Model) ويعبر عنه بالشكل التالي $ARIMA (P, d, 0)$ ونموذج متوسطات المتحركة بحت (Pure Moving Average Model 2) ويعبر عنه بالشكل التالي $ARIMA (0, d, q)$ ونموذج مختلط ويأخذ الصيغة $ARIMA (p, d, q)$ ³⁴. ويتم تحديد رتب نموذج $ARIMA (p, d, q)$ وذلك كالاتي:

1- تحديد درجة التكامل (d) من خلال فحص سكون السلسلة الأصلية، فإذا كانت غير ساكنة مثل أن يكون لها اتجاه عام فيتم أخذ الفرق الأول، وهكذا، حتى تصبح ساكنة. ومتى ما أصبحت ساكنة فإن هذا العدد عبارة عن (d) ويمكن استخدام عدة أساليب للكشف عن سكون السلسلة مثل اختبار جذر الوحدة لديكي - فولر (Dickey-Fuller) واختبار ديكي فولر الموسع (Dickey-Fuller Augmented) كما يمكن استخدام معاملات دالة الارتباط الذاتي والتي تحسب عند الفجوة K، كالاتي :

$$\hat{\gamma}_k = \frac{\sum (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{n-k} \quad \text{حيث إن:} \quad \rho_k = \frac{Y_k}{Y_0} = \frac{\text{التغاير عند الفجوة } k}{\text{التباين}}$$

n = حجم العينة و k = طول الفجوة الزمنية.

كما يمكن رصد ρ_k على شكل انتشار عند الفجوات المختلفة. وتتراوح قيم معامل الارتباط الذاتي بين: $-1 \leq \rho_k \leq 1$. ويتطلب استقرار السلسلة أن يكون ρ_k مساويا للصفر، أو أن لا يختلف جوهريا عن الصفر بالنسبة لأي فجوة (k > 0) وبعبارة أخرى يجب أن تقع معاملات الارتباط الذاتي داخل حدود فترة الثقة اذا وقع خارج الحدود لفترة طويلة فإن معاملات (ACF) تختلف عن الصفر معنويا لعدد كبير نسبيا من الفجوات الزمنية لذا يقال أن السلسلة غير ساكنة. من المعلوم أن معاملات الارتباط الذاتي للسلسلة الساكنة لها توزيع طبيعي غالبا وسطه صفر وتباينه $1/n$ ومن ثم فإن حدود فترة الثقة عند مستوى معنوية (5%) لعينة كبيرة الحجم إذا كان ρ_k يقع داخل هذه الحدود $\pm 1.96 \sqrt{1/n}$ يتم قبول فرض العدم $H_0: \rho_k = 0$. خارج هذه الحدود فإننا نقبل الفرض البديل $H_1: \rho_k \neq 0$. وعند إجراء اختبار مشترك لمعنوية معاملات الارتباط الذاتي كمجموعة يتم استخدام .

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

حيث أن m = عدد الفجوات. وللعينات الكبيرة فإن Q لها توزيع χ^2 بدرجة حرية (m) عند مستوى معنوية معين وتكون السلسلة غير مستقرة في حالة Q المحسوبة أكبر من الجدولية. حيث يتم رفض فرض العدم الذي ينص

³⁴C. Chatfield; (1980) "The analysis of time series: An introduction, second edition, , PP. 82:84

على أن كل معاملات الارتباط الذاتي مساوية للصفر، والعكس صحيح. كما أن هناك إحصائية أخرى أفضل خاصة في العينات الصغيرة، تسمى إحصائية Box-Ljung:

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

يتبع χ^2 بدرجات حرية (k-p -q) فإذا كان هذا الإحصاء أقل من قيمة χ^2 فإن الأخطاء تكون عشوائية والعكس صحيح. وفي حال 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. وهذا هو الشرط الأساسي الذي يجب التأكد من توافره في البيانات الخاصة بالسلسلة الزمنية محل الدراسة وهو شرط السكون ولا تتغير خصائص السلسلة عبر الزمن).³⁵

عادة يستخدم كلا من (ACF) و (PACF) والتي تمثل معامل الارتباط الذاتي الجزئي بين قيم متتالية لمتغير ما خلال فترتين مع ثبات الفترات الأخرى فمعامل الارتباط الجزئي بين Y_t و Y_{t-k} يشير إلى الارتباط بين قائمتين Y_t و Y_{t-k} مع استبعاد أثر قيم Y الأخرى التي تقع بين الفترتين t و $t+k$ بعد تحديد نموذج ذات رتبة منخفضة للانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك أقل صعوبة، وتزداد ذاتي. يبين الجدول الصعوبة للنماذج ذات الرتبة المرتفعة. فوجود نتو (Spikes) في دالة الارتباط الذاتي مؤشر على درجة المتوسط المتحرك بينما قد تستخدم دالة الارتباط الذاتي الجزئي كدليل لتحديد رتبة نموذج الانحدار (1) خصائص (ACF و PACF) كمؤشرات لاختيار النموذج. الجدول أدناه يبين كيفية تحديد رتبة النماذج بناء على الدالتين:

الجدول رقم (2-1) خصائص (ACF و PACF)

| النموذج | (ACF) | (PACF) |
|--------------------------------|---|---|
| AR(P) الذاتي الانحدار | تقرب من الصفر تدريجياً | تصل إلي الصفر فجأة بعد فجوة (P) |
| MA(q) نموذج المتوسطات المتحركة | تصل إلي الصفر فجأة بعد فجوة زمنية (q) | تقرب من الصفر تدريجياً |
| ARMA(p,q) النموذج المختلط | تقرب من الصفر تدريجياً | تقرب من الصفر تدريجياً |
| ARIMA(p,d,q) النموذج | تقرب من الصفر تدريجياً | تقرب من الصفر تدريجياً |
| $AR(p) \times SAR(P)$ | تقرب من الصفر تدريجياً | تقرب من الصفر بعد الفترة الزمنية $p+SP$ |
| $MA(q) \times SMA(Q)$ | تقرب من الصفر بعد الفترة الزمنية $q+SQ$ | تقرب من الصفر تدريجياً |
| $ARMA(p,q) \times (P,Q)$ | تقرب من الصفر تدريجياً | تقرب من الصفر تدريجياً |

كما يمكن استخدام مقياس (Akaike) D' AKAIKE (AKAIKE INFORMATION CRITERION : AIC) أو (SBC) حيث يتم اختيار النموذج الذي له أقل قيم ل (AIC) و (SBC) حيث يتم حسابهما كآلاتي:

$$AIC = T \ln \left(\sum e_i^2 \right) + 2n$$

$$SBC = T \ln \left(\sum e_i^2 \right) + n \ln(T)$$

³⁵ الغلام ، حمد (2003 م 1424 هـ) تحليل السلسلة الزمنية لمؤثر أسعار الأسهم في المملكة العربية السعودية: باستخدام منهجية بوكين جينكينز (Box-Jenkins Method) جامعة الملك سعود - الرياض - المملكة العربية السعودية ص 23-5

تشير T إلى عدد المشاهدات المستخدمة و n إلى عدد المعالم المقدرة و θ الى البواقي ويمكن استخدام ACF للمتوسط المتحرك $MA(q)$ حيث ρ_k لا تساوي صفر إحصائياً للقيم $k \leq q$ و بينما نستخدم PACF ل $AR(p)$ حيث بعد آخر تباطؤ قبل أن تتحول PACF للصفر قيمة مثالية ل p .

المرحلة الثانية: التقدير: (Estimation):

يتم تقدير نموذج ARIMA ليعطي عدد $(p + q + 1)$ من المعالم وذلك بعد اختيار قيم P, d, q ويستخدم طريقة تقدير غير خطية بدلاً من طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية خاصة في حال وجود منهجية المتوسط المتحرك والذي يحتوي على حدود خطأ ليست معلومة . وفي هذه المرحلة عادة يتم تقدير عدة نماذج متقاربة يتم المقارنة بينها . وعادة تكون معالم النموذج الجيد المقدرة معنوياً تختلف عن الصفر وتكون مستقرة . كذلك يمكن مقارنة مجموع مربع البواقي كمقياس لجودة معنوياً تختلف عن الصفر وتكون مستقرة . كذلك يمكن مقارنة مجموع مربع البواقي كمقياس لجودة معنوياً تختلف عن الصفر وتكون مستقرة . كذلك يمكن مقارنة مجموع مربع البواقي كمقياس لجودة النموذج . وتتعدد الطرق التي يمكن استخدامها للتقدير أهمها:

- طريقة المربعات الصغرى الخطية سواء الشرطية أو غير الشرطية و غير الخطية.
- طريقة الإمكان الأعظم (Maximum Likelihood Method) ³⁶

طريقة المربعات الصغرى: تعتمد هذه الطريقة على إيجاد المعالم التي تجعل مجموع مربعات الأخطاء اقل ما يمكن لذا نقوم بحساب مجموع مربعات الأخطاء وتفاضلها بالنسبة للمعلمة ونساوي ناتج التفاضل بالصفر، لاختلاف النماذج المستخدمة لوصف السلاسل من حيث الخطية و غير الخطية في المعلمات نجد:

1- بالنسبة لنماذج الانحدار الذاتي نجد أنها خطية في معالمها حيث تعتبر بمثابة انحدار المتغير y_t على المتغيرات المفسرة y_{t-1}, \dots, y_{t-p} حيث أن صورة النموذج تشبه إلى حد ما نماذج الانحدار العام التقليدية مع وجود اختلاف (المتغيرات المفسرة عشوائية) إلا أن المشكلة التي تواجهنا عند اشتقاق المقدرات هي استحالة حساب الأخطاء الابتدائية a_1, \dots, a_p من البيانات المتاحة لأنها تعتمد على القيم غير المرئية $y_{t-1}, \dots, y_t, \dots, y_p$ في هذه الحالة يتم عمل ال p مشاهدة الأولى حيث نعتبر أن السلسلة تبدأ من المشاهدة y_{p+1} وحتى المشاهدة y_n وتكون المشاهدات y_1, \dots, y_p عبارة عن قيم أولية ويتم التعويض عن الأخطاء المناظرة لها a_1, \dots, a_p بالقيم صفر وهي التوقع غير الشرطي لها ، وعندها تسمى هذه الطريقة طريقة المربعات الصغرى الشرطية.

2- أما بالنسبة لنماذج المتوسطات المتحركة فنجد أنه عند اشتقاق مقدراتها نواجه بعض المشاكل، أولها وجود مجموعة من القيم الابتدائية $a_0, \dots, a_{2-q}, a_{1-q}$ ، وثانيها أن النماذج غير خطية في المعالم $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ لأن الاضطرابات $a_{t-1}, a_{t-2}, \dots, a_{t-q}$ تعتمد على المعالم. وهنا يتم افتراض أن القيم الابتدائية تساوي قيمة ثابتة هي الصفر، ونتيجة لعدم خطية النموذج تطبق طريقة المربعات الشرطية نحصل على كثيرة حدود في θ من درجة أعلى كثيراً من الدرجة الخطية لا يمكن حلها بطرق الانحدار الخطي التقليدية وإنما يجب استخدام بعض طرق الانحدار غير الخطي. وبالنسبة لتقدير معالم نماذج $ARMA(p, q)$ وهنأ نواجه المشاكل المشابهة لمشاكل

³⁶ غازي مصطفى (1982)، تحليل إحصائي للسلاسل الزمنية واتخاذ القرار مع التطبيق على صناعة السكر في الجمهورية العربية السورية، رسالة

ماجستير كلية الاقتصاد والعلوم السياسية، .

تقدير معالم المتوسطات المتحركة ولكن هنا لدينا مجموعتين من القيم الابتدائية و مشكلة عدم خطية.

طريقة الإمكان الأعظم Maximum Likelihood Method

إذا كان لدينا سلسلة عشوائية (y_1, y_2, \dots, y_n) مسحوبة من مجتمع توزيعه الاحتمالي معلوم $p(y, \Gamma)$ حيث Γ متجه يحتوي مجموعة من المعالم المجهولة المراد تقديرها ويمكن ان يشر الي $p+q+1$ للمعالم (ϕ, θ, σ) لنماذج ARIMA ولتقدير معالم النموذج نستخدم دالة الامكان الاعظم $L(\Gamma/Y)$ أو دالة الامكان الاعظم اللوغاريتمية $\ln L(\Gamma/Y)$ التي يمكن صياغتها كالآتي:

$$L(\phi, \theta, \sigma_u/y) = F(\phi, \theta) n \ln(\sigma_u) - \frac{\delta(\phi, \theta)}{2\sigma_u^2}$$

دالة $F(\phi, \theta)$ في ϕ, θ, σ_u : مجموع المربعات الصغرى (غير الشرطية) وتعطي كالآتي:

$$\delta(\phi, \theta) = \sum_{i=1}^n e_i^2(\phi, \theta)$$

اما الدالة الشرطية للإمكان الاعظم هي $\ln L(\phi, \theta, \frac{\sigma_u}{y}) = -n \ln(\sigma_u) - \frac{\delta(\phi, \theta)}{2\sigma_u^2}$:

وهنا نقوم باختبار ϕ, θ, σ_u التي تجعل الدالة أكبر ما يمكن ويسمي بمقدار للإمكان الاعظم $\hat{\phi}, \hat{\theta}, \hat{\sigma}_u^2$ وهي مقدرات ويمكن الحصول عليها بالتفاضل الجزئي للدالة ويكون التفاضل في كل مرة لدالة واحدة. ويفضل التعامل مع دالة الامكان الاعظم اللوغاريتمية لأنها حاصل ضرب دوال كثافات احتمالية واخذ اللوغاريتم يحولها لحاصل جمع يسهل العمليات الرياضية.

المرحلة الثالثة: الفحص التشخيصي: (Diagnostic Cheking):

تمثل المرحلة الثالثة فحص النموذج المختار والتأكد من أنه النموذج الصحيح، وذلك بالتأكد من أنه خال من تركيبة الارتباط الذاتي أو المتوسط المتحرك أو بعبارة أخرى التأكد من أن حد الخطأ للنموذج مطابق لشروط حد الخطأ الأبيض (White Noise). تمثل تغيرات عشوائية مستقلة، بمتوسط صفر وتباين ثابت ويتم عادة فحص النموذج عن طريق معاملات الارتباط الذاتي و الذاتي الجزئي للبواقي في النموذج المقدر وليس السلسلة الأصلية . فإذا كانت جميع المعاملات تقع داخل فئة (95%) فإن الارتباط الذاتي بين حدود الحد العشوائي غير معنوي، كما يمكن استخدام إحصائية Q السابقة أو اختيار جذر الوحدة لبواقي النموذج المقدر . وهناك عدة طرق تساعد في اختيار النموذج المناسب مثل تقسيم العينة إلى مجموعتين تقدر كل منهما، ثم يطبق اختبار F للتأكد من أن جميع المعالم متساوية في المجموعتين. وكذلك يمكن استخدام مجموع مربع أخطاء التنبؤ . حيث يستخدم النموذج للتنبؤ ببقية المشاهدات وبعد ذلك يحسب خطأ التنبؤ بين القيم المتوقعة والحقيقية للسلسلة. ويلاحظ هنا إذا لم يجتاز النموذج هذا الاختبار فإنه يتم إعادة الخطوات حتى نتوصل إلى إنه ، فإذا كانت منطبقة على السلسلة كان هو النموذج الملائم ولا نقوم بتطويره من خلال النموذج المناسب. إذا فجوهر هذه عملية هو التأكد من أن الافتراضات النظرية للنموذج المبدئي متحققة في عدة اختبارات)³⁷.

1- اختبار السكون: Test of stationarity يقوم التحليل على فرضية السكون، وحتى نتأكد من أن النموذج

المبدئي يصف سلسلة ساكنة نقوم بفحص معاملات دالة الانحدار الذاتي للنموذج المبدئي والتي حصلنا عليها

³⁷. البشير , زين العابدين وحوري, احمد (1960م) لاستدلال الاحصائي, الرياض جامعة الملك سعود ب ط

في مرحلة التقدير لمعرفة ما إذا كانت هذه المعاملات تحقق شرط السكون؟ وهو أن تكون القيم المطلقة لجذور المعادلة $\Phi(\beta) = 0$ أكبر من الواحد الصحيح، فإذا كانت احدي القيم المطلقة لجذور المعادلة السابقة = 1 فمعنى أن السلسلة غير ساكنة أي لها اتجاه عام و لكي نتخلص منه نقوم بأخذ الفروق المتتالية حتى يمثل النموذج ساكنة. فمثلا إذا كان النموذج المبدئي $ARIMA(1,0,1)$ وكانت المعلمة $\phi=1$ أي أن هذا النموذج لا يصف سلسلة ساكنة، نقوم بأخذ الفروق حتى تصبح ساكنة. إذا كان النموذج الأصلي $ARIMA(1,0,1)$ علي الصورة: $y_t = (1 - \theta\beta) a_t + \phi y_{t-1}$ فإننا نستبدله بالنموذج $ARIMA(0.1.1)$.

2- اختبار الانعكاس Test of Invariability نجد أن لهذه الخاصية أهمية في تقدير الأخطاء فالنموذج الملائم لابد أن يكون منعكس لذا نقوم باختبار الانعكاس وهو أن تكون جذور المعادلة $\Theta(\beta)$ اكبر من الواحد الصحيح، ولو كانت مساوية للواحد سيكون النموذج غير منعكس فنقوم بتعديله حتى يصبح منعكس عن طريق إلغاء الفروق المتتالية والعودة إلي السلسلة التي كانت موجودة قبل أخذ الفروق، حيث يقال في هذه الحالة أننا وقعنا في مشكلة Over differencing $Y_t = (1 - \theta\beta) a_t$ ³⁸.

تحليل البواقي Residuals analysis. إذا كان النموذج المبدئي ملائم فلا بد أن تحقق البواقي نفس خصائص الأخطاء أولا تتعارض معها ومنها عدم وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء، ومتوسطها يساوي الصفر تباينها σ^2 ونقوم بتحليل البواقي من خلال عدة خطوات :

أ- رسم البواقي : نقوم برسم البواقي ضد الزمن فإذا كانت البواقي ليس لها نمط معين أي متذبذبة حول الصفر فهي تحقق خصائص الأخطاء وبالتالي فهذا مؤشر علي أن النموذج ملائم .

ب- فحص دالة الارتباط الذاتي للبواقي: يكون النموذج المبدئي ملائما إذا كانت الأخطاء تمثل تغيرات عشوائية بحتة وبالتالي لابد أن تعكس البواقي هذه الخاصية وحتى تكون الأخطاء متغيرات عشوائية بحتة لابد أن تكون معاملات الارتباط الذاتي صغيرة بحيث يمكن قبول عدم اختلافها معنويا عن الصفر. أي تكون خالية من التنبؤات بمعني انه إذا كان معامل الارتباط الذاتي للبواقي يقع داخل الفترة $(-2\sqrt{n}, +2\sqrt{n})$. وقبل استخدام النموذج يجب اختياره للتأكد من صحته وكفاءته باستخدام معاملات الارتباط الذاتي للبواقي.

توفيق النموذج الأدنى مباشرة قد يري وجود أحد المعالم غير ضروري ، هذا مؤشر جيد لتبسيط النموذج لذا نقوم باختبار معنوي المعلمة وارتباطها بالمعاملات الأخرى ، فإذا كانت المعلمة لا تختلف معنويا عن الصفر أو بينها وبين احدي المعالم ارتباط قوي فيمكن حذفها وبالتالي تبسيط النموذج.

توفيق النموذج الأعلى مباشرة. Over fitting إذا اعتقد الباحث أن هناك أحد المعالم التي لو أضيفت إلي النموذج جعلته أكثر ملائمة ، فانه يقوم بدمجها في النموذج المبدئي ثم يقوم باختبار معنويتها فان كانت معنوية تركها في النموذج والعكس. ثم يقوم بدراسة معنوية المعالم الأصلية التي قد تتأثر بالمعالم المضافة. يتم تشخيصا النموذج وتحديد درجته من خلال (ACF) و (PACF).

المرحلة الرابعة: التنبؤ: Forecasting

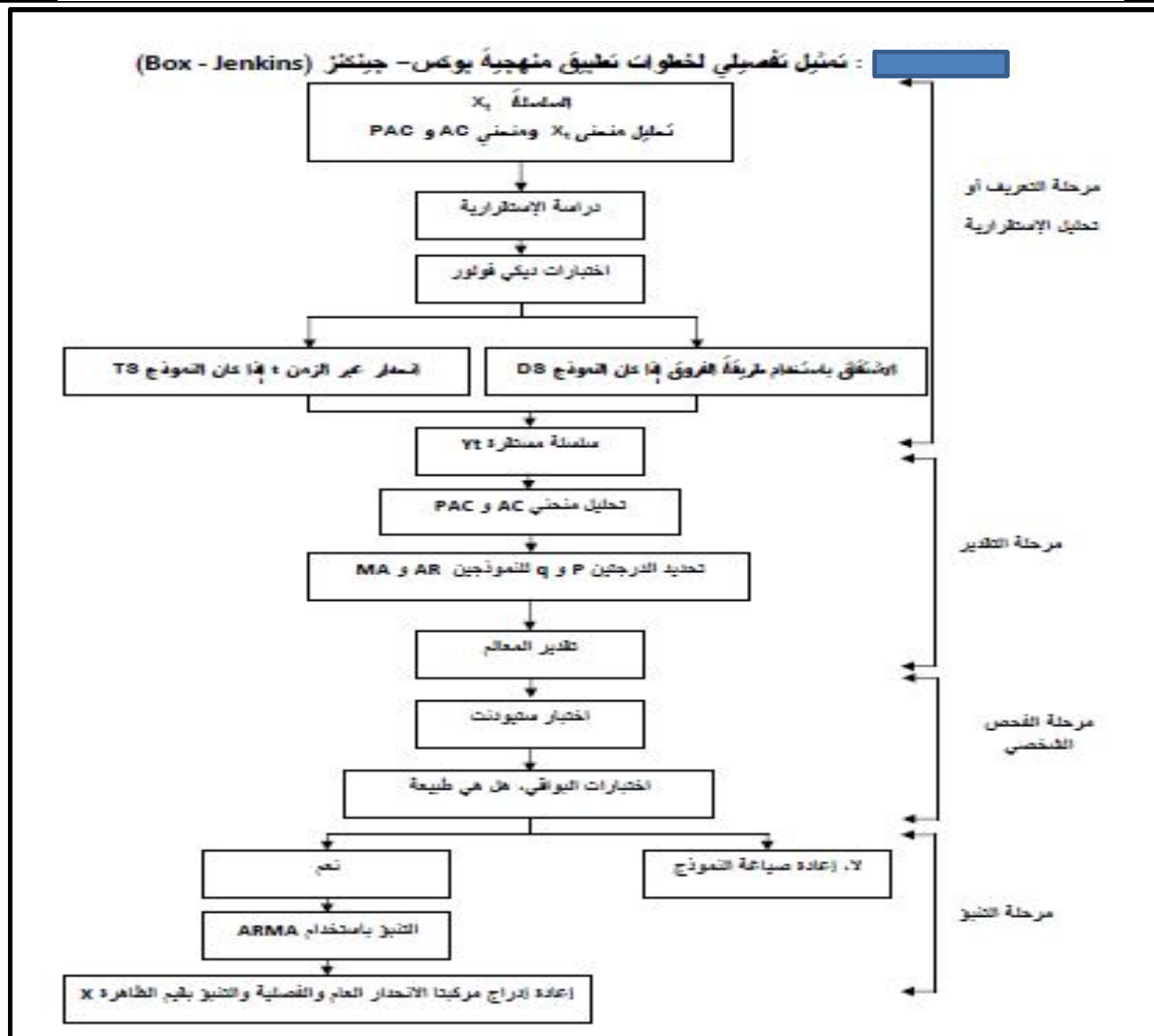
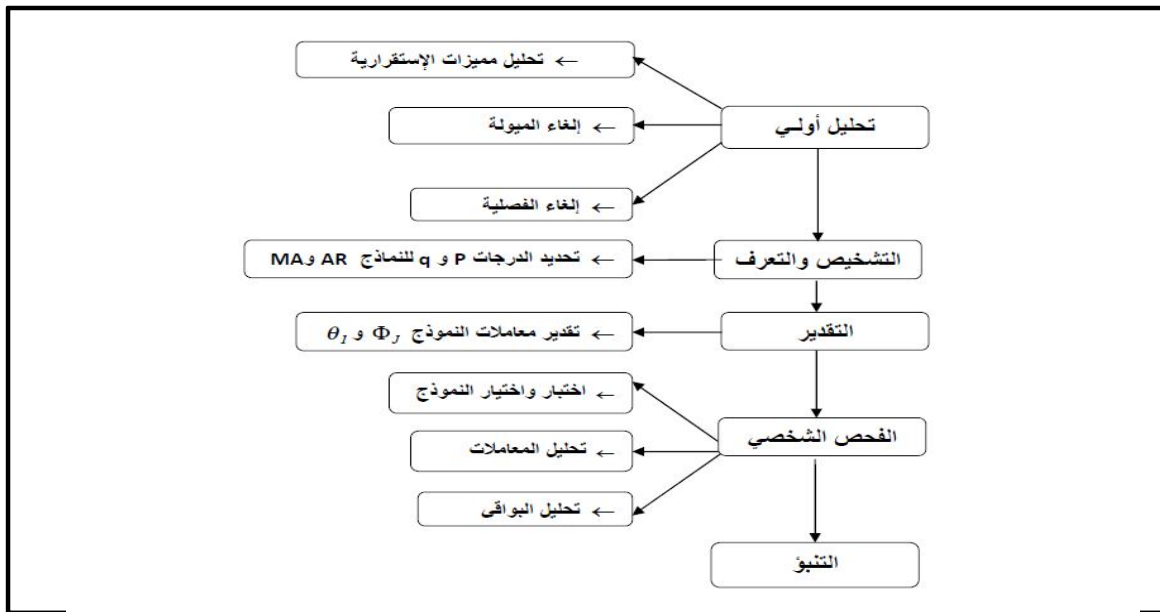
³⁸مهران، محمد علوي (1986)مذكرات في تحليل السلاسل الزمنية وتطبيقاتها، معهد الدراسات والبحوث الإحصائية، جامعة الأزهر، ب.ط.

وهو المرحلة الأخيرة من المنهجية وهو الهدف النهائي للتحليل وهو مرحلة التطبيق العملي للنموذج المقترح ويتم الحصول على القيم المتوقعة للظاهرة محل الدراسة ولا يمكن الانتقال إلي هذه المرحلة إلا بعد أن يجتاز النموذج المبدئي كافة الفحوص والاختبارات التشخيصية للتأكد من صحة النموذج ، إذا لم يجتاز النموذج الاختبارات فإنه يجب تعديله أو استبداله بنموذج آخر أكثر كفاءة حسب خطوات التشخيص .بعد تحديد درجات النموذج (p, d, q) يتم تقدير النموذج، ومن ثم استخدامه للتنبؤ وذلك عن طريق إحلال القيم الحالية والماضية للمتغير التابع (Y_t) والبقاقي كقيم تقديرية لحد الخطأ ، وذلك للحصول على القيمة الأولى المتنبأ (Y_{t+1}) وهو يسمى التنبؤ لفترة واحدة للأمام ويمكن الحصول على القيمة الثانية (Y_{t+2}) بإحلال القيمة الأولى (Y_{t+1}) التي تم التوصل إليها في الخطوة الأولى وهكذا ، مع ملاحظة افتراض حد الخطأ خارج العينة للدالة يساوي صفر مما يعني أن حدود MA في النموذج ستختفي بعد q فترة وتُعد هذه المرحلة امتداد للمرحلة السابقة حيث يمكن استخدام نتائج التنبؤ، خاصة أخطاءه وما يتعلق به ، من أجل المقارنة بين عدة نماذج. وقد أشارا Box-Jenkins إلى فكرة تحديث التنبؤات أي كلما حصلنا على بيانات جديدة ، أو دخلنا بشكل عملي في سنوات التوقع (التحرك للأمام) فإنه يمكن استخدام النتائج الفعلية لسنة التوقع في تحديد التنبؤ للسنة التي تليها، وذلك بنفس الأسلوب الذي توصل به للقيم المقدرة للملاحظات الفعلية وفي تحديد توقعات المشاهدات المستقبلية. ومن المعلوم في التحليل الإحصائي وجود نوعين هما :

التنبؤ بنقطة: وهنا نستخدم القيم الحالية والسابقة للسلسلة في التنبؤ بالملاحظات المستقبلية .

التنبؤ بفترة: لا يقتصر الاهتمام في الإحصاء والسلاسل بصفة خاصة علي تنبؤات النقطة وإنما يتم بناء فترات تنبؤ لها، حتى يكون لدى الباحث درجة ثقة معينة في التنبؤات. أي $1-\alpha$ فترة التنبؤ للمشاهدة المستقبلية. **خطأ التنبؤ:** يعرف بأنه الفرق بين القيمة المشاهدة والمتنبأ .ويستقاد منه في قيم القوة التنبؤية حيث يستخدم متوسط مربع خطأ كمعيار لقياس جودة التنبؤ ولكي نقول أن النموذج جيد يجب أن يكون (MSE) أقل ما يمكن.

الشكل (1-2) المسار الانسيابي لتحليل السلاسل الزمنية مراحل طريقة بوكس وجنكينز



المصدر : جلال أحمد، دراسة تخطيطية وتنبؤية لمبيعات الوقود للشركة الوطنية لتسويق وتوزيع المواد البترولية، مذكرة ماجستير غير منشورة، المدرسة العليا للتجارة، الجزائر، 2005

2-3 نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية: Artificial Neural Networks Models

1-3-2 تمهيد :

الشبكات العصبية الاصطناعية هي إحدى التقنيات الحديثة نسبياً في الحوسبة، وهي مستوحاه من طريقة عمل العقل البشري والجهاز العصبي المركزي. على الرغم من أن نشأتها تعود إلى ما قبل الحاسوب التقليدي، حيث تم إنتاج أول خلية عصبية اصطناعية في عام 1943 بواسطة العالمين وارين الفيزيولوجي (Mcculloch) ماكلوتش وعالم الرياضيات (Walter Pitts) والترتس، قدما ورقة عن كيفية عمل الخلايا العصبية، وتم محاكاتها باستخدام دوائر الكترونية بسيطة إلا أن التقنية المتوفرة وقتها لم تمكنها من تطويرها والاستفادة منها. وفي العام 1949 كتب Donald Hebb عن الشبكات العصبية. ولكن في أوائل الخمسينات بدأ عصر الحوسبة التقليدية مع اكتشاف الترنزستور. بذلك واصل الباحثون في هذا المجال، وبعد 15 سنة من نشر Walter Pitts و McCulloch ورقتهما، ظهر نهج جديد في بحوث الشبكات الاصطناعية حيث بدأ عالم الأحياء العصبية عمله بما عرف بالـ Perceptron. وهو أولى التطبيقات العملية للشبكة. ولكن هذا الاتجاه تلقى ضربة قوية في أواخر الستينات عندما نشر كل من M. Minsky و S. Papert كتابهما الشهير Perceptrons الذي برهن فيه على أن هذه الأنظمة العصبية محدودة القدرة. ورغم أن حل هذه المشكلة كان بسيطاً إلا أن إيجاده استغرق ربع قرن (1986) ثم تم إيجاد البيروسيبترون متعدد الطبقات. ومنذ ذلك التاريخ عاد هذا الاتجاه إلى الظهور بقوة عندما حققت الأنظمة العصبية نتائج باهرة في مجالات عدة كالتعرف على الأشكال ، وتحليل الإشارات وتحديد الأهداف على الصور الملتقطة جويًا بالإضافة إلى التطبيقات الأخرى. وهي من أهم مجالات الذكاء الاصطناعي الذي يعكس تطوراً ملموساً في طريقة التفكير الإنساني، وتدور الفكرة حول محاكاة العقل البشري باستخدام الحاسب)³⁹.

تتكون الشبكات العصبية من عدد كبير من وحدات المعالجة العصبية سمية مجازاً (خلايا عصبية) المتشابكة تشابكاً كبيراً بحيث تكون قادرة على معالجة أنواع معينة من المشاكل. كما في الخلايا العصبية الحية، تحتاج الخلايا العصبية الاصطناعية إلى التدريب بحيث يتم ضبط التشابكات. بعدها يمكن اعتبار الشبكة «خبيرة» في فئة المعلومات التي تم تدريبها عليها. ويمكن للشبكة العصبية المدربة (الخبيرة) التنبؤ بنتائج مواقف جديدة أو إجابة أسئلة من نوع «ماذا لو». تختلف الشبكات العصبية عن الحواسيب التقليدية في أن الأخيرة تقوم بمعالجة المشاكل من خلال خطوات وتعليمات محددة ومبرمجة (خوارزمية)، وبالتالي لا يمكنها حل المشاكل الغير مبرمجة سلفاً، أي إن الحاسوب التقليدي لا يمكنه إلا حل المشاكل التي يستطيع المبرمج نفسه حلها. وبالتالي فهي أقرب لطريقة عمل العقل من حيث أنه يستفيد من خبراته السابقة في حل المشاكل الجديدة. وتعد "ANN" منهجية معاصرة ومتقدمة، استقطبت اهتمام كثير من الباحثين والعلماء في شتى المجالات منها الإحصائية وبحوث العمليات وتقانة المعلومات وغيرها)⁴⁰. اكتسبت في السنوات الأخيرة طرق عديدة في معالجة وتحليل السلاسل الزمنية وحساب التنبؤات المستقبلية، نظراً لما تمتاز به من مرونة كبيرة مقارنة بالطرائق التقليدية المعروفة والمعتمدة في هذا المجال فضلاً عن قدرتها على التعلم والتكيف ذاتياً مع أي

³⁹ العاسي ، عبد الحميد (2013) مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية وتطبيقات في العلوم الاجتماعية Spss ، جامعة القاهرة معهد الدراسات والبحوث الإحصائية قسم الإحصاء الحيوي والسكاني

⁴⁰ القرعوني . احمد و الحمداني ،اسراء (2010) استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية للتنبؤ بسر لغائدة جامعة ديالى

نموذج⁴¹ تعود دراسة الدماغ البشري إلى عدة قرون، ولكن فقط مع فجر العصر الحديث للإلكترونيات بدأ الإنسان محاولاته لمحاكاة الدماغ وعملياته الفكرية.

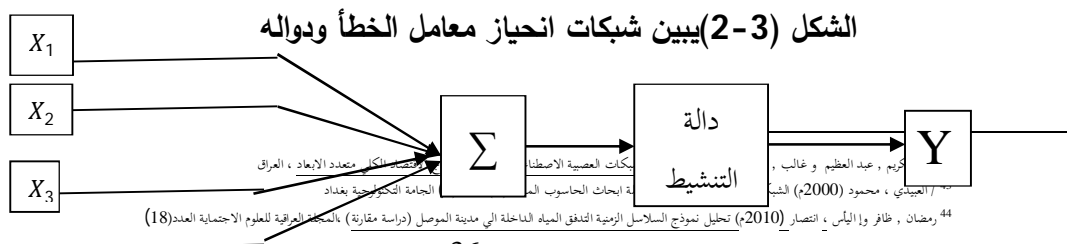
2-3-2 تعريف الشبكة العصبية الاصطناعية :- Definition of ANN

تعريف الشبكات بأنها محاولة رياضية برمجية وهي تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة عمل المخ البشري من حيث قابلية التعلم و التذكر والقدرة على تمييز الأشياء و اتخاذ القرارات . ومن ثم تتيح لها أيضا التعلم عن طريق التكرار والخطأ لأن الدماغ البشري يعمل بطريقة تؤهله للتعلم والتذكر واتخاذ القرارات عندما يحتاج لذلك. عندما اكتشف العلماء طريقة عمل الدماغ حاول العلماء الرياضيون أن يحاكوها بواسطة نماذج رياضية. نشأ عنه ما يسمى بالذكاء الصناعي أحد أنواعه هو الشبكات العصبية⁴².

وعرفها العالم (Nilsson) علي أنها نظام حسابي مكون من عدد من وحدات (عصبونات) المعالجة (Processing Elements) المترابطة وتتصف بطبيعتها الديناميكية والمتوازنة في معالجة البيانات الداخلة إليه. وعرفها العالم (Haykin) عام 1994 علي أنها متوازنة هائلة لتوزيع المعالج الذي لديه نزعة طبيعية لخرن المعرفة التجريبية وجعلها متاحة. وهي تماثل الدماغ البشري في ناحيتين تكتسب المعرفة من خلال تعلم نقاط الاتصال المعروف باسم مشبكي (Synaptic) وتستعمل الأوزان لتخزين المعرفة.

وعرفها العالم (Zurada) علي أنها أنظمة خلوية فيزيائية يمكنها كسب وخرن المعرفة التجريبية.⁴³ وعرفها العالم (Nigrin) علي أنها دائرة مؤلفة من عدد كبير جداً من عناصر المعالجة التثبيطية التي تعتمد علي النظام العصبي كل عنصر يعمل علي المعلومات المحلية وإضافة لذلك كل عنصر يعمل بشكل غير متزامن ولست هنالك نظام شامل علي مدار الساعة.

ويمكن تعريف الشبكات العصبية الشبكة العصبية الاصطناعية هي نموذج يحاكي الشبكة العصبية الطبيعية (البيولوجية) ويستخدم عددا من الطرق الأساسية المستخدمة في النظم العصبية الطبيعية بمساعدة برمجيات المحاكاة وأسلوب المعالجة المتوازية . أي أن الشبكة العصبية الاصطناعية تقوم بمعالجة المعلومات بأسلوب محاكاة العقل البشري . مكونة من وحدات معالجة بسيطة، هذه الوحدات ما هي إلا عناصر حسابية تسمى عصبونات أو عقد (Nodes, Neurons) والتي لها خاصية عصبية تقوم بتخزين المعرفة العملية و التجريبية لتجعلها متاحة عن طريق ضبط الأوزان تكون وسيلة لحل مسائل متنوعة تتضمن الأنماط Pattern (Classification) كما تعد نظام لمعالجة البيانات بأسلوب هيكلي يتشابه مع الشبكات الطبيعية التي تحتوي علي وحدات معالجة بسيطة تسمى خلايا عصبية (Neurons) أو العصبون وكل خلية تحتوي علي دالة خارجية تسمى التنشيط (Activation) وعلي أساس هذه الملاحظات يمكن صناعة أشكال مختلفة لانهياز معامل الخطأ:⁴⁴



$$X_4$$

حيث أن : $Y_i = f(X_i, W_i)$

X_i = المدخلات ، W_i = الأوزان أو المعلمات ، F = دالة التنشيط ، Y_i = المخرج

(Y) = 1 (العتبة او الحد) if $y \geq \text{threshold}$

= 0 (العتبة او الحد) if $y < \text{threshold}$

وغالبا ما تكون دالة التنشيط محددة بالمدى $[-1, 1]$ او $[0, 1]$ وتلك الدالة ربما تكون خطية او لا خطية ويمكن ان تكون على عدة صور:

- Hyperbolic tangent: $f(x) = \frac{2}{1 + \exp(2x)}$
- Logistic $f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-x)}$
- Threshold $f(x) = 0$ if $x < 0$, 1 otherwise
- Gaussian $f(x) = \exp\left(\frac{x^2}{2}\right)$

وفضلا عن ذلك للخلية العصبية "القدرة على تصوير العلاقات ومراقبتها سواء أكانت خطية ام لا خطية بطريقة صحيحة وتقلل من تأثير سوء التوزيع الناتج عن أخطاء في التخصيص، ويمكن أن تعطي ثقة أكبر لتعليم تلك العلاقات مباشرة من البيانات التي تبدأ بها في النموذج مقارنة بالنماذج التقليدية ، ولا تقي بالأساس الضروري الصحيح خاصة في النماذج ذات العلاقات غير الخطية.

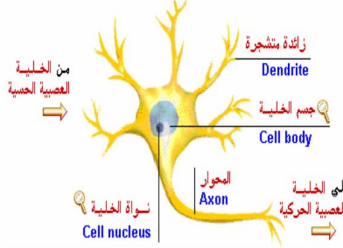
تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية: Application of ANN

- **مجال الطب:** وهو تطبيق الطب الفوري الذي يرتبط بمبدأ الذاكرة كما في حالة العقل البشري، أي مبدأ العلامات المرضية والتشخيص.
- **مجال الاتصالات السلكية واللاسلكية:** مثل التخلص من صدى الصوت الذي قد ينتج في خطوط التليفونات، وفي الرادارات العسكرية لتحديد الأهداف.
- **مجال الاعمال المصرفية:** لفتح الحسابات بالبنوك عن طريق اللمس او بصمة العين والتوقعات.
- **مجالات الأعمال:** تطبيق في عدة أعمال خاصة في مجال الاقتصادية مثل التنبؤ بالمبيعات والأسعار وبناء نماذج بحوث العمليات والنماذج الإحصائية .
- **استخدمت الشبكات في مشاكل التحكم الآلي:** وفي تحويل النص المكتوب إلي منطوق فقد زاد الاهتمام بتطويرها استخدامها ولقد أثبتت نماذج الشبكات قدرتها على التنبؤ بحل المشكلات بدقة وسهولة مقارنة بالأساليب الإحصائية التقليدية، حيث يمكن تطبيق أسلوب الشبكات بدون النظر إلى فرضيات معينة عن طبيعة المتغيرات وعلاقتها مع بعضها وذلك على العكس من الطرق التقليدية في التنبؤ. ومن ثم فإن تطبيق

• الشبكات ليس هدفاً في حد ذاتها إنما أداة ووسيلة مضمونة للوصول إلى تنبؤات بالقيم المستقبلية)⁴⁵

3-3-2 المفاهيم الأساسية للشبكات العصبية الاصطناعية :

الشبكات العصبية الاصطناعية هي نظام ترابطي يتكون من وحدات المعالجة العصبية، أي عنصر المعالجة (Processing Element) القادر على العمل كذاكرة محلية مع إجراء عمليات المعالجة المختلفة التي تتربط مع بعضها لتأخذ شكلاً هيكلياً محدداً⁴⁶ ويتكون هيكل الشبكة البيولوجية .



شكل (2-4) نموذج لخطي أو بسيطاً للعصبون الاصطناعي

1- **جسم الخلية (Cell body):** هو جسم غير منتظم نجمي الشكل يتضمن النواة.

2- **التفرعات والمداخل (Dendrites):** هي عبارة عن ازرع تربط الخلية بالخلايا المجاورة وتنقل الاشارات أو المدخلة الي كل خلية من الخلايا الأخرى المرتبطة بها.

3- **العصب:** وهو الجزء الرئيسي في مخ الإنسان، وهو بمثابة وحدة تشغيل بسيطة تقوم باستقبال ومزج الإشارات التي ترسلها الأعصاب الأخرى، من خلال هيكل استقبال داخلي يطلق عليه اسم التفرعات الشجرية.

4- **الاشتباك العصبي:** هو محور الاتصال بين الخلية العصبية والزوائد الشجرية ، وهو عبارة عن وحدة ذات طبيعة كيميائية وتمتلك جانباً كهربائياً . ويقوم الإنسان بتعديل وتغيير قوة الاشتباك عندما يتعلم أكثر حيث يحتوي مخ الإنسان على عشرات المليارات من الأعصاب المتصلة ببعضها بكثافة شديدة تفوق التصور . وجدير بالذكر أن في الشبكات تتم عملية معالجة البيانات بين الخلايا العصبية من خلال نقل الإشارات بواسطة وصلات عصبية ولكل وصلة ترجيح بقيمة معينة تسمى الوزن، حيث يتم ضربه في قيمة الإشارة الخاصة بهذه الوصلة . كما توجد لكل خلية دالة تحفيز تقوم بتحويل صافى المدخلات إلى إشارات مخرجات .

ثانياً : مفاهيم تقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية:

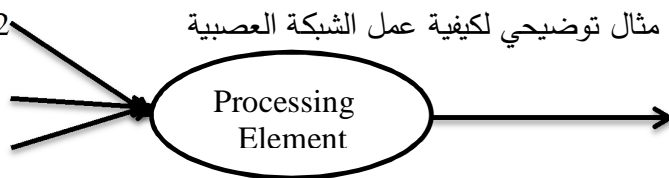
1- **الطبقات (Layers):** وهي عبارة عن العدد الكلي لطبقات الشبكة العصبية، أي هي طبقات المدخلات وطبقات المخرجات، مع ملاحظة أن عقد المدخلات تستخدم فقط لتوزيع الأوزان.

2- **حجم الطبقة (Layer size):** وهو يحدد بحجم الذاكرة المحددة بالبرنامج الخاص بتشغيل الشبكة

3- **الدالة العصبية المستخدمة (Neural Function):** وهي الدالة اللوجستية (Logistics Function).

$$f(X) = \frac{1}{1 + e^{-x_j}}$$

$$\begin{aligned} x_1 = 3 & \quad w_1 = 0.2 \\ x_2 = 1 & \quad w_3 = 0.4 \\ x_3 = 2 & \quad w_2 = 0.4 \end{aligned}$$



شكل (2-5) مثال توضيحي لكيفية عمل الشبكة العصبية

⁴⁵عصام ، وجددي (27، سبتمبر، 2013) ، نشرة في مقدمه الشبكات العصبية (Neural Networks (googl.com)

⁴⁶ الحسيني ، قصي حبيب و الساعدي ، احمد عبد الامير(ب ت) مقدمه في الشبكات العصبية الاصطناعية ، جامعة الامام جعفر الصادق عليه السلام

$$Y=3(0,2)+ 2(0,4)+1(0,4)=1,8 \quad \text{Summation Function}$$

$$f(X) = \frac{1}{1 + e^{-1,8}} = 0,85 \quad \text{Transformation Function)}^{47}$$

2-3-4 خصائص الشبكات العصبية الاصطناعية:

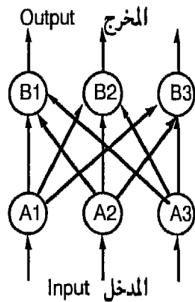
- 1- تعتمد على أساس رياضي قوى.
- 2- تمثل إحدى تطبيقات تكنولوجيا التشغيل الذكي للمعلومات التي تقوم على محاكاة العقل
- 3 -تقبل أي نوع من البيانات الكمية أو النوعية.
- 4- لها القدرة على تخزين المعرفة المكتسبة من خلال الحالات التي يتم تشغيلها على الشبكة
- 5 -يمكن تطبيقها في العديد من المجالات العلمية المختلفة.

2-3-5 أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية :

تتألف الشبكات من عدد من العصبونات المرتبطة داخلياً فيما بينها ولكن نوعية الارتباط بالنسبة للعصبونات الداخلية و الطبقة هما يحددان معمارية ونوع الشبكة)⁴⁸.

تنظم الشبكة العصبية لعدة هيئات مختلفة، بمعنى توصيل الخلايا العصبية بعدة طرق منها:

- 1 -الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية(Feed Forward Neural Networks): وهى الشبكات التي يخلو تركيبها من وجود حلقة مغلقة من الترابطات بين الوحدات المكونة لها وتعد من أكثر الشبكات استخداماً، حيث يتكون هذا النوع من طبقتين على الأقل، كما تتواجد في كثير من الأحيان طبقات مخفية (Hidden Layer) بين طبقة المدخلات وطبقة المخرجات، وتنتقل العمليات الحسابية في اتجاه واحد إلى الأمام من المدخلات إلى المخرجات عبر الطبقات المخفية.



شبكة مكونة من طبقتين ذات تغذية في الاتجاه الامامي (Feedforward)

الشكل (6 - 2).

2-الشبكات العصبية ذات التغذية المرتجعة :

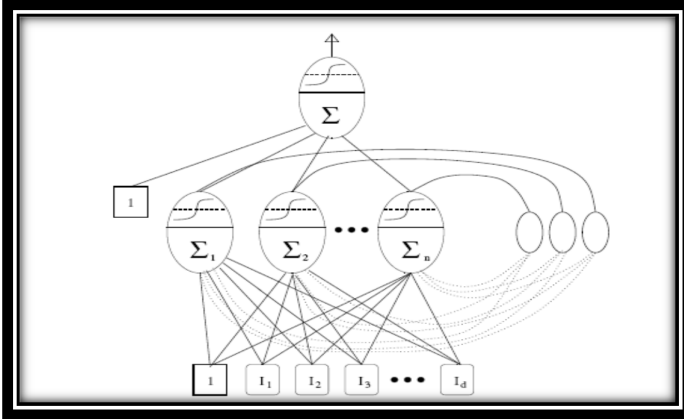
- وهى الشبكات التي تجد لمخرجاتها طريقاً خلفياً مرة أخرى لتصبح مدخلات تعطى أفضل النتائج.
- 3-الشبكات العصبية ذات الترابط الذاتى: (Auto Associative Neural Networks) وهى التي تلعب العناصر المكونة له دوراً نموذجياً ، يتمثل في استقبال المدخلات وبث المخرجات في نفس الوقت.
 - 4- الشبكات المتكررة: Recurrent networks في هذا النوع من الشبكات المخرجات لبعض العصبونات يتعلق بنتائج العصبونات ذاتها في لحظة سابقة أو بإخراج عصبونات أخرى، وبالتالي فان الإشارة في هذا النمط تتجه أماماً نحو الاخراج وأيضاً بالاتجاه العكسي لتكون ادخالا في الوقت ذاته ويطلق عليها الشبكات

⁴⁷مسعود، بدرى ، والمطوع ، أحمد وهادي ، عقيل (1996) ،استخدام تحليل التمايز والشبكات العصبية في التنبؤ بدرجة اعتمادية العميل المصرفي ، المجلة العربية للعلوم الإدارية، الكويت مجلد (3) عدد (2) ،ص(29-315).

⁴⁸ حازم ، عزة (2008) استخدام الشبكات العصبية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية ذات السلوك الآسي، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد 13

الديناميكية لأن الاخراج في لحظة ما يتعلق بالإدخال باللحظة ذاتها وباللحظات السابقة أي تمتلك ذاكرة . أمثال Hopfield & Elman & Jordan . وتعد شبكة Elman من الشبكات المناسبة في التمهيد الاسي اذ ان المخرجات من الطبقة المخفية تغذي نفسها، وان المخرجات للطبقة المخفية عند الزمن $t-1$ ، تخزن في متجه والذي يعد ادخالاً للشبكة عند الزمن t وبعبارة اخرى فان الطبقة المخفية مرتبطة ارتباطاً متكرراً $t-1$ متكاملاً، والمتجه يعاد خطوة واحدة خلال الشبكة . لذا فان الادخال هو عبارة عن دالة للمدخلات الجديدة والمتجه المخزون سابقاً والذي يمثل الادخال في زمن معين ويعتبر ادخالاً للزمن السابق)⁴⁹ وكما مبين في الشكل.

شبكة Elman (2-7)



شبكة هوبفيلد (Hopfield):

من الشبكات المتكررة التي لها تغذية مرتجعة من مخرجها الي مدخلها وتتكون من مجموعة من وحدات معالجة أولية تتميز بوضوح تنشيط ثنائي القيمة و(1) انطلاق و(0) عدم لانطلاق . كما تتميز كل وحدة بعتبة انطلاق(Θ) و شبكة هوبفيلد من شبكات الترابط الذاتي إن لها حالة استقرار لابد أن تستقر فيها أيان كانت الحالة الابتدائية لها . وهذه الحالة يتم الوصول إليها بتغيير أوزان الترابطات بين وحدات الشبكة أو تغيير عتبة الاستثارة وتتكون دالة الاستثارة من :

أ- دالة الاستثارة لحساب المدخل الكلي S_j لكل وحدة j . $S_j = \sum x_i w_{ij}$. x_i : هو وضع استثارة الوحدة i أو مخرجات . w_{ij} : وزن الترابط بين الوحدات i و j .

ب- دالة الحد الفاصل كدالة اخراج: . تتمتع ترابطات هذه الشبكة بخاصية التماثل (Symmetric) بمعنى ان شدة الترابطات بين وحدتين i, j لا يتوقف علي الاتجاه أي أن $w_{ij} = w_{ji}$ هذا يعني ان الوزن موجب بين وحدتين كلاهما يميل الي استثارة الاخر بينما يعني الوزن السالب بين وحدتين اتجاه الوحدة النشطة الي اخماد الأخرى أي ترابط كاجب . والخاصية المميزة لهذه الشبكة وجود كمية تعبر عن حالة الشبكة ككل تسمى بالحالة الجمعية ويطلق عليها طاقة الشبكة واثبت ان الشبكة تسعى عن حالة الاستقرار عندما تأخذ طاقة الشبكة ادني قيمة لها . ومن خصائص هذه الشبكة هي:

1- التمثيل الموزع للمعلومات : حيث يتم تمثيل المعرفة كنسق استثنائي لوحدها بالإضافة الي امكانية تراكم المعارف المخزونة فوق بعضها باستخدام اتساق مختلف لنفس وحدات الشبكة .

2- التحكم الموزع واللامتزامن : حيث نجد كل وحدة قرارها بأن تنشيط أو تخميد انطلاقاً من ظروفها المحلية

⁴⁹ حازم ، عزة ، مرجع سابق الذكر ص ص 169-170

طبقة ترابطاتها و اوضاع الوحدات المتصلة بها).

3- **الذاكرة المعنونة بالمحتوي** (content-Addressable Memory) حيث يمكن تخزين عديد من الانساق علي هيئة حالة استقرار ويمكن استرجاعها بتحديد جزء منها فقط للشبكة . ويتم ذلك بتحديد أوضاع استثارة لبعض وحدات الشبكة التي تمثل جزء من النسق المطلوبة استرجاعه لتقوم الشبكة بطريقة تلقائية بالبحث عن وضع الاستقرار الذي يمثل هذا النسق.

4- **تجاوز الهفوات**: (Fault To lerance) حيث يمكن للشبكة الاستمرار في مهامها بطريقة مقبولة إن فسد سلوك بعض وحداتها أو في حالة تدمير بعضها.

5- **شبكة التنظيم الذاتي** (Self-Organizing): شبكة كوهنين (Kohonen's) تعتبر هذه الشبكة فعالة في التعامل مع الظروف غير المتوقعة والمتغيرة وتتبع اسلوب التعلم الذاتي أي بدون اشراف حيث تستقبل عدد من انماط المدخلات وتقوم باكتشاف السمات المعنوية في هذه الانماط وتتعلم كيف تصنف المدخلات وتتكون من طبقة واحدة من وحدات المعالجة ولها نوعان من الترابطات. ارتباطات للأمام في وحدات طبقة المدخلات الي وحدات طبقة المخرجات و جانبية بين الوحدات في طبقة المخرجات تستخدم في انتاج تنافس بين وحدات المعالجة والوحدة التي لها اكبر مستوي تنشيط هي الفائزة التي تنتج إشارة مخرجات ويلغي نشاط كل الوحدات الأخرى. وفي شبكة كوهنين تتعلم الوحدة بترحيل اوزانها من ترابطات غير نشطة الي نشطة ويسمح للوحدة الفائزة فقط بالتعلم ، فإذا لم تستجيب الوحدة لنمط معين لا يمكن ان يحدث تعلم في هذه الوحدة. وتوضح اشارة المخرجات (yj) للوحدة الفائزة بأخذ i تساوي واحد و اشارات المخرجات التي خسرت المنافسة تساوي الصفر. وتعرف هذه القاعدة لتغير Δw_{ij} الذي يطلق علي وزن نقطة الاشتباك w_{ij} :

$$w_{ij} \Delta (X) = \begin{cases} \alpha (x_i - w_{ij}) & \text{if neuron (j) wins the competion} \\ 0 & \text{if neuron (j) loses the competion} \end{cases}$$

حيث x_i : إشارة المدخلات α : معدل التعلم (0.1) .

6-3-2 التصميم الهيكلي لبناء الشبكة العصبية الاصطناعية

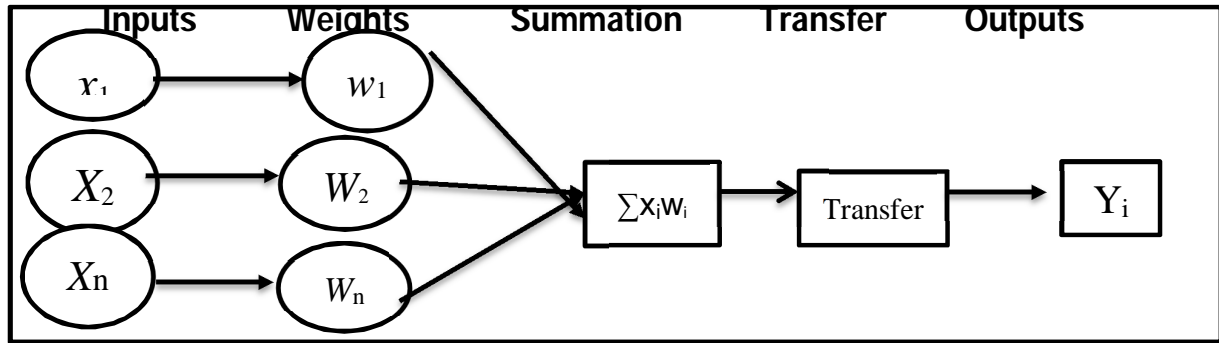
التصميم الهيكلي لبناء (ANN) وفقاً لنظم المعلومات التقليدية ويتضمن ذلك التصميم الخطوات

- 1- يتم تجميع البيانات التي تستخدم في تدريب أو اختيار الشبكة.
- 2- يتم تعريف البيانات الخاصة بالتدريب للشبكة، ووضع خطة التدريب والتعلم.
- 3- بناء هيكل الشبكة وتحديد تركيب الشبكة في عدد المدخلات والطبقات ونوع الشبكة.
- 4 - اختيار طريقة التعلم حسب ما هو متاح من أدوات أو تطوير الشبكة أو القرارات.
- 5- وضع قيم للأوزان والمتغيرات، ثم بعد ذلك يتم تعديل القيم في الأوزان عن طريق التغذية المرتدة.
- 6 -تحويل البيانات إلى النوع المناسب ويتم عن طريق كتابة معادلة لتجهيز البيانات والبرامج.
- 7 -فيها تتم عمليتي التدريب والاختبار من خلال تكرار عرض المدخلات والمخرجات المرغوبة، ومقارنة القيم الفعلية مع المحسوبة، ثم حساب (الخطأ)، ثم تعديل الأوزان لتقليل الفرق.
- 8-وهنا تستطيع الشبكة الوصول إلى النتائج المرغوبة من خلال استخدام مدخلات التدريب، وبهذا يمكن الاعتماد على الشبكة في الاستخدام كنظام مستقل قائم بذاته أو كجزء من النظام.

Artificial Neural Network Components: 2-3-7 مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية

كما رأينا أن الشبكات العصبية تتكون من مجموعة من وحدات المعالجة ويسمى خلايا عصبية أو عصبونات والتي تتماثل مع العصبونات البيولوجية في المخ وهذه الوحدات متصلة فيما بينها في شكل ترابطات تسمى الشبكة العصبية⁵⁰. تعمل الروابط علي تمرير الإشارات من عصبون لآخر ويستقبل كل عصبون لعدد من المدخلات وعن طريق تشابكي ينتج إشارة مخرجات واحدة فقط تنتقل عن طريق الروابط الخارج للعصبون وتنقسم إلي عدد من الفروع تنقل نفس الإشارة وتنتهي الفروع الخارجة والواردة لعصبونات أخرى. و من خلال وحدات معالجة يتم عمليات حسابية تضبط بها الأوزان على ردة الفعل المناسبة لكل مدخل للشبكة . فوحدات الإدخال تكون طبقة تسمى طبقة المدخلات، و وحدات المعالجة تكون طبقة المعالجة وهي التي تخرج نواتج الشبكة. وبين كل طبقة هناك طبقة من الوصلات البينية التي تربط كل طبقة بالتي تليها والتي يتم فيها ضبط الأوزان الخاصة بكل وصلة بينية، وتحتوي الشبكة على طبقة واحدة فقط من وحدات الإدخال، ولكنها قد تحتوي على أكثر من طبقة من طبقات المعالجة⁵¹. وتتكون الشبكة من مجموعة مركبة من عدة عناصر معالجة يطلق عليها اسم نيرون (Neuron) وهذه العناصر لها القدرة على إجراء العمليات الحسابية من خلال عدة خطوات: 1. معالجة البيانات تمرأولاً من خلال عناصر المعالجة البسيطة. ((Neuron)) 2. تمر الإشارات بين الأعصاب عبر خطوط الربط الناقلة. 3. ومن خطوط الربط يتم إعطاء وزن معين لكل مدخل معين ويضرب مع الإشارة الداخلة إل (Neuron)

ويوضح شكل (8-2) نموذجاً بسيطاً للشبكة العصبية الاصطناعية.



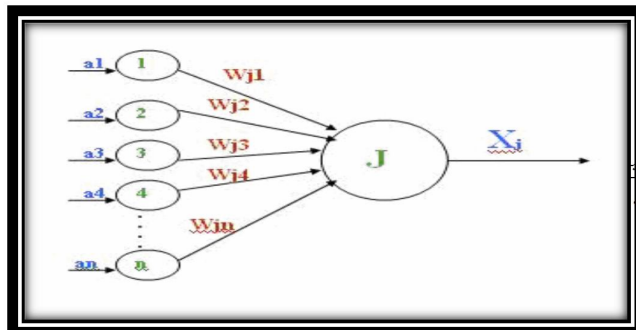
أولاً : المكونات الأساسية للشبكة: نلاحظ أن الشكل العام (الشكل السابق) لهذه الشبكات تتألف من

المكونات الأساسية التالية حيث توجد بعض الشبكات لا تحتوي على كل هذه المكونات وهي:

1-شريحة المدخلات : (Input Layer) . 2-شريحة مخفية : (Hidden Layer).

3-شريحة المخرجات (Output Layer) . 4-الوصلات البينية (الأوزان). وسوف نتعرض لكل مكون بشيء

من التفصيل.



⁵¹ نيغنفتسكي ، ميشيل (2004م) ، الذكاء الاصطناعي دليل النظم الثاني

نلاحظ من الشكلان العصبون يتألف من:

1- إشارات الدخل (Input) a_1, a_2, \dots, a_n .

2- قوى الأوزان ($Weights$) $W_{j2}, W_{j3}, \dots, W_{jn}$ حيث يعبر الوزن عن شدة الترابط بين العناصر

3- عنصر المعالجة وهذا العنصر يقسم إلى الجامع لجمع الإشارات في الدخل الموزون تابع النقل أو تابع التفعيل (Activation Function) وهذا التابع يحد من خرج العصبون لذا يسمى بتابع التخميد Squashing يجعل الخرج ضمن المجال $[0, 1]$ أو $[-1, 1]$ 4- الخرج (Output).

1- طبقة المدخلات: Input Layer هي الطبقة التي يتم عبرها تغذية الشبكة من الخارج وتنتقل البيانات بواسطة وحدات المعالجة (العصبونات) التي تتألف منها الشبكة وقد تكون وحدة المعالجة واحدة أو أكثر. والمدخلات يمكن أن تكون بيانات خام (Raw Data) أو مخرجات معالجة أخرى. وهي تأخذ أحد الشكلين ثنائية (Binary) أو متصلة (continuous) ويتوقف ذلك على نوع القيم العدد التي تستخدم. ولا تتم أي معالجة حسابية في وحدة المعالجة في طبقة الإدخال بل تقوم بنقل البيانات عبر الوصلات (الأوزان) إلى وحدة المعالجة في الطبقة الخفية أو الي وحدة المعالجة في طبقة المخرجات إشارات الدخل $(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n)$.

2- طبقة المخرجات: Output Layer تتكون من وحدات المعالجة التي يتم عبرها الإخراج النهائي وقد تكون وحدة المعالجة واحدة أو أكثر حسب البيئة المعمارية. وتنتقل الإشارات القادمة إليها من طبقة الإدخال و من الطبقة الخفية. وقد ترسل إشارة المخرجات النهائية أو لتصبح مدخلات مرة أخرى.

3- الطبقة الخفية: Hidden Layer تقع بين طبقتي المدخلات والمخرجات وقد لا تحتوي بعض الشبكات عليها وقد تكون طبقة خفية واحدة أو أكثر. وهي تنقل الإشارات القادمة من طبقة المدخلات عبر الوصلات (الأوزان) فتقوم الوصلات البيئية وهي عبارة عن وصلات اتصال تربط بين الطبقات مهمتها نقل البيانات أو بمعالجتها وإرسالها عبر الوصلات إلى طبقة المخرجات⁵²

4- الوصلات البيئية (الأوزان) Connections هي عبارة عن وصلات اتصال بين الطبقات المختلفة تقوم

بربط الطبقات مع بعضها أو الوحدات داخل كل طبقة عبر الأوزان التي تكون مصاحبة أو مرفقة مع كل وصلة بينية ومهمتها نقل البيانات أو الإشارات الموزونة بين وحدات المعالجة أو الطبقات.

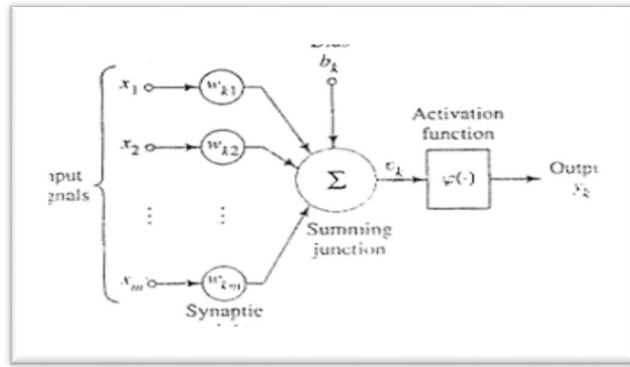
ثانياً : وحدات المعالجة (العصبونات):

هي الوحدات معالجة البيانات في الشبكة تتصل بطرق مختلفة بواسطة الوصلات البيئية لتعطي الشكل العام

⁵² العتيبي، فوزي، مرجع سابق الذكر

أو البيئة المعمارية. تتبع عناصر المعالجة لآتية: المعالجة المتوازنة (Parallel Processing) لأي إجراء الحسابات وهي تشبه عمل العقل البشري وتتكون من الآتية: 1- معاملات الأوزان (Weighting Coefficients) 2- دالة الجمع (Summation Function) . 3- دالة التحويل (Transfer Function) 4- دالة الإخراج .

نموذج لعصبون اصطناعي: كل عصبون في إحدى هذه الطبقات يتصل بكافة العصبونات الموجودة في الطبقة التي تليه والتي تسبقه ، حيث ترده الإشارات أو القيم من عصبونات الطبقة السابقة ليقوم بمعالجتها و إعطاء قيمة خرج وحيدة تنقل إلى كافة عصبونات الطبقة التي تلي طبقتها كل عصبون اذا يتلقى عدة قيم دخل و يعطي قيمة خرج وحيدة ترتبط أحيانا بدخل ثابت 53 طبقاته كل عصبون اذا يتلقى عدة قيم دخل و يعطي قيمة خرج وحيدة ترتبط أحيانا بدخل ثابت في كل عملية معالجة ولا علاقة له بمدخلات الشبكة يدعى الانحياز bias .



الشكل (10-2) الوصف الرياضي للعصبون
 حيث : x_1, x_2, \dots, x_m : اشارات الدخل. $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$: الأوزان المشبكة للنيرون. k :
 U_k الخرج الخطي للجامع. b_k الانحياز تابع التفعيل.

طريقة معالجة المعلومات:

كل اتصال بين عصبون و آخر يتميز بارتباطه بقيمة تدعى الوزن و هي تشكل مدى أهمية الارتباط بين هذين العنصرين ، يقوم العصبون بضرب كل قيمة دخل واردة من عصبونات الطبقة السابقة بأوزان الاتصالات مع هذه العصبونات ، من ثم جمع نواتج الضرب ، ثم إخضاع النتيجة لتابع تحويل يختلف حسب نوع العصبون ، ناتج تابع التحويل يعتبر خرج العصبون الذي ينقل إلى عصبونات الطبقة اللاحقة.

1- معاملات الأوزان (Weighting Coefficients): حيث يعبر الوزن عن شدة الترابط بين عنصر قبله و بعده وهو العنصر الرئيسي في الشبكات يتم عبره نقل البيانات من طبقة لأخرى وهو الوسيلة الأساسية للذاكرة ذلك بعد إكمال مرحلة التدريب أو تعلم الشبكة حيث تتعلم من خلال ضبط الأوزان ويرمز له بين عنصري المعالجة كالاتي: $w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, \dots, w_{ij}$.

2- دالة الجمع (Summation Function) لجمع الإشارات في الدخل الموزون وهي أول عملية تقوم بحساب متوسط الأوزان لكل مدخلات وحدة المعالجة ويقوم بضرب كل قيمة مدخل في وزنها المصاحب لكل حاصل الضرب كالاتي: $S_i = \sum_{j=1}^n x_j w_{ij} \rightarrow (2-44)$ حيث S_j : ناتج عملية الجمع لكل وحدة معالجة X_i : القيمة المدخلة القادمة من الوحدة (i) الي الوحدة (j) w_{ij} : الوزن الذي يربط وحدة المعالجة

⁵³ حدي ، محمد و حاتم ، كرم(2008م) ، تشخيص مرض التدرن الرغوي) السل (باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، الملحق العلمي الاول لصناعة المعلومات جامعة الموصل

(j) بالوحدة (i) واحيانا تكتب المعادلة كالآتي:

$$S_j = b_j + \sum_{i=1}^n X_i W_{ij} \rightarrow (2 - 45)$$

حيث b_j تمثل انحياز (Bias) وهو يعتبر احد مكونات الدخل ويأخذ دائماً الجمع احد ($X_0=1$) وعمله مشابه لعمل الاوزان ويمكن ان يرمز له بالرمز $b_j = W_0j$ وإضافة وحدة انحياز الي وحدات الدخل تغير من شكل تابع التنشيط أو دالة التحويل .

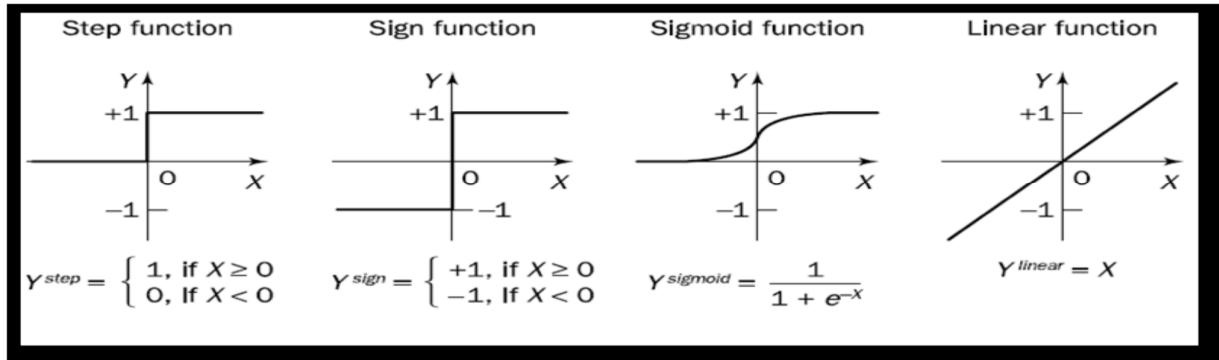
3- دالة التحويل: هي العملية الثانية في وحدة المعالجة بعد عمل دالة الجمع وهي تحويل ناتج الجمع الي احد القيم التي يفترض ان تكون احد نواتج الشبكة المرغوب فيها أي الي قيمة محصورة في مدى معين . ويتم ذلك بمقارنة نتيجة الجمع مع قيمة تسمى قيمة العتبة (Threshold) ويرمز لها بالرمز (\emptyset) ولتحديدها يطبق علي المجموع قبل المقارنة تابع تنشيط معين ويسمي تابع التحويل. وتتوقف مخرجات الشبكة بصورة اساسية علي هذه بناءً علي التتابع أو الدوال تعطي الشبكة دائماً مخرجات محصورة ضمن المجال $[0,1]$ أو $[-1,1]$.

أن تابع التحويل يحد من خرج العصبون ويجب أن يمتلك الخواص التالية: 1- أن يكون تابعاً مستمراً 2- أن يكون قابلاً للاشتقاق و سهل الحساب 3- غير متناقص أن يكون انسيابياً وهناك ثلاثة أنواع لتتابع التفعيل هي :-
i. التابع الأسّي: تسمى دالة السيكمويد أو السينية (Sigmoid function) هي تحويل المخرجات لقيمة محصورة بين $[0,1]$ وتسمى دالة تنشيط سيغمويد الثنائي أو $[-1,1]$ وتسمى دالة تنشيط سيغمويد ثنائي القطبية . و يأخذ هذا التابع قيم الدخل المحصورة بين $(-\infty + \infty)$ وهي أكثر الدوال استخداماً في خوارزميات تدريب شبكات الانتشار الخفي بسبب سهولة اشتقاقه وكثرة أنواعه.

ii. تابع العتبة: (Step function) تعرف بدالة الحد الفاصل وهذا لتابع يجعل القيمة المخرجة محصورة بين $[0,1]$ وتسمى تابع التنشيط الثنائي يحد هذا التابع من خرج العصبون بحيث يصبح الخرج مساوياً للواحد إذا أن الدخل أكبر أو مساوياً للصفر ويصبح الخرج مساوياً للصفر إذا أن الدخل أصغر من الصفر

iii. تابع الخطي: (Linear function) توفر دالة التنشيط الخطي مخرجات تساوي المدخلات الموزونة لوحدة المعالجة يستخدم هذا التابع في العصبونات المستخدمة في المرشحات الخطية .

iv . دالة الإشارة: (Sign function) تعتبر من دوال الحد الصلب تستخدم في عمليات التصنيف وتميز الانماط وتستخدم قيمة مقسمة تدعي (\emptyset).



الشكل (11-2) يوضح اشير دوال التنشيط

4-دالة المخرجات: بعد أن تتم عملية الجمع الموزون وتحويل ناتج الجمع لقيمة محصورة في مدى معين قد تكون المخرجات مساوية لنتائج دالة التحويل ولكن في بعض الشبكات تقوم وحدة المعالجة بتعديل ناتج التحويل، من خلال التنافس بوحدات المعالجة المجاورة التي لها تنشيط أكبر وهذه منافسة تحدد وحدة المعالجة التي ستكون نشطة وستقوم بالإخراج وتساعد في عدد الوحدات التي تشترك في عمليتي التعلم والتدريب .

ويمكن تلخيص عمل وحدة المعالجة في الآتي:

- 1-الاستقبال للإشارات أو المدخلات من العالم الخارجي.
- 2-تعديل الإشارة الداخلة عن طريق الأوزان و تضرب في الوزن الموجود في خط ربط الوحدة.
- 3-جمع الأوزان الداخلة من الوحدات الأخرى باستخدام دالة الجمع .
- 4- تطبيق تابع التنشيط علي إشارات الدخل الموزونة حتى يتم تحديد إشارة الخرج الناتج.
- 5-الخرج الناتج من الوحدة يمكن أن يبيت لعدة وحدات معالجة أخرى ويكون ناتج نهائي⁵⁴ .

3-2-3-3-8 مميزات الشبكة العصبية الاصطناعية:

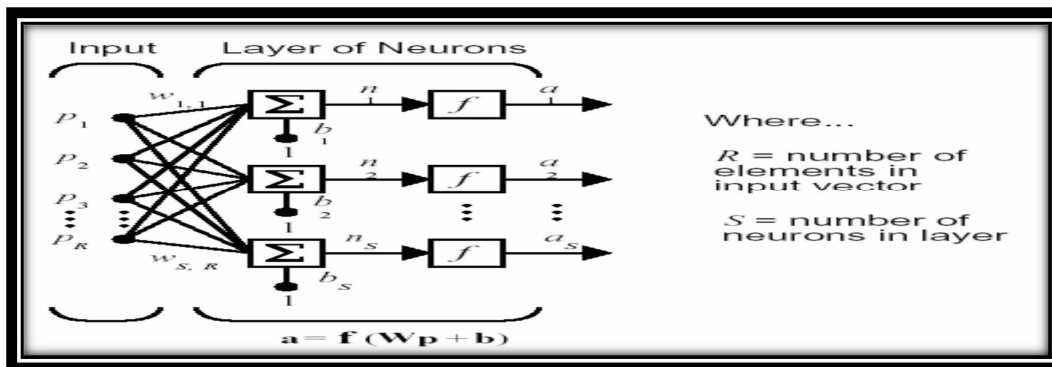
هناك ثلاث ميزات (صفات) للشبكات (ANNS) يتم من خلالها وصف الشبكة العصبية وهي:

- 1.شكل الترابط بين العصبونات(وهو ما يدعى بالمعمارية). 2. الطريقة التي تحدد الأوزان لهذه الترابطات (والتي تدعى التدريب، التعلم، الخوارزمية). 3- نوع دالة التنشيط المستخدمة⁵⁵.

3-2-3-9-2 البنية المعمارية (هيكلية) للشبكات: Architecture of ANN

هي الطريقة التي ترتبط بها العصبونات مع بعضها لتشكيل الشبكة ، حيث ان هذه العصبونات ترتبط بطرق مختلفة ووفقاً لكيفية هذا الترابط وعدد الطبقات تظهر لنا البنية المعمارية للشبكة وهذا يرتبط بخوارزمية التدريب ،الشبكة ذات الطبقة الواحدة الأمامية ترتبط كل مركبة من مركبات شعاع الدخل P بكل عصبون من خلال مصفوفة الوزن W .وكل عصبون يحوي وصلة جامع تقوم بجمع الدخل الموزون مع الإزاحة لتشكيل الخرج العددي للعصبون وفي النتيجة إن مركبات خرج طبقة العصبونات تشكل شعاع الخرج (مصفوفة عمود) .

الشكل(12-2) الشبكة ذات الطبقة الواحدة الأمامية



مركبات شعاع الدخل تدخل إلى الشبكة من خلال مصفوفة الأوزان التالية:

⁵⁴ عيسى ، علام ذكي(2004م) الشبكات العصبية (البيئة الهندسية خوارزميات التصنيق)، حلب، شعاع للنشر

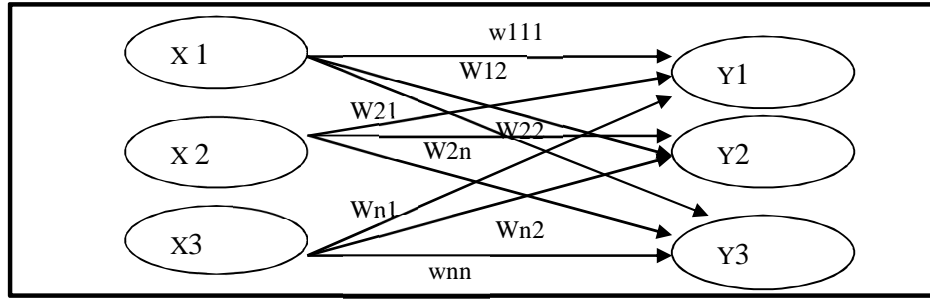
⁵⁵ العلوم، علام (2000)الشبكات العصبية، البنية الهندسية-الخوارزميات-التطبيقات، الطبقة الأولى، شعاع للنشر والعلوم ، حلب، سوريا،

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix}$$

مؤشرات السطر لعناصر المصفوفة تدل على العصبون الهدف أما مؤشرات العمود تدل على مركبات الدخل المصدر. أي أن المؤشرات في العنصر $w_{1,2}$ تدل على أن الوزن يتعلق بالعصبون الأول، وأن مركبة الدخل لهذا العصبون هي الثانية ويمكن تصنيف تراكيب الشبكات وفقاً لعدد الطبقات هي:

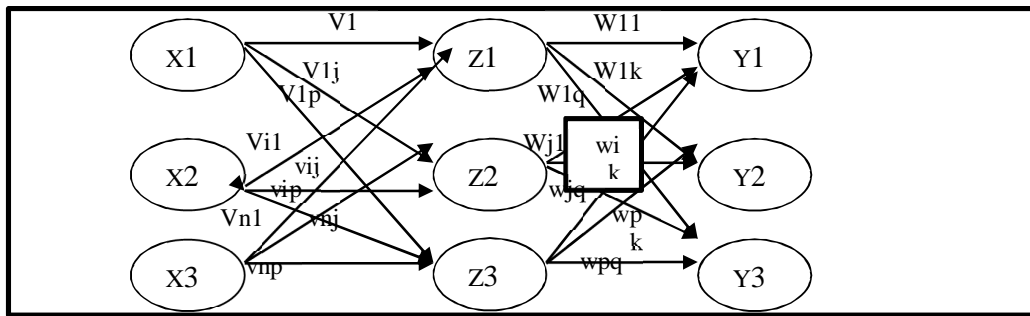
1- الشبكات وحيدة الطبقة (المفردة) (single layer net) الإدخال في هذه الشبكة طبقة واحدة من الأوزان إما وحدات الإدخال فيمكن تعريفها بأنها الإشارات التي تستلمها من العالم الخارجي. وترتبط هذه الوحدات بوحدات الإخراج (تمثل الإجابة لوحدات الإدخال) وذات ارتباط كامل ومن أمثلتها شبكة Adeline (preceptor) (auto heter) ذات طابع انسياب الخطأ خلفاً، ولا ترتبط وحدات الإخراج المخطط.

(2-12) يمثل نموذج الشبكات وحيدة الطبقة.



2- الشبكات متعددة الطبقات (Multi layer network)

هي التي تمتلك طبقة أو أكثر من العقد المخفية (Hidden nodes) يمكن تعريفها بأنها الوحدات لا تمثل وحدات إدخال ولا إخراج يمكنها حل مشاكل أكثر تعقيداً من النوع الأول ولكن تدريبها أصعب أمثلتها الشكل مخطط (2-13) يمثل معمارية الشبكات متعددة الطبقات



يمكن تصنيف الشبكات وفقاً لطبيعة انتشار البيانات عبر طبقات وحداتها وارتباطها الي الآتي:-

- 1- شبكات التغذية المتقدمة (Feed forward). 2- شبكات التغذية الراجعة (Feed Back)
- 3- شبكات الربط الذاتي (Auto Associating). 4- شبكات ذاتية السطوح (Self-Organizing)
- وللشبكة ثلاث طبقات من الأوزان هي: 1. طبقة الوزن بين مستوى الإدخال والمستوى المخفي (Input to

Hidden Weights 2. طبقات الأوزان بين المستويات المخفية (Hidden Weights). 3 طبقة الوزن بين

المستوى المخفي ومستوى الإخراج (Hidden to Output Weights) ⁵⁶.

10-3-2 التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية: *Learning in ANN*

تتعلم الشبكة عن طريق إعطائها مجموعة من الأمثلة، التي يجب أن تكون مختارة بعناية، لأن ذلك سيساهم في سرعة تعلم الشبكة. ومجموعة الأمثلة هذه تسمى فئة التدريب. بالإمكان استخدام طريقتين لتدريب الشبكات العصبية كوسيلة للتعلم أو المحاكاة بين النظام والمستخدم وتتقسم طرق تعليم شبكة عصبية إلى قسمين حسب فئة التدريب التي تعرض على الشبكة وهما:

أولاً : التعليم المراقب بواسطة معلم (Supervised Learning of ANN's)

تقوم كل طرق التعليم أو التدريب بواسطة معلم للشبكات العصبية الاصطناعية على فكرة عرض البيانات التدريبية أمام الشبكة على هيئة زوج من الأشكال وهما الشكل المدخل input والشكل المستهدف target وتتضمن نموذج المدخلات إضافة إلى الإخراج المرغوب لتحديد (real output) وان في هذه العملية يتم إجراء مقارنة بين الإخراج الحقيقي إلى ان يتم تنقيص أداء الشبكة بعد إعطاء مصفوفة الأوزان ويحدد متجه الخطأ (real vector) حيث انه يقارن بين (output vector) مع متجه المخرجات والمدخلات للشبكة ويقارن أيضا مع الإخراج المرغوب لتحديد الأخطاء من خلال المعادلة التالية : Real output- target = error output = error أن التعليم بوجود معلم يمكن أن يتم إما بتصحيح الخطأ أو بالاعتماد على الذاكرة.

1- التعليم بواسطة معلم على نمط تصحيح الخطأ: يستخدم هذا النوع من التدريب لتعليم الشبكات الخطية ذات الطبقة الواحدة التي تستخدم لحل مسائل التقابل الخطي بين الدخل والخرج، حيث تقوم الشبكة بحساب إشارة الخطأ من خلال الفرق بين خرج العصبون والخرج المطلوب، ويتم تعديل قيم الأوزان عن طريق دالة الخطأ المسماة بتابع الكلفة بهدف تصغير الفارق عن طريق اشتقاق هذا التابع بالنسبة للأوزان المشبكية. تعتبر هذه الطريقة في التعليم من أهم طرق التعليم بواسطة معلم .

2- التعليم بواسطة معلم المعتمد على الذاكرة: يتم في هذا النوع تخزين المعلومات المتوفرة عن البيئة في الشبكة العصبونية أي تخزين مجموعة التدريب التي هي شعاع الدخل وشعاع الخرج المقابل له ويتطلب هذا النوع من التعليم وجود معيار لتحديد تشابه الأشعة ووجود قاعدة تعليم.

ثانياً : التعليم غير المراقب بدون معلم (Unsupervised learning)

وفي هذه الطريقة لا يوجد مشرف لتقديم النماذج المطلوبة لذا يجب على النظام إن يتعلم بواسطة الاستكشاف والكيفية للخواص أو العوامل المهيكلة في نموذج الإدخال للمستخدم التجريبي ويجب إن يتم هذا التعلم من خلال تقوية الأوزان المنتخبة للعقد لكي تتطابق النماذج التجريبية ويميز التعلم بهذه الطريقة بصوره متكررة إلى إن يتم استقرار الأوزان . وفيها تكون فئة التدريب عبارة عن متجه المدخلات فقط دون عرض الهدف على الشبكة، وتسمى هذه الطريقة التعليم الذاتي حيث تبني الشبكات أساليب التعليم على أساس قدرتها

⁵⁶ البكري ، عباس و غيث إسماعيل، (1191-1192) تصميم منظومة لتمييز أنماط الأشكال الهندسية باستخدام الشبكات العصبية ،كلية العلوم-جامعة بابل 2010

(Hamming @ Max net) ص

على اكتشاف الصفات المميزة لما يعرض وبدون عرض أمثلة لما يجب أن تنتجه وذلك على عكس المبدأ المتبع في أسلوب التعليم بواسطة معلم. وهو نوعين التعليم الهيبياني Hebbian، و التنافسي Competitive. **ثالثاً: التعلم بإعادة التدعيم (Reinforcement Learning):**

تقوم عملية التدعيم على أساس الخلط بين طريقة التعلم المراقب والتعلم الغير مراقب، حيث لا يفصح للشبكة العصبية عن القيم الحقيقية للمخرجات كما هو الحال في التعلم الغير مراقب، ولكن يشار إلى الشبكة بصحة نتائجها أو خطئها كما في طريقة التعلم المراقب. **قوانين التعلم في الشبكات العصبية الاصطناعية:** هناك كثير من القوانين وأكثرها شيوعاً هي التي تمتلك طبقة أو أكثر من العقد المخفية (Hidden nodes) يمكن تعريفها بأنها الوحدات. ولا تمثل وينص هو (إذا كان العصبون أقربياً بدرجة كافية من العصبون المثار] تتكرر مشاركته في تنشيطه فتحدث تقوية لارتباط نقطة الاشتباك بين هذين العصبونين ويصبح العصبون j أكثر حساسية للتنبيه من العصبون i). ويمكن صياغة القانون رياضياً:

$$W_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \rightarrow (2 - 46)$$

$$\Delta w_{ij}(t) = \alpha x_{ij}(t) y_i(t)$$

حيث: x_{ij} هو مدخل العنصر j و $y_i(t)$ مخرج العنصر i في الزمن t و W_{ij} وزن الترابط عند الزمن t والزمن الذي يليه $(t+1)$ و α معدل تعلم الشبكة. ويعني هذا القانون أن شدة عنصري المعالجة تتناسب طردياً مع حاصل ضرب طاقة كل منهما حيث يحدث التعليم من خلال تعديل الأوزن إذا تم الاتصال ما بين عصبونين i و j ويستخدم أحياناً معامل نسيان (Forgetting factor) من أجل فرض حد علي وزان نقاط الاشتباك وعادة ما يقع معامل النسيان في الفترة تتراوح بين $(0,1)$. ويمكن كتابة المعادلة بدلالة معامل النسيان كالآتي:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \phi y_j t [\lambda x_{ij}(t) - w_{ij}(t)] \rightarrow (2 - 47)$$

1- قانون هوبفيلد Hopfield's law: يشبه لحدما قانون Hebb باستثناء أن هذا القانون يحدد القوة والضعف في أوزان الترابطات ينص علي: يحدث التعليم في لشبكة من خلال تعديل ترابطات المشابك أو قيم الأوزان فإذا كان هناك اتصال بين عصبونين وكانت فعاليتها نشطة (on) في نفس اللحظة، فإن وزن الربط بينهما سيزداد. ولا تشمل القاعدة العصبونات غير الفعالة وتعطي بالعلاقة:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + x_{ij}(t) y_{ij}(t) \rightarrow (2 - 48)$$

2- قاعدة دالتا: Delta Rule: من أكثر قواعد التعليم استخداماً وهي مبنية علي فكرة التعديل المستمر لقوة ترابطات الدخل لتقليل الفرق بين المخرجات المرغوبة والفعلية لوحدة المعالجة وتعمل علي تغيير أوزان الترابطات بالطريقة التي تصغر متوسط مربعات الخطأ للشبكة ويتم تحويل الخطأ من طبقة المخرجات بواسطة دالة التحويل ومن ثم يستخدم في الطبقة العصبية السابقة لتعديل أوزان الترابطات الدخل أي الخطأ ينشر عكسي الي الطبقات السابقة طبقة في كل مرة وتستمر عملية الانتشار العكسي حتي الطبقة الاولى وتسمى الشبكات التي تستخدم هذه القاعدة بشبكات التغذية الامامية والانتشار العكسي، وتعطي بالعلاقة الآتية:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \alpha (t_j - y_j) x_i \rightarrow (2 - 49)$$

$$\Delta w_{ij} = \alpha (t_j - y_j) x_i$$

حيث أن J الخرج الهدف و J_j الخرج الفعلي للشبكة.

3-قاعدة الانحدار التدريجي: The Gradient Descent Rule: هذا القانون شبيه بقانون دالتا تستخدم فيه مشتقة دالة التحويل في تعديل الخطأ قبل أن يطبق في أوزان الترابط. وفيها يستخدم ثابت نسبي إضافي مرتبط بمعدل التعليم يضاف لعامل التعديل النهائي والذي يمثل الأوزان وهي قاعدة شائعة الاستعمال رغم بطء عملية التقارب من نقطة الاستقرار والسكون.

4-قاعدة كوهن: Kohonen's Rule: تقوم علي ان عناصر المعالجة تتنافس فيما بينها لإيجاد فرص التعليم أو لتحديث أوزانها تتنافس للفوز بالنصيب الأكبر من الاشارات (التنشيط) القادم من طبقة الإدخال عبر الترابطات وعندما يتم ادخال البيانات فإن عناصر الطبقة الخفية ويصبح العنصر الأكبر تنشيط هو العنصر الفائز وهو الوحيد الذي ينتج اشارة مخرجات.

11-3-2 خوارزميات تعليم الشبكة:

إن الأوزان تمثل المعلومات الأولية التي ستتعلم بها الشبكة، لذا لا بد من تحديثها خلال مرحلة التدريب، ومن أجل هذا التحديث تستخدم عدة خوارزميات مختلفة حسب نوع الشبكة. من أهمها خوارزمية الانتشار العكسي Back Propagation Algorithm التي تستخدم في تدريب الشبكات العصبونية كاملة الارتباط وذات التغذية الأمامية ومتعددة الطبقات وغير الخطية، وتعتبر هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ. ويتم تنفيذ هذه الخوارزمية الانتشار الخلفي للخطأ وتسمى بخوارزمية قاعدة دلتا العمومية (العامة) و أيضا تسمى بخوارزمية الانتشار الخلفي التزايدى Incremental Back Propagation Algorithm (Online) إذ أن أوزان الشبكة تحدث بعد تقديم كل حالة من مجموعة التدريب بدلا من أن يتم التكرار. وهذا أصلا يجدد التغيرات للانتشار الخلفي وفي بعض الأحيان يشار اليه بالانتشار الخلفي القياسي Standard Back Propagation وانها تعمل علي تقليل الخطأ وهي مربعات المتوسطات الصغرى القياسية (LMS) أي عبارة عن طريقة الانحدار التدريجي لإيجاد القيمة الصغرى لمربع الخطأ الكلي لقيمة الإخراج المحسوب من قبل الشبكة. وبالنتيجة نحصل على الأوزان المثلى التي يمكن اعتمادها في التنبؤ لبيانات جديدة لم تخضع للتدريب أو التعلم، وهذا هو الهدف من تدريب الشبكات العصبونية الاصطناعية. إن هذه الخوارزمية تكون الأكثر تفضيلا لمجموعة البيانات الكبيرة. من خلال مرحلتين رئيسيتين هما: ⁵⁷

أولاً : مرحلة الانتشار الامامي: Feed forward : لا يحصل فيها أي تعديل للأوزان ، حيث تخصص كل عنصر معالجة من طبقة عناصر الإدخال لأحد مكونات الشعاع الذي يمثل الدخل ، وتسبب قيم مكونات متجهة الدخل استثارة لوحدة طبقة الإدخال ويعقب ذلك انتشار أمامي لتلك الاستثارة عبر بقية الطبقات.

ثانيا : مرحلة الانتشار العكسي: Back Propagation: وهي مرحلة ضبط أوزان الشبكة، وهي خوارزمية الانحدار التدريجي gradient descent algorithm والتي تسمح لأوزان الشبكة أن تتحرك على الجانب السلبي من تابع الأداء . إن دور الانتشار العكسي يعود إلى الطريقة التي يتم بها حساب الميل لطبقات الشبكة

⁵⁷ محمد علي الشراوي ، الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية ، الكتاب الأول سلسلة علوم التكنولوجيا وحاسبات المستقبل ، مصر الجديدة القاهرة Egmrcvux @ Mamelsh 'E-Mail ص 344

المتعددة اللاخطية ، حيث يتم في أحد مراحل التعليم إعادة انتشار الإشارة من الخرج إلى الدخل بشكل عكسي، من خلالها ضبط الأوزان ، ويمكن تمثيل الخوارزمية لتكرار واحد كما يلي $X_{k+1} = X_k - \alpha_k * g_k$: حيث : شعاع الأوزان و الإنحيازات الحالي α_k : معدل التعلم ، g_k : الميل الحدي . إن تدريب الشبكة العصبية : X_k باستخدام الانتشار العكسي تتضمن ثلاث مراحل هي كالآتي:

- خطوة الانتشار الأمامي للخطأ Error Forward propagation Step
- خطوة الانتشار الخلفي للخطأ Error Back propagation Step
- خطوة توليف أوزان الشبكة Network Weights Synthetic Step

ويمكن تلخيص خطوات خوارزم الانتشار العكسي في الآتي .:

أ - وضع القيم الابتدائية : تحدد قيم الأوزان ومعلمة التعلم ومستويات العينة θ .

ب . التنشيط : يتم تنشيط شبكة الانتشار للخلف عن طريق تطبيق المدخلات $X_i(t)$ والمخرجات المرغوبة $y_d(t)$

ج . يتم حساب المخرجات الفعلية لوحدة المعالجة في الطبقة الخفية كالآتي:

$$y_j(t) = \text{sigmoid} \left[\sum_{i=1}^n x_i(t) w_{ij}(t) - \theta_j \right] \quad (3 - 11)$$

حيث: N عدد المدخلات للعصبون j في الطبقة الخفية. Sigmoid دالة تنشيط آسية

د - و يتم حساب المخرجات الفعلية لوحدة المعالجة في طبقة المخرجات كالآتي:-

$$y_k(t) = \text{sigmoid} \left[\sum_{j=1}^m x_{jk}(t) w_{jk}(t) - \theta_k \right] \quad (3 - 12)$$

حيث: M عدد المدخلات للعصبون k في طبقة المخرجات.

ج- تدريب الأوزان تجدد الأوزان عن طريق نشر الأخطاء المصاحبة لوحدة المعالجة للخلف ويحسب

الميل أو انحدار الأخطاء لوحدة المعالجة في طبقة المخرجات والطبقة الخفية كالآتي:-

$$\delta_k(t) = y_k(t) [1 - y_k(t)] e_k(t) \quad (3 - 13)$$

$$e_k(t) = y_{d.k}(t) - y_k(t)$$

$Y_{d,k}(t)$ المخرجات المرغوبة . $Y_k(t)$ المخرجات الفعلية للشبكة $e_k(t)$. الخطأ

$$\Delta w_{jk}(t) = \alpha y_j(t) \delta_k(t) \quad (3 - 14)$$

ونحسب تصحيحات الأوزان كالآتي:-

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}(t) \quad (3 - 15)$$

ب - الطبقة الخفية

$$\delta_j(t) = y_j(t) [1 - y_j(t)] \sum_{k=1}^n \delta_k(t) w_{jk}(t) \quad (3 - 16)$$

$$\Delta w_{ij}(t) = \alpha x_i(t) \delta_j(t) \quad (3 - 17)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (3 - 18)$$

ج- التكرار : زيادة التكرار t بمقدار واحد صحيح والعودة إلي الخطوة الثانية وتكرر العملية حتى يتحقق

معيار الخطأ المختار ومن أكثر هذه المعايير استخداما معيار تصغير مجموع مربعات الأخطاء , وينص هذا

المعيار بأنه عندما يصبح مجموع مربعات الأخطاء في مسار كامل خلال كل فئات التدريب أو الفترة صغيرة بصورة كافية تعتبر الشبكة متقاربة (converged) .

هناك طريقتان لحساب الانحدار التدريجي:

أولاً : النظام التزايدي: يتم هنا حساب الميل ومن ثم تعديل الأوزان بعد كل دخل يعطى للشبكة.

ثانياً : نظام الدفعة الواحدة: Batch mode يتم وفق هذا النمط تزود الشبكة بكل أشعة الدخل قبل القيام بعملية تحديث الأوزان وبالتالي يمكن أن نقول أن الأوزان والانحيازات في هذه الطريقة تعدل بعد تزويد الشبكة بكامل مجموعة التدريب حيث أن الميول المحسوبة في كل مثال تدريبي تضاف لبعضها لتحديد التغيرات في الأوزان والانحيازات.

خوارزمية التعليم الهيبباني Hebbian : يمكن تلخيص خطواته في :

1-وضع القيم الابتدائية: يتم تحديد نقاط الاشتباك والعينات الابتدائية لقيم عشوائية صغيرة وتكن الفترة (0,1) وتحديد قيم معلمة α معدل التعلم ومعامل النسيان ϕ .

2-التنشيط: يتم حساب مخرجات العصبون عند التكرار t كالآتي: $y_i(t) = \sum_{j=1}^n x_j w_{ij}(t) + \theta_i$ عدد المدخلات θ قيمة العينة للعصبون j .

3-التعلم: يتم تحديد الأوزان في الشبكة: $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}$. حيث أن Δw_{ij} يصبح الوزن عند التكرار t ويتحدد بواسطة قاعدة ضرب النشاط المصمم.

4-يتم اضافة التكرار t بمقدار واحد للخطوة الثانية والاستمرار حتي وصول أوزان نقاط الارتباط الي الاستقرار.
خوارزمية التعليم التنافسي Competitive: يمكن تلخيص خطواته في:

1-وضع القيم الابتدائية: يتم تحديد نقاط القيم الابتدائية والاشتباك ويفضل أن تكن الفترة (0,1) وتحديد قيم موجبة صغيرة α معدل التعلم.

2-التنشيط: يتم عن طريقة منحة المدخلات x وإيجاد العصبون الفائز الذي له افضل تنشيط عند التكرار t باستخدام معيار أقل مسافة أقلية.

3-التعلم: يتم تحديد الأوزان في الشبكة: $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}$. حيث أن Δw_{ij} دالة الحيرة المتمركزة حول العصبون الفائز العصبون الفائز بأخذ الكل عند التكرار t تأخذ دالة الحيرة المستطيلة رمزاً ثنائياً حيث يمكن كتابة مخرجات العصبون كالتالي:

$$f(X) = \begin{cases} 1 & j \in \Lambda_i(t) \\ 0 & j \notin \Lambda_i(t) \end{cases}$$

4-التكرار يتم اضافة واحد للتكرار t وللرجوع للخطوة الثانية والاستمرار حتي يتحقق مقدار اقل مسافة أقلية أو الا تحدث بفترات ملحوظة في تحويل النمط (.⁵⁸

12-3-2 خطوات بناء الشبكة العصبية الاصطناعية: يمر بناء الشبكة بعدة مراحل هي:

أولاً **تجميع وإعداد البيانات:** تشمل هذه المرحلة تجميع البيانات وتجزئتها الي فئتين هما فئة التدريب وفئة الاختبار (Test Set) وتتم عملية التجزئة بصورة عشوائية حيث تستخدم الفئة الاولى لتدريب وتجهيز الشبكة

⁵⁸ الحسيني، قصي و الساعدي، احمد عبد الامير مرجع سابق الذكر

والفئة الثانية للتحقق من صلاحيتها. وتمثل البيانات في لشبكة بالصورة الثنائية (1,0) أو ثنائي القطبية (1,1) وهو الاختيار الأفضل لمعظم الشبكات.

ثانياً: **تحديد تركيبة الشبكات** يتم اختيار النموذج أو التركيبة الملائمة بناءً علي غرض الدراسة ويوجد عدد من التركيب مثل: 1- الشبكات بنظام الذاكرة الترابطية. 2- تراكيب ذات طبقات مزدوجة. 3- تراكيب ذات طبقات خفية .

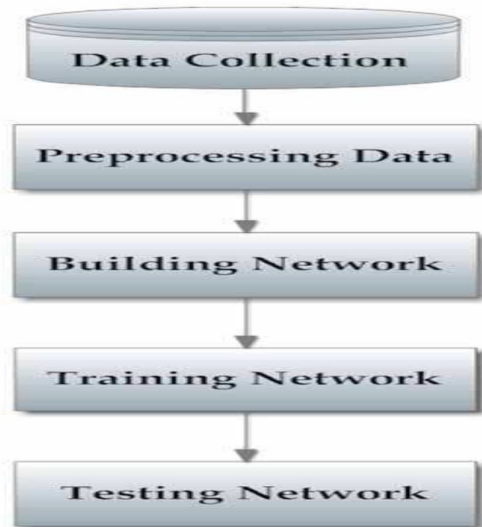
ثالثاً: **اختيار خوارزمية التعلم**: وهنا يتم اختيار خوارزمية التعلم التي تتناسب مع تركيبة الشبكة حيث يتم استخدامها في تدريب الشبكة ومن أهم خوارزميات التدريب خوارزمية الانتشار الخلفي.

رابعاً: **تحديد قيم الاوزان الابتدائية** ومعدل التعلم قبل بدء تدريب الشبكة يتم وضع قوة الاختبار للأوزان والانحيازات وكذلك لمعدل التعلم.

خامساً: **تدريب الشبكة**: بتقديم بيانات التدريب التي تم تجهيزها في الخطوة الاولى ، وخلال التدريب تتغير الاوزان بشكل متكرر، وباستمرار المحاولات التدريبية تتمكن الشبكة من الحصول علي فئة متوافقة مع الاوزان التي يمكننا من الحصول علي المخرجات المطلوبة لكل المدخلات . ويتوقف زمن التدريب علي التركيبة وعدد وحدات المعالجة و الطبقات والقيم الابتدائية للأوزان ومعدل التعلم.

سادساً: **الاختبار**: بعد الانتهاء من التدريب يبدأ الاختبار وذلك بتقديم بيانات الاختبار للشبكة حتي يتم التأكد من أداء الشبكة ومدى مقدرتها علي حساب المخرجات الصحيحة، وتعتمد علي الاوزان المتحصل من التدريب. سابعاً: **التنفيذ**: هنا يتم استخدام الشبكة للغرض التي أنشأت من أجله ومن ثم المتابعة والتطوير المستمر لتحسين أداء الشبكة. أهم القرارات التي يجب اتخاذها أثناء بناء الشبكة: 1- الحجم الملائم لبيانات التدريب والاختبار . 2- خوارزميات التعلم المناسبة. 3- عناصر المعالج والتحقيق). في طبقات (معمارية الشبكة). دالة التحويل 5- معدل التعلم في كل طبقة. 6- أدوات الكشف والتحقيق.

الشكل (2-14) Basic flow for designing artificial neural network model)



إنشاء الشبكة Network

2-3-13

Creation

إن أول خطوة هو إنشاء الشبكة و باستخدام عدة توابع .كل تابع مخصص لإنشاء أحد أنواع الشبكات العصبونية ذات الصفات المتميزة ، وبما أننا نريد إنشاء شبكة أمامية فسوف نستعمل التابع newff الذي يحتاج إلى أربعة محددات دخل وهي:

1-مصفوفة تحتوي على القيم الصغرى والعظمى لكل عنصر من عناصر شعاع الدخل ويمكن أن يستعاض عنها ب $\text{minim } x(p)$ الذي يقوم بتحديد أصغر وأكبر قيمة في مجال الدخل.

2-مصفوفة تحتوي على عدد العصبونات في كل طبقة من طبقات الشبكة.

3-مصفوفة تحتوي على أسماء توابع التفعيل لكل طبقة. اسم تابع التدريب المستخدم.

مثال: $\text{network1} = \text{newff} ([0 \ 5], [10], \{\text{tansig}, \text{logsig}, \text{purlin}\}, \text{traingd}, \text{ansig})$

إن هذه التعليمة تقوم بإنشاء شبكة أمامية ذات الانتشار العكسي ، حيث يقع مجال الدخل بين 0 و 5، وتتألف هذه الشبكة من طبقتين خفيتين وطبقة خرج ، الطبقة الخفية الأولى تحوي عشرة عصبونات بينما الطبقة الخفية الثانية تحوي ستة عصبونات ، أما طبقة الخرج فتتألف من عصبوني خرج ، وتوابع التفعيل لهذه الطبقات هي tansig للطبقة الخفية الأولى ، logsig للثانية ، purlin لطبقة الخرج ، أما تابع التدريب المستخدم في هذه الشبكة هو traingd تابع التدريب وبارامترات ، التابع هو تابع تدريب تدريجي من النمط Batch mode هناك عدة بارامترات للتابع traingd وهذه البارامترات يمكن تعديلها، وهي⁵⁹.

قيم الأوزان الابتدائية Initializing weights : قبل تدريب الشبكة يجب أن توضع قيماً ابتدائية للأوزان والانحيازات. تضع التعليمة السابقة newff قيماً ابتدائية للأوزان والانحيازات بشكل آلي، لكن في بعض الأحيان نحتاج إلى إعادة تغيير هذه القيم، ونحصل على هذا التغيير عن طريق التعليمة init حيث تأخذ هذه التعليمة الشبكة كدخل وتعيدها كخرج كما يلي: $\text{Network1} = \text{init Network1}$.

التدريب training : بعد تحديد القيم الابتدائية للأوزان والانحيازات تصبح الشبكة جاهزة للتدريب ، وخلال التدريب تتغير هذه الأوزان والانحيازات بشكل تكراري لغاية الوصول إلى القيمة الصغرى لتابع الكلفة (تابع الأداء) .وهو تابع الافتراضي لشبكات التغذية الأمامية هو متوسط مربع الخطأ.

محاكاة الشبكة Simulation: هناك تعليمة تمكننا من محاكاة الشبكة حيث تأخذ هذه التعليمة دخلين الأول يمثل الشبكة والثاني دخل الشبكة p ، أو مجموعة الاختبار T ويعطي خرج الشبكة A هناك عدة طرق لمحاكاة الطريقة التي يتعلم بها الإنسان وهي:

1- عن طريق الورقة والقلم، بحيث يتم إدخال الخصائص كمدخلات ثم القيام بعمليات حسابية معينة تضبط فيها الأوزان لتعطي النتيجة المرغوبة وهذه الطريقة غير عملية وتستخدم عادة لتوضيح المفهوم الذي تعمل به الشبكة العصبية فقط .

2- عن طريق عدة أشخاص مع كل شخص منهم آلة حسابية بسيطة، بحيث يمثل كل شخص منهم خلية عصبية تقوم بعملية ضبط الأوزان. وهذه الطريقة غير فعالة لنفس الأسباب السابقة .

⁵⁹ العباسي ، عبد الحميد (2013م) مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية وتطبيقاتها في العلوم الاجتماعية (Spss)، جامعة القاهرة معهد الدراسات والبحوث الإحصائية قسم الإحصاء الحيوي والسكاني

3- عن طريق عدد كبير جداً من أجهزة الحاسوب المتصلة ببعضها ، بحيث يمثل كل جهاز منها خلية عصبية تقوم بعمليات حسابية بسيطة لضبط الأوزان، هذه الطريقة غير فعالة ومكلفة نظراً لأعداد الكبير جداً .
 4- عن طريق برنامج يحاكي هذه العملية، وهذه هي الطريقة الأمثل و الأسهل والأقل تكلفة علاوة على كونها الأكثر انتشاراً، وهي التي سنعتمدها إن شاء الله (60).

14-3-2 تشغيل المعلومات في الشبكات العصبية الاصطناعية:

أولاً : كيفية تشغيل المعلومات في الشبكات العصبية الاصطناعية :

لكي يتم تشغيل المعلومات في الشبكة العصبية لابد من التعرف على المفاهيم الأساسية التالية:

1- المدخلات (Inputs) والتي يمكن أن تكون على صورة بيانات كمية أو وصفية، أو مخرجات لوحدات معالجة أخرى، أو تكون عبارة عن نصوص أو صور أو صوت أو أشكال أو ظواهر معينة و هنا تمثل بال (X_1, X_2, \dots, X_n) وهنا يمكن أن نتخيل أنها تمثل ال Dendrites للخلية أي مجموعه الإشارات المدخلة .
 وهنا إما يوجد إشارة (واحد) أو لا يوجد إشارة (صفر).

2- المخرجات (Outputs) : وهي عبارة عن الناتج أو الحل للمشكلة محل الدراسة.

3- الأوزان (Weights) تعتمد الشبكات الاصطناعية على الوزن الترجيحي للعنصر والذي يعبر عن درجة الأهمية النسبية للعنصر ، أو القيمة الرياضية للبيانات الأصلية المدخلة وتعمل الأوزان على تحويل البيانات من طبقة (Layer) إلى طبقة داخل الشبكة وتؤثر على قيم المخرجات .ومن الممكن تعديل الأوزان من خلال خاصية التعلم في الشبكة والتي تعرف بدالة التجميع () والتي تساعد على إيجاد المجموع المرجح (Weighted Sum) لكل عناصر المدخلات التي تم إدخالها، وبذلك يتم الوصول إلى أفضل مجموع مرجح.

4- التحويل (Transformation) الدالة التحويلية تعتمد على الدالة التجميعية: $Y = \sum_{i=1}^n X_{ij} W_{ij}$ التي تمثل المنشط الداخلي، وقد يطلق عليها دالة التحفيز وذلك لأن العصب يقوم باستقبال المدخلات من الأعصاب الأخرى أو من المصادر الخارجية ، وبالتالي يتم استخدام المخرجات .وتعتبر الدالة اللوجستية ودالة التحويل اللوجستي من أغلب الدوال المستخدمة في معظم الأبحاث، حيث تكون المخرجات أرقاماً محصورة بين (0,1).
 ثانياً : تجميع أعداد البيانات :

حيث قسمة إلى قسمين التدريب (Training) والتعلم (Learning) ويمكن توضيح على النحو التالي:

1- التدريب : وهناك نوعين من التدريب للشبكات العصبية الاصطناعية:

أ- طريقة التدريب المراقب (Supervised) وتتم من خلال تجميع البيانات، وتقسيمها إلى بيانات داخلية إلى الشبكة وبيانات خارجية، ويتم تشغيل البيانات الداخلة بهدف التنبؤ بالقيم المستقبلية، ويتم مقارنة النتائج عن طريق القيم الخارجة، ومن ثم يمكن تعديل الأوزان وفق تلك الطريقة.

ب- طريقة التدريب الغير مراقب (Unsupervised) يوجد تشابه كبير بين تلك الطريقة والطريقة السابقة إلا أنها تختلف عنها بأنه لا توجد قيم للمتغيرات الخارجة، حيث تقسم البيانات الداخلة إلى مجموعات تقوم الشبكة باكتشاف المميزات الغير ظاهرة فيها، ثم بعد ذلك يتم تقسيم البيانات.

⁶⁰ عطار، وضاح (2006) الشبكات العصبية من الألف إلى الياء

2- **التعلم** : يعتمد أسلوب الشبكات العصبية على تغيير الأوزان النسبية لعقد الاتصال، وبالتالي فإن هذا النوع من الشبكات له القدرة على خلق قواعد التعلم والتي تتم على المرحلتين التاليتين:

المرحلة الأولى: ويتم فيها اختبار أولى للقيم المبدئية للأوزان النسبية أو اختيار عشوائي للقيم المبدئية للأوزان بين عقد اتصال الشبكة، كما أن تطوير الأوزان له فعالية في تطوير التعلم في حساب المخرجات للبيانات المدخلة، ومن ثم نبدأ في مقارنة المخرجات الحالية مع المستهدفة.

المرحلة الثانية : وفيها يتم حساب الخطأ الناتج من عملية المقارنة بين المخرجات الحالية والمخرجات المستهدفة وذلك عن طريق حساب أقل مجموع لمربعات الخطأ

$$E = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k (x_{ij} - y_{ij})^2 , i = 1, 2, \dots, n \quad j = 1, 2, \dots, k \rightarrow (2 - 75)$$

حيث : n : حجم العينة ، k : عدد العينات، i : عدد عناصر المعالجة في شريحة المخرجات، x : المخرجات المستهدفة، y : مخرجات الشبكة والتي تمثل حصيلة مخرجات عناصر المعالجة.

ويعتبر التعلم بطريقة التقدم الخلفي للخطأ (Error - Back Propagation) من أهم طرق التعلم الموجه للشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، ويتم تنفيذ تلك المرحلة من خلال ثلاثة أطوار:

- أ- **طور التقدم**: (Forward Phase): وفيه يتم عرض أنماط التدريب على الشبكة العصبية، حيث يخصص لكل مدخل مخرج متوقع القيمة، ويتم حساب الخطأ بين القيمة الحقيقية والقيمة المتوقعة
- ب- **طور التراجع**: (Backward Phase): وفيه يتم ارتداد وارتجاع للفرق بين القيمة الحقيقية والقيمة المتوقعة في المرحلة السابقة.

ج- **طور تعديل الأوزان**: (Adaptation of Weight) يتم تقليل الفرق بين نمط الإخراج ومخرج الشبكة⁶¹

15-3-2 نماذج الشبكات العصبية والتطبيقات الإحصائية:

تعتبر الشبكات العصبية عبارة عن مجموعة واسعة من نماذج الانحدار الخطية وغير الخطية حيث ان معظم نماذج الشبكات تشابه او تكاد تطابق كثير من النماذج الاحصائية مثل النماذج الخطية العامة، الانحدار متعدد الحدود، الانحدار اللامعلمي ، المكونات الرئيسية ، التحليل العنقودي والتحليل التمييزي. أما نماذج الشبكات التي لا نجد ما يناظرها في الاحصاء فهي قليلة مثل نماذج خرائط التنظيم الذاتي ونماذج learning vector Quantization إلا انها تستخدم في عملية تحليل البيانات وهذه العملية واحدة من الاتجاهات الثلاث الاساسية في تطبيقات الشبكات .

استخدام خوارزمية الانحدار غير الخطية في الشبكات: إن الخوارزميات التي صممت لتدريب الشبكات صممت لتعمل في الكمبيوترات تبع نظام المعالجة المتوازية ولكنها في الواقع يتم تطبيقها في الكمبيوترات العادية التي تعمل بنظام المعالجة المتوالية لذا لا تعمل بكفاءة عالية في التدريب. تعتبر خوارزميات الامثلة الرقمية (سمي خوارزمية الانحدار غير الخطية لا استخدامها في الانحدار غير الخطية) . وهي يمكن ان تستخدم بكفاءة عالية في تدريب الشبكات وبصورة اسرع في خوارزميات الشبكات المعمارية ولان أغلب

⁶¹ يدري ، مسعود والمطوع ، أحمد وهادي ، عقيل ، مرجع سابق الذكر ص(29-315).

خوارزميات الشبكات المعمارية صمم للحالات التي تكون فيها البيانات غير مخزنة بل متاحة في بيئة الزمن الحالي وهي غير ملائمة للتطبيقات الإحصائية لذا أن خوارزمية الانحدار غير الخطية هي الانسب لهذه البيانات. بالرغم من التماثل بين نماذج الشبكات والنماذج الإحصائية لا انه يوجد اختلاف بين المصطلحات التي تعبير عنهما .

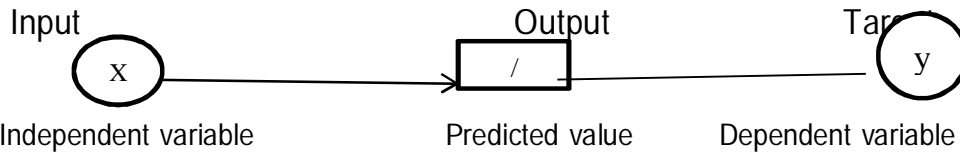
جدول رقم(2-2) يوضح بعض المتغيرات الإحصائية وما يقابلها من الشبكات العصبية الاصطناعية

| مصطلحات الإحصاء | مصطلحات الشبكة | مصطلحات الإحصاء | مصطلحات الشبكة |
|--------------------|--|----------------------------|----------------------------------|
| المتغيرات المستقلة | المدخلات | تقديرات المعلمة | الاوزان المتشابهة |
| القيم المتنبأ بها | المخرجات | التفاعلات | عصبونات الرتبة العليا |
| المتغيرات التابعة | الاهداف أو قيم التدريب | التحويلات | الوصلات الوظيفية |
| البواقي | الأخطاء | الانحدار | تحليل التميز يسمى التعليم الموجه |
| التقدير | التدريب والتعليم والتكيف أو التنظيم الذاتي | تقليل البيانات | التعليم الذاتي أو الاتحاد الذاتي |
| معياري التقدير | دالة الخطأ أو دالة الكثافة | التحليل العنقودي | التعليم التنافسي |
| الملاحظات | الانماط أو أزواج التدريب | المتغيرات الداخلة والخارجة | التعميم |

1-العلاقة بين نماذج الشبكات والانحدار: أمثلة لنماذج الشبكات وما يقبلها من نماذج الانحدار:

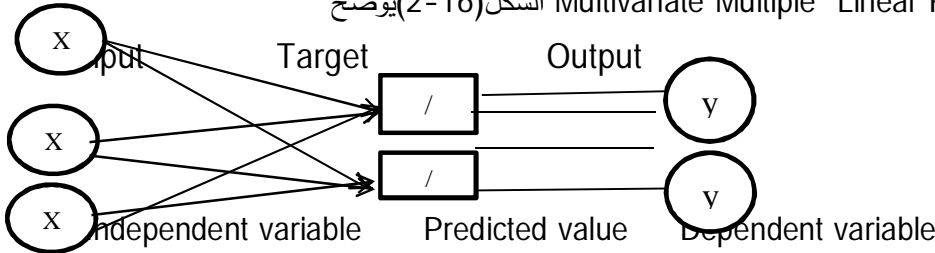
أ-نموذج البير سترن البسيط ذو دالة التنشيط الخطية: عبارة عن نموذج انحدار خطي بسيط

الشكل(2-15) يوضح: Sample Linear Regression



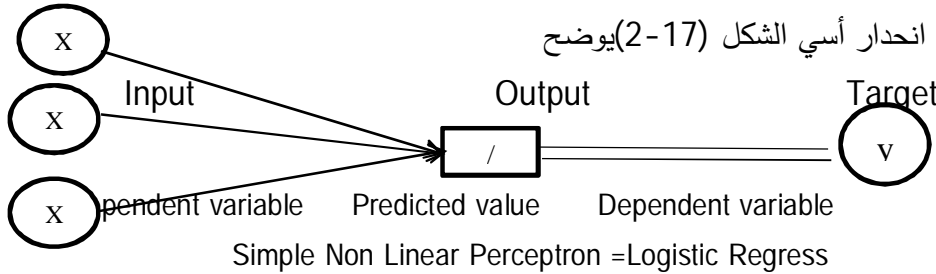
ب_ نموذج البير سترن ذو دالة التنشيط الخطية: هذا النموذج عبارة عن نموذج انحدار خطي متعدد

Multivariate Multiple Linear Regression الشكل(2-16) يوضح



ج- نموذج البير سترن ذو دالة التنشيط الأسية: (Sigmoid Activation Function) هذا النموذج

عبارة عن انحدار أسّي الشكل (2-17) يوضح



Simple Non Linear Perceptron =Logistic Regress

د -نموذج البير سترن متعدد الطبقات : (Multilayer Perceptron) ذو دالة التنشيط غير خطية في الطبقة

الخفية: هذا النموذج عبارة عن نموذج انحدار غير خطي بسيط الشكل (2-18) يوضح

هـ -نموذج البير سترون متعدد المدخلات والمخرجات: عبارة عن نموذج انحدار خطي متعدد.

أوجه الشبه والاختلاف بين الانحدار والشبكات:

أوجه الشبه: وجود متغيرات مستقلة (مدخلات) ومتغير تابع (الهدف) وقيم متنباً (مخرجات).

أوجه الاختلاف : كيفية حساب المعاملات في الانحدار والاوزان ، في الانحدار يجب التحقق بعض الافتراضات قبل ايجاد المعاملات ولا توجد افتراضات في الشبكات عند حساب الاوزان حيث تحسب تكرارياً .

16-3-2 الشبكات العصبية الاصطناعية والسلاسل الزمنية: ANN and Time series

التنبؤ بالسلاسل هو واحدة من المجالات الزمنية التي فيها استخدام الشبكات وقد استخدمت كأسلوب بديل أو موازي للأساليب الاحصائية التقليدية التي تسمى بصورة عامة بأساليب تحليل السلاسل الزمنية. في وقد نافست الشبكات هذه الاساليب وتفوقت عليها في كثير من الحالات في دقة النتائج ويظهر ذلك في مقدرتها في التعامل مع عدم الخطية وان الطرق التقليدية معظمها في التنبؤ تعتبر أساليب خطية. المطلوبات لتصنيف الشبكات في التنبؤ بالسلاسل إن عملية بناء شبكة عصبية لتستخدم في التنبؤ يتطلب ذلك الاهتمام بالآتي:

1-تحديد معمارية الشبكة أي تحديد عدد الطبقات المطلوبة وعدد العصبونات داخل كل طبقة.

2-عدد العصبونات في طبقة المدخلات تحدد مقدار البيانات التاريخية التي سوف تستخدم

3-طبقة المخرجات ستشمل فقط علي العصبونات المتطابقة مع التنبؤ المفرد.

4-عدد العصبونات في الطبقة الخفية تحدد مقدار الشبكة في تقريب العلاقة لغير خطية بين تباطؤات السلسلة والتنبؤات الناتجة.

5-القيام بتهيئة البيانات المدخلة للشبكة فقد تساعد في تحسين الأداء وتتم التهيئة ببعض التحويلات الحسابية.

6-اختيار خوارزمية التدريب المناسبة وتعتبر من أهم العوامل في تطبيقات الشبكات العصبية.

أنواع معماريات الشبكات التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية :

هنالك العديد من المعماريات التي تستخدم في التنبؤ هي: 1-البيرسيبترون متعدد الطبقات (MLP) .

2- شبكات القاعدة الاشعاعية (RBF)(Radial Basis Funcation) 3-شبكات الاسترجاع الخلفي (Recurent

network) 4-شبكات (Sigma & Pi- Sigma) 5-شيكات (Ridge polynomial)

البيرسيبترون متعدد الطبقات (MLP) أكثر الشبكات استخداماً تقوم فكرتها علي استخدام القيم السابقة

كمدخلات ويتم جمع الاوزان في الطبقة الخفية بالنسبة للمدخلات ويتم استخدام التحويلة غير الخطية

(السغيمويد) ، وطبقة المخرجات لتستقبل مخرجات الطبقة الخفية وتطبق عليها التحويلة الخطية حيث يتم القيم

المتنبئ بها للسلسلة وتصنف هذه الشبكة الي:

1-شبكة ذو بنية معمارية كاملة الترابطات . 2- تحيز وترابطات مختصرة مباشرة من المدخلات للمخرجات

3- طبقة خفيه واحدة مع دالة تحفيز لوجستية لتحسين عدم الخطية في الوحدات الخفية 4- طبقة مخرجات

تستخدم مع وحداتها دالة خطية لوزن مدي المخرجات وغالباً يكون المدي (0,1). النموذج العام لـ (MLP).

شبكات القاعدة الاشعاعية (RBF): تتكون معماريتها من طبقتين حيث تحتوي علي طبقة خفية واحدة مع

دوال تحفيز قاعدية اشعاعية وطبقة مخرجات مع دوال تحفيز خطية الشكل لها عبارة عن مزيج خطي من دوال

القاعدة الاشعاعية وتتميز ببعض المزايا منها بساطة معماريتها مقارنة MLP ولها دوال قاعدة متركزة يساعد علي امكانية تفادي التدنية.

شبكات (Sigma): هي شبكات متعددة الحدود تسمي شبكات الرتبة العليا ويتم فيها ارسال المجموع الموزون من الاشارات المدخلة من خلال دوال التحويل في الطبقة الخفية الي طبقة المخرجات. الهدف منها هو تبديل العصبونات الخفية الموجودة في الشبكات ذات الرتبة الاولي وبالتالي تخفيض التعقيد في البنية المعمارية للشبكة. وشبكات Sigma هي شبكات تغذية امامية مع طبقة خفية واحدة ومخرجات الطبقة الخفية هو نتاج الحدود المدخلة ومخرجات الشبكة هي مجموعة من النتائج .وهناك طبقة واحدة فقط من الاوزان المعدلة نتج من عملية التدريب السريع:

شبكات (Pi-Sigma): تتشابه في بيئتها المعمارية شبكة Sigma الاختلاف بينهما نجد ان مخرجات الطبقة الخفية فيها هو مجموع الحدود المخلة ومخرجاتها هي الناتج من هذه الحدود بالإضافة لذلك لها طبقة واحدة من الاوزان المعدلة ولكن هذه الاوزان تكون في الطبقة الاولي .

17-3-2 استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ:

تعطي تطبيقات الشبكات مجالات عديدة في الحياة العامة ويعتبر التنبؤ واحدمن المجالات التي طبقت بنجاح وقد أظهرت نتائج الدراسات دقة عالية بالمقارنة مع اساليب التنبؤ التقليدية. أي عملية التنبؤ هي تحليل البيانات السابقة للظاهرة وهنا تتفق نماذج الشبكات مع اساليب تحليل السلاسل المختلفة (نماذج بوكس وجنكيز) حيث يعتبر التنبؤ من الاهداف الرئيسية لهذه النماذج . وتميز الشبكات عدم وجود افتراضات أو شروط مسبقة عند تطبيقها في التنبؤ . ومن أكثر الشبكات استخداماً في التنبؤ هي شبكة ذو مخرج واحد وطبقة خفية واحدة أو اثنين مع عدد من وحدات المعالجة ودوال تحويل أو تحفيز أسية في الطبقة الخفية ، دالة تحويل خطية في طبقة المخرجات كما توجد شبكات أخرى مثل الشبكة ذو الانحدار العام .

بفرض وجود سلسلة زمنية تحتوى على المشاهدات $X_1, X_2, \dots, X_{n-1}, X_n$ وللتنبؤ بالقيم المستقبلية للمتغير بمعنى إيجاد القيم X_{n+1}, X_{n+2} كأن السلسلة محددة بمعنى وجود عدد حقيقي p الذى يدعى البعد المظمور والدالة f بحيث تكون $t > p$.

$$X(t) = f(X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}) \rightarrow (2 - 50)$$

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

1- إدخال: تهيئ للقيم السابقة في السلسلة $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$ حيث تمثل p البعد المظمور .

2- مخفية: تستخدم لحفظ التمثيل الداخلي للسلسلة الزمنية.

3- إخراج : تعطى مخرجات الشبكة العصبية في حالة وحدة إخراج فقط لإرجاع $X(t)$.

$$Y = F(H(x_1), H_2(x), \dots, H_n(x)) + u \quad (2-51)$$

المتغير التابع يناظر المخرجات (output) x : المتغيرات المستقلة المدخلات (Input) H : دوال تحفيز الطبقات الخفية . F : مخرجات دالة التحفيز . u : حد الخطأ في الدالة. في مسائل التصنيفية: يتم دمج سمات

المدخلات للأنواع المختلفة . وتعمل الشبكة بصورة أفضل عندما تتغير كل المدخلات والمخرجات في مدي يقع بين (1,0) لذا يجب تغير البيانات قبل الاستخدام في النموذج وعملية التغير تتم بأساليب مختلفة تعتمد علي نوع البيانات لذا يجب استخدام الاساليب التالية :

1-البيانات المستمرة: تتغير بين قيمتين سابقتين لتحديد (أقل وأكبر قيمة) ويتم التحويل الي المدي من 0 الي 1 كما يلي : القيمة المحولة = القيمة الفعلية - القيمة الدنيا/القيمة العليا - القيمة الدنيا.

2-البيانات المنقطعة: يكون لها ايضاً قيم عليا ودنيا مثل عدد الغرف بالمنزل ويتم تحويل البيانات المنقطعة بأن يحدد مكان لكل قيمة ممثلة علي الفترات 1,0 .

3-البيانات التصنيفية : مثل الجنس والحالة الاجتماعية وتيم تغيرها عن طريق الترميز.

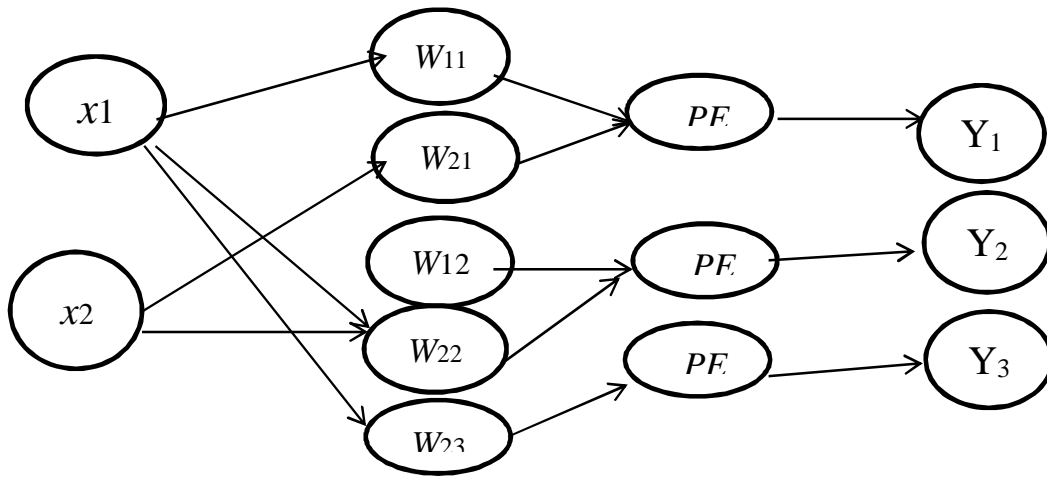
طريقة الانتشار الخلفي: هي طريقة الانحدار التدريجي التي تستخدم لإيجاد قيمة المربعات الصغرى للخطأ وذلك لقيمة المخرجات المحسوبة من الشبكة .ويوجد مرحلتين للانتشار الخلفي :

1-مرحلة التغذية الأمامية لتدريب المدخلات: تبدأ مرحلة التغذية الأمامية حيث تستقبل كل وحدة x_i إشارة الدخول، ومن ثم تنتقل هذه الإشارة إلى وحدة أو وحدات الطبقة المخفية حسب عددها، وتقوم كل طبقة خفية

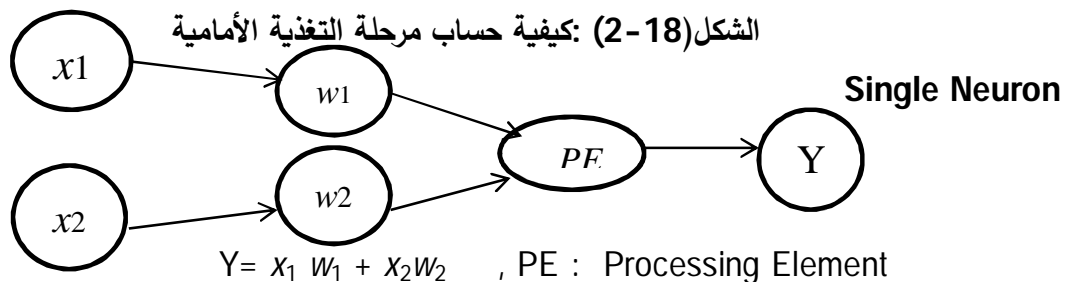
$$Y = \sum_{i=1}^n X_{ij} W_{ij} \quad \forall j$$

$$Y_1 = X_1 W_{11} + X_2 W_{21} \quad , \quad Y_2 = X_1 W_{12} + X_2 W_{22} \quad , \quad Y_3 = X_2 W_{23}$$

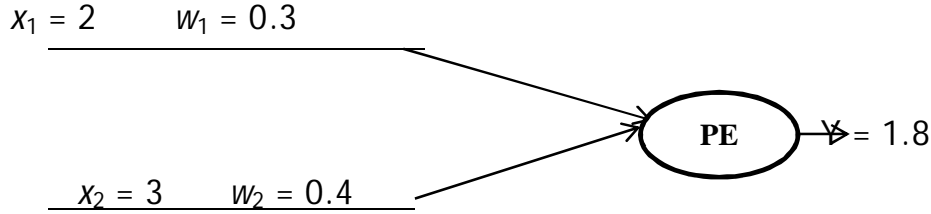
الشكل (2-17): كيفية حساب مرحلة التغذية الأمامية المتعددة



Multi Neuron



ومن ثم حساب الدالة اللوجستية $Y_t = \frac{1}{1+e^{-y}}$ التي تستخدم لتحويل البيانات إلى الخطية. مرحلة الانتشار الخلفي للخطأ: بعد انتقال القيم إلى طبقة المخرجات التي تم حساب قيمتها من خلال الخطوات السابقة، يتم إجراء مقارنة بين القيم المحسوبة والقيم المرغوبة حساب الخطأ (من خلال الفرق بين قيم تلك المخرجات). وبعد ذلك يتم تصحيح الوزن وتعديله من خلال عملية التعلم التي تتم على الشبكة، ذلك لحساب الخطأ، وتسمى بالمرحلة التراجعية (Backward) وتكرر هذه الخطوات في الشبكة لعدة مرات بخطوة أمامية وخطوة تراجعية) مرحلة التغذية الأمامية - مرحلة الانتشار الخلفي تسمى بدورة (Epoch). مثال توضيحي لمرحلة الانتشار الخلفي. الشكل (20-2) شكل توضيحي لمرحلة الانتشار الخلفي



وبافتراض أن المخرجات المرغوبة هي $x_3 = 4$ وتكون المحسوبة من الشبكة $Y = 0.86$ حيث:

$$Y_t = \frac{1}{1 + e^{-y}} = \frac{1}{1 + e^{-1.8}} = 0.86$$

وبافتراض أن معدل التعلم $\alpha = 0.003$ والفرق بين القيمة المحسوبة والقيمة المرغوبة.

وبالتالي يمكن تصحيح الوزن من خلال عملية التعلم (مرحلة الانتشار الخلفي للخطأ) من خلال المعادلات التالية:

$$W_1 = W_i + \alpha \beta \cdot x_i = 0.3 + 0.003 \times 3.14 \times 2 = 0.378$$

$$W_2 = W_i + \alpha \beta \cdot x_i = 0.4 + 0.003 \times 3.14 \times 3 = 0.428$$

ويتم تكرار الخطوات السابقة في تلك الشبكة لعدة مرات (دورات Epoch) تشمل كل دورة خطوة أمامية وتراجعية (مرحلة التغذية الأمامية - مرحلة الانتشار الخلفي) وذلك حتى يتم الوصول إلى أفضل قيم للمخرجات. ويمكن حساب الخطأ للشبكات ذات التغذية الأمامية وفق المعادلة:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (t_i - y_i)^2 \rightarrow (2 - 52)$$

إذ أن: t_i : قيم الهدف لكل عينة ادخال. y_i : قيم الاخراج للشبكة network's output. تحسب قيمة الخطأ بعد كل مرحلة تدريب، ويمكن تعديل الاوزان بعد الحصول على قيم التنبؤ، وباشتقاق المعادلة السابقة بالنسبة

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = (y - t) \hat{F}(w_0 + \sum_{j=1}^n w_j h_j) w_i \rightarrow (2 - 53)$$

ولوزن نحصل على المعادلة الآتية: $\delta = \frac{\partial E}{\partial y}$ وباعتبار $\delta = \frac{\partial E}{\partial y}$ يمكن كتابة المعادلة السابقة لكل طبقة مخفية بالمعادلة الآتية:

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial h_j} = \delta W_{j \rightarrow} \rightarrow (2-54)$$

وبذلك تكون معادلة الاوزان بالشكل الآتي:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \hat{F}(w_{j0} + \sum_{k=1}^d w_{jk} x_{ik}) x_i \rightarrow (2 - 55)$$

اذ تمثل X السلسلة الزمنية الاصلية. يعاد الخطأ من طبقة الاخراج لحساب الخطأ في الطبقات المخفية،

ويحسب الخطأ للشبكة بالاعتماد على الاوزان المحسوبة وتصحح قيمة الخطأ وفقاً للمعادلة:

$$w - \alpha \frac{\partial E}{\partial w} \rightarrow w$$

في شبكة Elman بعد حساب القيم في الطبقات المخفية تستخدم هذه القيم لحساب المخرجات للشبكة (كما في المعادلات أعلاه) ، وتعد هذه القيم مدخلات اضافية لتستخدم في مرحلة التدريب في كل تنفيذ للشبكة. اما القيم الناتجة من الطبقات المخفية تعد مدخلات عند الزمن (t) ولتكن h_i^T تمثل القيم للطبقة المخفية i عند الزمن (T) و r_{ij} هي الاوزان المتكررة من الطبقة المخفية h_i^{T-1} الي h_i^T فتكون خوارزمية الشبكة عند الزمن T وفقاً للمعادلتين الآتيتين:

$$h_i^{(T)} = F[w_{i0} + \sum_{j=1}^d w_{ij}x_j + \sum_{j=1}^n r_{ij}h_j^{(T-1)}] \rightarrow (2-56)$$

$$y_i^{(T)} = F[w_{i0} + \sum_{j=1}^n w_{ij}h_j^{(T)}] \rightarrow (2-57)$$

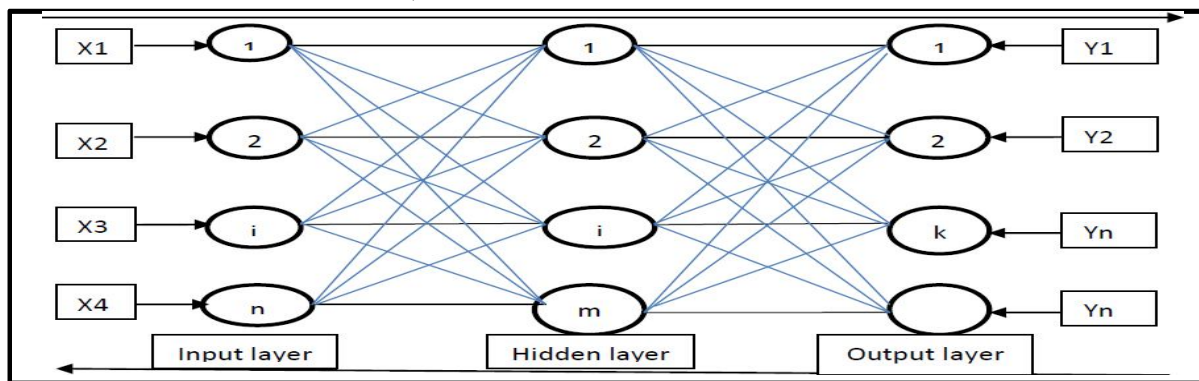
ويلاحظ بان هذه المعادلات مشابهة الى شبكات التغذية الامامية ماعدا ان الطبقات المخفية تأخذ المدخلات المساهمة في مجموع الاوزان للقيم السابقة في الطبقات المخفية، يعد التدريب لمثل هذه الشبكات صعباً لان المخرجات ودالة الميل لهذه الشبكة تعتمد على المدخلات وعلى القيم الناتجة من الطبقات المخفية. **البعد المظمور:** (Finding the Embedding Dimension) يعتمد البعد المظمور على مفهوم (Cross Validation) حيث يتم تقسيم بيانات التدريب إلى عينتين منفصلتين؛ عينة للتحقيق وعينة جديدة للتدريب، ثم يتم مقارنة الخطأ وبعد ذلك يتم اختيار أفضل نموذج بعد المدخلات لذلك النموذج، وعندئذ يكون هذا تخمين جيد له .

عدد طبقات الشبكة العصبية :

أ. **شبكات وحيدة الطبقة:** تتكون من طبقتين فقط، هما المدخلات والمخرجات وتكون انسيابية الإشارات الداخلة من المدخلات إلى المخرجات باتجاه إمام on. وهي الشبكات التي لا يوجد بها خلية طبقة خفية بطبقة مدخلات، و للمخرجات، ولا يحسب طبقة الدخل ضمن حساب الطبقات، لذلك سميت بوحيدة الطبقة.

ب. **الشبكات متعددة الطبقات:** (Multi Layer Network) وهي التي يوجد بها طبقة خفية واحدة أو أكثر، ومن ثم تكون هذه الطبقة كافية لحل معظم المشكلات على واحدة أو أكثر من الطبقات الوسطية التي تمثل الطبقات المخفية فضلا عن المدخلات والمخرجات . وتتميز بقدرتها على حل مسائل أكثر تعقيداً من المسائل التي يمكن حلها في الشبكات ذات الطبقة المفردة بسبب وجود الطبقات الوسطية التي تعطي مرونة أكثر في بناء الدوال الناقلة بين المدخلات والمخرجات ، وعلى الرغم من ان تدريبها يستغرق وقتاً أطول لكنه ناجح أكثر من غيره إذ يمكن أن نتعرض لمشكلة لا يمكن حلها إطلاقاً باستخدام شبكة وحيدة الطبقة حتى لو دربت لفترة طويلة. وتتطلب العديد من المشاكل المطلوب حلها شبكات متعددة الطبقات، علماً أن الخصائص المميزة للمشكلة هي التي تقرر أي نوع يستخدمه . وتنقسم الشبكات إلى نوعين ذات التغذية الأمامية و ذات التغذية الخلفية (العكسية). وفي الشبكة ثلاث طبقات من الأوزان هي طبقة الوزن بين الإدخال والمستوى المخفي

الشكل (2-21) يوضح شبكة الانتشار للخلف في ثلاث طبقات



2-4 اسلوب المحاكاة :

2-4-1 تمهيد:

تعتبر المحاكاة أداة لتحليل وتصميم الأنظمة المعقدة، وتستخدم المحاكاة لتقادي أي مشكلة قد تواجه الباحث عند إجراء التجارب على أي نظام حقيقي، و المحاكاة هي نماذج رياضية تمثل وتعكس جميع خصائص وسلوك النظام الحقيقي، للتعرف على الآثار المحتملة للقرارات خاصة القرارات المتعلقة بالمستقبل. إن المحاكاة تعني تقليد شيء ما، وإيجاد شبيهه أو ممثل لذلك الشيء، أما النمذجة فتعني نموذج مصغر من الاصل، ودراسة النمذجة والمحاكاة تمكن من ملاحظة أثر التغيرات في سلوك الأنظمة، حيث يمكن من خلال هذه الدراسة تحسين النظام، او اكتشاف مظاهر القوى أو الضعف فيه. ولا تزال المحاكاة هي الطريقة الأساسية التي تستخدم للحصول على المعلومات حول الأنظمة التصادفية (الاحتمالية) المعقدة. يعتبر التنبؤ من أهم الموضوعات التي تشغل متخذي القرارات ، فالجميع يعمل في ظل متغيرات وأرقام دائمة التغير، وفي ظل ظروف عدم التأكد تنشأ الحاجة للتنبؤ. وتعتبر المحاكاة من الأدوات الناجحة لتحليل ومعالجة البيانات، للتنبؤ والوصول إلى مؤشرات شبه مؤكدة لما يمكن أن يكون عليه الموقف مستقبلا، وإيجاد البدائل، والاختيار ما بينها للوصول للبدل الأمثل في عملية اتخاذ القرارات.⁶³

2-4-2 تعريف المحاكاة:

معنى أنك تحاكي هو أنك تحاول ان تنسخ أو تضاهي خصائص ومظهر وملاح النظام الحالي، من خلال بناء النموذج الرياضي الذي يمكن أن يمثل حقيقة ذلك النظام بقدر الامكان، و هي محاولة للتقليد بصنع نموذج تقريبي لما نريد فهمه بصورة أكبر. وتعرف بأنها عملية تصميم نموذج لنظام سواء كان حقيقياً أو تخيلياً⁶⁴. وتنبني فكرتها الاساسية على تقليد الموقف في الواقع باستخدام النموذج الرياضي الذي لا يؤثر على الاداء. في تعريف المحاكاة استخدمت كلمة نموذج، وهو تجسيد للنظام الحقيقي لكن بصورة تقريبية، فهو يتخلص من التفاصيل ويحافظ على تجسيد الواقع. وتستخدم لإجراء دراسات للإجابة على أسئلة من نوع "ماذا

⁶² نزية ، مني (1994) استخدام نماذج السلاسل الزمنية والشبكات العصبية في التنبؤ بأسعار الأسهم في بورصة الأوراق المالية ج م ع المؤتمر السنوي التسع والثلاثون في الاحصاء و علوم الحاسب والمعلومات وبحوث العمليات ، المجلد الأول 2004م ص 8-1 ،

⁶³ رندر ، باري و سفير ، رالف (2007م) ناجراج بالاكروشان، نمذجة القرارات وبحوث العمليات باستخدام صفحات الانتشار الالكترونية، تعريب مصطفى مصطفى موسى، دار المريخ للنشر ، الرياض، المملكة العربية السعودية

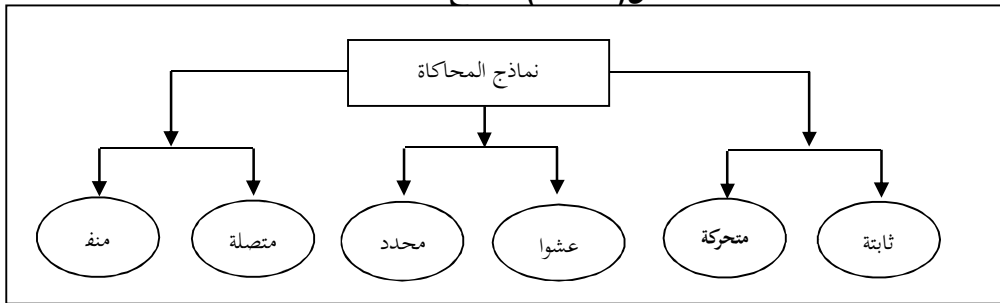
⁶⁴ محمد، حسام (2007م). أساس المحاكاة الحاسوبية، مكتبة الملك فهد الوطنية، الرياض،

-إذا" على النظام الحقيقي، نظراً لكونه نموذج وصفي تجريبي) وبالتالي فهو عبارة عن تمثيل لمكونات النظام الثابتة والعلاقات التي مكونات النظام بعضها ، بالإضافة إلى تمثيل منطقي لسلوكيته وخصائصه الديناميكية على مدى تربط مكونات النظام بعضها ، بالإضافة إلى تمثيل منطقي لسلوكيته وخصائصه الديناميكية على مدى فترة مراقبة زمنية محددة، وتحت فرضيات معينة تتعلق بعمل النظام ومكوناته⁶⁵

3-4-2 أنواع نماذج المحاكاة:

تنقسم إلى عدة أنواع معروفة منها النماذج المادية مثل المجسمات، والرياضية مثل المعادلات والخوارزميات والمنطقية مثل نماذج المحاكاة الحاسوبية، والتي تستخدم بشكل واسع كوسيلة لدراسة وفهم الأنظمة المعقدة والكبيرة في شتى التخصصات من أجل حل مشكلات معينة، أو اختبار مدى تأثير فرضيات نريد أن ندرسها على النموذج قبل الشروع في تطبيقها فعلياً على الواقع. وتعتبر أحد أنواع النماذج الرياضية، ويمكن ان تصنف إلى تصنيفات مختلفة، وتقسيمها كما في الشكل

شكل(2-22) نماذج المحاكاة



1- المحاكاة الثابتة والمتحركة: الثابتة تسمى (مونت كارلو) وهي تمثل النظام المراد دراسته عند نقطة محددة من الوقت، بينما المتحركة تُمثل حالة النظام مع تغير الوقت مثل محاكاة النظام عند نقطة محددة من الوقت، بينما المتحركة تُمثل حالة النظام مع تغير الوقت مثل محاكاة النظام عند نقطة محددة من الوقت، مثل محاكاة النظام البنكي من الساعة التاسعة صباحاً حتى الرابعة.

2- نماذج المحاكاة عشوائية ومحددة: العشوائية هي تلك التي تحتوي على متغير عشوائي على الأقل كمدخلات، و تكون مخرجاتها أيضاً عشوائية، مثل أوقات وصول الزبائن للبنك لا يمكن تحديده مسبقاً. أما المحددة هي التي لا تحتوي على تلك المتغيرات العشوائية كمدخلات، و تكون معروفة ومحددة مسبقاً، مثال وصول المرضى لموعد الكشف في العيادة حسب الموعد المحدد.

3- نماذج المحاكاة متصلة ومنفصلة المتصلة تكون متغيرة بشكل مستمر من حالة إلى أخرى (عدد لا حصر له)، مثال دراسة تدفق سائل عبر أحد الأنابيب، أما المنفصلة فلا تتغير إلا في أوقات محددة.

4-4-2 خطوات انشاء نموذج محاكاة : ولكي تستخدم المحاكاة نتبع الخطوات التالية:

1- التعرف على المشكلة. 2- تحديد المتغيرات. 3- انشاء نموذج عددي 4- وضع المجموعات الممكنة من القرارات بقصد الاختيار. 5- إجراء التجربة. 6- دراسة النتائج 7- تحديد مجموعة الاتي يمكن ان تتخذ⁶⁶.

⁶⁵ رمضان، حسام و الضلعان، عبدالله (2003م) تطبيقات المحاكاة الحاسوبية في التخطيط والتدريب على ادارة الكوارث والازمات ، مجلة البحوث الامنية العدد 22.
⁶⁶ رندر، باري و رالف سنير، ناجراج بالاكريشان ، مرجع سابق الذكر

طريقة محاكاة مونت كارلو: تعد من أكثر طرق المعاينة التجريبية شيوعاً وتعتمد علي فكرة تطبيق نظرية الاحتمال لتحويل أي دالة احتمالية الي التوزيع المنتظم (Uniform distribution)، من خلال توليد عينة من الارقام العشوائية ذات التوزيع المنتم للفترة (0,1) ليتم علي اساس ذلك ارجاع توزيع العينة الي التوزيع المطلوب . ولغرض تطبيق تجربة المحاكاة لابد من وجود ارقام عشوائية ليتم الاعتماد عليها في بناء نماذج المحاكاة ، ويكن تحقيق العشوائية لمفردات العينة باستعمال احد الاساليب التي تحقق نفس الفرص بالظهور لجميع وحدات المجتمع. ويمكن تفصيل هذه الطريقة إلى عدد من الخطوات :

- 1- وضع التوزيع الاحتمالي لكل متغير في النموذج الذي يراد اختباره.
- 2- استخدام أرقام عشوائية لمحاكاة قيم التوزيع الاحتمالي لكل متغير في الخطوة السابقة.
- 3- تكرار العملية لمجموعة من المحاولات⁶⁷.

أهم المميزات الواجب تحقيقها في سلسلة الارقام العشوائية هي:

- أن تكون السلسلة طويلة لا تعاني من انقطاع مفاجئ ويعتمد ذلك علي الصيغة المستخدمة.
- السرعة في توليد الارقام العشوائية بالمحاكاة: إعادة توليد بعض الارقام Reproducibility خاصة عندما تكون السلسلة طويلة.
- **عدم وجود ارتباط (Correlation)** بين الارقام العشوائية: هناك العديد من الطرائق التي تستخدم لتوليد الأرقام العشوائية تعرف بالمولد (Generator) اذا تنتج منها سلسلة من الارقام العشوائية ذات التوزيع المنتظم تختلف الموالدات باختلاف الصيغة الرياضية لها اهمها مولدات الاتساق الخطي (Generators Linear Congruential).

2-4-5 الدور الذي تلعبه الحاسبات في المحاكاة :

بالرغم من أنه من الممكن إجراء عملية المحاكاة لمثال صغير بسيط يدويا، فإنه من الأنفع استخدام الحاسوب في عمليات المحاكاة لسهولة عملية توليد أرقام عشوائية، وباستخدام مولدات الأرقام العشوائية يمكن بسهولة الحصول على قيم محاكاة من توزيعات احتمالية كثيرة باستخدام حزم برامج الحاسوب المستخدمة للتوزيعات، مثل بواسون أو التوزيع الطبيعي أو ذي الحدين أو الأسي، وتوجد دوال جاهزة في معظم برامج المحاكاة لمثل هذا الغرض. ولكي نحصل على نتائج صحيحة ومفيدة للمحاكاة، فإنه من المهم تكرار العملية مئات المرات أو آلاف المرات، وهذا ما تلعبه الحاسبات لمحاولة التوصل إلى النموذج في وقت لا يتجاوز عددا من الثواني في معظم حالات البرامج المستخدمة في الحاسوب لهذا الغرض.

⁶⁷ رمضان، حسام و الضلعان، عبدالله، مرجع سابق الذكر

الفصل الثالث الإطار التجريبي

1-3 تمهيد:

2-3 توليد السلاسل زمنية حسب تطبيقات بوكس وجنكينز

3-3 توفيق نماذج منهجية بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية

4-3 مقارنة نتائج بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية

الفصل الثالث

الجانب التجريبي

3-1: التمهيد:

في هذا الفصل سوف يتم استخدام اسلوب المحاكاة (Simulation) وهي تعتبر أداة لتحليل وتصميم الأنظمة المعقدة، وهي احد الاساليب العلمية المهمة المتبعة في تحديد سلوك نظام ما إذا تم تصميم نماذج

استناداً علي نماذج حقيقية. وتستخدم في حالة عدم صيغ رياضية تمثل المشكلة محل الدراسة وهي تعد اسلوباً معتمداً في مجالات العلوم المتعددة إذ تستخدم في معرفة مدي صحة بناء النموذج الخاص بالمشكلة لأنها عبارة عن تجارب متواصلة لبيان كفاءة النموذج المصمم في التجربة .ويستخدم اسلوب المحاكاة المقيدة في نماذج بوكس وجنكينز فضلاً عن الشبكات العصبية للتعرف علي كفاءتهما .

وسوف يتم تصميم سبع تجارب للمحاكاة قسمت لنماذج (انحدار ذاتي ,متوسطات متحركة ،مختلطة ،نماذج موسمية ونماذج غير خطية). وسوف يتم تحديد عينات مختلفة من خلال برنامج (MATLAB) الذي يقوم بتوليد بيانات عشوائية من خلال استخدام دالة (Rand) التي تتبع التوزيع المنتظم $U(0,1)$ ، وتوليد المتغير العشوائي e_i بالاعتماد علي طريقة (Box and Muller) الذي يتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط صفر وتباين σ^2 بعينات مختلفة الاحجام (40، 80، 120) مشاهدة . تم اختيار حالات متنوعة باستخدام بيانات ملوثة (Contaminated data) لجميع التجارب لمحاولة معرفة سلوكية الاسلوبين خصوصاً في النماذج شبة الخطية اما التكرار لحجم المحاكاة كان 1000 لكل تجربة في الشبكات العصبية الاصطناعية. صممت التجارب استناداً لتطبيقات بوكس وجنكينز في السلاسل الزمنية.

2-3 توليد السلاسل الزمنية حسب تطبيقات منهجية بوكس وجنكينز:

تم توليد سلاسل تتبع لسبع نماذج مختلفة في حجم العينة ملحق رقم (1) باستخدام خوارزميات تبين لاحقاً بقيم مختلفة للمعلمة ϕ فضلاً عن تلوث البيانات من خلال سلسلة يتوزع فيها الخطأ العشوائي توزيع طبيعي بمتوسط صفر وتباين $(\sigma_e^2 = 1,10,25)$ للتعرف علي اكثر حالات القوة والضعف لكل من الاسلوبين .
أولاً : نموذج الانحدار الذاتي الحالة المثالية (التجربة الاولي) :

توليد سلسلة تتبع نموذج الانحدار الذاتي $AR(1)$ بحجم عينة 80 ومعلمة نموذج $\phi=0,9$ و $\sigma_e^2 = 1$ فهي تعد الحالة المثالية . خوارزمية (3-1) توليد سلسلة نموذج الانحدار الذاتي $AR(1)$ بمعلمة $\phi=0,9$ و $\sigma_e^2 = 1$

```
function exp1(n)
constant=80;
fi=0.9;
CV=1;
C=constant*(1-fi);
for i=0:n
    i=i+1;
    E(i)=random('Normal',0,CV);
    if i==1
        X(i)=C+(fi*constant)+E(i);
    else
        X(i)=C+(fi*X(i-1))+E(i);
    end
end
end
P=X(1:n-1)',T=X(2:n)',X=X'
```

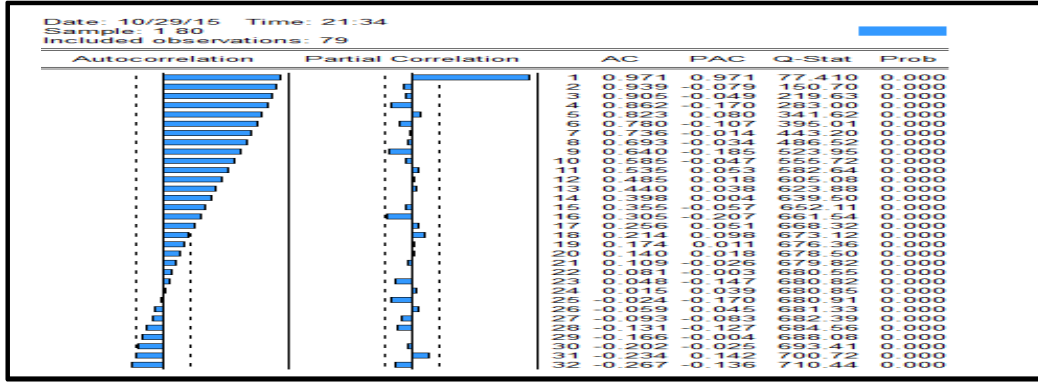
%===Time Series=====

data1=id data(T,[]);

m=ar(data1,1)%time series follows autoregressive model of degree1

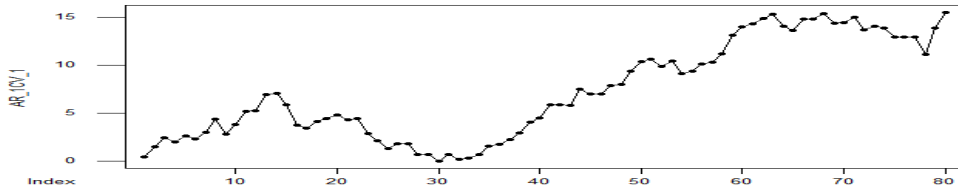
من شكل دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) أدناه للتجربة رقم (1) أن معاملات الارتباط الذاتي تتناقص اسياً "تدرجياً" وفيها قطع في معاملات الارتباط الذاتي الجزئي في الازاحة الاولى

الجدول (3-1) يوضح الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (1)



الشكل الآتي يبين السلسلة الزمنية للتجربة (1) تتبع نموذج AR(1) بمعلمة $(\phi=0,9 \sigma_e^2=1)$.

الشكل (3-1) Plot of variable: AR1_=0,9φ .CV1



ثانياً : نموذج الانحدار الذاتي تولوث بسيطة ومعلمة $\phi=0,5$ (التجربة الثانية) :

توليد سلسلة تتبع نموذج الانحدار الذاتي (AR(1) بحجم عينة 40 ومعلمة نموذج $\phi=0,5$ و $\sigma_e^2=10$ مع

نسبة تولوث بسيطة .خوارزمية (3-2) توليد سلسلة نموذج الانحدار الذاتي (AR(1) بمعلمة $\phi=0,5$

و $\sigma_e^2=10$

function exp2(n)

constant=40;

fi=0.5;

CV=15;

C=constant*(1-fi);

for i=0:n

 i=i+1;

 E(i)=random('Normal',0,CV);

if i==1

 X(i)=C+(fi*constant)+E(i);

else

```

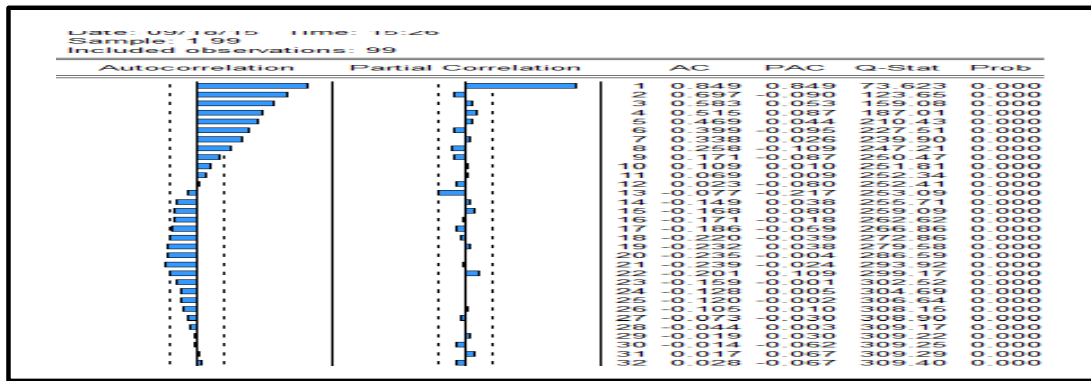
X(i)=C+(fi*X(i-1))+E(i);
end;
end
P=X(1:n-1)',T=X(2:n)',X=X'
data3=id data(T,I);

```

`m=ar(data3,1)%time series follows autoregressive model of degree 1`

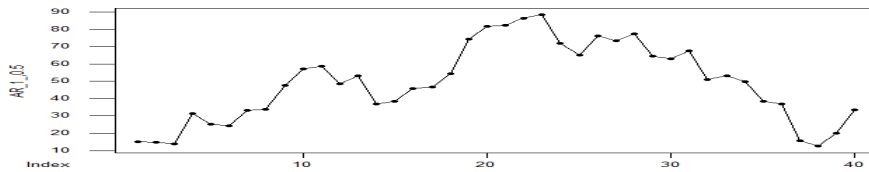
من شكل دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) أدناه للتجربة رقم (2) أن معاملات الارتباط الذاتي تتناقص اسياً "تدرجياً" وفي معاملات الارتباط الذاتي الجزئي في الاذاحة الاولى.

الجدول (3-2)



الشكل الآتي يبين السلسلة الزمنية للتجربة رقم (2) (تتبع نموذج AR(1) بمعلمة $\phi=0,5$ و $\sigma_e^2 = 10$).

الشكل (3-2) Plod of variable:AR_0,5



ثالثاً : نموذج الانحدار الذاتي AR(2) مع نسبة تلوث بسيطة (التجربة الثالثة) :

سلسلة تتبع نموذج (2) توليد AR بحجم عينة 120 ومعلمة نموذج $(\phi_1=0,6, \phi_2 =0,3)$ و $\sigma_e^2 = 10$ مع نسبة تلوث بسيطة. خوارزمية (3-3) توليد سلسلة نموذج الانحدار AR(2) بمعلمة $(\phi_1=0,6, \phi_2 =0,3)$.

```

function exp3(n)
constant=120;
fi1=0.6;fi2=0.3;
CV=15;
C=constant*(1-fi1-fi2);
for i=0:n
    i=i+1;
E(i)=random('Normal',0,CV);
if i>2
    X(i)=C+fi1*X(i-1)+fi2*X(i-2)+E(i);
else
    X(1)=C+fi1*constant+fi2*constant +E(i);

```

$$X(2)=C+fi1*X(1)+fi2*constant +E(i);$$

end;

end

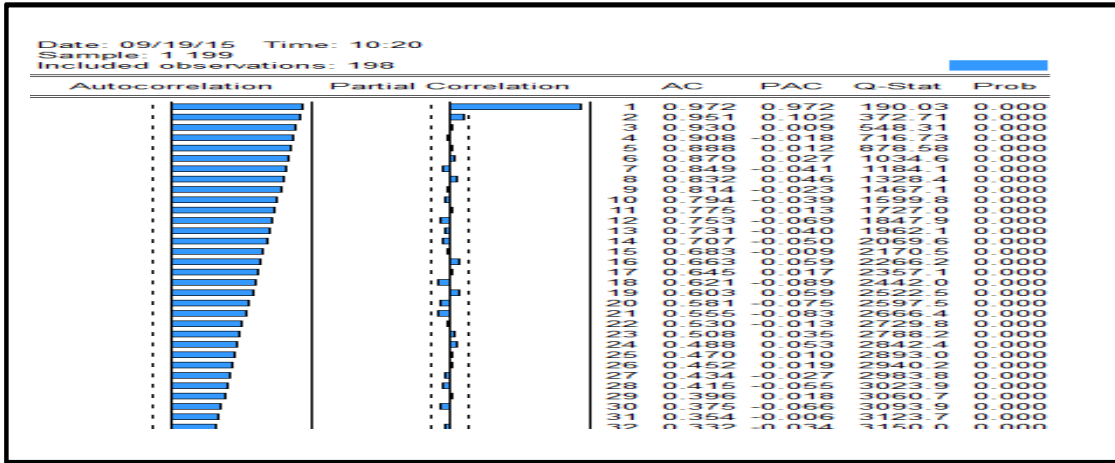
$$P1=X(1:n-2)',P2=X(2:n-1)',P=[P1 P2]',T=X(3:n)',X=X'$$

data4=id data(T,[]);

m=ar(data4,2)%time series follows autoregressive model of degree 2

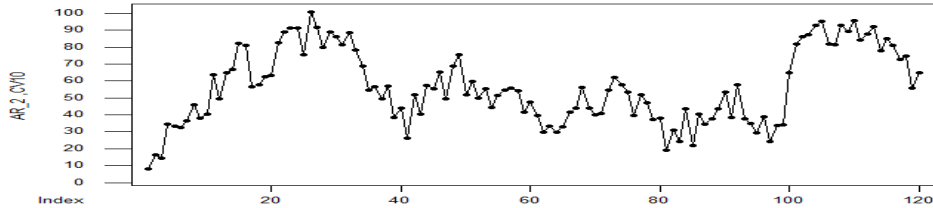
من جدول دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) أدناه للتجربة رقم (3) أن معاملات الارتباط الذاتي تتناقص اسياً وفي معاملات الارتباط الذاتي الجزئي في الإزاحة الاولى.

الجدول (3-3)



الشكل الآتي يبين السلسلة الزمنية للتجربة رقم (3). (تتبع نموذج AR(2) بمعلمة $(\phi_1=0,6, \phi_2 =0,3)$ و $\sigma_e^2 =10$).

الشكل (3-3) Plot of variable :AR_0,3, $\phi = 0,6$



رابعاً نموذج المتوسطات المتحركة (التجربة الرابعة) :

توليد سلسلة تتبع نموذج الاوساط المتحركة من الدرجة الاولى MA(1) و بحجم عينة 120 ومعلمة

نموذج $\Theta=0.6$ و تباين $\sigma_e^2 =1$. خوارزمية (3-4) توليد سلسلة نموذج ARMA(0,1) بمعلمة $\phi=0,6$

function exp4(n)

constant=120;

fi=0.5;ceta=0.4;

CV=15;

C=constant*(1-fi-ceta);

for i=0:n

 i=i+1;

 E(i)=random('Normal',0,CV);

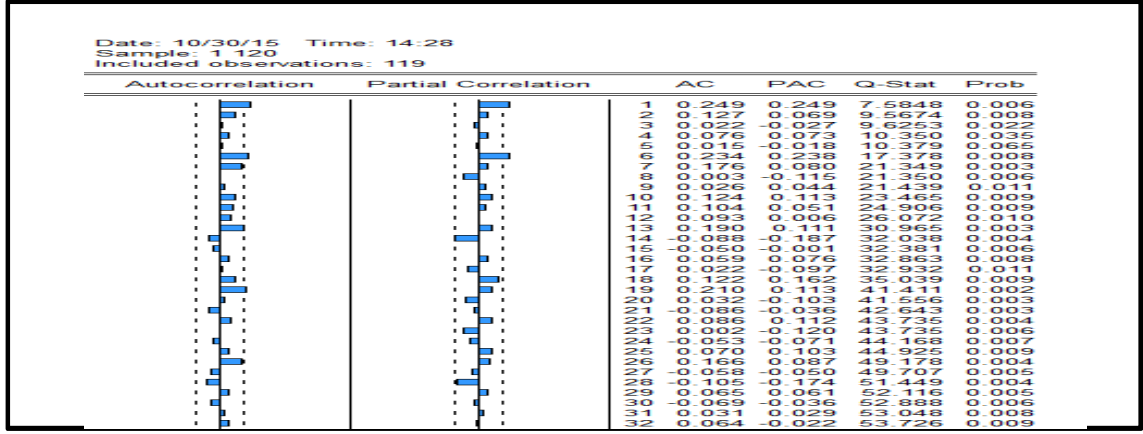
if i==1

```

X(i)=C+(fi*constant)+E(i);
else
X(i)=C+(fi*X(i-1))+ceta*E(i-1)+E(i);
end;
end
P=X(1:n-1)',T=X(2:n)',X=X'
%===Time Series=====
data5=id data(T,[]);
m=arm ax(data5,[1 1])%time series follows ARMA(1,1) model

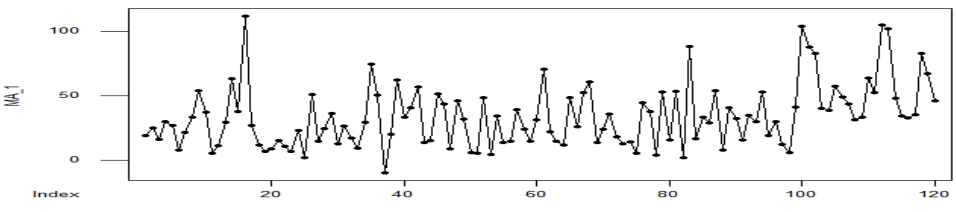
```

الجدول أدناه يمثل سلوك دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة للتجربة (4) التي تتبع نموذج المتوسطات المتحركة (ARMA)(0.1).
الجدول(4-3)



الشكل الآتي يبين السلسلة الزمنية للتجربة رقم (4) (تتبع نموذج MA(1) بمعلمة $\theta = 0,6$ و $\sigma_e^2 = 1$)

الشكل (4-3) Plot of variable:MA_1



خامساً: النموذج المختلط (التجربة الخامسة):

توليد سلسلة تتبع نموذج الانحدار الذاتي والوساط المتحركة(النموذج المختلط) من الدرجة الاولى ARMA(1,1) بحجم عينة 80 ومعلمة نموذج $\theta = 0.4$, $\phi = 0,5$ مع نسبة تلوث بسيطة أي تباين $\sigma_e^2 = 10$. خوارزمية (3-5) توليد سلسلة نموذج ARMA(1,1) بمعلمة $\theta = 0.4$, $\phi = 0,5$

```

function exp5(n)
constant=120;
ceta=0.6;
CV=1;
C=constant*(1-ceta);

```

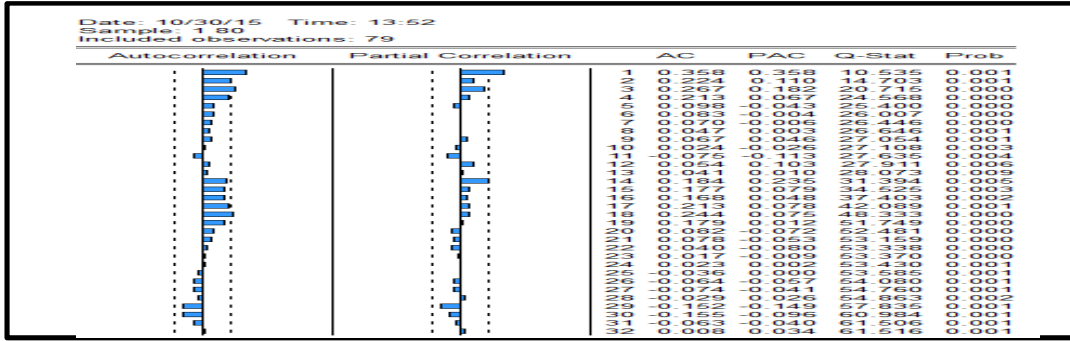
```

for i=0:n
i=i+1;
E(i)=random('Normal',0,CV);
if i==1
X(i)=C+(ceta*constant)+E(i);
else
X(i)=C+ceta*X(i-1)+E(i);
end;
end
P=X(1:n-1)',T=X(2:n)',X=X'
data6=id data(T,[]);
m=arm ax(data6,[0 1])%time series follows ARMA(1,1) model

```

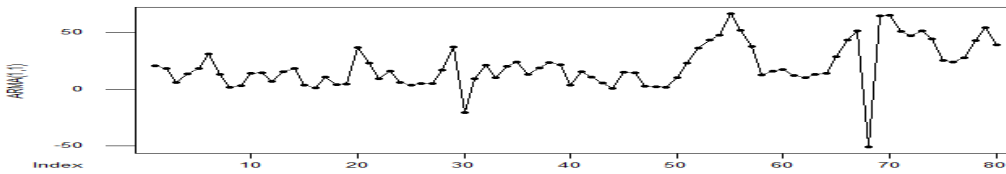
الجدول أدناه يمثل سلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة التي تتبع النموذج المختلط (ARMA) للتجربة رقم (5) وأن (ACF) و (PACF) تتناقص اسياً .

الجدول (3-5)



الشكل الآتي يبين السلسلة الزمنية للتجربة رقم (5) (تتبع ARMA(1,1) بمعلمة $(\phi=0,5, \Theta =0,4)$ و $\sigma_e^2 =10$)

الشكل (3-5) Plot of variable ARMA(1,1)



سادساً : النموذج الموسمي (التجربة السادسة) :

توليد سلسلة تتبع النموذج الموسمي $ARIMAs(0,1,1)(0.1,1)_{12}$ بحجم عينة 80 ومعلمة نموذج $\Theta=0.6$ و $\Theta=.95$ وتم توليد الموسمية بنسبة تلوث بسيطة ($\sigma_e^2=10$). خوارزمية (3-6) توليد سلسلة النموذج الموسمي $ARIMAs(0,1,1)(0.1,1)_{12}$.

```

function exp6(n)
constant=80;
ceta1=0.95;ceta2=-0.6;
CV=15;a=2*pi/12;
C=constant*(1-ceta1-ceta2);
for i=0:n

```



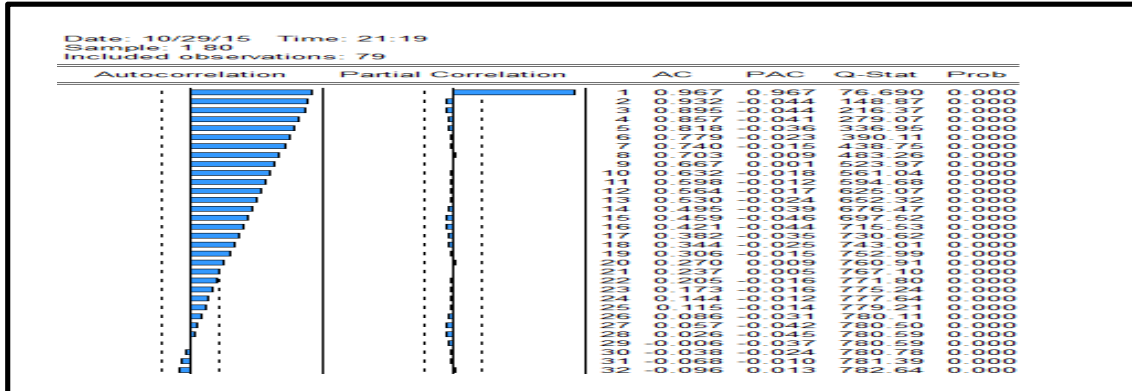
```

i=i+1;
E(i)=random('Normal',0,CV);
if i>12
X(i)=C+X(i-1)+X(i-11)+X(i-12)+E(i)+(ceta1*E(i-11))+ceta2*E(i-11))+ceta1*ceta2*E(i-12));
else
E(i)=random('Normal',0,CV);
X(i)=sin(a*i);
end;
end
P1=X(2:n);P2=X(12:n);P3=X(13:n);Pi=[P1 P2 P3],P=Pi',T=X(13:n)',X=X'
data7=id data(T,[]);
m=arima('Constant',0,'ARLags',1,'SARLags',12,'D',1,'Seasonality',12,'MALags',1,'SMALags',12)%time series
follows seasonal ARIMA(0,1,1)(0,1,1)12 model

```

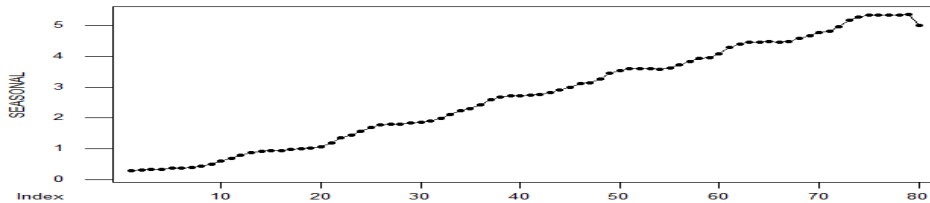
الجدول أدناه يمثل سلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة التي تتبع النموذج الموسمي $(ARMA_s((0,1,1)(0,1,1)))$ للتجربة رقم (6). أن معاملات الارتباط الذاتي معنوية وتقع خارج حدي الثقة وتتناقص ببطء مما يدل على السلوك الموسمي وأن طول الموسمية هو 12 وذلك بسبب معنوية الارتباط الجزئي في الإزاحة (1,12,24).

الجدول (3-6) دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة للتجربة (6)



الشكل الآتي يبين السلسلة الزمنية للتجربة رقم (6). (سلسلة تتبع النموذج الموسمي)

الشكل (3-6) Plot of variable SEASONAL



سابعاً : النموذج شبكة الخطي (التجربة السابعة) :

توليد سلسلة ملوثة تتبع نموذج الانحدار الذاتي غير الخطي بحجم عينة 120 ومعلمة $\phi=0,9$ وزيادة نسبة التباين بنسبة كبيرة الي ($\sigma_e^2=75$) في الخطأ العشوائي الموالد لنحصل بذلك علي المشاهدات الملوثة لمعرفة مدي تأثير التشويش. خوارزمية (3-7) توليد سلسلة نموذج غير خطي لسلسلة زمنية ملوثة $\sigma_e^2=75$

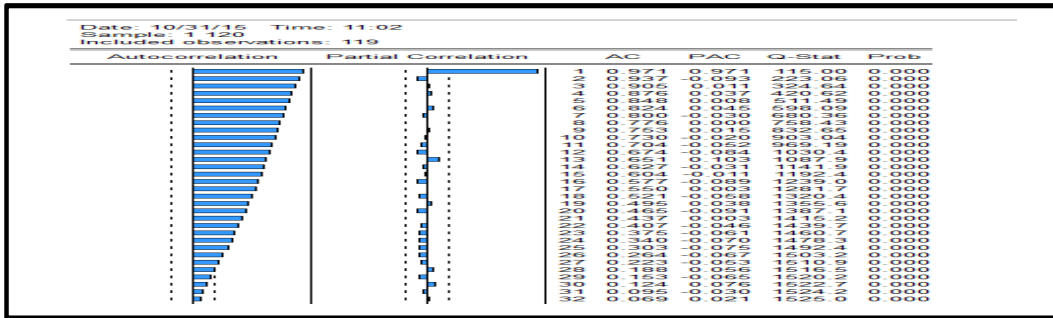
```

function exp8(n)
constant=120;
fi=0.9;
CV=25;
C=constant*(1-fi);
for i=0:n
    i=i+1;
E(i)=random('normal',0,CV);
if i==1
    X(i)=C+(fi*constant)+E(i);
else
    X(i)=C+(fi*X(i-1))+E(i);
end;
end
P=X(1:n-1)',T=X(2:n)',X=X'
data8=id data(T,[]);
m=nlar(data1,1)%time series follows nonlinearity model of degree 1

```

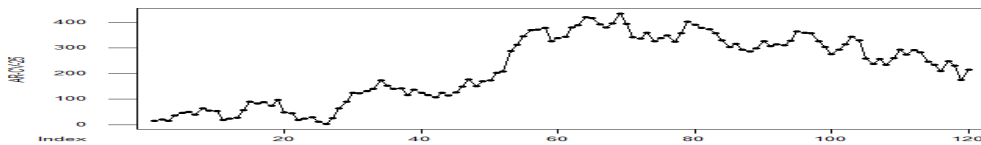
الجدول أدناه يمثل سلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة التي تتبع نموذج غير خطي (ARMA)(1,0,0)للتجربة رقم (7). أن (ACF) تتناقص اسياً وفي في الإزاحة الأولى .

الجدول (3-7) دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة للتجربة (7)



الشكل الآتي يبين السلسلة الزمنية للتجربة رقم 7 (سلسلة تتبع نموذج غير خطي بمعلمة $\phi=0,9$ و $\sigma_e^2 = 75$)

الشكل (3-7) Plot of nonlinearity AR-CV-25



3-3: توفيق نماذج منهجية بوكس - جنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية :

في هذه المرحلة يتم تقدير معاملات النموذج الافضل للسلاسل الزمنية المولدة سابقاً الفصل الثالث ملحق رقم (2) اختبارات عديدة تعتمد في تقييم النماذج المتنبأ بها ومنها الأتي

1- متوسط القيمة المطلقة للأخطاء (MSA) mean absolute error
2- مربع الأخطاء المطلقة (MSE) mean squared error. يستخدم الاختبار الأول والثاني لمعرفة القوة التنبؤية للنموذج

3- المعدل المطلقة النسبي الأخطاء (MAPE) Mean absolute percentage error وتستخدم هذه الصيغة للمقارنة بين عدة نماذج تنبؤية.

4-نسبة متوسط الأخطاء MPE mean percentage error وتستخدم هذه الصيغة لمعرفة التحيز في الأخطاء نحو الاتجاه الموجب أو السالب وكلما كانت القيمة قريبة من الصفر يشير هذا إلى دقة التنبؤ. ويتضح ان دالة الارتباط الذاتي انها تتنازل هندسيا بعد درجة ابطاء واحدة ، وهو دليل على استقرار السلسلة الزمنية، بعد تقدير النماذج المقترحة لبوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية باستخدام البرنامج الاحصائي نحصل على النتائج الاتية:

أولاً : تقدير نماذج بوكس - جنكينز :

استناداً علي مراحل التشخيص في الجانب النظري ودالتي الارتباط الذاتي و الذاتي الجزئي واختبار (Ljung-Box Q) لأسلوب بوكس -جنكينز للسلاسل الزمنية المولدة في المراحل السابقة سيتم عرض نتائج افضل نموذج . وكانت النتائج و تقدير معالم النماذج المشخصة اعتماد علي برنامج (E-Views) في إيجاد دالتي الارتباط الذاتي و الجزئي.

1- التجربة رقم (1) : توليد سلسلة تتبع نموذج الانحدار الذاتي (AR(1) بحجم عينة 80 ومعلمة نموذج $\phi=0,9$ و $\sigma_e^2=1$ فهي تعد الحالة المثالية.

اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فولر (Augmented Dickey-Fuller) وهو من أكثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدود الخطأ لست مرتبطة جوهرياً واسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي.

الجدول (8-3) يوضح اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فولر في المستوي للبيانات (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on ZT | | | | |
|--|-----------|--------------------|--|---------|
| ADF Test Statistic | -1.367160 | 1% Critical Value* | | -3.5153 |
| | | 5% Critical Value | | -2.8986 |
| | | 10% Critical Value | | -2.5863 |

ذ ان قيمة معيار ديكي فولر(1,367160) اقل من 5% (2,8986) مما يدل علي عدم استقرار السلسلة .حتي يتم استقرار السلسلة يجب اخذ الفروق في اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فولر للوصول لاستقرار ،إذا لم تستقر السلسلة نأخذ الفرق الثاني وهكذا حتي تستقر السلسلة .

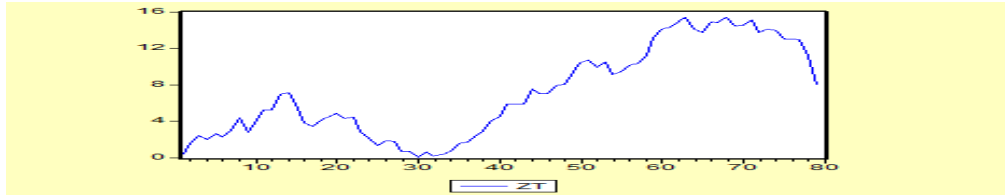
الجدول (9-3) يوضح اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فولر (Augmented Dickey-Fuller) عند الفرق الاول (d_1) للبيانات السلسلة (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(ZT) | | | |
|---|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -4.444524 | 1% Critical Value* | -3.5176 |
| | | 5% Critical Value | -2.8996 |
| | | 10% Critical Value | -2.5868 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلولر (4.444524) اكبر من 5% (2,8996) مما يدل علي استقرار السلسلة .
كما أن الرسم البياني يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d₁):

الشكل (3-8) يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d₁)

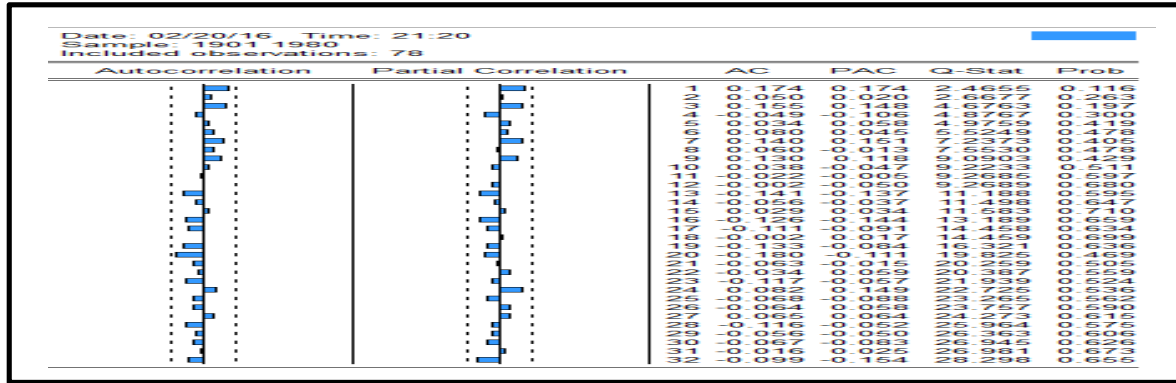


(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

مرحلة التعرف:- سوف يتم دراسة دالتي الارتباط الذات (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) بعد التأكد من استقرار و سكون السلسلة ،للتعرف علي نوع النموذج الملائم لبيانات الدراسة من ثم تحديد رتبة النموذج (p,q). ومن اجل تحويل السلسلة إلي سلسلة مستقرة كما ذكر تم اخذ الفرق الأول .

ومن ثم تمت واعادة حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة النموذج (p,q)

الجدول (3-10) يوضح دالتي (ACF) و (PACF) و Q بعد الفرق الاول (d₁)



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ من خلال الجدول و بعد اخذ الفرق الأول نجد أن معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي تتحدر نحو الصفر كما أن قيمة اختبار Q والقيمة المعنوية المصاحبة تشير إلي عدم معنوية المعاملات ، ونستنتج استقرار السلسلة بعد اخذ الفرق الأول . ولتحديد نوع النموذج الملائم للبيانات تتم مقارنة سلوك الداليتين نجد أن داليتين تقطع بعد الفجوة الزمنية P . لذا تم ترشيح النماذج ARMA(1,1,0) .

اختبار معنوية المعاملات النماذج

1-النموذج ARMA(1,1,0) تجربة(1):

اختبار معنوية المعاملات النموذج ARMA(1,1,0)

| | | | |
|--------------------------|----------|---------------------------|----------|
| Coefficient (C) | 10.38306 | Adjusted - R ² | 0.964252 |
| Coefficient (AR(1)) | 0.970882 | S.E .of regression | 4.950208 |
| Prob(t-Statistic)(C) | 0.0200 | Durbin-Watson stat | 1.474386 |
| Prob(t-Statistic)(AR(1)) | 0.0000 | Akaike info criterion | 2.730778 |
| R ² | 0.964716 | Prob(F-Statistic) | 0.00000 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ استناداً علي قيمة t والقيمة الاحتمالية المصاحبة أن قيمة المعلمة المقدرة النموذج ملحق(3) الفصل الثالث ملحق رقم(1) معنوية والنموذج الرياضي لهذه السلسلة كالآتي:

$$\hat{Z}_t = 10.383 + 0.9709 * Z_{t-1}$$

ولتأكد من دقة النموذج المختار ، في هذه المرحلة نقوم باختبار مدي ملاءمة النموذج الذي تم تقديره وذلك من خلال استخدام بعض الاختبارات الإحصائية مثل اختبار Q لjung box لمعاملات الارتباط الذاتي للبواقي نسبة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) وجذر معدل تربيع الخطأ (RMSE). جدول رقم (10-3)

| Model | Model Fit statistics | | | | | Ljung-Box Q(18) | | |
|------------|----------------------|-------|-------|------|------|-----------------|----|------|
| | R-squared | MSE | RMSE | MAPE | MAE | Statistics | DF | Sig. |
| AR-Model_1 | .965 | .9359 | .9674 | 8.15 | .718 | 10.853 | 17 | .864 |

يوضح معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q لjung box

من الجدول يتبين أن قيمة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) يساوي 8.159 وجذر معدل تربيع الخطأ (RMSE) يساوي 0,965. بالإضافة الي الشكل التوفيق بكفاءة النموذج ARIMA(1.1.0) .

2- التجربة رقم 2: توليد سلسلة تتبع نموذج الانحدار الذاتي (AR(1) بحجم عينة 40 ومعلمة نموذج $\phi = 0,5$ و $\sigma_e^2 = 10$ مع نسبة تلوث بسيطة كي تكون قريبة من الواقع العملي(نوعاً ما).

اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فلور (Augmented Dickey-Fuller) وهو من أكثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدود الخطأ لست مرتبطة جوهرياً واسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي
جدول رقم (11-3) يوضح اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلور (في المستوي للبيانات السلسلة (Zt)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on ZT | | | |
|--|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -1.446186 | 1% Critical Value* | -3.6117 |
| | | 5% Critical Value | -2.9399 |
| | | 10% Critical Value | -2.6080 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلور(1,446186) اقل من 5% (2,9399) مما يدل علي عدم استقرار السلسلة .حتي يتم استقرار السلسلة يجب اخذ الفروق في اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلور للوصول لاستقرار ,إذا لم تستقر السلسلة نأخذ الفرق الثاني وهكذا حتي تستقر السلسلة .

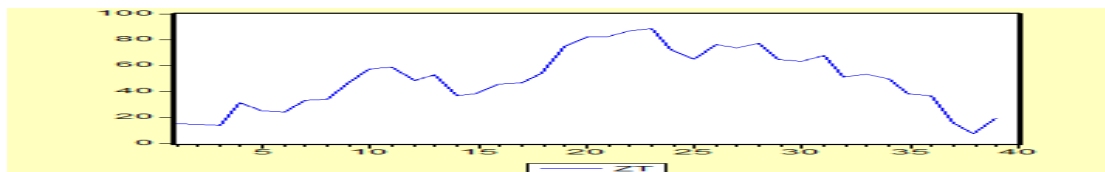
جدول رقم (12-3) يوضح اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فلور عند الفرق الاول (d1)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(ZT) | | | |
|---|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -3.853676 | 1% Critical Value* | -3.6228 |
| | | 5% Critical Value | -2.9446 |
| | | 10% Critical Value | -2.6105 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلولر (3.853676) اكبر من 5% (2,9446) مما يدل علي استقرار السلسلة .
كما أن الرسم البياني يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d₁)

الشكل (9-3) يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d₁)



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

مرحلة التعرف:- سوف يتم في هذه المرحلة دراسة ذاتي الارتباط الذات و الذاتي الجزئي لتأكد من استقرار و سكون السلسلة ،للتعرف علي نوع النموذج الملائم من ثم تحديد رتبة النموذج (p,q). كما ذكر تم اخذ الفرق الأول لاستقرار السلسلة ومن ثم تمت واعدة حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة النموذج (p,q).

الجدول (3-13) يوضح ذاتي (ACF) و (PACF) و Q بعد الفرق الأول (d₁)

| Date: 02/21/16 Time: 20:45 Sample: 1 40 Included observations: 38 | | | | | | |
|---|---------------------|----|--------|--------|--------|-------|
| Autocorrelation | Partial Correlation | AC | PAC | Q-Stat | Prob | |
| | | 1 | 0.054 | 0.054 | 0.1214 | 0.728 |
| | | 2 | 0.015 | 0.012 | 0.1305 | 0.937 |
| | | 3 | 0.233 | 0.232 | 2.4860 | 0.478 |
| | | 4 | -0.169 | -0.206 | 3.7698 | 0.438 |
| | | 5 | -0.026 | -0.001 | 3.8004 | 0.578 |
| | | 6 | 0.004 | -0.052 | 3.8012 | 0.704 |
| | | 7 | -0.057 | 0.040 | 3.9632 | 0.784 |
| | | 8 | 0.090 | 0.071 | 4.3756 | 0.822 |
| | | 9 | 0.089 | 0.089 | 4.7903 | 0.852 |
| | | 10 | 0.013 | -0.006 | 4.7989 | 0.904 |
| | | 11 | 0.040 | -0.009 | 4.8887 | 0.936 |
| | | 12 | 0.083 | 0.073 | 5.2880 | 0.948 |
| | | 13 | 0.098 | 0.127 | 5.8740 | 0.951 |
| | | 14 | -0.134 | -0.170 | 7.0048 | 0.935 |
| | | 15 | -0.036 | -0.040 | 7.0889 | 0.955 |
| | | 16 | -0.105 | -0.152 | 7.8490 | 0.953 |

نلاحظ من خلال الجدول الممثل لمعاملات والتي تم حسابها بعد اخذ الفرق الأول نجد أن معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي تنحدر نحو الصفر كما أن قيمة اختبار Q والقيمة المعنوية المصاحبة تشير إلي عدم معنوية المعاملات ،ونستنتج استقرار السلسلة بعد اخذ الفرق الأول . ولتحديد نوع النموذج الملائم للبيانات تتم مقارنة سلوك الدالتين نجد أن دالتين تقطع بعد الفجوة الزمنية P .ومن الرسم تم ترشيح النماذج

ARMA(1,1,0)

2-النموذج ARMA(1,1,0) تجربة رقم (2) :

| اختبار معنوية المعاملات النموذج ARMA(1,1,0) | | | |
|---|----------|---------------------------|----------|
| Coefficient (C) | 27.57667 | Adjusted - R ² | 0.001096 |
| Coefficient (AR(1)) | 0.166086 | S.E .of regression | 23.38632 |
| Prob(t-Statistic)(C) | 0.0000 | Durbin-Watson stat | 1.894433 |
| Prob(t-Statistic)(AR(1)) | 0.3339 | Akaike info criterion | 9.279564 |
| R ² | 0025960 | Prob(F-Statistic) | 0.333861 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ استناداً علي قيمة t والقيمة الاحتمالية المصاحبة أن قيمة المعلمة المقدرة النموذج ملحق(3) الفصل الثالث ملحق رقم(2) غير معنوية والنموذج الرياضي لهذه السلسلة كالاتي:

$$\hat{Z}_t = 27.57667 + 0.166085 * Z_{t-1}$$

علي رغم من معيار ديكي فلور و أن معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي ومعنوية اختبار Q نلاحظ عدم معنويته لعدم معنوية (F-Statistic) ولتأكد من النموذج ، في هذه المرحلة نقوم باختبار مدي ملاءمة النموذج الذي تم وذلك من خلال استخدام بعض الاختبارات الإحصائية مثل اختبار Q ljung box لمعاملات الارتباط الذاتي للبواقي وقيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) وجذر معدل تربيع الخطأ(RMSE).

جدول رقم (14-3) يوضح معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q ljung box

| Model | Model Fit statistics | | | | | Ljung-Box Q(18) | | |
|-------------------|----------------------|--------|--------|---------|--------|-----------------|----|------|
| | R-squared | MSE | RMSE | MAPE | MAE | Statistics | DF | Sig. |
| AR(1)n=40-Model_1 | 0.0259 | 23.386 | 4.8359 | 140.378 | 11.847 | 8.401 | 17 | .957 |

من الجدول يتبين أن قيمة المعدل المطلق للخطأ(MAPE) يساوي 140.378 وجذر معدل تربيع الخطأ (RMSE) يساوي 23.386. مما يدل علي عدم بكفاءة النموذج ARIMA(1.1.0) .

3- التجربة رقم (3) :

توليد سلسلة تتبع نموذج الانحدار الذاتي AR(2) بحجم عينة 120. حيث $\phi=0.3$ و $\phi=0.6$ و $\sigma_e^2 = 10$ مع نسبة تلوث وكانت نتائج كالاتي:

اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests): معيار ديكي فلور (Augmented Dickey-Fuller) وهو من أكثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدود الخطأ لست مرتبطة جوهرياً واسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي .

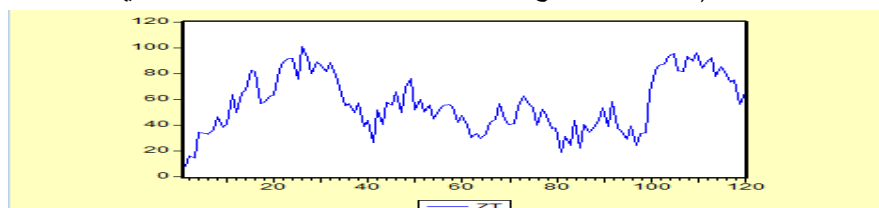
الجدول (15-3) يوضح اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فلور عند المستوي للبيانات (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on ZT | | | |
|--|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -3.423145 | 1% Critical Value* | -3.4861 |
| | | 5% Critical Value | -2.8857 |
| | | 10% Critical Value | -2.5795 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

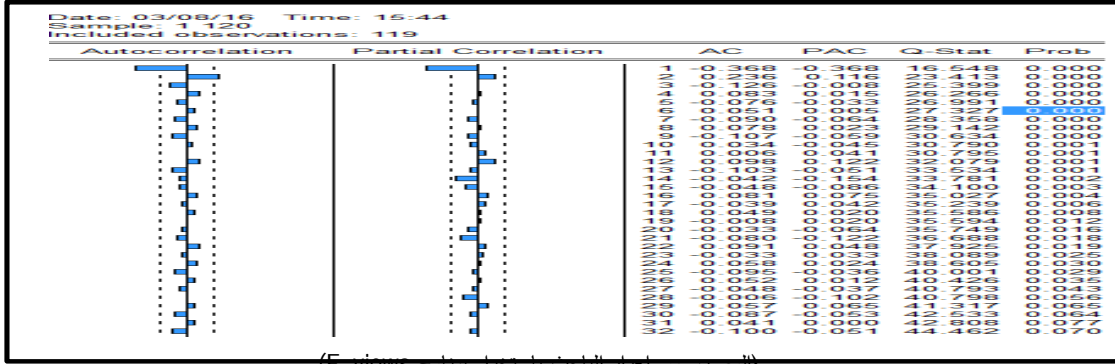
نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلور(3.423145) اكبر من 5% (2,8857) مما يدل علي استقرار السلسلة .

الشكل (10-3) يوضح سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

مرحلة التعرف:- سوف يتم دراسة دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي بعد التأكد من و
سكون السلسلة ،للتعرف علي نوع النموذج الملائم لبيانات الدراسة من ثم تحديد رتبة النموذج (p,q).
نسبة لاستقرار السلسلة عند المستوي ومن ثم تمت حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة
النموذج .الجدول(16-3)



نلاحظ من خلال الجدول الممثل لمعاملات والتي تم حسابها نجد أن معاملات الارتباط الذاتي والارتباط
الذاتي الجزئي تتحدر نحو الصفر كما ,ان معيار ديكي فلور كان اكبر من عند المستوي 5% ونستنتج من
ذلك استقرار السلسلة في الفرق الاول ولتحديد نوع النموذج الملائم للبيانات تتم مقارنة سلوك الداليتين نجد
أن الداليتين تقطع بعد الفجوة الزمنية P .ومن الرسم تم ترشيح النماذج ARMA(2,0,0)
3-النموذج ARMA(2,0,0) لتجربة رقم (3):-

| اختبار معنوية المعاملات النموذج ARMA(1,1,0) | | | |
|---|----------|---------------------------|----------|
| Coefficient (C) | 61.36788 | Adjusted - R ² | 0.764132 |
| Coefficient (AR(1)) | 0.560985 | S.E .of regression | 10.63750 |
| Prob(t-Statistic)(C) | 0.0000 | Durbin-Watson stat | 1.894444 |
| Prob(t-Statistic)(AR(1)) | 0.0000 | Akaike info criterion | 7.643294 |
| Prob(t-Statistic)(AR(2)) | 0.0003 | Prob(F-Statistic) | 0.00000 |
| R ² | 0758335 | | |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ استناداً علي قيمة t والقيمة الاحتمالية المصاحبة أن قيمة المعلمة المقدرة ملحق(3) الفصل الثالث
ملحق رقم(3) معنوية والنموذج الرياضي لهذه السلسلة كالاتي:

$$\hat{Z}_t = 61.38787906 + 0.5609849599 * Z_{t-1} + 0.3193564077 * Z_{t-2}$$

ولتأكد من دقة النموذج المختار ، في هذه المرحلة نقوم باختبار مدي ملائمة النموذج الذي تم وذلك من
خلال استخدام بعض الاختبارات الإحصائية مثل اختبار Q لjung box لمعاملات الارتباط الذاتي
للبقاقي وقيمة معدل تربيع الخطأ(MSE) نسبة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) وجذر معدل تربيع الخطأ.

جدول رقم (17-3) يوضح معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q لjung box

| Model | Model Fit statistics | | | | | Ljung-Box Q(18) | | |
|-------|----------------------|-----|------|------|-----|-----------------|----|------|
| | R-squared | MSE | RMSE | MAPE | MAE | Statistics | DF | Sig. |

| | | | | | | | | |
|---------------|------|---------|--------|--------|-------|--------|----|------|
| AR(2)-Model_1 | .758 | 10.6375 | 3.2615 | 21.553 | 8.674 | 12.903 | 16 | .680 |
|---------------|------|---------|--------|--------|-------|--------|----|------|

من الجدول يتبين أن قيمة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) يساوي 21.553 وجذر معدل تربيع الخطأ (RMSE) يساوي 10.6375. بالإضافة الي الشكل التوفيق بكفاءة النموذج ARIMA(1.1.0)

4- التجربة رقم 4: نموذج المتوسطات المتحركة : توليد سلسلة تتبع نموذج الاوساط المتحركة من الدرجة الاولي MA(1) أو ARMA(0,1) بحجم عينة 120 ومعلمة نموذج $\Theta=0.6$ و $\sigma_e^2 = 1$. اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests): معيار ديكي فلولر (Augmented Dickey-Fler) وهو من أكثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدودالخطأ لست مرتبطة جوهرياً واسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي

الجدول (3-18) يوضح اختبار معيار ديكي فلولر (Augmented Dickey-Fuller) عند المستوي (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on ZT | | | |
|--|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -2.030967 | 1% Critical Value* | -3.4861 |
| | | 5% Critical Value | -2.8857 |
| | | 10% Critical Value | -2.5795 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

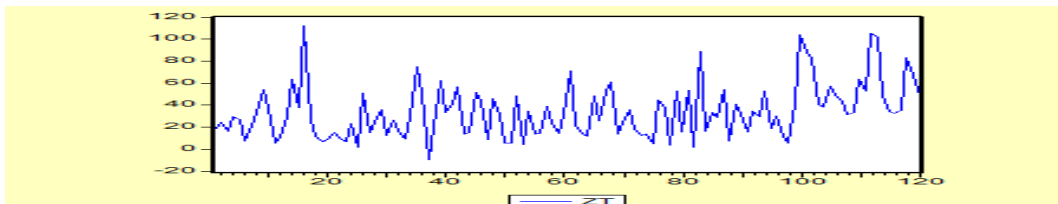
نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلولر (2.030967) اقل من 5% (2,8857) مما يدل علي عدم استقرار السلسلة . الجدول (3-19) يوضح اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فلولر عند الفرق (d_1) ل (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on D(ZT) | | | |
|---|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -8.866494 | 1% Critical Value* | -3.4870 |
| | | 5% Critical Value | -2.8861 |
| | | 10% Critical Value | -2.5797 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

كما أن الرسم البياني يوضح سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي .

الشكل (3-11) يوضح سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

مرحلة التعرف:- سوف يتم دراسة دالتي الارتباط الذات (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) بعد التأكد من استقرار و سكون السلسلة ،للتعرف علي نوع النموذج الملائم لبيانات الدراسة من ثم تحديد رتبة النموذج (p,q) . ومن اجل تحويل السلسلة إلي سلسلة مستقرة كما ذكر تم اخذ الفرق الأول ومن ثم تمت اعادة حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة النموذج .

الجدول (3-20) يوضح دالتي (ACF) و (PACF) و Q بعد الفرق الاول (d_1)

5- التجربة رقم(5)النموذج المختلط: توليد سلسلة تتبع نموذج الانحدار الذاتي والاوساط المتحركة(النموذج المختلط) من الدرجة الاولي (1,1,1)ARMA بحجم عينة 80 ومعلمة نموذج $\phi=0,5$, $\theta=0.4$ مع نسبة تلوث بسيطة كي تكون قريبة من الواقع العملي(نوعاً ما)أي تباين $\sigma_e^2 = 10$.

اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests): معيار ديكي فلور (Augmented Dickey-Fuller) وهو من أكثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدود الخطأ لست مرتبطة جوهرياً واسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي .

الجدول (3-22) يوضح اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فلور عند المستوي للبيانات (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on Z_t | | | |
|---|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -2.635128 | 1% Critical Value* | -3.5142 |
| | | 5% Critical Value | -2.8981 |
| | | 10% Critical Value | -2.5860 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلور(2.635128) اقل من 5% (2,8981) مما يدل علي عدم استقرار السلسلة .

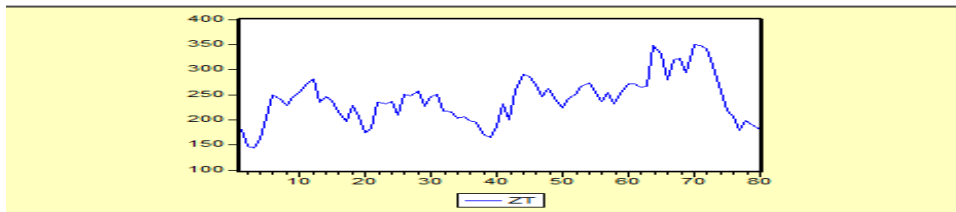
الجدول (3-23) يوضح اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فلور عند الفرق (d_1) السلسلة (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on $D(Z_t)$ | | | |
|--|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -7.148085 | 1% Critical Value* | -3.5164 |
| | | 5% Critical Value | -2.8991 |
| | | 10% Critical Value | -2.5865 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

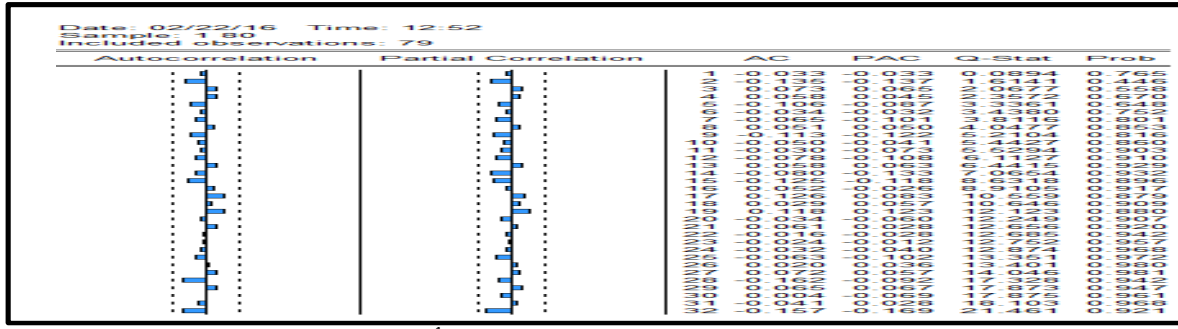
نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلور(7.148085) اكبر من 5% (2,8991) مما يدل علي استقرار السلسلة عند الفرق الاول . كما أن الرسم البياني يوضح سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي .

الشكل (3-12) يوضح سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

مرحلة التعرف -: سوف يتم دراسة دالتي الارتباط الذات والارتباط الذاتي الجزئي بعد التأكد من استقرار و سكون السلسلة ،للتعرف علي نوع النموذج الملائم لبيانات الدراسة من ثم تحديد رتبة النموذج (p,q) . ومن اجل تحويل السلسلة إلي سلسلة مستقرة كما ذكر تم اخذ الفرق الأول ومن ثم تمت واعادة حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة النموذج . الجدول (3-24) يوضح دالتي (ACF) و (PACF) و Q بعد الفرق (d_1)



نلاحظ من خلال الجدول الممثل لمعاملات والتي تم حسابها نجد أن معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي تتحدر نحو الصفر كما أن قيمة اختبار Q والقيمة المعنوية المصاحبة تشير إلى معنوية المعاملات، ان معيار ديكي فلور كان اكبر من عند المستوي 5% ونستنتج من ذلك استقرار السلسلة في الفرق الاول ولتحديد نوع النموذج الملائم للبيانات تتم مقارنة سلوك الدالتين نجد أن دالتين تقطع بعد الفجوة الزمنية P. ومن الرسم تم ترشيح النماذج ARMA(1,1,1).

5- النموذج ARMA(1,1,1) لتجربة رقم (5):

| اختبار معنوية المعاملات النموذج ARMA(1,1,1) | | | |
|---|----------|---------------------------|----------|
| Coefficient (C) | 240.5734 | Adjusted - R ² | 0.644126 |
| Coefficient (AR(1)) | 0.816274 | S.E. of regression | 23.86673 |
| Prob(t-Statistic)(C) | 0.0000 | Durbin-Watson stat | 0.961627 |
| Prob(t-Statistic)(AR(1)) | 0.0000 | Akaike info criterion | 9.198636 |
| Prob(t-Statistic)(MA(1)) | 0.6184 | Prob(F-Statistic) | 0.00000 |

نلاحظ استناداً علي قيمة t والقيمة الاحتمالية المصاحبة أن قيمة المعلمة المقدره ملحق (3) الفصل الثالث ملحق رقم (5) معنوية والنموذج الرياضي لهذه السلسلة كالآتي:

$$\hat{Z}_t = 240.5734 + 0.815274 * Z_{t-1} + 0.0682726 * a_{t-1}$$

ولتأكد من دقة النموذج المختار ، في هذه المرحلة نقوم باختبار مدي ملاءمة النموذج الذي تم وذلك من خلال استخدام بعض الاختبارات الإحصائية مثل اختبار Q ljung box لمعاملات الارتباط الذاتي للبواقي وقيمة معدل تربيع الخطأ (MSE) نسبة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) وجذر معدل تربيع الخطأ.

جدول رقم (25-3) يوضح معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q ljung box

| Model | Model Fit statistics | | | | | Ljung-Box Q(18) | | |
|-------------------|----------------------|-------|------|------|-----|-----------------|----|------|
| | R-squared | MSE | RMSE | MAPE | MAE | Statistics | DF | Sig. |
| RAMA(1.1)-Model_1 | .697 | 26.81 | 778 | 709 | 479 | 11.343 | 16 | .788 |

من الجدول يتبين أن قيمة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) يساوي 8.709 تقريباً وجذر معدل تربيع الخطأ (RMSE) يساوي 26.81 تقريباً. بالإضافة الي الشكل التوفيق بكفاءة النموذج ARIMA(1.1.1) التجربة رقم 6: يتم التشخيص استناداً علي ودالتي الارتباط الذاتي و الجزئي في الجدول (3-20) السلسلة التي تتبع النموذج الموسمي ARIMA (0.1.1) (0.1.1) حيث $\Theta=0,6$, $\Theta=0,95$ و $\sigma_e^2 = 10$ مع نسبة تلوث وكانت نتائج كالآتي:

اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests): معيار ديكي فلور (Augmented Dickey-Fuller) وهو من أكثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدود الخطأ لست مرتبطة جوهرياً وأسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي .

الجدول (3-26) اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلور عند المستوي للبيانات (Z_t)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on Z_t | | | |
|---|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -0.423022 | 1% Critical Value* | -3.8304 |
| | | 5% Critical Value | -3.0294 |
| | | 10% Critical Value | -2.6552 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلور (0.423022) اقل من 5% (3.0294) مما يدل علي عدم استقرار .

الجدول (3-27) اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلور (Augmented Dickey-Fuller) عند الفرق الاول (d_1)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on $D(Z_t)$ | | | |
|--|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -2.915476 | 1% Critical Value* | -3.8877 |
| | | 5% Critical Value | -3.0521 |
| | | 10% Critical Value | -2.6672 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان معيار ديكي فلور (2.91547) اقل من 5% (3,0621) مما يدل علي استقرار السلسلة عند (d_1)

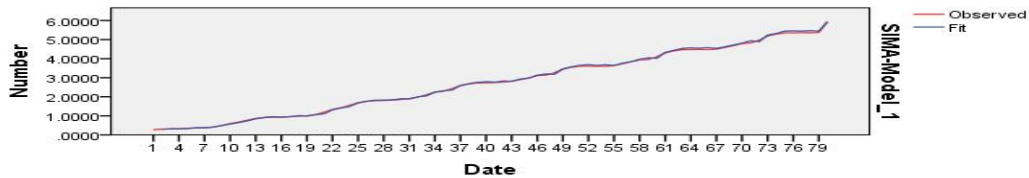
الجدول (3-28) يوضح اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلور (Augmented Dickey-Fuller) عند الفرق (d_2)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on $D(Z_t, 2)$ | | | |
|---|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -3.780756 | 1% Critical Value* | -3.9635 |
| | | 5% Critical Value | -3.0818 |
| | | 10% Critical Value | -2.6829 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

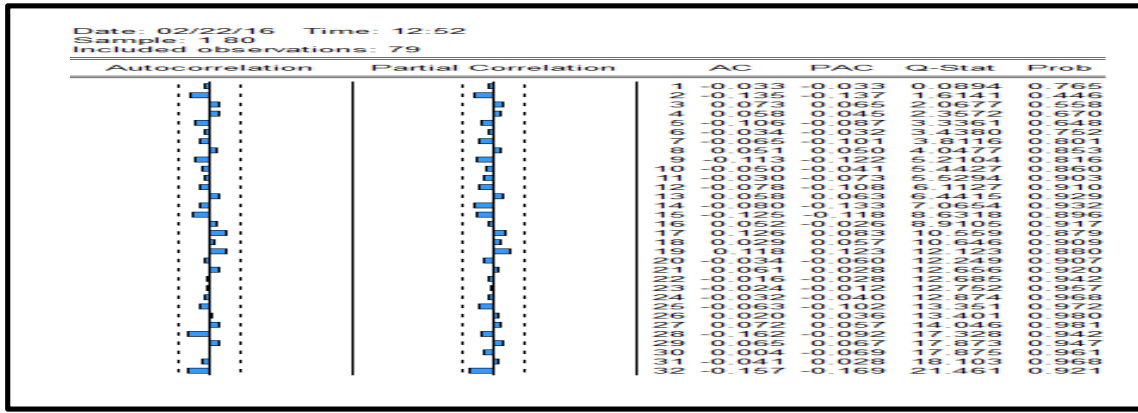
نلاحظ ان معيار ديكي فلور (3.78075) من 5% (3,0818) مما يدل علي استقرار السلسلة عند (d_1)

الشكل (3-13) يوضح سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي. الشكل يوضح سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي



مرحلة التعرف: سوف يتم في هذه المرحلة دراسة ذاتي الارتباط الذات و الذاتي الجزئي بعد التأكد من استقرار وسكون السلسلة ، للتعرف علي نوع النموذج الملائم لبيانات الدراسة من ثم تحديد رتبة النموذج (p, q). ومن اجل تحويل السلسلة إلي سلسلة مستقرة كما ذكر تم اخذ الفرق الأول ومن ثم تمت واعادة حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة النموذج .

الجدول (3-30) يوضح ذاتي (ACF) و (PACF) و Q بعد الفرق الاول (d_1)



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ من خلال الجدول الممثل لمعاملات والتي تم حسابها نجد أن معاملات الارتباط الذاتي و الذاتي الجزئي تنحدر نحو الصفر كما أن قيمة اختبار Q والقيمة المعنوية المصاحبة تشير إلي معنوية المعاملات , ان معيار ديكي فلور اكبر من المستوي 5% ونستنتج من ذلك استقرار السلسلة ولتحديد نوع النموذج الملائم للبيانات تتم مقارنة سلوك الدالتين نجد أن دالتين تقطع بعد الفجوة الزمنية P . وعليه ان النموذج هو

$$ARIMA(0,2,1)(0.2,1)_{12}$$

6- النموذج $ARIMA(0,2,1)(0.2,1)_{12}$

| | | | Model Type |
|---------|---------------|---------|----------------------------|
| Model 1 | exp7 seasonal | Model_1 | $ARIMA(0,2,1)(0.2,1)_{12}$ |

| | | Estimate | SE | t | Sig. |
|-----------------|------------|----------|--------|---------|-------|
| seasonal-Model_ | Constant | 0.01416 | .008 | 7.942 | .000 |
| | Difference | 2 | | | |
| | MA Lag 1 | -0.2690 | .059 | 16.791- | .000 |
| | SMA12 | -0.1156 | 0.5426 | 0.225 | 0.032 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج SPSS)

نلاحظ استناداً علي قيمة t والقيمة الاحتمالية المصاحبة أن قيمة المعلمة المقدره معنوية والنموذج لهذه السلسلة كالاتي:

$$\hat{Z}_t = 0.01416 - 0.2690a_{t-1} - -0.1156a_{t-12} \rightarrow (3-6)$$

جدول (3-31) يوضح القيم المعايير الاحصائية للخطأ

| Model | MSE | RMSE | MAPE |
|--|--------|-------|-------|
| Seasonal $ARIMA(0,2,1)(0,2,1)$ -Model_ | 1.1236 | 1.060 | 9.453 |

7- التجربة رقم 7 يتم التشخيص النموذج غير الخطي بناءً علي ودالتي الارتباط الذاتي و الجزئي للسلسلة التي تتبع النموذج $ARIMA(1,0,0)$ حيث $\phi=0,9$ و $\sigma_e^2=25$ مع نسبة تلوث كبيرة أكبر من الطبيعي للتعرف علي سلوكه وجودة بوكس - جنكينز وكانت نتائج معاملات النموذج:

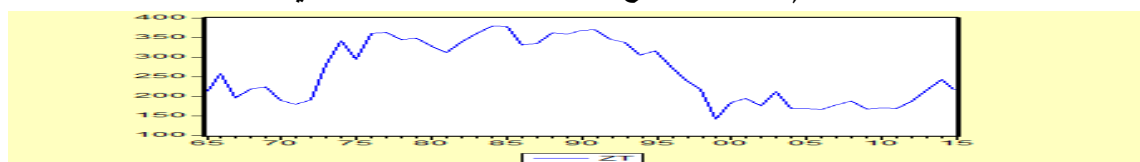
اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests): معيار ديكي فلور (Augmented Dickey-Fuller) وهو من أكثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدود الخطأ لست مرتبطة جوهرياً وأسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي الجدول (3-32) يوضح اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests) معيار ديكي فلور عند المستوي للبيانات (Zt)

| Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on ZT | | | |
|--|-----------|--------------------|---------|
| ADF Test Statistic | -1.479927 | 1% Critical Value* | -3.5653 |
| | | 5% Critical Value | -2.9202 |
| | | 10% Critical Value | -2.5977 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلور (1.479927) أقل من 5% (2,9202) مما يدل علي عدم استقرار .

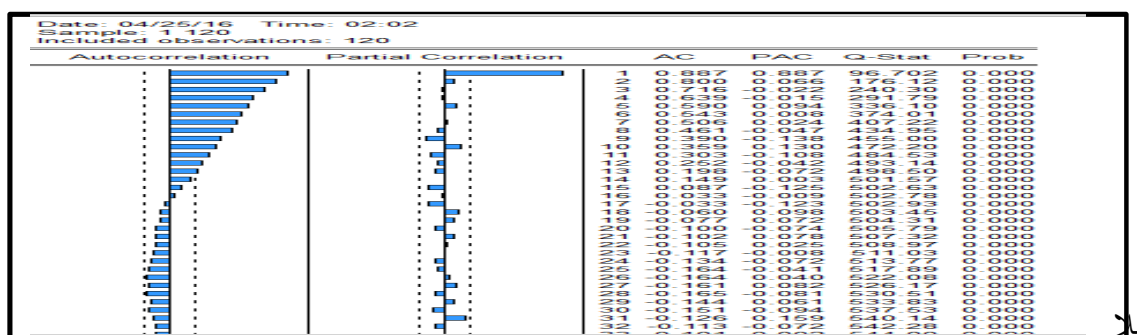
الشكل (3-14) يوضح للسلسلة الزمنية عند المستوي



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

مرحلة التعرف:- سوف يتم دراسة دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي بعد التأكد من و سكون السلسلة، للتعرف علي نوع النموذج الملائم لبيانات الدراسة من ثم تحديد رتبة النموذج (p,q). نسبة لاستقرار السلسلة عند المستوي ومن ثم تمت حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة النموذج .

الجدول (3-33) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي



حظ من خلال الجدول الممثل لمعاملات والتي تم حسابها نجد أن معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي تتحدر نحو الصفر كما أن قيمة اختبار Q والقيمة المعنوية المصاحبة تشير إلي عدم معنوية المعاملات ,ان معيار ديكي فلور كان اقل من عند المستوي 5% ونستنتج من علي عدم استقرار السلسلة في المستوي للنموذج . وعليه ان النموذج هو ARMA(1, 0,0) .

| اختبار معنوية المعاملات النموذج ARMA(1,0,0) | | | |
|---|----------|---------------------------|-----------|
| Coefficient (C) | 230.3094 | Adjusted - R ² | 064603343 |

| | | | |
|--------------------------|-----------|-----------------------|-----------|
| Coefficient (AR(1)) | 0.88283 | S.E .of regression | 30.10533 |
| Prob(t-Statistic)(C) | 0.0000 | Durbin-Watson stat | 2.9531633 |
| Prob(t-Statistic)(AR(1)) | 0.0000 | Akaike info criterion | 9.663945 |
| R ² | 0.6378467 | Prob(F-Statistic) | 0.00000 |

نموذج $ARMA(1, 0,0)$ تجربة رقم (7):

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ استناداً علي قيمة t والقيمة الاحتمالية المصاحبة أن قيمة المعلمة المقدرة ملحق (3) الفصل الثالث ملحق رقم (6) معنوية والنموذج الرياضي لهذه السلسلة كالاتي:

$$\hat{Z}_t = 230.3093815 + 0.8882833138a_{t-12}$$

جدول (3-34) القيم المعايير الاحصائية للخطأ كالاتي:

| Model | MSE | RMSE | MAPE |
|-------------------------|----------|--------------|---------|
| nonlinear AR(1)-Model_1 | 196040.7 | 442.76483454 | 255.674 |

نتائج بوكس وجنكينز: من اهم النتائج التي توصل إليها اسلوب بوكس وجنكينز من الثمانية سلاسل زمنية مولدة بأسلوب المحاكاة واستناداً علي المعايير الاحصائية للخطأ كما موضح في الجدول :

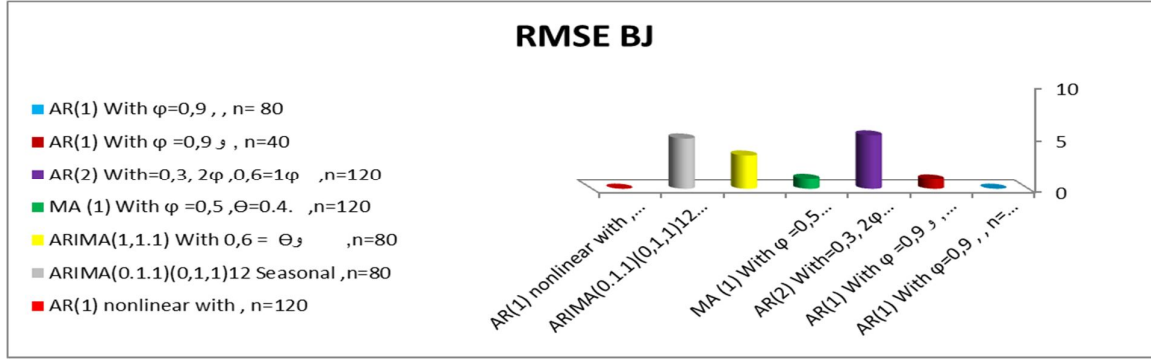
جدول (3-35) معايير نتائج أسلوب بوكس وجنكينز

| م | Models | Criteria | |
|---|---|----------|---------|
| | | MAPE | RMSE |
| 1 | AR(1) With $\phi=0,9$, $\sigma_e^2 = 1$, n=80 | 8.159 | .9674 |
| 2 | ARIMA(1,1,1) With=0,6 $\Theta = 1$ σ_e^2 , n=80 | 8.709 | 5.1778 |
| 3 | ARIMA(0.1.1)(0,1,1) ₁₂ Seasonal , n=80 | 9.453 | 1.029 |
| 4 | AR(2) With=0,3, $\sigma_e^2 = 10$, $\phi_2=0,6=\phi_1$, n=120 | 21.553 | 3.2615 |
| 5 | MA (1) With=0,5 , $\Theta=0.4$. $\sigma_e^2 = 10\phi$, n=120 | 8.377 | 4.8842 |
| 6 | AR(1) With $\phi = 0,9$ و $\sigma_e^2 = 10$, n=40 | 140.378 | 4. 8395 |
| 7 | AR(1) nonlinear with $\sigma_e^2 = 25$, n=120 | 255.674 | 442.764 |

من الجدول يتبين أفضل نموذج الذي يحقق أقل خطأ ممكن علي التوالي نموذج التجربة رقم (1) AR(1) الحالة المثالية تباينها واحد , ثم نموذج التجربة رقم (5) ARIMA(1,1,1) ونموذج التجربة رقم (6) ARIMA(0,1,1)(0,1,1)₁₂ النموذج الموسمي و نموذج التجربة رقم (3) AR (2) تباينها 10

والتجربة رقم (4) (1) MA. كما يتبين كبر الخطأ في النموذج رقم (2) لصغر حجم العينة (40) مفردة أقل مما حدده أسلوب بوكس وجنكينز (50) مفردة , كما تبين فشل أسلوب بوكس وجنكينز في معالجة نموذج ذو السلوك شبة الخطي والبيانات الملوثة بتباين (25), مما يثبت عدم قدرة أسلوب بوكس وجنكينز علي معالجة البيانات شبة وغير الخطية والبيانات ذات الحجم اقل من (50) مفردة.

الشكل (15-3) يمثل الرسم البياني لسلوك الخطأ حسب معيار معدل الخطأ المطلق



ثانياً: تقدير نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية :

تم استخدام أسلوب الشبكات العصبية في بناء نموذج وتحليل ومعالجة السلاسل الزمنية المولدة سابقاً وتحديد هذه النماذج من خلال عدة إجراءات يمكن تمثيلها في الآتي:-

1- نوع الشبكة: تم استخدام أسلوب البث العكسي للخطأ (BP) Back Propagation Algorithm لبناء نماذج الشبكات لبيانات الدراسة وتعتبر (BP) من أهم أنواع الاساليب التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية وتم اختياره من بين عدد من الأنواع الأخرى للشبكات التي تستخدم في التنبؤ مثل شبكة بيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) شبكة دالة القاعدة الإشعاعية (RBF) شبكة الاسترجاع الخلفي (RNN) وشبكة الانحدار العام (GNN) وتمت عملية الاختيار من خلال المزايا التقضيلية ل (BP) .

2- معمارية الشبكة (بنية الشبكة) : تتكون الشبكة المختارة من ثلاث طبقات (المدخلات ، المخفية والمخرجات) مترابطة فيما بينها بروابط وأوزان . و تحدد المفاضلة بينهما بواسطة معدل مربع الخطأ (MSE) لزيادة كفاءة المخرجات تم اعتماد عدد (10) عقده في الطبقة الخفية وهو يعتبر العدد الانسب الذي تم اعتماده من خلال التجارب . وتم تحديد المدخلات بناءً علي الفرضية القائلة أن مدخلات الشبكة تمثل السلسلة الزمنية بعد ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الانحدار الذاتي في نموذج ARIMA ثم التعويض عن الفروق بإزاحة السلسلة بدرجة الفرق اما مخرجات الشبكة فتمثل السلسلة الزمنية الحالية. مرت عملية بناء الشبكة العصبية بعدد من المراحل :

أ-تجميع واعداد البيانات: تشتمل هذه المرحلة علي عمليتين تتمثل في جمع البيانات وتجزئها بصورة عشوائية على فكرة عرض البيانات التدريبية أمام الشبكة على هيئة زوج من الأشكال وهما المدخل input و المستهدف target , مقسمة للمراحل التجريبية إلي ثلاثة أجزاء هي فئة التدريب (Training set) و

اختبار صلاحية الشبكة أثناء التدريب (Validation set) والاختبار (Test set) وتمت عملية التجزئة من جلال هذه الإعدادات، تم تقسيم ناقلات المدخلات وناقلات الهدف بشكل عشوائي:

ب- تدريب الشبكة: اعتماد الدالة اللوجستية (Logistic) لمرحلة تدريب الشبكة يصل عدد التكرارات الي 1000 ولتحديد أفضلية الشبكة تم اعتماد معيار الانحدار R (هو المعيار المعتمد لتقييم كفاءة التدريب وهو مشابه لمعيار معامل التحديد (R2)). **جدول (3-36)** معايير تستخدم في تدريب الشبكة (Train Network).

| Paramet | Stopping Criteria | وقف معايير |
|----------|--|--|
| Min_grad | Minimum Gradient Magnitude | الحد الأدنى حجم التدرج |
| Max_fail | Maximum Number of Validation | الحد الأقصى لعدد التحقق |
| time | Maximum Training Time | أقصى وقت التدريب |
| goal | Minimum Performance Value | الحد الأدنى قيمة الأداء |
| epochs | Maximum Number of Training Epochs (Iterations) | الحد الأقصى لعدد من التدريب عهود (التكرار) |

حددت البنية المعمارية للشبكة العصبية المستخدمة للتدريب على مخرجات النموذج (ESDP) وبعد محاولات عديدة لا يتسع المجال لذكرها. تضمنت البنية المعمارية للشبكة الاولى طبقة للمدخلات والتي تتكون من عصبون واحد (لتمثيل حجم الجريان الداخل وحجم الخزين الابتدائي)، اما الطبقة الخفية فتتكون من 15 عصبون في حين تحتوي طبقة الاخراج على عصبون واحد ليمثلا حجم الاطلاق الامثل وحجم الخزين النهائي.

سيتم ايجاد نتائج التجارب السبع للسلاسل الزمنية المولدة استناداً علي الخوارزميات المستخدمة. وتمشي الفروض الفرضية (اقحام فرض منهجية بوكس وجنكينز علي اسلوب الشبكات يؤثر علي كفاءة المخرجات اذا يتم تحديد مدخلات الشبكة من خلال ازالة السلسلة بدرجة نموذج الانحدار الذاتي في نموذج ARIMA ويتم التعويض عن الفروق بإزاحة السلسلة بدرجة الفرق، اما مخرجات الشبكة فتمثل السلسلة الحالية.

1- التجربة (1): أن معمارية البث العكسي للخطأ BP لهذه السلسلة بدلالة الفرضية رقم (2) تكون كلاتي (علماً أن النموذج ARIMA كان نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الاولى (1) AR بحجم عينه (80) مفردة. وطبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة واحد ممثلاً بالمتغير Z_{t-1} بإزاحة السلسلة درجة واحدة. والطبقة الخفية: يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة 10 عقدة وبطبقة واحدة. وطبقة المخرجات: يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t .

ملاحق الفصل الثالث رقم (4) ملحق رقم (1) تبين مراحل تدريب شبكة BP قيد البحث و النتائج التجربة (1). ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (0,987) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (0.65446) من 1000 لا دورة وقيمة Mu تساوي (10). من 1000 دورات ويفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 وفضل تقييم تدريب (Best training performance) هو at (1.4383) epoch من 1000 دورات مما يدل علي افضلية الشبكة لسلسلة قيد البحث.

جدول (3-37) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (1)

| R | MSE | RMSE | MAPE |
|---|-----|------|------|
| | | | |

| | | | |
|-------|--------|-------|--------|
| 0,987 | 1.4383 | 1.199 | 1.5650 |
|-------|--------|-------|--------|

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 1.5650 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 1.199 مما يدل علي وجودة الشبكة قيد البحث.

2- التجربة (2): أن معمارية شبكة البث العكسي للخطأ BP لهذه السلسلة بدلالة الفرضية رقم (2) تكون كلاتي (علماً أن النموذج ARIMA كان نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الاولى (AR(1) بحجم عينه (40).
طبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة واحد ممثلاً بالمتغير Z_{t-1} بإزاحة السلسلة درجة واحدة.

الطبقة الخفية : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة 10 عقدة وبطبقة واحدة.

طبقة المخرجات : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t .

ملاحق الفصل الثالث رقم (4) ملحق رقم (2) تبين مراحل تدريب شبكة BP قيد البحث و النتائج التجربة (2) . ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (97) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (0.035423) من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي (5e-5) من 1000 دورة وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 وافضل تقييم تدريب (Best training performance) هو at epoch (66.2708) من 1000 دورة .

جدول (3-38) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (2)

| R | MSE | RMSE | MAPE |
|-----|---------|-------|--------|
| ,97 | 66.2708 | 8.141 | 6.9830 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج Matlab)

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 6.9830 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 8.141 مما يدل علي وجودة الشبكة قيد البحث.

3- التجربة (3): أن معمارية شبكة البث العكسي للخطأ BP لهذه السلسلة بدلالة الفرضية رقم (2) تكون كلاتي (علماً أن النموذج ARIMA كان نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الثانية (AR(2).

طبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة واحد ممثلاً بالمتغير Z_{t-1} و Z_{t-1} بإزاحة السلسلة درجتين الطبقة الخفية : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة 10 عقدة وبطبقة واحدة.

طبقة المخرجات : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t

ملاحق الفصل الثالث رقم (4) ملحق رقم (3) تبين مراحل تدريب شبكة BP قيد البحث و النتائج التجربة (3) ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (89) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (1.9015) من 16 دورة وقيمة Mu تساوي (01) من 1000 دورة وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 518 من 1000 وافضل تقييم تدريب (Best training performance) هو at epoch (91.36) من 1000 دورة.

جدول (3-39) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (3)

| R | MSE | RMSE | MAPE |
|-----|-------|-------|---------|
| ,89 | 91.36 | 9.558 | 23.5395 |

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 23.5395 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 9.558 .

4- التجربة (4): أن معمارية شبكة البث العكسي للخطأ BP لهذه السلسلة بدلالة الفرضية رقم (2) تكون كلاتي: علماً أن النموذج ARIMA كان النموذج متوسطات متحركة من الدرجة الاولى (0.0.1) ARIMA طبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة واحد ممثلاً بالمتغير Z_{t-1} بإزاحة السلسلة درجة واحدة .

الطبقة الخفية : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة 10 عقدة وبطبقة واحدة.

طبقة المخرجات : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t .

ملاحق الفصل الثالث رقم (4) ملحق رقم (4) تبين مراحل تدريب شبكة BP قيد البحث و النتائج التجربة (4) ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (906,) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (0.0060411) من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي (1,) من 1000 دورة وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 745 من 1000 وفضل تقييم تدريب (Best training performance) هو (78.6242) at epoch 1000 دورة .

جدول (3-40) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة (4)

| R | MSE | RMSE | MAPE |
|------|---------|-------|--------|
| ,906 | 78.6242 | 8.867 | 8.6187 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج Matlab)

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 1.597 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 8.6187 .

5- التجربة (5): أن معمارية شبكة البث العكسي للخطأ BP لهذه السلسلة بدلالة الفرضية رقم (2) تكون كلاتي: (علماً أن النموذج ARIMA كان نموذج الانحدار الذاتي ومتوسطات متحركة (1.1.1) ARIMA طبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة واحد ممثلاً بالمتغير Z_{t-1} بإزاحة السلسلة درجة واحدة

الطبقة الخفية : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة 10 عقدة وبطبقة واحدة.

طبقة المخرجات : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t .

ملاحق الفصل الثالث رقم (4) ملحق رقم (5) أدناه تبين مراحل تدريب شبكة BP قيد البحث و النتائج التجربة (5) ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (96,) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (0.00042097) من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي (0,001) من 1000 دورة وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 وفضل تقييم تدريب (Best training performance) هو (1.205) at epoch 1000 دورة .

جدول (3-41) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (5)

| R | MSE | RMSE | MAPE |
|-----|-------|--------|--------|
| ,96 | 1.205 | 1.0977 | 0.9692 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج Matlab)

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 0.9692 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 1.0977.

6- التجربة (6): أن معمارية شبكة البث العكسي للخطأ BP لهذه السلسلة بدلالة الفرضية رقم (2) تكون كلاتي: علماً أن النموذج ARIMA كان نموذج الانحدار الذاتي موسمي $(0.1.1)_{12}$ ARIMA(0.1.1) طبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة يبلغ 2 عقد ممثلة بالمتغيرات Z_{t-1}, Z_{t-12} , الطبقة الخفية : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة 10 عقدة وبطبقة واحدة. طبقة المخرجات : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t . ملاحق الفصل الثالث رقم (4) ملحق رقم (6) تبين مراحل تدريب شبكة BP قيد البحث و النتائج التجربة (6). ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (0.89), ودرجة الميل (Gradient) تساوي $(3.8552e-07)$ من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي $(1e-07)$ من 1000 دورة وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 وافضل تقييم تدريب (Best training performance) هو at epoch (0.02225) من 1000 دورة .

جدول (3-42) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (6)

| R | MSE | RMSE | MAPE |
|-----|---------|--------|--------|
| ,89 | 0.02225 | 0.1491 | 0.0681 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج Matlab)

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 0.0681 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 0.1491.

7- التجربة (7): أن معمارية شبكة البث العكسي للخطأ BP لهذه السلسلة بدلالة الفرضية رقم (2) تكون كلاتي : (علماً أن النموذج ARIMA كان نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الاولى $(0.0.1)$ AR يتبع بيانات غير خطية (nonlinear)).

طبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة 2 عقد ممثلة بالمتغيرات Z_{t-1} بإزاحة السلسلة درجة واحدة. **الطبقة الخفية :** يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة 25 عقدة وبطبقة واحدة.

طبقة المخرجات : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t .

ملاحق الفصل الثالث رقم (4) ملحق رقم (7) أدناه تبين مراحل تدريب شبكة BP قيد البحث و النتائج التجربة (7). ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (0.90707), ودرجة الميل (Gradient) تساوي $(0,71168)$ من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي (0.1) من 1000 دورة وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 وافضل تقييم تدريب (Best training performance) هو at epoch (5.2593) من 1000 دورة .

جدول (3-43) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (7)

| R | MSE | RMSE | MAPE |
|---|-----|------|------|
|---|-----|------|------|

| | | | |
|-------|--------|-------|---------|
| ,907) | 5.2593 | 2.293 | 43.8291 |
|-------|--------|-------|---------|

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج Matlab)

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 43.8291 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 2.293.

نتائج أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية:

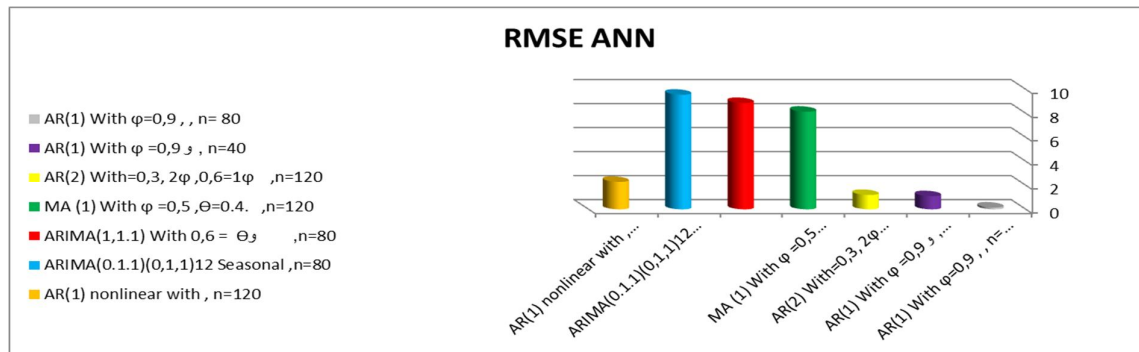
من اهم النتائج التي توصل إليها أسلوب الشبكات العصبية من الثمانية سلاسل مولدة بأسلوب المحاكاة واستناداً علي المعايير الاحصائية للخطأ كما موضح. جدول معايير نتائج أسلوب الشبكات العصبية .

جدول(3-44) نتائج أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية المعدلة

| م | Models | Criteria | |
|---|---|----------|--------|
| | | MAPE | RMSE |
| 1 | ARIMA(0.1.1)(0,1,1) ₁₂ Seasonal ,n=80 | 0.0681 | 0.1491 |
| 2 | ARIMA(1,1.1) With $0,6 = \Theta$ و $\sigma_e^2 = 1$,n=80 | 0.9692 | 1.0977 |
| 3 | AR(1) With $\phi=0,9$, $\sigma_e^2 = 1$, n= 80 | 0.5650 | 1.199 |
| 4 | AR(1) With $\phi =0,9$ و $\sigma_e^2 = 10$, n=40 | 6.9830 | 8.141 |
| 5 | MA (1) With $\phi =0,5$, $\Theta=0.4$. $\sigma_e^2 = 10$,n=120 | 8.6187 | 8.867 |
| 6 | AR(2) With $=0,3$, $\sigma_e^2 = 10$, $\phi_0,6=1\phi$,n=120 | 23.5395 | 9.558 |
| 7 | AR(1) nonlinear with $\sigma_e^2 = 25$, n=120 | 43.8291 | 2.293 |

من الجدول يتبين أفضل نموذج الذي يحقق أقل خطأ ممكن علي التوالي نموذج التجربة رقم (6) ARIMA(0.1.1)(0,1,1)₁₂ Seasonal ،تليها نموذج التجربة رقم (5) ARIMA(1,1.1)النموذج المختلط و نموذج التجربة رقم (1) ،ثم النموذج AR(1) بحجم عينه (40) و (1) MA تبينها 10. كما تبين أن أسلوب الشبكات العصبية لا يشترط حجم معين من البيانات حيث ظهر ذلك في النموذج AR(1) ذو حجم العينة (40) مفردة وكذلك معالجة نموذج ذو السلوك غير الخطي والبيانات الملوثة بتباين (25)، مما يثبت عدم قدرة أسلوب بوكس وجنكينز علي معالجة البيانات غير الخطية والنماذج ذات البيانات أقل من (50) مفردة .

الشكل (3-16) تمثيل الرسم البياني لسلوك الخطأ حسب معيار معدل الخطأ المطلق في الشبكات

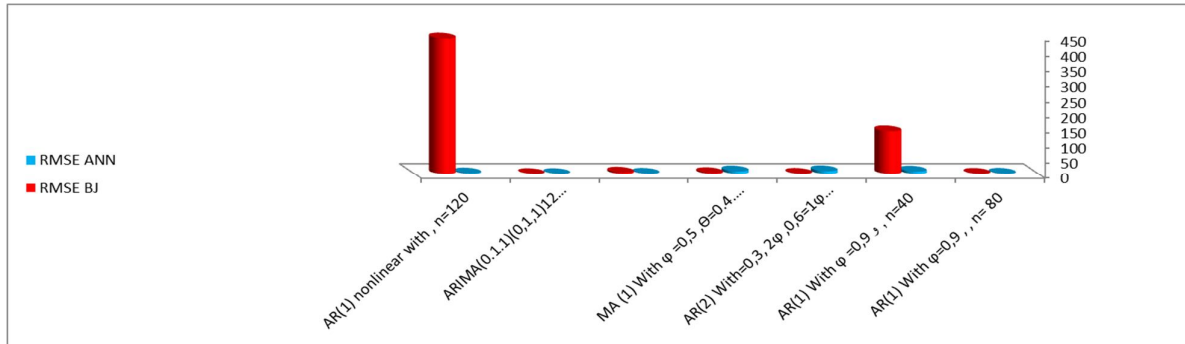


3-4 مقارنة نتائج منهجية بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية:

أهم النتائج التي تم التوصل إليها من السلاسل المقترحة بواسطة الاسلوبين بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية استناداً علي معايير متوسط الخطأ المطلق الجذر التربيعي لمربع الخطأ:
جدول (3-45) نتائج منهجية بوكس وجنكينز وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية المعدلة

| Index | Models | MAPE | | RMSE | |
|-------|--|---------|---------|---------|--------|
| | | BJ | ANN | BJ | ANN |
| 1 | AR(1) With $\phi=0,9$, $\sigma_e^2 = 1$, n= 80 | 8.159 | 0.5650 | .9674 | 1.199 |
| 2 | AR(1) With $\phi =0,9$ و $\sigma_e^2 = 10$, n=40 | 5.1778 | 6.9830 | 140.378 | 8.141 |
| 3 | AR(2) With $\phi=0,3$, $\sigma_e^2 = 10$, $\phi_2=0,6=1\phi$, n=120 | 21.553 | 23.5395 | 1.029 | 9.558 |
| 4 | MA (1) With $\phi =0,5$, $\Theta=0.4$. $\sigma_e^2 = 10$, n=120 | 8.377 | 8.6187 | 3.2615 | 8.867 |
| 5 | ARIMA(1,1,1) With $0,6 = \Theta$ و $\sigma_e^2 = 1$, n=80 | 8.709 | 0.9692 | 4.8842 | 1.0977 |
| 6 | ARIMA(0.1.1)(0,1,1) ₁₂ Seasonal , n=80 | 9.453 | 0.0681 | 4.8395 | 0.1491 |
| 7 | AR(1) nonlinear with $\sigma_e^2 = 25$, n=120 | 255.674 | 43.8291 | 442.764 | 2.293 |

الشكل (17-3) تمثيل الرسم البياني لسلوك الخطأ حسب معيار معدل الخطأ المطلق للأسلوبين:



من الجدول والشكل لمعاري متوسط الخطأ المطلق الجذر التربيعي لمربع الخطأ أن أسلوب الشبكات العصبية متفوق علي أسلوب بوكس -جنكينز في خمس نماذج من سبع نماذج أي في معظم السلاسل الزمنية المولدة بينما بوكس - جنكينز تفوق في نموذج واحد فقط هو نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الثانية AR(2) التجريبية (3) في حين كانت النتائج متقاربة في الاسلوبين في نموذج المتوسطات المتحركة MA(1).

ومن هنا يمكن القول بأن أسلوب الشبكات العصبية متفوق بنسبة 71.4% بينما أسلوب بوكس وجنكينز 14% بوكس وجنكينز عدد مفردات السلسلة 3 في جميع تجارب المحاكاة لسلاسل الزمنية السبع. مما يشير الي أفضلية أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية. كما نلاحظ عدم قدرة أسلوب بوكس جنكينز في معالجة النماذج غير الخطية (البيانات الملوثة) حيث تمت معالجتها في أسلوب الشبكات العصبية من

خلال خاصية التعليم والتدريب والتكيف ذاتياً مع أي نموذج ,وكذلك فشله في السلاسل الزمنية (40) مفردة نموذج الانحدار الذاتي (1)AR ذلك بسبب فرضية منهجية أكبر من (50)مفردة .

الفصل الرابع الإطار التطبيقي

- 1-4 تمهيد
- 2-4 بيانات الدراسة.
- 3-4 تحليل الاحصائي للبيانات
- 4-4 تحليل البيانات بتطبيق منهجية بوكس وجنكينز
- 5-4 تحليل البيانات بتطبيق نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية
- 6-4 مقارنة النتائج

الفصل الرابع الجانب التطبيقي

1-4 تمهيد

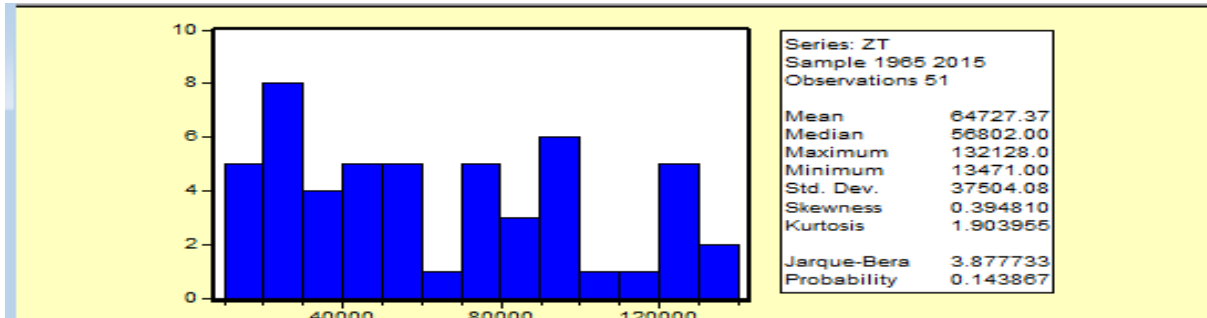
يتضمن هذا الفصل وصف وتحليل بيانات الدراسة المتمثلة في السلسلة الزمنية لتلاميذ الصف الأول أساس بولاية الخرطوم في الفترة (1965-2015) سلسلة المدخلات (Input Data) و السلسلة الزمنية لسكان و ولاية الخرطوم في الفئة العمرية لتلاميذ الصف الأول أساس سن (6سنوات) سلسلة الهدف (Target Data) حيث يتم تطبيق نماذج بوكس وجكينز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية المولدة بأسلوب المحاكاة حسب السلسلة محل الدراسة وسوف يتم تطبيق هذه النماذج المذكورة للوقوف علي مدي قدرتها ودقتها في التنبؤ بمستقبل عداد التلاميذ الذين يلتحقون بالصف الأول ومعرفة أوجه المقارنة بين النماذج المستخدمة وما هي الأصلح للتطبيق .

2-4 بيانات الدراسة :

هي عبارة عن سلسلة زمنية سنوية يبلغ طولها (51) سنة مأخوذة من (1965-2015) تم الحصول عليها من وزارة التربية والتعليم ولاية الخرطوم الإدارة العامة للتخطيط الاستراتيجي والمعلومات لغرض البحث ملحق رقم (1) تمثل البيانات عدد التلاميذ المقبولين بالصف الأول بمرحلة الأساس وهي تعبير ضمن مرحلة التعليم الأساسي بالسودان وهي تلي مرحلة التعليم قبل المدرسي عدد سنواتها (8) سنوات ويتم القبول لها حتي عام 1989م من السكان في سن (7) سنوات ومن عام 1990 حتي الآن بعد السلم التعليمي الجديد اصبح التعليم العام (3-8-2) اصبح القبول من السكان في سن (6) سنوات. تم اختيار الحدود المكانية الدراسة ولاية الخرطوم لأنها تعتبر العاصمة القومية وبها العدد الأكبر من السكان نسب لتوافد السكان من الأقاليم. لذا كان لابد من الاهتمام بمعرفة الإسقاطات والتنبؤ بمستقبل عدد التلاميذ الذين يدخلون المدارس في كل العام لمرحلة الاساس التي تعتبر أهم مراحل التعليم العام (قبل مدرسي - مرحلة أساس - مرحلة ثانوية) يتم علي إثرها تحديد الاحتياجات من المدارس, الفصول ,المعلمين ,الأدوات المدرسية (الإجلاس والكتب والوسائل التعليمية) وغيرها من احتياجات العملية التعليمية التعلمية .

وصف بيانات الدراسة:

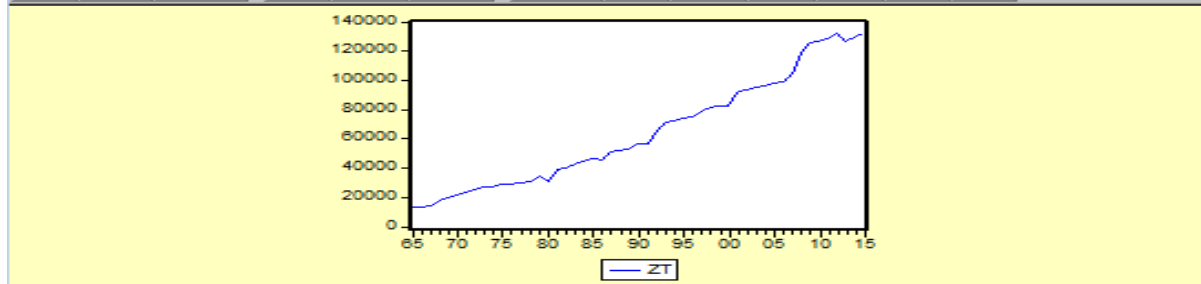
جدول (1-4) يوضح بعض المقاييس الوصفية لبيانات أعداد تلاميذ الصف الاول أساس:



(المصدر : من إعداد الباحث برنامج E-views).

أعلي عدد تلاميذ 132128 تلميذاً وأقل عدد 13471 تلميذ وان متوسط التلاميذ 64727 بانحراف معياري 37504 ولغرض تحليل السلاسل الزمنية تم التوقيع البياني للملاحظات وهي خطوة أساسية في التحليل لأنها تظهر الملامح الوصفية للبيانات مثل الاتجاه العام والتغيرات الموسمية أو البيانات الشاذة.

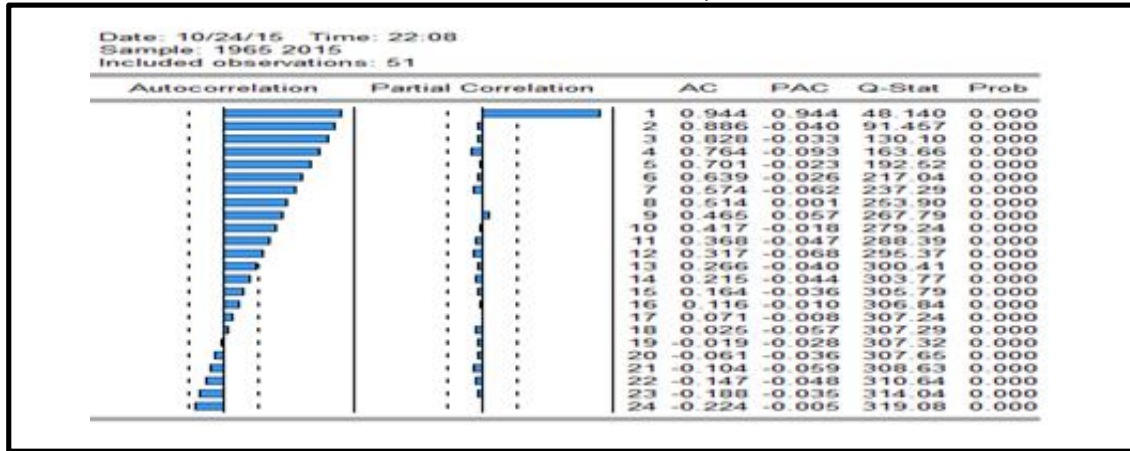
الشكل (1-4) يوضح عداد تلاميذ الصف الاول أساس في سنوات الدراسة الفترة من 1965- 2015 م



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

من الرسم البياني يتضح أن السلسلة غير مستقرة يوجد بها اتجاه عام تزايدى ويلاحظ وجود بعض التذبذبات ألا أنها لا تظهر أي تغيرات دورية أو موسمية منتظمة ولا توجد قيم شاذة ومتطرفة. للتأكد من مدى عدم استقرار السلسلة نقوم بإيجاد دالتي الارتباط الذات (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) كما تم الاستعانة باختبار Q. Box Ljung للتأكد من السكون .

الجدول (3-4) يوضح دالتي (ACF) و (PACF) قبل سكون السلسلة محل الدراسة



(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

تلاحظ من خلال جدول معاملات الارتباطات والإشكال الخاصة بالدالتين ACF و PACF أن قيم معاملات الدالتين لا تتحد نحو الصفر مباشرة حيث تقع بعض المعاملات خارج حدي الثقة . وأن معظمها معنوية. و قيم اختبار Q والقيمة المعنوية المصاحبة تشير إلي معنوية معاملات الارتباط الذاتي أي عدم مساواتها للصفر .ونستنتج من ذلك عدم استقرار السلسلة الممثلة لأعداد التلاميذ . ولاستقرار السلسلة توجد عدة اختبارات في المستوى التطبيقي يتم التركيز علي احدهما هو جذر الوحدة .

اختبار جذر الوحدة (Unit Root Tests): معيار ديكي فلولر (Augmented Dickey-Fuller) وهو من كثر الاختبارات استخداماً في الحياة العملية فهو يركز علي وجود ارتباط ذاتي بين المتغيرات ويرتكز علي أن فرضية ان حدود الخطأ لست مرتبطة جوهرياً وأسقاط الفرض يؤدي لوجود مشكلة الارتباط الذاتي.

الجدول (4-4) يوضح اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلولر (Augmented Dickey-Fuller) في المستوي السلسلة (Z_t)

| | | | |
|---------|--------------------|-----------|--------------------|
| -3.5653 | 1% Critical Value* | 0.,872530 | ADF Test Statistic |
| -2.9202 | 5% Critical Value | | |
| -2.5977 | 10% Critical Value | | |

المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلولر (0,872530) اقل من 5% (2,9202) مما يدل علي عدم استقرار السلسلة. حتي يتم استقرار السلسلة يجب اخذ الفروق في اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلولر للوصول لاستقرار, إذا لم تستقر السلسلة نأخذ الفرق الثاني وهكذا حتي تستقر السلسلة .

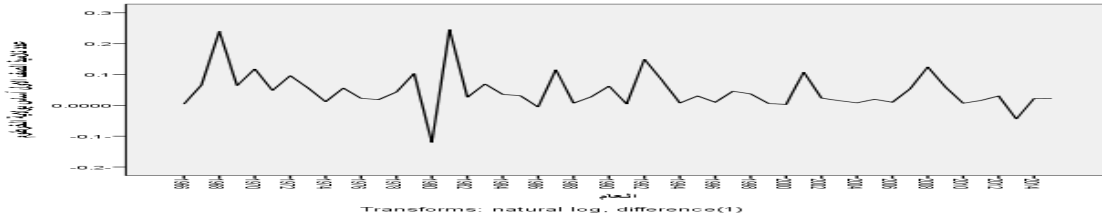
الجدول (4-5) يوضح اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلولر عند الفرق الاول (d₁) للبيانات السلسلة (Z_t)

| | | | |
|---------|--------------------|-----------|--------------------|
| -3.5713 | 1% Critical Value* | -5.052530 | ADF Test Statistic |
| -2.9228 | 5% Critical Value | | |
| -2.5990 | 10% Critical Value | | |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ ان قيمة معيار ديكي فلولر (5.052530) اكبر من 5% (2,9228) مما يدل علي استقرار السلسلة . كما أن الرسم البياني يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d₁):

الشكل (4-2) يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d₁)



المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج (Spss21)

4-3 التحليل الإحصائي للبيانات:

سيتم التحليل الاحصائي من خلال اتجاه الزمن (Time Domain) باستخدام :

1. نماذج بوكس - جنكينز (Box- Jenkins Methods)

2. نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks Methods)

في هذه المرحلة يتم تقدير معاملات النموذج الافضل للسلاسل الزمنية الأصلية ملحق رقم (3) من خلال نماذج بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية ولاختبارات دقة النتائج التنبؤية هنالك اختبارات عديدة تعتمد في تقييم النماذج المتنبأ بها كما ذكر في الفصل الثالث.

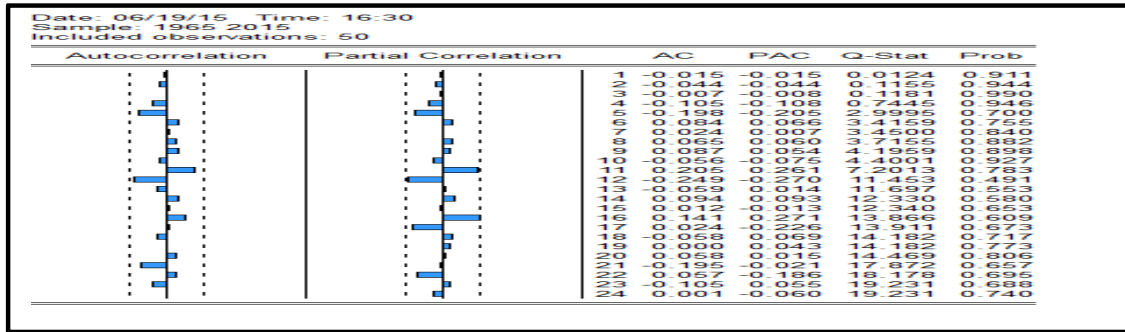
4-4 تحليل البيانات بتطبيق منهجية بوكس وجنكينز التقليدية:

يتم تحليل نماذج بوكس وجنكينز بعد سكون السلسلة كما ورد في الاطار النظري في أربع مراحل:

أولاً: مرحلة التعرف:-

سوف يتم في هذه المرحلة دراسة دالتي الارتباط الذات (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) بعد التأكد من استقرار و سكون السلسلة ،للتعرف علي نوع النموذج الملائم لبيانات الدراسة من ثم تحديد رتبة النموذج (p,q). ومن اجل تحويل السلسلة إلي سلسلة مستقرة كما ذكر تم اخذ الفرق الأول $wt = xt - xt_{-1}$ ومن ثم تمت إعادة حساب Q واختبار PACF و ACF لتحديد رتبة النموذج (p,q) كما في الجدول أدناه:

الجدول (4-6) يوضح دالتي (ACF) و (PACF) و Q بعد الفرق الاول (d1)



نلاحظ من خلال جدول معاملات الارتباط الذاتي و الذاتي الجزئي والإشكال الخاصة بدالتين والتي تم حسابها بعد اخذ الفرق الأول نجد أن معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي تتحدر نحو الصفر كما أن قيمة اختبار Q والقيمة المعنوية المصاحبة تشير إلي عدم معنوية المعاملات ,ونستنتج من ذلك استقرار السلسلة بعد اخذ الفرق الأول. في الشكلين PACF و ACF ولتحديد نوع النموذج الملائم للبيانات تتم مقارنة سلوك الدالتين نجد أن الدالتين تقطع بعد الفجوة الزمنية P. ومن الرسم تم ترشيح النماذج ARMA(2,1,0), ARMA(1,1,0) وباستخدام معايير اختبار الرتبة: (AIC) و (SBC) ومعنوية المعاملات .

أولاً : ومعنوية المعاملات النماذج :1-النموذج ARMA(1,1,0)

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|--------------------|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| C | -18767.28 | 34299.55 | -0.547158 | 0.5868 |
| AR(1) | 1.024213 | 0.006692 | 153.0402 | 0.0000 |
| R-squared | 0.998280 | Mean dependent var | 104193.1 | |
| Adjusted R-squared | 0.998162 | S.D. dependent var | 39743.45 | |
| S.E. of regression | 1703.785 | Akaike info criterion | 17.79875 | |
| Sum squared resid | 1.28E+08 | Schwarz criterion | 17.95468 | |
| Log likelihood | -423.1699 | F-statistic | 8510.014 | |
| Durbin-Watson stat | 2.002969 | Prob(F-statistic) | 0.000000 | |

نلاحظ من النموذج معنوية معامل النموذج AR(1) هو (0.0000)

2-النموذج ARMA(2,1,0)

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|--------------------|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| C | -22527.03 | 63579.55 | -0.354312 | 0.7247 |
| AR(1) | 1.509022 | 0.133069 | 11.34014 | 0.0000 |
| AR(2) | -0.496601 | 0.136019 | -3.650962 | 0.0007 |
| R-squared | 0.997955 | Mean dependent var | 101795.8 | |
| Adjusted R-squared | 0.997912 | S.D. dependent var | 40691.81 | |
| S.E. of regression | 1859.324 | Akaike info criterion | 17.93299 | |
| Sum squared resid | 1.66E+08 | Schwarz criterion | 18.00947 | |
| Log likelihood | -446.3248 | F-statistic | 23421.30 | |
| Durbin-Watson stat | 1.027631 | Prob(F-statistic) | 0.000000 | |

نلاحظ من النموذج معنوية معامل النموذج AR(2) هو (0.0007)

3-النموذج ARMA(1,1,1)

| Dependent Variable: ZT Method: Least Squares Date: 11/28/15 Time: 20:14 Sample(adjusted): 1966 2015 Included observations: 50 after adjusting endpoints Convergence not achieved after 500 iterations Backcast: 1965 | | | | |
|--|-------------|-----------------------|-------------|----------|
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| C | 558062.3 | 806717.9 | 0.691759 | 0.4925 |
| AR(1) | 0.993929 | 0.010727 | 92.65079 | 0.0000 |
| MA(1) | 0.562604 | 8.097962 | 0.069475 | 0.9449 |
| R-squared | 0.997962 | Mean dependent var | | 101795.8 |
| Adjusted R-squared | 0.997875 | S.D. dependent var | | 40691.81 |
| S.E. of regression | 1875.825 | Akaike info criterion | | 17.96961 |
| Sum squared resid | 1.65E+08 | Schwarz criterion | | 18.08433 |
| Log likelihood | -446.2402 | F-statistic | | 11505.60 |
| Durbin-Watson stat | 1.662567 | Prob(F-statistic) | | 0.000000 |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

نلاحظ من النموذج عدم معنوية معامل النموذج MA(1) هو (0.9449)

ثانياً : معايير اختبار الرتبة: (AIC) و (SBC): (AKAIKE (Akaike): D' AKAIKE (AKAIKE INFORMATION CRITERION) و (BIC

(BAYESIEN INFORMATION CRITERION) SCHWARTZ): كمقاييس لاختيار النموذج المناسب حيث يتم اختيار

النموذج الذي له أقل قيم ل (AIC) و (SBC) حيث يتم حسابهما كالآتي:

$$AIC = T \ln(\sum e_i^2) + 2n$$

$$SBC = T \ln(\sum e_i^2) + n \ln(T)$$

تشير T إلى عدد المشاهدات المستخدمة و n إلى عدد المعالم المقدرة و e إلى البواقي.

جدول (4-7) يوضح النموذج الأفضل في أسلوب بوكس وجنكينز التقليدي:

| نوع النموذج المرشح | AIC | SBC | MSE |
|--------------------|--------|--------|------|
| ARMA(1,1,0) | 17.798 | 21.618 | 1.28 |
| ARMA(2,1,0) | 17.932 | 23.528 | 1.66 |
| ARMA(1,1,1) | 17.969 | 23.759 | 1.65 |

من الجدول نلاحظ أن النموذج ARMA(1,1,0) ذو معلمة معنوية وأقل قيمة للمعايير (AIC) و (SBC) كذلك

أقل مربعات خطأ (MSE) وعليه فإن النموذج المقترح الملائم هو (ARIMA(1,1,0)).

ثانياً : مرحلة تقدير النموذج :

يتم في هذه المرحلة تقدير معاملات النموذج الملائم الذي تم ترشيحه في مرحلة تعريف وتشخيص النموذج .

النموذج المقترح هو ARIMA(1,1,0) .

| Dependent Variable: ZT Method: Least Squares Date: 11/28/15 Time: 20:39 Sample(adjusted): 1966 2015 Included observations: 50 after adjusting endpoints | | | | |
|---|-------------|-----------------------|-------------|----------|
| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
| C | 454.4215 | 712.4850 | 0.637798 | 0.5266 |
| ZT(-1) | 1.024213 | 0.006692 | 153.0402 | 0.0000 |
| R-squared | 0.998280 | Mean dependent var | | 104193.1 |
| Adjusted R-squared | 0.998162 | S.D. dependent var | | 39743.45 |
| S.E. of regression | 1703.785 | Akaike info criterion | | 17.79875 |
| Sum squared resid | 1.28E+08 | Schwarz criterion | | 17.95468 |
| Log likelihood | -423.1699 | F-statistic | | 8510.014 |
| Durbin-Watson stat | 2.002969 | Prob(F-statistic) | | 0.000000 |

تبين من الجدول أعلاه أن قيمة معلمة النموذج المقدر معنوية وذلك استناداً على قيمة t والقيمة الاحتمالية

المصاحبة تحت مستوى معنوية أقل من 5% ومعنوية النموذج الكلي استناداً علي معنوية (F) وعليه النموذج الرياضي الذي يستفاد منه في مرحلة التنبؤ بعد التأكد في مرحلة الفحص هو :

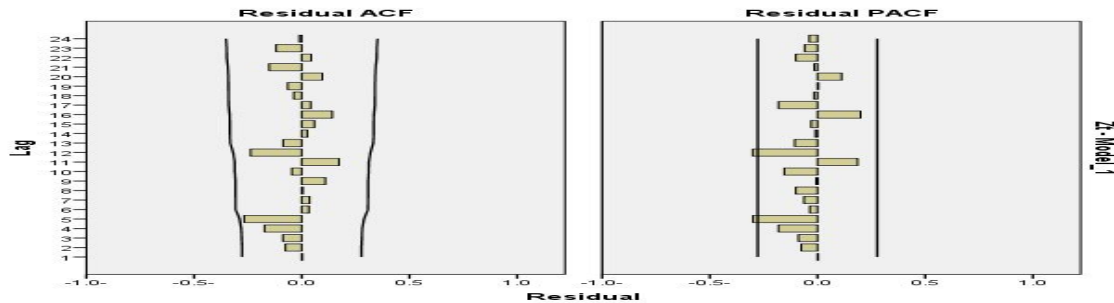
$$\widehat{ZT} = 454.421493 + 1.024213497 * ZT(-1)$$

ثالثاً : مرحلة الفحص والتدقيق.:

في هذه المرحلة نقوم باختبار مدي ملاءمة النموذج الذي تم تقديره في المرحلة السابقة , وذلك من خلال استخدام بعض الاختبارات الإحصائية الخاصة بمشاكل القياس التي تظهر في النموذج وهي:
1- مشكلة الارتباط الخطي في النموذج: يمكن تحديد الارتباط الخطي بالنظر للنموذج أعلاه لقيمتي (R-squared) و (Adjusted R-squared) إذا كان القيمة أقل من (50%) يوجد ارتباط خطي نلاحظ أن القيم $0,998 > 0,50$ مما يدل علي عدم وجود الارتباط الخطي.

2- مشكلة الارتباط الذاتي للبواقي : يتم الكشف عنه باختبار (Durbin-Watson stat) ونجده في النموذج المقدر يساوي 2.002969 هو يقترب من (2) مما يدل علي عدم وجود ارتباط الذاتي

الشكل (3-4) يوضح الارتباط الذاتي والذاتي الجزائي للبواقي



بالإضافة لذلك من الرسم تبين من فحص البواقي لقم معاملات دالتي تباط الذاتي والجزئي بانها غير معنوية وتقع داخل حدود الثقة، كما أن القيمة الاحتمالية المصاحبة لاختبار (Q) غير معنوي هذا يقودنا الي لقبول فرض العدم الذي ينص علي استقلالية المتغيرات العشوائية أي أن معاملات الارتباط الذاتي للبواقي تساوي صفر وغير معنوية مما يدل ان النموذج المقدر مناسب وهو الافضل.

3- مشكلة اختلاف تباين الخطأ: يتم الكشف عنه في النموذج المقدر بثلاث طرق وهي :

أ- اختبار بارك الموسع (Park test): الذي ينص علي أن معنوية المعامل في نموذج مربعات الخطأ إذا كانت أكبر من 0,05 هذا يدل علي ثبات التباين.

الجدول (4-8) يوضح نموذج مربعات الخطأ (اختبار بارك)

| Dependent Variable: E*E | | | | |
|-------------------------|-------------|------------|-------------|----------|
| Prob. | t-Statistic | Std. Error | Coefficient | Variable |
| 0.9178 | 0.103715 | 6242858. | 647477.9 | C |
| 0.0971 | 1.692132 | 85.49634 | 144.6711 | ZT(-1) |

من الجدول نلاحظ ان معنوية المعامل في نموذج مربع الخطأ أكبر من 0,05 هذا يدل علي ثبات التباين .

ب _ اختبار وايت White: ينص علي انه يتم حساب (Obs- Squared) وهي قيمة White test تحسب

بضرب عدد المشاهدات في R^2 إذا كانت قيمة Obs أكبر من 0,05 هذا يدل علي ثبات التباين.

الجدول (4-9) يوضح (اختبار وايت)

| White Heteroskedasticity Test: | | | |
|--------------------------------|-------------|----------|---------------|
| 0.253613 | Probability | 1.412784 | F-statistic |
| 0.242263 | Probability | 2.835460 | Obs*R-squared |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

من الجدول نلاحظ ان Obs في نموذج من 2.835460 أكبر من 0,05 هذا يدل علي ثبات التباين.

ج: اختبار ارش ARCH: Auto Regression Conditional Hetero-Scedasticity ينص علي انه يتم حساب

(Obs- Squared) وهي قيمة ARCH test تحسب بضرب عدد المشاهدات في R^2 إذا كانت قيمة Obs أكبر

من 0,05 هذا يدل علي ثبات التباين) ⁶⁸.

الجدول (4-10) يوضح (اختبار ارش)

| ARCH Test: | | | |
|------------|-------------|----------|---------------|
| 0.756122 | Probability | 0.097591 | F-statistic |
| 0.749998 | Probability | 0.101533 | Obs*R-squared |

(المصدر من إعداد الباحث باستخدام برنامج E-views)

من الجدول نلاحظ ان Obs في نموذج من 0.101533 أكبر من 0,05 هذا يدل علي ثبات التباين بعد هذه

الاختبارات ولتأكد من دقة النموذج المختار ، في هذه المرحلة نقوم باختبار مدي ملاءمة النموذج الذي تم تقديره

وللتأكد وذلك من خلال استخدام بعض الاختبارات الإحصائية مثل اختبار Q لjung box لمعاملات الارتباط

الذاتي للبواقي جدول (4-11) معدل تربيع الخطأ (MSE) نسبة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) وجذر معدل

تربيع الخطأ (RMSE) للمقارنة

| Model | Model Fit statistics | | | | | Ljung-Box Q(18) | | |
|--|----------------------|------|-------|------|--------|-----------------|----|------|
| | R-squared | MSE | RMSE | MAPE | MAE | Statistic | DF | Sig. |
| -Model_1 عدد تلاميذ الصف الاول أساس بولاية الخرطوم | .998 | 1.28 | 1.133 | 0.49 | 193.12 | 16.08 | 17 | .518 |

من الجدول يتبين أن قيمة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) يساوي 49. تقريباً وجذر معدل تربيع الخطأ (RMSE)

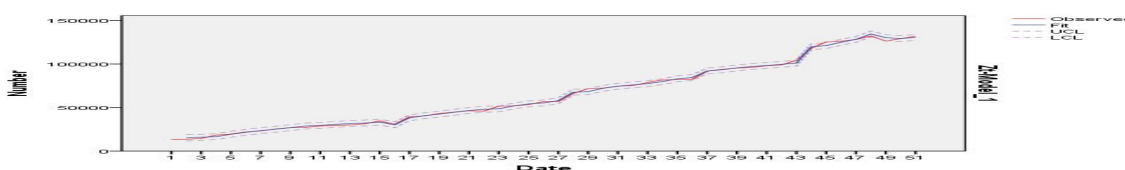
يساوي 1,133 تقريباً. ARIMA(1.1.0).

رابعاً: التنبؤ: Forecasting:

هي المرحلة الاخير بعد مرحلة الفحص والتشخيص وهي تعتبر أهم مرحلة في التحليل وهي تعتبر هدف التحليل

الجدول التالي يوضح عدد التلاميذ المنتبأ به وفق النموذج ARIMA(1,1,0) في الفترة من 2016 الي 2025.

في الشكل (4-4) يوضح القيم الفعلية لتلاميذ الصف الاول اساس مع قيم السلسلة المنتبأ بها مع حدي الثقة



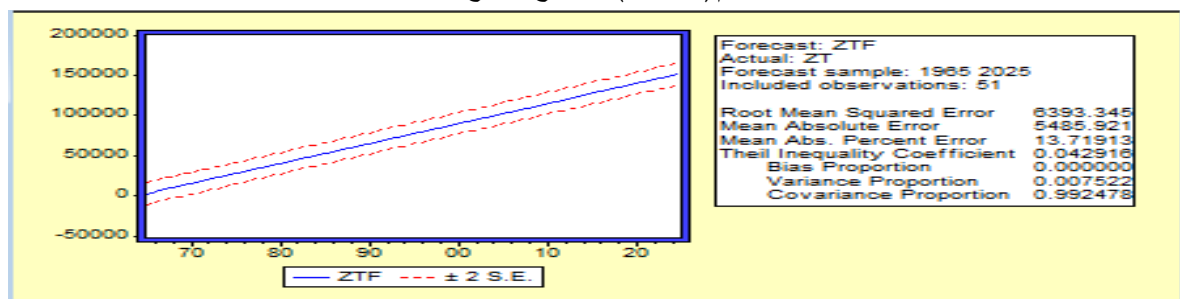
^{68 68} طارق محمد الرشيد وسامية حسن محمود، سلسلة الاقتصاد القياسي التطبيقي باستخدام برنامج (E-view) مشاكل الاقتصاد القياسي

الجدول (12-4) يوضح القيم الفعلية لتلاميذ الصف الاول اساس مع قيم السلسلة المتنبأ بها مع حدي الثقة

| Modified: 2016 2020 forecast (f= actual)ztf | | | | | | | | | | |
|--|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|----------|
| 2025 | 2024 | 2023 | 2022 | 2021 | 2020 | 2019 | 2018 | 2017 | 2016 | |
| 150509 | 148610 | 146715 | 144824 | 142937 | 141051 | 139178 | 137282 | 135462 | 133457 | Forecast |
| 158644 | 156357 | 154053 | 151728 | 149379 | 146997 | 144572 | 142097 | 139499 | 136895 | UCL |
| 142375 | 140864 | 139378 | 137919 | 136496 | 135104 | 133785 | 132467 | 131425 | 130019 | LCL |

يتضح من الشكلين أعلاه التقارب الكبير بين السلسلة الفعلية لعدد التلاميذ في الصف الاول أساس وبين السلسلة المتنبأ بها من خلال النموذج المقترح الذي تم التوصل إليه وهذا يثبت كفاءة النموذج المقترح في تمثيله للظاهرة المدروسة وبالتالي في حسابه للتنبؤات , لذا تم تطبيق النموذج المقدر والذي استوفي كافة الشروط في التنبؤ بمستقبل السلسلة محل الدراسة وللتأكد من كفاءة النموذج ودقة التنبؤات استخدم الباحث متطابقة ثيل (Theil Inequality Coefficient) التي تتصف علي أن التنبؤات تكون دقيقة إذا كانت قيمة متطابقة ثيل أكبر من (0,005), والعكس وينظر الي الجدول التالي .

جدول رقم(13-4) يوضح نتائج متطابقة ثيل



نلاحظ (Theil Inequality Coefficient) تساوي 0.042918 اكبر من 0,005, لذا يتم تطبيق النموذج

المقدر والذي استوفي كافة الشروط في التنبؤ بمستقبل السلسلة محل الدراسة

5-4 تحليل نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية التقليدية:

يتم تحديد مدخلات الشبكات العصبية الاصطناعية للسلاسل الزمنية الاصلية استناداً علي منهجية بوكس وجنكينز "من خلال دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي ونموذج الانحدار الذاتي بالتحديد" وبحسب الفرضية (2) فإن مدخلات الشبكة ممثلة بالمتغير X_{t-1} أي عدد عقد المدخلات تكون واحدة وتحديد هذه النماذج من خلال عدة إجراءات يمكن تمثيلها في الآتي :-

أولاً : اختبار وبناء نماذج الشبكات العصبية (نوع الشبكة):-

تم استخدام أسلوب البث العكسي للخطأ متعدد الطبقات (BP) Back Propagation Algorithm التي تعد من افضل وأشهر الأساليب التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية لبناء نماذج الشبكات لبيانات الدراسة . تعد هذه الشبكة من أكثر الشبكات العصبية استخداماً والتي قد تبدو معقدة لكنها أسهل بكثير على مستوى القيم والبرمجة ولها القدرة على التعامل مع المسائل غير الخطية وهي من الشبكات التي تتعلم بإشراف, حيث أن

هدف

الشبكة هو تقليل الخطأ من خلال تعديل الأوزان (Weights) وذلك بمقارنة إخراج الشبكة الحقيقي مع المطلوب.
ثانياً : معمارية الشبكة (بنية الشبكة):-

تتكون الشبكة من ثلاث طبقات (المدخلات ، المخفية والمخرجات) مترابطة فيما بينها بروابط وأوزان .و تحدد المفاضلة بينهما بواسطة معدل مربع الخطأ (MSE) للوصول الي زيادة كفاءة المخرجات تم تحديد ثلاث أعداد من العقدة في الطبقة الخفية(20 , 15 , 10) للوصول العدد الانسب الذي يتم اعتماده من خلال التجارب .
قم تحديد المدخلات بناءً علي الفرضية القائلة أن مدخلات الشبكة تمثل السلسلة الزمنية بعد ازالة السلسلة بدرجة نموذج الانحدار الذاتي في نموذج ARIMA ثم التعويض عن الفروق بإزاحة السلسلة بدرجة الفرق اما مخرجات الشبكة فتمثل السلسلة الزمنية الحالية. مرت عملية بناء الشبكة العصبية بعدد من المراحل :

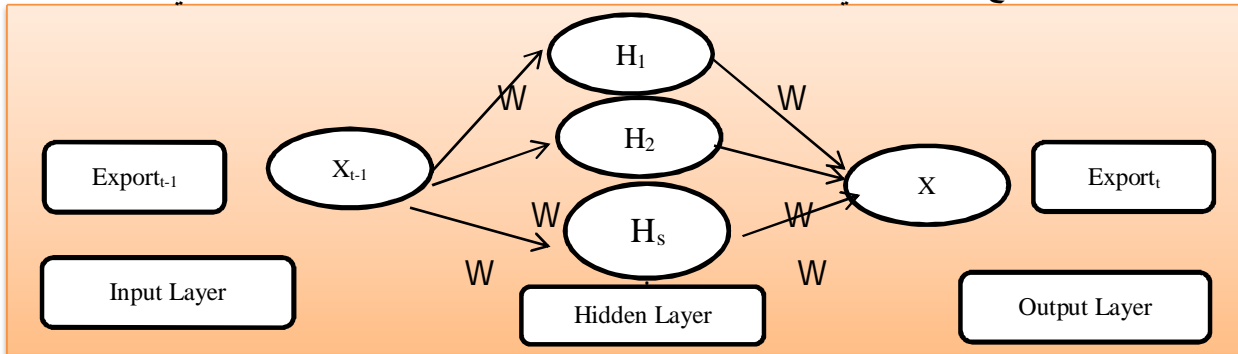
1-تجميع واعداد البيانات: تشتمل هذه المرحلة علي عمليتين تتمثل في جمع البيانات ملحق رقم(3) وتجزئها بصورة عشوائية على فكرة عرض البيانات التدريبية أمام الشبكة على هيئة زوج من الأشكال وهما المدخل input و target مقسمة للمراحل التجريبية إلي ثلاثة هي مجموعة التدريب (Training set) و اختبار صلاحية الشبكة مجموعة التحقيق (Validation set) و مجموعة الاختبار (Test set) وتمت عملية التجزئة من جلال هذه الإعدادات، تم تقسيم ناقلات المدخلات وناقلات الهدف بشكل عشوائي تستخدم المجموعة الاولى لتدريب الشبكة اذ ان غايتها الوصول الى اقل قيمة لمعدل مربع الخطأ(MSE) بينما تستخدم الثانية لتحقيق اقل اداء للشبكة اما الثالثة فتستخدم لغرض التأكد من التوافق الادائي لتدريب

2-تدريب الشبكة: اعتماد الدالتين اللوجستية(Logistic) لمرحلة تدريب الشبكة يصل الحد الأعلى لتكرارات الي 1000ولتحديد أفضلية الشبكة تم اعتماد معيار الانحدار(R)هو المعيار المعتمد لتقييم كفاءة التدريب في الشبكات وهو مشابه لمعيار معامل التحديد (R^2) وهناك عدة معايير تستخدم في التدريب .

سيتم ايجاد نتائج السلسلة الزمنية قيد البحث باستخدام برنامج التحليل ماتلاب . إن معمارية أسلوب البث العكسي للخطأ متعدد الطبقات (BP) لسلسلة تلاميذ الصف الاول أساس بوزارة التربية كآلاتي:
طبقة المدخلات: ان عدد العقد في هذه الطبقة واحد ممثلاً بالمتغير Z_{t-1} بإزاحة السلسلة سنة واحدة لعدد التلاميذ في السنة السابقة.

الطبقة الخفية : تم أخذ أكثر من قيمة لعدد العقد في هذه الطبقة لاعتماد عدد العقد الأمثل ..

طبقة المخرجات : يبلغ عدد العقد في هذه الطبقة عقدة واحدة ممثلة بالمتغير Z_t لعدد التلاميذ في السنة الحالية.



الشكل (4-5) يمثل البنية المعمارية للشبكة العصبية لسلسلة

3- تحليل حسب عدد العقد الخفية لأسلوب الشبكات التقليدي: في هذه المرحلة يتم التحليل حسب عدد عقد الطبقة الخفية (20 , 15 , 10) باعتماد نفس المعايير لمعرفة مدى تأثير زيادة العقد علي مخرجات الشبكة, والوصول للعدد الأنسب في الطبقة الخفية .

أولاً : التجربة الأولى: تحليل السلسلة بأسلوب الشبكات العصبية في حالة عدد عقد الطبقة الخفية يبلغ (10) كانت نتائج تقييم الشبكات العصبية (1,10,1) كالآتي:

ملاحق الفصل الرابع رقم(2) الاشكال رقم(6-4) أدناه تبين مراحل تدريب شبكة BP للسلسلة الأصلية للتلاميذ والنتائج التجربة (1) . ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (0, 86209) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (48.4322) من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي (0.10) من 1000 دورات وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 وافضل تقييم تدريب (Best training performance) هو at epoch (322.862) من 1000 دورات مما يدل علي افضلية وامثليه الشبكة لسلسلة قيد البحث.

جدول(14-4) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (1)

| MSE | RMSE | MAPE | R |
|----------|--------|--------|------|
| 322.7862 | 17.699 | 1.4961 | 0,86 |

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 1.4961 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 17.699 مما يدل علي وجوده الشبكة قيد البحث.

ثانياً : التجربة الثانية:

تحليل السلسلة بأسلوب الشبكات العصبية في حالة عدد عقد الطبقة الخفية يبلغ (15) كانت نتائج تقييم

الشبكات العصبية (1,15,1) كالآتي:

ملاحق الفصل الرابع رقم(3) الاشكال رقم(7-3) أدناه تبين مراحل تدريب شبكة BP للسلسلة الأصلية للتلاميذ والنتائج التجربة (2) ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (0.9527) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (0.23363) من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي (0.0001) من 1000 دورات وبفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 وافضل تقييم تدريب (Best training performance) هو at epoch (29.0951) من 7 دورات مما يدل علي افضلية وامثليه الشبكة لسلسلة قيد البحث.

جدول(15-4) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (2)

| MSE | RMSE | MAPE | R |
|---------|--------|--------|------|
| 29.0951 | 5.3940 | 0.9004 | 0.95 |

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 0.9004 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 5.3940 مما يدل علي وجوده الشبكة قيد البحث.

ثالثاً : التجربة الثالثة: تحليل السلسلة بأسلوب الشبكات العصبية في حالة عدد عقد الطبقة الخفية يبلغ (20)

كانت نتائج تقييم الشبكات العصبية (1,20,1) كالآتي:

الجدول يبين مراحل التدريب بأسلوب البث العكسي للخطأ BP للسلسلة الأصلية لتلاميذ الصف الأول أساس. أما نتائج تقييم الشبكة لسلسلة قيد الدراسة كانت كالآتي:

ملاحق الفصل الرابع رقم (4) الاشكال رقم (8-3) أدناه تبين مراحل تدريب شبكة BP للسلسلة الأصلية للتلاميذ والنتائج التجريبية (3) ومن النتائج نجد قيمة الانحدار R تساوي (0,9284) ودرجة الميل (Gradient) تساوي (2.8255) من 1000 دورة وقيمة Mu تساوي (0.0001) من 1000 دورات ويفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 دورات ويفحص درجة التحقيق (Validation Cheeks) يساوي 1000 من 1000 دورات وافضل تقييم تدريب (Best training performance) هو (66.656) at epoch من 1000 دورات .

جدول (4-16) يمثل نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (3)

| MSE | RMSE | MAPE | R |
|--------|--------|--------|-------|
| 66.656 | 8.1643 | 1.7074 | 0,928 |

يتبين من الجدول ان قيمة نسبة المعدل المطلق للخطأ MAPE هو 1.7074 وان قيمة جذر معدل مربع الخطأ RMSE هو 8.1643 مما يدل علي وجودة الشبكة قيد البحث.

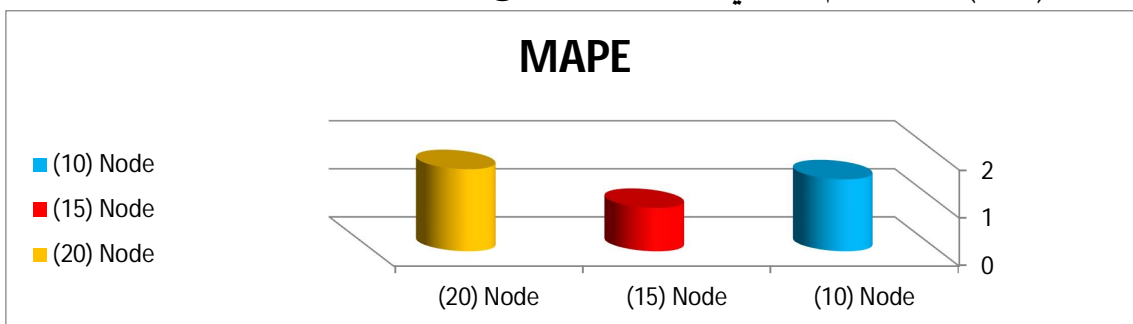
النموذج الافضل في اسلوب الشبكات التقليدي:

يتم تشخيص وتحديد الشبكة العصبية التقليدية التي تحقق أقل معدل مطلق للخطأ حسب عدد العقد في الطبقة الخفية لتحديد أمثل شبكة حسب النتائج السابقة .

جدول (4-17) يمثل معايير الخطأ للشبكة العصبية التقليدية بأعداد مختلفة للعقد في الطبقة الخفية

| Model | Network Structure | RMSE | MAPE | R |
|-------|-------------------|--------|--------|---------|
| 1 | (1,10,1) | 17.699 | 1.4961 | 0,86205 |
| 2 | (1,15,1) | 5.3940 | 0.9004 | 0,928 |
| 3 | (1,20,1) | 8.1643 | 1.7074 | 0,89656 |

الشكل (4-8) يمثل الرسم البياني لمعدل الخطأ المطلق لأسلوب الشبكات حسب عدد العقد المخفية



من الجدول والشكل نلاحظ إن أفضل شبكة عصبية تحقق أقل خطأ وأكبر معامل تحديد تتحقق في التجربة الثانية عدد العقد في الطبقة الخفية (15) عقد وتليها التجربة الاولى (10) عقدة وعليه أن عدد العقد الأمثل هو (15) ونلاحظ بعد العدد (15) بدأت الأخطاء في الزيادة. الجدول أدناه يوضح قيم معاملات الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي لأخطاء الشبكة العصبية الاصطناعية المثالية أي عند عدد العقد (10) التي تم الحصول عليها من برنامج (E-Views).

جدول رقم (4-18) يوضح قيم معاملات الارتباط الذاتي و الذاتي الجزئي لأخطاء الشبكة العصبية

الاصطناعية المثالية

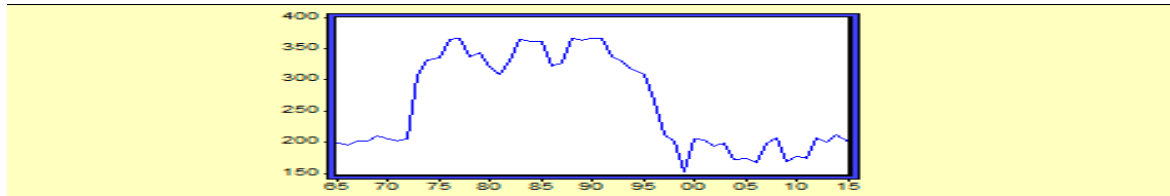
Autocorrelations & Partial Autocorrelations

Correlogram of D(RESID)

Date: 03/25/16 Time: 21:38
Sample: 1965 2015
Included observations: 50

| Autocorrelation | Partial Correlation | AC | PAC | Q-Stat | Prob | |
|-----------------|---------------------|----|--------|--------|--------|--------|
| | | 1 | 0.100 | 0.100 | 0.5334 | 0.4665 |
| | | 2 | 0.0558 | -0.048 | 0.7129 | 0.7000 |
| | | 3 | 0.0558 | -0.048 | 0.7129 | 0.869 |
| | | 4 | -0.116 | -0.121 | 1.4733 | 0.831 |
| | | 5 | 0.0668 | 0.093 | 1.7412 | 0.884 |
| | | 6 | -0.086 | -0.086 | 2.1761 | 0.903 |
| | | 7 | 0.083 | 0.062 | 2.5971 | 0.920 |
| | | 8 | -0.113 | -0.161 | 3.3878 | 0.908 |
| | | 9 | -0.052 | -0.019 | 3.5607 | 0.938 |
| | | 10 | 0.066 | 0.114 | 3.8418 | 0.954 |
| | | 11 | -0.064 | -0.068 | 4.1111 | 0.967 |
| | | 12 | -0.187 | -0.144 | 6.5132 | 0.888 |
| | | 13 | -0.125 | -0.178 | 7.6068 | 0.848 |
| | | 14 | -0.051 | 0.014 | 7.7932 | 0.900 |
| | | 15 | 0.023 | 0.046 | 7.8316 | 0.930 |
| | | 16 | -0.065 | -0.045 | 8.1652 | 0.944 |
| | | 17 | 0.060 | 0.022 | 8.4507 | 0.956 |
| | | 18 | 0.050 | 0.061 | 8.6548 | 0.967 |
| | | 19 | -0.018 | -0.032 | 8.6768 | 0.976 |
| | | 20 | -0.106 | -0.078 | 9.6526 | 0.974 |
| | | 21 | -0.122 | -0.111 | 10.988 | 0.963 |
| | | 22 | -0.138 | -0.159 | 12.753 | 0.940 |
| | | 23 | -0.159 | -0.078 | 15.510 | 0.875 |
| | | 24 | -0.050 | -0.105 | 15.765 | 0.886 |

من فحص البواقي تبين أن من خلال قيم معاملات الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي لأخطاء الشبكة العصبية الاصطناعية التقليدية جميعها غير معوية وتقع داخل حدي الثقة ، كما أن نجد القيمة الاحتمالية المصاحبة للاختبار Q غير معنوية عند مستوى الدلالة 5% وهذا يقود الي قبول فرضية العدم التي تنص علي استقلالية المتغيرات العشوائية أي معاملات الارتباط الذاتي للبواقي الناتجة م هذا النموذج تساوي صفر و غير معوية. وعليه أن لأخطاء مستقلة وعشوائية مما يدل علي أن النموذج المقدر للشبكة العصبية الاصطناعية التقليدية ذو كفاءة.



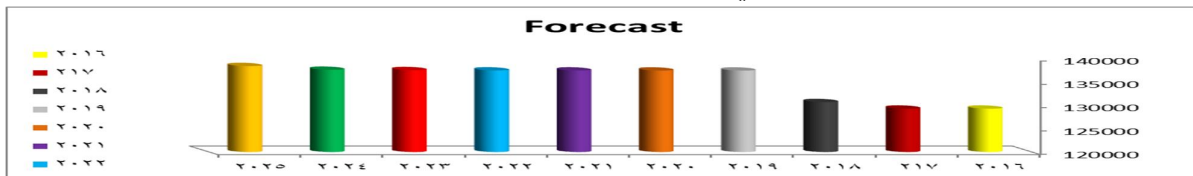
الشكل (9-4) يوضح منحي التوافق لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية التقليدية المقدر

Forecast: التنبؤ

تم التنبؤ بالقيم المستقبلية لتلاميذ الصف الاول أساس لفترة عشر سنوات تحت موثقية 95% باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية وذلك لحساب حدود الثقة للتنبؤ. جدول رقم (19-4)

| Period | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Forecast | 129267 | 129267 | 130663 | 137406 | 137412 | 137423 | 137435 | 137500 | 137579 | 138374 |

الشكل (10-4) يوضح الرسم البياني لقيم التنبؤ لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية التقليدية المقدر



4-6 المقارنة النتائج:

أولاً : مقارنة نتائج السلاسل التقليدية بمنهجية بوكس وجنكينز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية :
وبمقارنة أهم النتائج التي تم التوصل إليها من السلاسل التقليدية بواسطة منهجية بوكس وجنكينز والشبكات العصبية استناداً علي معايير متوسط الخطأ المطلق الجذر التربيعي لمربع الخطأ: جدول رقم (20-4)

| | Model | MSE | RMSE | MAPE | R |
|---------------|---------------|-------|--------|--------|--------|
| BJ | ARIMA (1,1,0) | 1.28 | 1.133 | 0.49 | 0, 998 |
| ANN (10) Node | (1.15.1) | 0,928 | 5.3940 | 0.9004 | 0,928 |

من النتائج في الجدول أعلاه نلاحظ أن نموذج منهجية بوكس وجنكينز في السلسلة التقليدية أفضل من نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية حسب معايير جذر مربع الخطأ ومعدل نسبة الخطأ المطلق .

ثانياً : مقارنة نتائج السلاسل المقترحة لمنهجية بوكس وجنكينز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية :

وبمقارنة أهم النتائج التي تم التوصل إليها من السلاسل المقترحة بأسلوب المحاكاة بواسطة منهجية بوكس -جنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية حسب ما ورد في الإطار التجريبي واستناداً علي معايير متوسط الخطأ المطلق والجذر التربيعي لمربع الخطأ:.

| Index | Models | MAPE | | RMSE | |
|-------|--|---------|---------|--------|--------|
| | | BJ | ANN | BJ | ANN |
| 1 | AR(1) With $\phi=0,9$, $\sigma_e^2 = 1$, n= 80 | 8.159 | 0.5650 | .9674 | 1.199 |
| 2 | AR(1) With $\phi =0,9$ و $\sigma_e^2 = 10$, n=40 | 140.378 | 6.9830 | 5.1778 | 8.141 |
| 3 | AR(2) With $\phi=0,3$, $\sigma_e^2 = 10$, $\phi_2=0,6$, $\phi_1=\phi$, n=120 | 21.553 | 23.5395 | 1.029 | 9.558 |
| 4 | MA (1) With $\phi =0,5$, $\Theta=0.4$. $\sigma_e^2 = 10$, n=120 | 8.377 | 8.6187 | 3.2615 | 8.867 |
| 5 | ARIMA(1,1.1) With $0,6 = \Theta$ و $\sigma_e^2 = 1$, n=80 | 8.709 | 0.9692 | 4.8842 | 1.0977 |
| 6 | ARIMA(0.1.1)(0,1,1) ₁₂ Seasonal , n=80 | 9.453 | 0.0681 | . 8395 | 0.1491 |
| 7 | AR(1) nonlinear with $\sigma_e^2 = 25$, n=120 | - | 43.8291 | - | 2.293 |

نلاحظ أن معظم نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في السلسلة التقليدية أفضل من نماذج منهجية بوكس وجنكينز حسب معايير جذر مربع الخطأ ومعدل نسبة الخطأ المطلق .

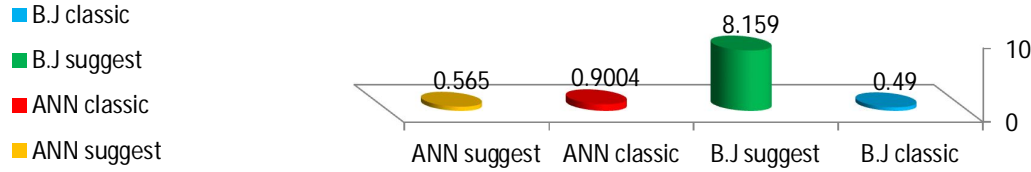
ثالثاً : مقارنة نتائج السلاسل التقليدية والمقترحة لمنهجية بوكس وجنكينز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية:

جدول رقم (21-4)

| | ANN suggest | ANN classic | B.J suggest | B.J classic |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| MSE | 1.437 | 29.0951 | 0.936 | 1.28 |
| RMSE | 1.199 | 5.3940 | .9674 | 1.133 |
| MAPE | 0.5650 | 0.9004 | 8.159 | 00.49 |

الشكل(11-4)الرسم البياني لمقارنة السلاسل التقليدية لمنهجية بوكس وجنكينز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية

MAPE



من الجدول أعلاه والرسم البياني يتضح أن نموذج منهجية بوكس وجنكينز في السلسلة التقليدية قل معدل خطأ مطلق أفضل من نموذج منهجية بوكس وجنكينز في السلسلة المقترحة ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية المقترح و التقليدية حسب معيار نسبة معدل الخطأ المطلق, كما يتبين أن الاسلوب المعدل يمتلك كفاءة أكبر من نموذج منهجية بوكس وجنكينز في السلسلة المقترحة في قيم التنبؤ المستقبلية, وأن نتائجه متقاربه بشكل كبير مع الاسلوب التقليدي في نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية .بينما نموذج منهجية بوكس وجنكينز في السلسلة المقترحة أكبر نسبة معدل الخطأ المطلق. أما الأفضلية في الطرق الأربعة و بصفة عامة بشكل الآتي:

- ❖ تفوق الاسلوب المعدل في الشبكات العصبية الاصطناعية عن الاسلوب التقليدي للشبكات العصبية.
- ❖ تفوق الاسلوب المعدل في الشبكات العصبية الاصطناعية عن الاسلوب المعدل لمنهجية بوكس وجنكينز .
- ❖ تفوق الاسلوب التقليدي في منهجية بوكس وجنكينز عن الاسلوب التقليدي للشبكات العصبية الاصطناعية.
- ❖ تفوق الاسلوب التقليدي في منهجية بوكس وجنكينز عن الاسلوب المعدل لمنهجية بوكس وجنكينز .
- ❖ من النتائج يتضح أن أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية يكون أفضل من منهجية بوكس وجنكينز في حالة البيانات المعدلة فقط مما يدل علي ان التنبؤات في هذه الحالة تمتلك كفاءة عالية بينما العكس في الاسلوب التقليدي أن منهجية بوكس وجنكينز هي الأفضل .
- ❖ أن زيادة عدد العقد المخفية يزيد من كفاءة أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية ولكنة يقل بغد حد معين وهذا ماورد في الاطار النظري عن البنية المعمارية للشبكة في تحديد عدد العقد.
- ❖ لا يوجد أي أسلوب من الأساليب الأربعة الشبكات العصبية الاصطناعية التقليدية والمعدلة و منهجية بوكس وجنكينز التقليدية والمعدلة المعتمدة في هذه الدراسة غير كف ولكن بنسب متباينة.

جدول رقم (22-4) يوضح المقارنة بين منهجية بوكس وجنكينز اسلوب الشبكات العصبية

| اسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية | منهجية بوكس وجنكينز |
|---|--|
| في مرحلة التجريب تم توليد سبع سلاسل بأسلوب المحاكاة باستخدام برنامج ماتلاب بناء علي النماذج الآتية (انحدار الذاتي AR(1) و AR(2), والمتوسطات المتحركة MA(1) , النموذج المختلط ARIMA(1.1.0), نموذج موسمي وآخر غير خطي).تم تحليل البيانات باستخدام برنامج ماتلاب. ومقارنة النتائج حسب الخطأ المطلق MAPE والجذر التربيعي لمربعات الخطأ RMSE | مرحلة التجريب تم توليد سبع سلاسل بأسلوب المحاكاة باستخدام برنامج ماتلاب بناء علي النماذج الآتية (انحدار الذاتي AR(1) و AR(2), والمتوسطات المتحركة MA(1) , النموذج المختلط ARIMA(1.1.0) , نموذج موسمي وآخر غير خطي). تم تحليل البيانات باستخدام برنامج ايفيوز . ومقارنة النتائج حسب معايير الخطأ المطلق MAPE والجذر التربيعي لمربعات الخطأ RMSE |
| في مرحلة التطبيق السلسلة الزمنية محل الدراسة عبارة عن | في مرحلة التطبيق السلسلة الزمنية محل الدراسة عبارة عن عدد تلاميذ |

| | |
|---|---|
| <p>عدد تلاميذ الصف الاول اساس بولاية الخرطوم وسلسلة السكان في سن الصف الاول اساس (51)مشاهدة.</p> | <p>الصف الاول اساس بولاية الخرطوم (51)مشاهدة.</p> |
| <p>الطريقة تتم عبر 7 خطوات جميع اعداد البيانات , تحديد تركيبية الشبكة(بنية الشبكة), اختيار خوارزمية التعلم, تحديد قيم الاوزان الابتدائية ,الاختبار و-التنفيذ (التقسيم العشوائي للبيانات للتدريب والتحقيق والاختبار) المراحل (Analysis – Processing – Design – Training – Testing – Query(Forecasting))</p> | <p>الطريقة تتم عبر 4 خطوات (Identification – Parameters Estimation – Diagnostic and Checking – Forecasting)</p> |
| <p>تم استخدام أسلوب البث العكسي للخطأ Back (BP) Propagation Algorithm لبناء نماذج الشبكات لبيانات الدراسة وتعتبر (BP) من أهم أنواع الاساليب التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية وتمت عملية الاختيار من خلال الم ا زيا التفضيلية لها.</p> | <p>في مرحلة التعرف يتم دراسة ذاتي الارتباط والارتباط الذاتي الجزئي من اجل تحديد مدي سكون السلسلة والتعرف علي النموذج الملائم لبيانات الدراسة كما يتم الاستعانة كذلك باختبار Box Ljung Q لتأكد من سكون السلسلة : سلسلة تلاميذ الصف الاول اساس غير مستقرة ومن اجل تحويل السلسلة إلي سلسلة مستقرة تم اخذ الفرق الأول $w_t = x_t - x_{t-1}$ واعادة حساب PACF و ACF واختبار Q وبناء علي هذه القيم يتم تحديد النموذج بعد مقارنة ثلاث نماذج تم اختيار النموذج ARIMA(1,1,0) كنموذج مناسب للبيانات .</p> |
| <p>في مرحلة تجميع واعداد البيانات يتم جمع البيانات وتجزئة البيانات المجمعة إلي فئتين هما فئة المدخلات (Input) . وفئة المستهدف (Target)</p> | <p>في مرحلة التقدير نقوم بتقدير النموذج الذي تم ترشيحه في المرحلة السابقة بالنسبة لسلسلة تلاميذ الصف الاول تبين معنوية المقدرات وقلة تباين الخطأ وبهذا يكون النموذج المقدر لتمثيل السلسلة الزمنية نموذج مناسب</p> |
| <p>معمارية الشبكة المختارة تكونت من ثلاث طبقات : طبقة المدخلات - الطبقة الخفية - طبقة المخرجات) وهذه الطبقات كاملة الت ا ربط فيما بينها بواسطة الوصلات البيئية التي تحمل الأوزان وتم تحديد هذه المعمارية من خلال تجريب عدد من التراكيب المختلفة والمفاضلة بينها من خلال بعض المعايير الإحصائية</p> | <p>في مرحلة الفحص والتدقيق نقوم باختبار مدي ملاءمة النموذج الذي تم تقديره في المرحلة السابقة , وذلك من خلال استخدام بعض الاختبارات الإحصائية مثل لمعاملات الارتباط الذاتي Q ljung box اختبار لدراسة معالمات النموذج المقدر t . للواقى واختبار وبالمقارنة مع قيمة Q بناء علي اختبار الإحصائية χ^2 الجولية نستنتج أن النموذج هو جيد وملائم لحساب التنبؤات ويتضح ذلك عند رسم قيم السلسلة الفعلية مع القيم المتنبأ بها وفقا للنموذج.</p> |
| <p>تم الاعتماد علي الدالة اللوجستية logistic function كدالة تحفيز في الطبقة الخفية وكذلك في طبقة المخرجات .تم تدريب الشبكة لعدد من المتكررة (1000) Training من اجل تعليم الشبكة وتم الاعتماد علي بعض المعايير الإحصائية مثل متوسط الخطأ المطلق من اجل م ا رقبة (MSE) ومتوسط مربعات الخطأ عملية التعلم في الشبكة وصغر قيم هذه المعايير والقيم المخرجة بواسطة الشبكة والقيم الفعلية للسلسلة. يتم الانتهاء من عملية التدريب بعد الحصول علي القيم المناسبة لـ R و MSE</p> | |

| | |
|--|--|
| <p>يتأثر أداء نماذج بوكس وجنكينز في التنبؤ بنمط البيانات المدخلة . تم بناء نماذج الشبكات العصبية باستخدام شبكة استخدام أسلوب البث العكسي للخطأ (BP) Back Propagation Algorithm والذي تكونت بنيته المعمارية من ثلاث طبقات : طبقة مدخلات (1) ،، الطبقة الخفية (مقارنة بين ثلاث انواع من اعداد العقد (10,15,20) ،طبقة مخرجات (1) واستخدمت الدالة اللوجستية كدالة تحفيز في الطبقة الخفية وفي طبقة المخرجات وأستخدم لتدريب هذه الشبكات خوارزمية البث العكسي للخطأ) واتضح أن الشبكات الناتجة جيدة وأعطت تنبؤات أخيراً تم عمل التنبؤات في الفترة من 2016-2025</p> | <p>في مرحلة التنبؤ يتم تطبيق النموذج المقدر والذي استوفي كافة الشروط في التنبؤ بمستقبل السلسلة محل الدراسة . يتأثر أداء نماذج بوكس وجنكينز في التنبؤ بنمط البيانات المدخلة . تم بناء نماذج بوكس وجنكينز باستخدام نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية (ARIMA(1,1,0) بناء علي نتائج دلتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي وقد تم التأكد من النموذج جيد ويعطي تنبؤات دقيقة وقريبة من الواقع من خلال حساب الإحصائية Q التي اتضح عدم معنويتها وأخيراً تم عمل التنبؤات في الفترة من 2016-2025</p> |
|--|--|

الفصل الخامس النتائج والتوصيات

1-5 تمهيد

2-5 نتائج الدراسة

3-5 توصيات الدراسة

5-1 تمهيد

ان الهدف الأساسي من الأساليب الإحصائية معالجة موضوع التنبؤ والسيطرة النوعية ضمن معايير الجودة المطلوبة والاستفادة من الإمكانيات الحاسوبية في إعداد برنامج حاسوبي يتولى انجاز مهام دراستنا ومن هنا جاء هذا البحث المتمثل بإجراء تنبؤ لعدد تلاميذ الصف الاول المتوقع قبولهم في كل عام بمنهجية بوكس-جنكيز والشبكات العصبية الاصطناعية لسلاسل الزمنية المولدة بأسلوب المحاكاة والسلسلة الخاصة لمعرفة قدرتها على التعامل مع السلاسل الزمنية غير المستقرة وحتى غير الخطية ومن لقد تناولنا في الفصل الأول المقدمة التي تضمنت مشكلة الدراسة وأهمتها وأهدافها ومنهجيتها وأدواتها وفي الفصل الثاني تناولت الجانب النظري للحديث عن تعريف السلاسل الزمنية وأنواعها ومنهجية بوكس-جنكيز والشبكات العصبية الاصطناعية كما تطرق لأسلوب المحاكاة . أما الثالث تناولت الجانب التجريبي فهو مخصص للحديث عن عمل خوارزميات لتوليد سبع سلاسل زمنية بأسلوب المحاكاة ببرنامج (Matlab) وتحليلها بالأسلوبين بوكس وجنكيز ببرنامج (E-views) والشبكات العصبية بـ(Matlab) ومقارنتها حسب الأساليب الإحصائية المستخدمة في عمليات التنبؤ، إذ يتطلب القيام بعملية التنبؤ بالطلب توافر نظام فعال للمعلومات من داخل وخارج المؤسسة والتي تساعد في اتخاذ القرارات السليمة تتمثل الأساليب المستخدمة متوسط الخطأ المطلق والجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ. لذا قمنا في دراستنا للفصل الرابع الإطار التطبيقي باستخدام السلاسل الاصلية لسلسلة أعداد التلاميذ بالصف الاول أساس .حيث تم تطبيقها على سلسلة زمنية (51) مشاهدة ومن كل ذلك استنتجنا من هذا مدى فعالية هذه الطرق والتي نضعها بين أيدي مسؤولي المؤسسة بغرض استعمالها لحساب التنبؤ ، حيث أن من إيجابيات هذه الطرق تم التعرف على النموذج التنبؤ (هو اختيار النموذج الأفضل، بعد الإجراء).

5-2 نتائج الدراسة

يستنتج من سياق البحث الآتي

1. تشكل سلسلة أعداد التلاميذ المقبولين بالصف الأول من التعليم الأساسي سياقاً عشوائياً غير مستقر واطهر اختبار Dickey and Fuller ، وجود جذر الوحدة، وقدأخِ ذ مرشح الفروق الأولي لجعلها مستقرة.
2. إن الشبكات العصبية المقترحة من السلاسل المولدة كانت الأفضل من منهجية بوكس وجنكيز المقترحة من السلاسل المولدة ، اذ إنها أعطت أقل قيمة لمعدل القيمة المطلقة وجذر متوسط مربعات الخطأ.
3. لاحظنا اختلاف نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية المقترحة من المولدة و طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية التقليدية وتبين من خلال ذلك أفضلية المقترحة ، حيث أظهرت نتائجها أدقة.
4. تفوق طريقة منهجية بوكس وجنكيز التقليدية علي طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية التقليدية كونها اعطت اقل قيمة مطلقة لمتوسط مربعات الخطأ.
5. وبمقارنة كل من منهجية بوكس وجنكيز لسلاسل الاصلية ومنهجية بوكس وجنكيز لسلاسل المعدلة، نجد أن منهجية بوكس وجنكيز لسلاسل الاصلية أفضل نسبيا من المعدلة وقد اتضح ذلك من قدرة الأولي علي إعطاء تنبؤات أقرب نسبيا إلي الواقع حيث كان التنبؤ منهجية بوكس وجنكيز لسلاسل

الاصلية لأعداد التلاميذ عام 2016(133457) تلميذ بينما كان التنبؤ في المعدلة لنفس العام (168640) تلميذ ,ونجد أن التنبؤ من السلسلة الاصلية أقرب نسبيا إلي القيمة الحقيقية لأعداد التلاميذ المسجلين بالصف الاول للعام 2015 الذي كان (131948) تلميذ .

6. وبمقارنة كل من منهجية بوكس وجنكينز لسلسلة الاصلية والشبكات العصبية لسلسلة الاصلية, نجد أن منهجية بوكس وجنكينز لسلاسل الاصلية أفضل نسبيا من الشبكات وقد اتضح ذلك من قدرة الأولي علي إعطاء تنبؤات أقرب نسبيا إلي الواقع حيث كان التنبؤ منهجية بوكس وجنكينز لسلاسل الاصلية لأعداد التلاميذ عام 2016(133457)تلميذ بينما كان التنبؤ في الشبكات نفس السلسلة لنفس العام (129267) تلميذ ,ونجد أن التنبؤ من منهجية بوكس وجنكينز لسلسلة الاصلية أقرب نسبيا إلي القيمة الحقيقية لأعداد التلاميذ المسجلين بالصف الاول للعام 2015 الذي كان (131948) تلميذ.

7. إن الشبكات العصبية المقترحة من السلاسل المولدة كانت الأفضل من طريقة منهجية بوكس وجنكينز المقترحة من السلاسل المولدة في السلسلة محل الدراسة التي طولها (40) مشاهدة وهو أقل من العدد الذي افترضه بوكس وجنكينز (50) لبناء نموذج جيد .

8. إن الشبكات العصبية المقترحة من السلاسل المولدة كانت الأفضل من طريقة منهجية بوكس وجنكينز المقترحة من السلاسل المولدة في السلسلة محل الدراسة غير الخطية وشبه الخطية.

9. إمكانها أن تحول أساليب التنبؤ إلى أداة قوية في رسم سياسة القبول. اتخاذ القرارات انطلاقا من الانحرافات الموجودة بين الأهداف والنتائج المحققة فعلا. الاستغلال العقلاني للطاقة البشرية والمادية المتاحة.

10. تأثر زيادة عدد العقد في الطبقة المخفية على كفاءة مخرجات الشبكة ويقل التأثير كما زاد عدد العقد عن (15)عقدة نلاحظ ذلك اذ إنها أعطت أقل قيمة لمعدل القيمة المطلقة لخطأ وجذر متوسط مربعات الخطأ وزادت عندما زاد عدد العقد الي (20) عقدة.

3-5 توصيات الدراسة: ومن خلال تملك النتائج السابقة خرجت الدراسة بالتوصيات الآتية:.

1. نوصي باستخدام النموذج الذي تم التوصل إليه في التنبؤ بأعداد التلاميذ المقترح انتسابهم إلى الصف الأول من التعليم الأساسي، واعتماد التنبؤات في وضع الخطط المستقبلية والسياسات لقطاع التعليم، ومن ثم الخطط المبنية عليها خلال السنوات القريبة.

2. يمكن استخدام تحليل بوكس و وجنكينز للتعرف على سلوك السلاسل الزمنية لأعداد التلاميذ المنضمين للمراحل الأخرى ومن ثم توفير المعلومات للإدارة مما يحقق مزيد من الوضوح عند وضع السياسات المستقبلية وذلك عندما يكون طول السلسلة الزمنية على أكبر 50 مشاهدة.

3. يمكن استخدام تحليل الشبكات العصبية في السلاسل الاقل من 50 مفردة في حالة عدم توفر البيانات .

4. سلوك السلاسل الزمنية لأعداد التلاميذ المنضمين للمراحل الأخرى ومن ثم توفير المعلومات للإدارة مما يحقق مزيد من الوضوح عند وضع السياسات المستقبلية وذلك عندما يكون طول السلسلة الاقل 50 مشاهدة.

5. ينبغي علي الباحث التأني في مرحلة التعرف وإمعان النظر عند اختيار النموذج المبدئي لأنه إذا تم اختياره بشكل صحيح فإنه يكون أقرب إلي اجتياز الفحوص التشخيصية ومن ثم إعطاء تنبؤات أقرب للواقع، وبالتالي يجب علي الباحث أن يكتسب قدر من المهارات التي تمكنه من اختيار النموذج الملائم لطبيعة البيانات.
6. نوصي باستخدام هذا المنهج في استنتاج النموذج القياسي وتطويره للتنبؤ بأعداد التلاميذ المتوقع انتسابهم إلى الصف الأول من كل عام، وذلك حسب تطور السلسلة الفعلية لأعداد التلاميذ.
7. يمكن استخدام طريقة الشبكات العصبية في السلاسل غير الخطية بينما تستخدم منهجية بوكس وجنكيز في معالجة مختلف أنواع البيانات الخطي و الموسمية.
8. توفير بيانات التعليم من خلال قواعد معلومات يتم ربطها مع وزارتي التربية و الجهاز المركزي للإحصاء
9. إنشاء نظام فعال للمراقبة القبول علي مستوي الوحدات الإدارية والمحليات . وتصميم نظام معلومات فعال لرصد جميع المعلومات المتعلقة بعدد التلاميذ المقبولين في كل عام .
10. العناية أكثر بتطبيق الطرق العلمية في التنبؤ والتقدير، فإذا اهتمت الإدارة بالتنبؤ بأعداد التلاميذ كل عام ، فإنه يكون في إمكانها أن تحول أساليب التنبؤ إلى أداة قوية في رسم السياسة التعليمية، واتخاذ القرارات انطلاقاً من الانحرافات الموجودة بين الأهداف والنتائج المحققة فعلاً.
11. نوصي بدراسة مفهوم (ملائمة النموذج) لبقية أنواع الشبكات العصبية ,ويمكن تعميم الدراسة إلى جميع أنواع نماذج التقنيات لأنها تعتمد على الأسس الرياضية لهذه التقنيات.

المصادر

أولاً: مصادر اللغة العربية
ثالثاً: مصادر اللغة الانجليزية

المصادر

أولاً : مصادر اللغة العربية

أ: الكتب:

1. البكري, عباس و غيث , السيد (2010)، تصميم منظومة لتمييز أنماط الإشكل الهندسية باستخدام الشبكات العصبية ،كلية العلوم-جامعة بابل (Hamming @ Max net) ص 1191-1192
2. البلداوي ,عبد الحميد (ب ت) ،الإحصاء للعلوم الإدارية والتطبيقية ،دار الشروق ،عمان، الطبعة الأولى
3. الحسيني , قصي حبيب الساعدي ، واحمد عبد الامير(ب ت) مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية ،جامعة الامام جعفر لصادق عليا السلام
4. الشراوي , محمد (1995)، الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية ، الكتاب الاول سلسلة علوم التكنولوجيا وحاسبات المستقبل ، مصر الجديدة القاهرة E.Mail 'Mahesh @ Egfrucvx ص344
5. العباسي ، عبد الحميد (2013) مقدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية وتطبيقات في العلوم الاجتماعية Spss ، جامعة القاهرة معهد الدراسات والبحوث الإحصائية قسم الإحصاء الحيوي والسكاني
6. العتوم .سيف و العاروري ,فتحي (2000م), الأساليب الإحصائية, الجزء الأول دار المناهج الطبعة الأولى
7. العلوم، علام زكي(2000), الشبكات العصبية، البنية الهندسية-الخوارزميات- التطبيقات"، الطبعة الأولى، شعاع للنشر والعلوم ، حلب، سوريا،
8. النعيمي ، قاسم (2005م) الاحصاء الوصفي في الحاسوب ، دار مجد الاولي للنشر والتوزيع عمان الاردن
9. برجم، نصي(2004), الإحصاء التطبيقي، دار العلوم للنشر و التوزيع، عنابه، الجزائر.
10. بري, عدنان (1422 هـ - 2002 م), طرق التنبؤ الإحصائي , (الجزء الأول) جامعة الملك سعود
11. جلاطو , جيلاني (1423 هـ 2003م) ,الإحصاء الوصفي تطبيقات عملية , دار المناهج الأردن - عمان الطبعة الأولى.
12. رندر، باري و ستير، رالف و بالاكريشان ، ناجراج(2007م), نمذجة القرارات وبحوث العمليات باستخدام صفحات الانتشار الالكترونية، تعريب مصطفى مصطفى موسى، دار المريخ للنشر، الرياض، السعودية
13. زهدي خواجة ، خالد(ب ت), السلاسل الزمنية ، المعهد العربي للتدريب والبحوث الإحصائية , بغداد، منشور إلكترونياً
14. شعراوي ،سمير (2005)،مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية "،الطبعة الأولى ،مركز النشر العلمي، جامعة الملك عبد العزيز .

15. فاندل , ولتر (1992م), السلاسل الزمنية من الوجة التطبيقية ونماذج بوكس وجنكينز , ترجمة عمر الرضي ,حامد عزام الرياض دار المريخ للنشر
16. قانة، اسماعيل (2011) ، الاحصاء الوصفي والحيوي ، دار اسامة للنشر والتوزيع/عمان الاردن
17. طلبة , فهمي وآخرون (1994م)، الحاسب والذكاء الاصطناعي ، القاهرة مطابع المكتب المصري الحديث
18. عبد السميع, احمد (4029 هـ), مبادئ الإحصاء , الطبعة الأولى
19. عبد الكريم , عبد العظيم وغالب , فوزية(2013م) ، استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ من انموذج الاقتصاد الكلي متعدد الابعاد في العراق, من 19960 - 2007، للعام
20. عزام ,عوض (2000) ، مبادئ الإحصاء ، دار صفاء للنشر و التوزيع ، عمان، ط 1
21. عطية, محمد عبد القادر (2000م) ،الاقتصاد لقياسي بين لنظرية و التطبيق ، الدار الجامعية، الإسكندرية ،مصر، الطبعة الثانية،
22. عوض ,عدنان و عزام , مفيد(2002م), طرق الإحصاء بالحاسوب , الطابعة الثانية منشورات جامعة القدس
23. محمد، حسام(2007م)، أساس المحاكاة الحاسوبية، مكتبة الملك فهد الوطنية، الرياض،.
24. محمد حسن، امتثال و محمد ,علي (2002م)، الاستدلال لإحصائي، الدار الجامعية، الإسكندرية الطبعة الاولى .
25. نيجنفتسكي , ميشيل (2004م)، الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية ، ترجمة محمد يحي عبد الرحمن ، الرياض دار المريخ
26. هيكل، عبد العزيز فهمي (1966م), مبادئ الأساليب الإحصائية, بيروت الطبعة الأولى
27. هلال، عمر وآخرون(1423 هـ - 2002م) ،مقدمة في الإحصاء ,دار المسيرة للنشر والتوزيع الطبعة الأولى

ب : البحوث والدراسات :

1. إبراهيم , فاطمة (2012), تحليل السلاسل الزمنية باتجاهين الذي يمثل نماذج بوكس وجنكينز والثاني نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بتصاريف الأنهار التي تغذي خزان الرصيرص. رسالة دكتوراه جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا كلية العلوم قسم الاحصاء السودان - الخرطوم إبراهيم , فاطمة (2012), تحليل السلاسل الزمنية باتجاهين الذي يمثل نماذج بوكس وجنكينز والثاني نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بتصاريف الأنهار التي تغذي خزان الرصيرص. رسالة دكتوراه جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا كلية العلوم قسم الاحصاء السودان - الخرطوم
2. احمد .جلال (2005) ، دراسة تخطيطية وتنبؤية لمبيعات الوقود للشركة الوطنية لتسويق وتوزيع المواد البترولية، مذكرة ماجستير غير منشورة، المدرسة العليا للتجارة، الجزائر

احمد سلطان محمد القره عوني واسراء عامر الحمداني ، استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية للتنبؤ
بسعر الفائدة رسالة ماجستير جامعة ديالى 2010

3. جبارة ، محمد (2012) نماذج بوكس وجنكينز و الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ لمنسوب النيل الأزرق في محطة ود مدني، رسالة دكتوراه جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا كلية العلوم قسم الإحصاء .
4. حمدي ، محمد و دنون ، كرم (2008م) ،تشخيص مرض التدرن الرئوي(السل) باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، الملثقي العلمي الاول لصناعة المعلومات رسالة ماجستير جامعة الموصل .
5. عاشور ، مروان (2014)الشبكات الاصطناعية المحسنة و نماذج بوكس - وجنكينز في تحليل السلاسل الزمنية لبيانات النفط الخام للمملكة العربية السعودية، رسالة دكتوراه ,جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا كلية العلوم قسم الإحصاء السودان - الخرطوم.
6. عبد الرحمن ، أسماء وآخرون (2008.-2009)، التنبؤ بأعداد الطلاب المسجلين في الفرقة الثانية لقسم الإحصاء بكلية الاقتصاد والعلوم السياسية في السنوات القادمة باستخدام أساليب تحليل السلاسل الزمنية بحث التخرج المستلزم للحصول على بكالوريوس الإحصاء، جامعة القاهرة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية قسم الإحصاء،
7. يعقوب ، عماد(2009) نماذج بوكس وجنكينز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية لقطاع الزراعة في السودان ، رسالة دكتوراه جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا كلية العلوم قسم الإحصاء السودان - الخرطوم

ج : المجالات والدوريات والمؤتمرات :

- 1- الزوبعي، عبيد (13 نوفمبر 2007) طريقة مقترحة لتشخيص نماذج السلاسل الزمنية، المؤتمر الإحصائي العربي الأول، عمان - الأردن
- 2- الطائي، فاضل و طلال ، زينة (2009)، نماذج الأنماط المتماثلة المضطربة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية مع التطبيق ،المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد (16) العام.
- 3- الطائي، فاضل (2007)، التنبؤ و التمهييد للسلاسل الزمنية استخدام التحويلات مع التطبيق ، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد(17) عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات - الإحصاء والمعلوماتية
- 4- العبيدي ، محمود (2000م) الشبكات العصبية الاصطناعية ، مجلة ابحاث الحاسوب المجلد (4) العدد (1) الجامعة التكنولوجية بغداد
- 5- المعهد العربي للتخطيط-الكويت،"أساليب التنبؤ "، www.arab-api.org/cours4/c4-1.htm . 2008
- 6- بدرى ، مسعود والمطوع ، أحمد وهادي ، عقيل ،(1996)، استخدام تحليل التمايز والشبكات العصبية في التنبؤ بدرجة اعتمادية العميل المصرفي ، المجلة العربية للعلوم الإدارية، الكويت مجلد (3) .
- 7- حازم ، عزة (2008)، استخدام الشبكات العصبية في التنبؤ للسلاسل الزمنية ذوات السلوك الاسي،

مجلة العراقية للعلوم الإحصائية. العدد (13) العام.

8- رمضان، حسام بن محمد حسام و الضلعان، عبدالله (2003) تطبيقات المحاكاة المحاسوبية في التخطيط والتدريب على ادارة الكوارث والازمات، مجلة البحوث الامنية العدد 22.

9- فهمى وآخرون(1994) نشرة في مقدمه الشبكات العصبية 27 Neural Networks، سبتمبر، 2013 (googl.com)

10- طعمه، سعاد (2012م). استخدام السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار ، مجلة الانبار للعلوم الاقتصادية والإدارية المجلة (4) العدد(8) السنة.

11- عبدالحميد،" العباسي (2005)، المقارنة بين أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية والاساليب الاحصائية التقليدية للتنبؤ بأعداد الوفيات الناتجة عن حوادث المرور بالكويت"، المجلة المصرية للسكان وتنظيم الأسرة ، معهد الدراسات والبحوث الإحصائية جامعة القاهرة

12- مطر، ظافر و اليأس ، انتصار (2013)، تحليل نموذج السلاسل الزمنية التدفق المياه الداخلة الي مدينة الموصل (دراسة مقارنة) ،المجلة العراقية للعلوم الاجتماعية، العدد(18)

13- يونس ، بسام(2005) أحد نماذج بوكس وجنكينز للسلاسل الزمنية للمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة في ولاية الخرطوم للفترة (1991-2001) ورقة عمل عام.

14- نزية ، مني(2004) ،استخدام نماذج السلاسل الزمنية والشبكات العصبية في التنبؤ بأسعار الأسهم في بورصة الأوراق المالية ج م ع المؤتمر السنوي التاسع والثلاثون في الاحصاء وعلوم الحاسب والمعلومات وبحوث العمليات ، المجلد الأول ،

15-نقار، عثمان و العواد ، منذر (2011)في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ Box-Jenkins منهجية دراسة تطبيقية على أعداد تلاميذ الصف الأول من التعليم الأساسي في سورية، كلية ا جامعة دمشق، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية-المجلد - 27 العدد الثالث .

ثانياً : مراجع اللغة الانجليزية:

1 - Box G, Jenkins G, (1970), Time Series Analysis, Forecasting and **Control**, San Francisco: Holden-Day.

2 - BOURBONNAIS REGIS(2004) : « Econometric », 6eme éd, DUNOD, Paris,

3-Suhui Deng and Bin Liu " Modeling and Forecasting demand for money in China,(1999) :cointegration and nonlinear analysis"**Journal of Annals Operations Research** Vol. 87 pp:177-189**Computational Intelligence**, Vol. 15 No. 3 ,

4 - Jeffery Wamger (2000)" Estimation the optimal scale of public investment: the case low-level Radioactive waste disposal facilities "**Journal of Regulatory Economics**, Vol. 17 No. 2,

- 5 - John Hanke and Arthur Reitsch (1991)" ***Understanding Business Statistics***" Richard D. Irwin Inc, Boston, .
- 6 - Regina Kaiser and Agustin Maravall (, without date)" ***Notes on time series analysis***ARIMA models and Signal Extraction " Banco , Spanish .

الملاحق