جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا

كلية الدراسات العليا

كلية العلوم

بحث بعنوان:

دراسة مقارنة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية المولدة والاصلية باستخدام منهجية بوكس –جنكينز و الشبكات العصبية الاصطناعية

Comparative Study of Forecasting of Counterfeit and Original Time Series. by Using Box-Jenkins methodology and Artificial Neural Networks

بحث مقدم لنيل درجة الدكتوراه في الإحصاء

إعداد الطالبة/

ثورة محمد عيسي الشيخ القدال

إشراف الدكتور/

احمد محمد عبد الله حمدي

1437هـ - 2016م

الاستهلال

قال تعالي: بسم الله الرحمن الرحيم

(ليعلم أن قد أبلغوا رسالات ربهم وأحاط بما لديهم

وأحصى كل شيءٍ عددا)

صدق الله العظيم

(الجن الآية (28))

الإهـداء

إلى :روح من لم يبخلوا علي بحبهم وعطفهم وعطائهموأسأل الله عز وجل أن يجعلني امتداداً لعملهم الصالح . (والدي العزيز و أمي الغالية واخواني(عيسي، عبد القادر) رحمهم الله.

إلى: أغلى ما تبقي لي في الوجود..إلى منبع المحبة والحنان إخواني (ابراهيم , حمد النيل ,عبد المنعم ,عثمان , مرتضي , خالد, صلاح) أطال الله في أعمارهم

إلى :من احتواني معها الرحم وتعلق بها الفؤاد ونمت محبتيلها اختي الغالية ام حاتم حفظها الله

الي: من أفتخر بهم وأعتز بوجودهم حولي وبهم تتم سعادتي اخواتي وأبنائي وبناتي الأعزاء

الي: الدكتور المعتصم عبد الرحيم رحمه الله

والي : جميع أهلي الطيبين بقرية البيلاوي

وإلى كل من يسأل عن تقدمي في إنجاز دراستي

لهم جميعا أهدي ثمرة جهدي.

ثـور

كلمة الشكر والتقدير

إن الشكر والحمد لله تبارك وتعالى الذي منحني من عنده القدرة لإنجاز هذا البحث، فإن كان فيها خير أصبت - وأرجو أن يكون كذلك - فذلك الفضل منالله، وا ن لم يكن فيه خير أو أخطأت، فذلك مما جنت يدي.-غفر الله لي. والصلاة والسلام علي خير الانام معلم البشرية سيدنا محمد وعلي آل بيته الطاهرين وصحبه الميامين. وبعد.

ومن لا يشكر الناس لا شكر الله، فالشكر موصول لكل إنسان قدم لي خيرا، وأبدأ: بوالدي اللذان جاهدا من اجلنا لنصل إلى ما نصبو له، الوالد الكريم رحمه الله وطيب ثراه، وأمي الغالية جعلها الله من نساء الجنة. كما أوجه شكري الخالص لإدارة جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا التي منحتني هذه الفرصة, جعلها الله في ميزان حسناتهم، والشكر أجزله إلى الدكتور: احمد محمد عبد الله حمدي، لإشرافه على هذا البحث فإنه ما بخل علي أبداً برعايته وتوجيهه فكان نعم الراعي المعين أطال الله عمره ,و الدكاترة في جامعة الدلنج و امدرمان الاسلامية لقبولهم لنشر الأوراق العلمية في مجلاتهم , والأستاذ والأخ العزيز : ابوبكر كلية الهندسة جامعة الخرطوم ، لتحمله القسط الأكبر من المساعدة في توليد السلاسل الزمنية في برنامج ماتلاب لإنجاز هذا البحث, والدكتورة الاخت: ليلي سوركتي كلية العلوم الرياضية جامعة الخرطوم لتواضعها ومساعدتها القيمة, والدكتور محمد جلال الأخ الرائع الذي كان لي نعم لأخ لوقوفه من خلفي يشد من أزري. الأساتذة بجامعة الجزيرة كلية العلوم الرياضية والحاسوب وأخص بالشكر الدكتور: محمد الحبر ,والدكتور: انور الزين جامعة امدرمان الاسلامية قسم الإحصاء و الشكر موصول لجميع أفراد أسرتي وأخص أخواني الأعزاء (إبراهيم ,حمد النيل .عبد المنعم ,عثمان ومرتضى) الذين لم يبخلوا علي بالتوجيه والعون والدفع الإيجابي و الزملاء :عماد ختم ونجوي فرح لكل جهودهم التي بذلوها معي . كما لا أنسى الزملاء :بوزارة التربية والتعليم ولاية الخرطوم. والاخوات في مكتبة كلية العلوم جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا لحسن المعاملة والاستاذ مسجل الدراسات العليا بجامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا .

واختم شكري هذا بالشكر والثناء للدكتور المربي الفاضل رحمه الله وطيب ثراه المعتصم عبد الرحيم وزير التربية والتعليم بولاية الخرطوم الأسبق جعل الله له كل خطوة خطئها في ميزان حسناته.

وأعتذر لكل من فاتني ذكره في مجال شكري هذا.

الدارسة

المستخلص

أن 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 .ومجمل القول أن التنبؤ بمستقبل التعليم يعد مدخلاً للتخطيط التربوي وصنع السياسات التعليمية .لذا كان لابد من التنبؤ بأعداد التلاميذ للسنوات القادمة ومن هنا تأتي مشكلة الدراسة.

استهدفت هذه الدراسة المقارنة بين كفاءة كل من منهجية بوكس وجنكينز واسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في السلاسل المولدة بأسلوب المحاكاة و السلاسل الاصلية , في عمل تنبؤ جيد ، مستخدماً المنهج الاحصائي المتقدم.واشتملت الدراسة علي جانبين رئيسين. أولاً الجانب التجريبي تم تصميم سبع خوارزميات لتوليد سلاسل زمنية بأسلوب المحاكاة استناداً علي تطبيقات منهجية بوكس -جنكينز قسمت لنماذج (انحدار ذاتي ,متوسطات متحركة ،مختلطة ،نماذج موسمية ونماذج غير خطية), من ثم تحليلها باستخدام منهجية بوكس –جنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية .وقد تمت مقارنه بين الاسلوبين في التنبؤ بالقيم المستقبلية، واثبت اسلوب الشبكات العصبية كفاءته في التحليل وذلك بإعطائه اقل قيمة لمتوسط مربعات الخطأ MSE ومعدل الخطأ المطلق MAPE. ثانياً في الجانب التطبيقي تم التطبيق علي سلسلة تلاميذ الصف الاول اساس من 1965 الي 2015 والسكان في السن الصف الاول أساس(ست سنوات) بولاية الخرطوم وقد تم تطبيق الأساليب الإحصائية المتعلقة بالسلاسل الزمنية للتأكد من استقرار وسكون السلسلة. من ثم تطبيق منهجية بوكس و جنكينز والشبكات العصبية. وفيما يتعلق بهذا بجانب فقد أعطى بوكس -جنكينز توقعات من2025-2016 ملاءمة. وكانت أكثر كفاءة من تلك التي قدمتها الشبكات العصبية. تم استخدام برنامج (E-views) لمنهجية بوكس و جنكينز و برنامج (MATLAB) لشبكات العصبية.

نتائج الدراسة:

1 -أن السلسلة الزمنية لتلاميذ الصف الاول اساس لولاية الخرطوم بالسودان غير ساكنة .

2- أن أفضل نموذج ينطبق على بيانات سلسلة تلاميذ الصف الاول اساس هو نموذج الانحدار الذاتي ARIMA(1,1,0) وكان الاختيار بناء على عدة معايير واختبارات من بين عدة نماذج.

3-أن أسلوب الشبكات العصبية في السلاسل المولدة أفضل من منهجية بوكس -جنكينز في السلاسل المولدة والشبكات العصبية في السلسلة الأصلية لإعطائها اقل قيمة لـ MSE و MAPE.

4 -وبمقارنة كل من منهجية بوكس -جنكينز لسلسلة الاصلية والشبكات العصبية لسلسلة الاصلية, نجد أن منهجية بوكس -جنكينز أفضل من الشبكات وقد اتضح ذلك من قدرة الأولي علي إعطاء تنبؤات أقرب نسبيا إلي الواقعو اقل قيم لـ MSE و MAPE.

5-ان زيادة العقد في الطبقة الخفية في الشبكات العصبية يكون له تأثير ويقل بعد عدد محدد من العقد

6 -خلصت الدراسة إلى وضع نموذج يمكن استخدامه في التنبؤ بأعداد التلاميذ، وتم التنبؤ بأعدادهم حتى عام 2025 ،وهذا ما يشكل قاعدة علمية لوضع خطط التعليم والخطط المرتبطة بها.

توصيات الدراسة :

1-نوصي باستخدام النموذج الذي تم التوصل إليه في التنبؤ بأعداد التلاميذ المقترح انتسابهم إلى الصف الأول من التعليم الأساسي، واعتماد التنبؤات لوضع الخطط المستقبلية والسياسات التعليم.

2 -يمكن استخدام تحليل بوكس-جنكينز للتعرف على سلوك السلاسل الزمنية لأعداد التلاميذ المنضمين للمراحل الأخرى ومن ثم توفير المعلومات للإدارة مما يحقق الوضوح عند وضع السياسات المستقبلية .

3 -يمكن استخدام تحليل الشبكات العصبية في السلاسل الاقل من50 مشاهدة. في حالة عدم توفر البيانات لتنبؤ بأعداد التلاميذ المنضمين للصف الاول بينما تستخدم منهجية بوكس -جنكينز في معالجة مختلف أنواع البيانات الخطية و و الموسمية.

4علي الباحث التأني في مرحلة التعرف وا ٍمعان النظر عند اختيار النموذج المبدئي لأنه إذا تم اختياره بشكل صحيح فانه يكون أقرب إلي اجتياز الفحوص التشخيصية ومن ثم إعطاء تنبؤات أقرب للواقع.

5- العناية بتطبيق الطرق العلمية ، فإذا اهتمت الإدارة بالتنبؤ بأعداد التلاميذ كل عام ، فإنه يكون في إمكانها أن تحول أساليب التنبؤ لأداة قوية في رسم السياسة, واتخاذ القرارات انطلاقا من الانحرافات بين الأهداف والنتائج.

Abstract

Sudan has a high population growth rate and is not expected to decrease in the future, and where the educational policy which is serious in universal education, it is expected to continue the increase in demand; this necessitates the need for planning how to meet that demand without forgetting the important level of quality educational services. In thus, to predict the future of education is a gateway for educational planning and making educational policies. So it was necessary to predict the numbers of pupils for the coming years, and here comes the problem of the study.

This study aimed to compare the efficiency of each of the Box and Jenkins methodology and style of artificial neural networks in generating strings style simulation and original series, the work of a good forecasting , using advanced statistical method. The study included two presidents . First experimental side were seven algorithms designed to generate time-series manner based on the simulation methodology Box -cenginz applications future values, and the style of neural networks proved its efficiency in the analysis divided models (self-regression, moving averages, mixed, models of seasonal and non-linear models), then analyzed using box -cenginz methodology and artificial neural networks. they were compared between the two modes in predicting and that by giving less value to the average error rate boxes (MSE) absolute error (MAPE). Secondly, the practical side has been the application of the first-graders series basis from 1965 to 2015 and the population ages first grade basis (six years) in Khartoum state has been applied statistical methods relating chained time to ensure the stability and stillness series. Then apply the Box and Jenkins methodology and neural networks. Box -cenginz With respect to this next gave forecasts Mn 2016-2025 convenient. It was more efficient than those provided by the neural networks. It has been using the program (E-views) in Box - Jenkins methodology and program (MATLAB)in neural networks.

Study outcomes:

1. Shall the time series for students in the first grade the basis of Khartoum State, Sudan is nonstationary.
2. The best model applies to first-graders series based data is the outoregression model ARIMA (1,1,0) and the choice was based on several criteria and tests of several models.
3. The neural networks in generating strings style is better than the Box -cenginz methodology in chains generated neural networks in the original series to give less valuable for MSE and MAPE.
4. Comparing both the Xbox -cenginz methodology of the original series and neural networks for the original series, we find that the Buckeyes -cenginz methodology is better than the networks us evident from the initial ability to give relatively closer to reality and forecast lower values for MSE and MAPE.

5. The increase the contract in the hidden layer in the neural networks have an effect and at least after a specified number of nodes
6. The study concluded to develop a model that can be used to predict the numbers of pupils, their numbers were to be predicted until 2025, and this is what constitutes a scientific base for the development of education plans and plans associated with them.

Study Recommendations :

1. We recommend using the model that has been reached in predicting the numbers of pupils proposed affiliation to the first grade of primary education, and the adoption of forecasts for the development of future plans and policies of education.
2. You can use the Box-Jenkins analysis to identify the time series of the number of pupils joined the other stages of the behavior and then provide information to management, achieving clarity when future policy development.
3. You can use the neural networks in the analysis of chains of at least 50 watch can be used. In the case of non-availability of data to predict the numbers of pupils joined the first grade while the Buckeyes -cenginz methodology used in various types of linear data treatment and seasonal.
4. The researcher must carefully identify and careful consideration when choosing the initial stage of the model because if chosen correctly, it will be closer to passing the diagnostic tests and then give predictions closer to reality.
5. Applying scientific methods care, if the administration focused on the prediction of numbers of students each year, it will be in a position to predict the turning powerful tool in the policy-making methods, and make decisions based on deviations between goals and results.

فهرس المحتويات

رقم الموضوع	الموضـــــــــــــــــــــــوع	رقم الصفحـــ
	الاستهلال	أ
	الإهداء	ب
	كلمة شكر	ج
	المستخلص باللغة العربية	د- هـ
	المستخلص باللغة الانجليزية	و- ز
	فهرس المحتويات	ح- ط
	فهرس الجداول	ي- ك
	فهرس الاشكال والرسومات البيانية	ل- م
	قائمة المختصرات	ن
الفصل الاول : المقدمة		
1-1	تمهيد	1
2-1	مشكلة الدراسة	1-
3-1	أهمية الدراسة	2
4-1	أهداف الدراسة	2
5-1	فروض الدراسة	2-
6-1	منهجية وأدوات الدراسة	3
7-1	مجتمع وحدود الدراسة	3
8-1	الدراســات السابقة	3
9-1	هيكلية الدراسة	4-
الفصل الثاني : الاطار النظري		
1-2	مفاهيم وأساسيات تحليل السلاسل الزمنية	8-
2-2	منهجية بوكس وجنكينز	17-
3-2	نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية	32-
4-2	اسلوب المحاكاة	60-
الفصل الثالث :الإطار التجريبي		
1-3	تمهيد:	63
2-3	توليد السلاسل زمنية حسب تطبيقات بوكس وجنكينز	63-
3-3	توفيق نماذج منهجية بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية	69-
4-3	مقارنة نتائج بوكس وجنكينز والشبكات العصبية الاصطناعية	87-
الفصل الرابع: الإطار التطبيقي		

1-4	تمهيد	89
2-4	بيانات لدراسة.	89-
3-4	تحليل الاحصائي للبيانات	91
4-4	تحليل البيانات بتطبيق منهجية بوكس ـ جنكينز	91-
5-4	تحليل البيانات بتطبيق نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية	96-
6-4	مقارنة النتائج	100-
	الفصل الخامس: النتائج والتوصيات	
1-5	تمهيد	105
2-5	نتائج الدراسة	105-
3-5	توصيات الدراسة	107-106
	المصادر	108-111
	الملاحق	

فهرس الجداول

رقم الجدول	**اسم الجداول**	**الصفحة**

1-2	كيفية تحديد رتبة النماذج بتاء الدالتي الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي	26
2-2	بعض المتغيرات الاحصائية وما يقابلها من الشبكات	53
3-2	الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (1)	65
2-3	الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (2)	66
3-3	الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (3)	66
4-3	الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (4)	67
5-3	الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (5)	78
6-3	الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (6)	69
7-3	الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للتجربة (7)	70
8-3	اختبار جذر الوحدة ,معيار ديكي فلولر في المستوي للبيانات للتجربة (1)	71
9-3	اختبار جذر الوحدة , معيار ديكي فلولر عند الفرق الاول (d1) للتجربة (1)	71
10-3	دالتي (ACF) و (PACF) وQ بعد الفرق الاول(d1) للتجربة (1)	72
11-3	معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q للتجربة (1)	72
12-3	اختبار جذر الوحدة .معيار ديكي فلولر في المستوي البيانات للتجربة (2)	73
13-3	اختبار جذر الوحدة , معيار ديكي فلولر عند الفرق الاول (d1) للتجربة (2)	73
14-3	دالتي (ACF) و (PACF) وQ بعد الفرق الاول(d1) للتجربة (2)	74
15-3	معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q للتجربة (2)	74
16-3	اختبار جذر الوحدة .معيار ديكي فلولر في المستوي البيانات للتجربة (2)	75
17-3	دالتي (ACF) و (PACF) وQ في المستوي البيانات للتجربة (3)	75
18-3	معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Ql للتجربة (3)	76
19-3	اختبار جذر الوحدة .معيار ديكي فلولر في المستوي البيانات للتجربة (3)	76
20-3	اختبار جذر الوحدة , معيار ديكي فلولر عند الفرق الاول (d1) للتجربة (4)	76
21-3	دالتي (ACF) و (PACF) وQ بعد الفرق الاول(d1) للتجربة (4)	77
22-3	معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q للتجربة (4)	77
23-3	اختبار جذر الوحدة .معيار ديكي فلولر في المستوي البيانات للتجربة (4)	78
24-3	اختبار جذر الوحدة , معيار ديكي فلولر عند الفرق الاول (d1) للتجربة (5)	78
25-3	دالتي (ACF) و (PACF) وQ بعد الفرق الاول(d1) للتجربة (5)	78
26-3	معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q للتجربة (5)	79
27-3	دالتي (ACF) و (PACF) وQ بعد الفرق الاول(d1) للتجربة (6)	80
28-3	معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q للتجربة (6)	80
29-3	معايير معدل الخطأ و معدل الخطأ المطلق واختبار Q للتجربة (7)	81
30-3	نتائج أسلوب بوكس وجنكينز للتجربة (7)	82
31-3	معايير تستخدم في تدريب الشبكة (Train Network)	84
32-3	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (1)	85
33-3	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (2)	85
34-3	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (3)	85
35-3	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (4)	86
36-3	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (5)	86
37-3	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (6)	87
38-3	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (7)	87
39-3	نتائج أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية المعدلة	88
40-3	نتائج منهجية بوكس وجنكينز وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية المعدلة	89
1-4	بعض المقاييس الوصفية لبيانات أعداد تلاميذ الصف الاول أساس:	90

2-4	اختباري كالمجروف - سمر نوف	91
3-4	دالتي (ACF) و(PACF) قبل سكون السلسلة محل الدراسة	92
2-4	اختبار جذر الوحدة معيار ديكي فلولر في المستوي للبيانات السلسلة (Zt)	92
3-4	ختبار جذر الوحدة, معيار ديكي فلولر الموسعِ عند الفرق الاول (d1) ل (Zt)	93
4-4	دالتي (ACF) و (PACF) وQ بعد الفرق الاول(d1)	94
5-4	النموذج الافضل في اسلوب بوكس وجنكينز التقليدي:	95
6-4	نموذج مربعات الخطأ (اختبار بارك)	96
7-4	اختبار وايت	96
8-4	اختبار ارش	96
9-4	نسبة المعدل المطلق للخطأ (MAPE) وجذر معدل تربيع الخطأ (RMSE) للمقارنة	96
10-4	عدد التلاميذ المتنبأ به مع حدي الثقة وفق النموذج ARIMA(1,1,0)	97
11-4	نتائج متطابقة ثيل	97
2-4	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (1)	99
3-4	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم 2()	100
4-4	نتائج المعايير الاحصائية للشبكات تجربة رقم (3)	100
5-4	معايير الخطأ للشبكة العصبية التقليدية بأعداد مختلفة للعقد في الطبقة الخفية	101
6-4	قيم معاملات الارتباط الذاتي و الذاتي الجزئي لأخطاء الشبكة العصبية المثالية	101
7-4	التنبؤ بالقيم المستقبلية لتلاميذ الصف الاول تحت موثقية 95% باستخدام الشبكات	102
8-4	مقارنة النتائج السلاسل التقليدية لمنهجية بوكس وجنكينز والشبكات العصبية	102
1-4	مقارنة نتائج السلاسل التقليدية والمقترحة لمنهجية بوكس وجنكينز و الشبكات	102
2-4	المقارنة بين منهجية بوكس وجنكينز اسلوب الشبكات العصبية	105-104

فهرس الاشكال والرسومات البيانية

رقم الشكل	اسم الشكل	الصفحة
1-2	المسار الانسيابي لتحليل السلاسل الزمني مراحل طريقة بوكس وجنكينز	31
2-2	تمثيل تفصيلي لخطوات تطبيق منهجية بوكس وجنكينز	31
3-2	شبكات انحياز معامل الخطأ ودواله	34
4-2	نموذجًا لا خطيًا بسيطًا للعصبون الاصطناعي	35
5-2	نموذجًا لا خطيًا بسيطًا للعصبون الاصطناعي	35
6-2	مثال توضيحي لكيفية عمل الشبكة العصبية	36
7-2	شبكة مكونة من طبقتين ذات اتجاه امامي	36
8-2	شبكة Elman	37
9-2	موذجاً سيطاً للشبكة العصبية الاصطناعية	39
10-2	مكونات العصبون	40
11-2	تمثيل نموذج لعصبون صناعي	40
12-2	الوصف الرياضي للعصبون	41
13-2	اشير دوال التنشيط	42
14-2	الشبكة ذات الطبقة الواحدة الأمامية	43
15-2	نموذج الشبكات وحيدة الطبقة	44
16-2	معمارية الشبكات متعددة الطبقات	44
17-2	Basic flow for designing artificial neural network model	49
18-2	Sample Linear Regression	53
19-2	Multivariate Multiple Linear Regression	53
20-2	النموذج عبارة عن انحدار أسي	53
21-2	نموذج انحدار غير خطي بسيط	53
22-2	كيفية حساب مرحلة التغذية الأمامية المتعددة	56
23-2	كيفية حساب مرحلة التغذية الأمامية	56
24-2	شكل توضيحي لمرحلة الانتشار الخلفي	57
25-2	شبكة الانتشار للخلف في ثلاث طبقات	59
26-2	نماذج المحاكاة	61
1-3	Plot of variable:AR1_=0,9ϕ .CV1	65
2-3	Plod of variable:AR_0,5	66
3-3	Plod *of variable :AR_=0,3 = ϕ ϕ, 0*,6	67
4-3	Plot of variable:MA_1	67
5-3	Plot of variable ARMA(1,1)	68
6-3	Plot of variable SEASONAL	69
7-3	Plot of nonlinearity AR-CV-25	70
8-3	سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d1) للتجربة (1)	71
9-3	سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d1) للتجربة (2)	73
10-3	يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d1) للتجربة (3)	75
11-3	سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي للتجربة (4)	76
12-3	سكون للسلسلة الزمنية عند المستوي للتجربة (5)	78
13-3	منحني التوافق للنموذج المقدر للتجربة(6)	80
14-3	منحني التوافق للنموذج المقدر للتجربة(7)	81
15-3	الرسم البياني لسلوك الخطأ حسب معيار معدل الخطأ المطلق	85
16-3	الرسم البياني لسلوك الخطأ حسب معيار معدل الخطأ المطلق في الشبكات	88

17-3	الرسم البياني لسلوك الخطأ حسب معيار معدل الخطأ المطلق للأسلوبين	89
1-4	عداد تلاميذ الصف الاول أساس في سنوات الدراسة الفترة من 1965 -2015 م	91
2-4	يوضح سكون للسلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق الأول (d1)	93
3-4	الارتباط الذاتي والذاتي الجزائي للبواقي	95
4-4	القيم الفعلية لتلاميذ الصف الاول مع قيم السلسلة المتنبأ بها و حدي الثقة	97
5-4	البنية المعمارية للشبكة العصبية لسلسلة	98
6-4	يمثل الرسم البياني لمعدل الخطأ المطلق لأسلوب الشبكات حسب عدد العقد المخفية	100
7-4	منحي التوافق لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية التقليدية المقدرة	101
8-4	الرسم البياني لقيم التنبؤ لنموذج الشبكة العصبية الاصطناعية التقليدية المقدرة	101
9-4	الرسم البياني لمقارنة السلاسل التقليدية لمنهجية بوكس وجنكينز ونماذج الشبكات	102

قائمة المختصرات

الاختصار	الاسم باللغة العربية	الاسم باللغة الانجليزية

AR	نموذج الانحدار الذاتي	Auto Regressive Model
ARMA	نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة	Auto Regressive and Moving Average Model
ARIMA	نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية	Auto Regressive and Moving Average Integrated Model
SAR	نموذج الانحدار الذاتي الموسمي	Seasonal Auto Regressive Model
SMA	نموذج المتوسطات المتحركة الموسمي	Seasonal Moving Average Model
LBQ	إحصائية Q أو اختبار	Ljung – Box Statistic
ACF	دالة الارتباط الذاتي	Auto Correlation Function .
PACF	دالة الارتباط الذاتي الجزئي	Partial Auto Correlation Function
LSM	طريقة المربعات الصغري	Least Square Method
MLE	طريقة الامكان الاكبر	Maximum Likelihood Method
BJ	بوكس -جنكينز	Box- Jenkins Model
ANN	الشبكات العصبية الاصطناعية	Artificial Neural Networks
IL	طبقة المدخلات	Input Layer
OL	طبقة المخرجات	Output Layer
HL	الطبقة الخفية	Hidden Layer
AIC	معيار اكايكي للمعلومات	AKiake Information Coefficient
BIC	معيار بيزني للمعلومات	BAYESIEN INFORMATION CRITERION) SCHWART
LF	الدالة اللوجستية	Logistic Function
GRNN	شبكات الانحدار العام	General Regression N N
PE	وحدات المعالجة	Processing Elements
BPA	خوارزمية الانتشار السريع	Back Propagation Algorithr
HLA	خوارزمية التعلم الهيباني	Hibbian Learning Algorithm
CLA	خوارزمية التعلم التنافسي	Competitive Learning Algorithm
BPN	شبكات الانتشار الخلفي	Back Propagation Networks
MLP	شبكات البير سبترون متعدد الطبقات	Multi layers perceptron
RNN	شبكات الاسترجاع الخلفي	Recurrent Neural Networks
RBF	شبكات دالة القاعدة الإشعاعية	Radial Basis Function
MAE	متوسط الخطأ المطلق	Mean Absolute Error
MARE	متوسط الخطأ المطلق النسبي	Mean Absolute Relative Erro
SME	مجموع مربع الخطأ	mean squared error
RSME	جذر مجموع مربع الخطأ	The Rot mean squared error