جامعة يحيى فارس بالمدية
كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير
قسم العلوم الاقتصادية

الموضوع:

التنبؤ باستهلاك الكهرباء باستخدام منهجيتي بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية
حالة سونلغاز المدية (2022/2014)

مذكرة مقدمة ضمن متطلبات الحصول على شهادة الماستر في العلوم الاقتصادية

تخصص: اقتصاد كمي

من إنجاز الطالب:
تونسي عثمـــان

تحت إشراف الأستاذ:
د. هدروق أحمد

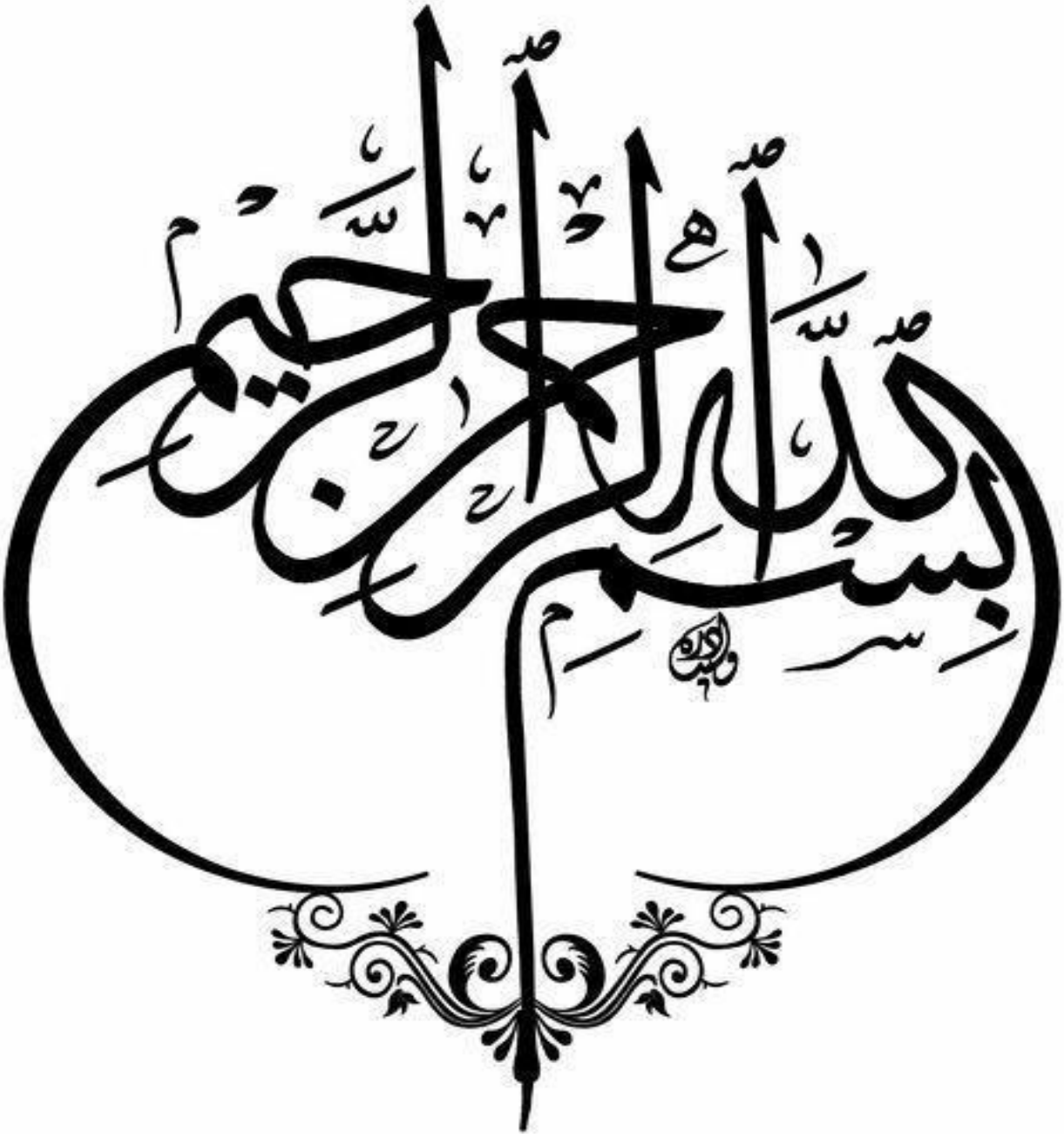
أعضاء لجنة المناقشة

د. صغيري سيد علي ..... رئيسا

د. هدروق أحمد ..... مشرفا

د. جغلاف علي ..... ممتحنا

السنة الجامعية: 2023-2024


بسم الله الرحمن الرحيم

تشكرات

وما توفيقي إلا بالله عليه توكلت، فاللهم لك الحمد والشكر

أتوجه بجزيل الشكر إلى كل من ساهم في هذا العمل وأخص بالذكر

الأستاذ: هدروق أحمد والأستاذ: صغيري سيدعلي

وإلى كافة أساتذة جامعة المدية قسم العلوم الاقتصادية

فجزاهم الله عنا كل خير



الإهداء

إلى والدي الكريمين أطال الله في عمرهما

إلى عائلتي الصغيرة زوجتي وأبنائي ماريا وعبد الحي

إلى الأستاذ المشرف هدروق أحمد

أهدي هذا العمل



الملخص

تناولت في هذا البحث التعرف على خطوات ومراحل منهجيتي بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية على المستوى النظري والتطبيقي، لبناء افضل نموذج يساعد على التنبؤ بالكميات المستهلكة من الكهرباء للضغطين المتوسط والمنخفض، فبالنسبة للاستهلاك المتوسط تم اعتماد منهجية بوكس جينكينز لبناء نموذج قياسي للتنبؤ وبعد مقارنة عدد من النماذج المرشحة تبين أن النموذج الأمثل هو $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ لاجتيازه مختلف عمليات الفحص والتشخيص بدرجة جيدة إحصائيا مقارنة بغيره من النماذج الأخرى، مما يجعله جيدا للتنبؤ ووجدنا أن القيم التنبؤية تتبع نفس سلوك السلسلة الأصلية.

أما بالنسبة للاستهلاك المنخفض تم تطبيق منهجية الشبكات العصبية الاصطناعية، وكان الهدف من الدراسة معرفة مدى فعالية الشبكات العصبية وخوارزميات الذكاء الاصطناعي في بناء نموذج رياضي يتم استخدامه في التنبؤ من خلال دراسة قياسية لبيانات شهرية باستخدام برمجة Python، لينتج لنا نموذج يستخدم تحليل شبكة الذاكرة القصيرة الطويلة المعقدة LSTM، كما اشارت النتائج إلى فعالية وكفاءة الشبكة العصبية المعقدة في التنبؤ الدقيق باستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض.

كلمات مفتاحية:

التنبؤ، السلاسل الزمنية، بوكس جينكينز، الشبكات العصبية الاصطناعية.

Summary

In this research, I examined the steps and stages of the seasonal Box Jenkins methodology and artificial neural networks at the theoretical and applied level, to build the best model for predicting the amounts of electricity consumed for medium- and low-pressure pressures. For average consumption, the Box Jenkins methodology was adopted to build a standard predictor model. After comparing a number of candidate models, the ideal model is $ARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ for passing various checks and diagnostics statistically well compared to other models, making it good to predict and finding that predictive values follow the same behaviour of the original chain.
For low consumption, the synthetic neural network methodology was applied, and the study aimed to determine the effectiveness of neuronets and artificial intelligence algorithms in building a mathematical model to be used in forecasting through a standard monthly data study using Python programming, to produce a model using LSTM analysis, and the results also pointed to the effectiveness and efficiency of the complex neural network in accurately predicting low-pressure electricity consumption.

Keywords:

Prediction, time series, Box Jenkins, synthetic neural networks.



فهرس المحتويات

فهرس المحتويات

العنـــوان	الصفحة
تشكرات	IV
الإهداء	IV
الملخص	
الفهرس	IV
قائمة الجداول	IV
قائمة الأشكال	IV
المقدمة العامة	**7-2**
الفصل الأول: الإطار النظري للدراسة	**32-9**
تمهيد	**9**
المبحث الأول: عموميات حول السلاسل الزمنية	**10**
المطلب الأول: مفهوم السلسلة الزمنية وأشكالها	**10**
المطلب الثاني: المركبات الجوهرية للسلسلة الزمنية	**13**
المطلب الثالث: الكشف عن مركبات السلسة الزمنية	**15**
المبحث الثاني: التنبؤ وفق منهجية بوكس جينكينز Box-Jenkins.	**20**
المطلب الأول: فكرة عامة حول منهجية بوكس جينكينز	**20**
المطلب الثاني: النماذج الخطية للسلسلة الزمنية	**21**
المطلب الثالث: مراحل منهجية بوكس جينكينز	**23**
المبحث الثالث: التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية.	**25**
المطلب الأول: مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية ومميزاتها	**25**
المطلب الثاني: مكونات الشبكات العصبية وأنواعها	**26**
المطلب الثالث: خطوات التنبؤ وفق الشبكات العصبية الاصطناعية ANN	**30**
خلاصة الفصل	**32**
الفصل الثاني: الدراسة التطبيقية للتنبؤ باستهلاك الكهرباء	**50-34**
تمهيد	**34**
المبحث الأول: تطبيق منهجية بوكس جينكينز على استهلاك الكهرباء الضغط المتوسط	**35**

المطلب الأول: التحليل الأولي للسلسلةMT	**36**
المطلب الثاني: بناء نموذج SARIMA باستخدام منهجية بوكس جينكينز الموسمية	**39**
المطلب الثالث: التمثيل البياني للسلسلتين الأصلية والمقدرة	**41**
المبحث الثاني: تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية على استهلاك الكهرباء الضغط المنخفض	**44**
المطلب الأول: الحزم المكتبية لبرمجة بايثونPython	**45**
المطلب الثاني: التمثيل البياني لبيانات السلسلةBT	**46**
المطلب الثالث: بناء النموذج للشبكة العصبية الاصطناعية	**47**
خلاصة الفصل	**50**
خاتمة عامة	**55-52**
قائمة المراجع	**59-57**

فهرس الجـداول

الرقم	العنـــوان	الصفحة
1.1	الشكل العام للتباين ودرجة الحرية والمتوسطات الحسابية	19
1.2	الاستهلاك الشهري للكهرباء الضغط المتوسطMT	35
2.2	مؤشرات إحصائية للبيانات	36
3.2	نتائج اختبار تحليل التباين للسلسلة MT	37
4.2	نتائج اختبار ديكي فولر المطورADF	38
5.2	مقارنة بين نماذج SARIMA المرشحة	39
6.2	المعايير الإحصائية للنموذج الأفضل	40
7.2	تقديرات معالم النموذج $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ المقترح	40
8.2	الاستهلاك الشهري للكهرباء الضغط المنخفض BT.	44

فهرس الأشكـــال

الرقم	العنـــوان	الصفحة
1.1	يمثل الحالة التجميعية	12
2.1	يمثل الحالة الجدائية	12
3.1	يمثل حالة الميل الموجب	13
4.1	يمثل حالة الميل السالب	13
5.1	منحنى يبين المركبة الفصلية	13
6.1	منحنى يبين المركبة الدورية	14
7.1	منحنى يبين المركبة العشوائية	14
8.1	نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية	26
9.1	شبكة عصبية وحيدة الطبقة	29
10.1	شبكة عصبونية ذات طبقتين.	29
1.2	التمثيل البياني للسلسلة MT	36
2.2	السلسلة MT بعد استخدام الفروقات الأولى العادية والموسمية	38
3.2	نتائج تحليل البواقي للنموذج $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	41
4.2	نتائج اختبار الدائرة الوحدية	42
5.2	المقارنة بين القيم الفعلية والمتنبأ بها	43
6.2	التمثيل البياني لاستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض BT	47
7.2	نتائج تدريب النموذج.	48
8.2	عرض أداء النموذج LSTM	49



المقدمة العـــامة

مقدمة عامة:

تعد الطاقة محركا رئيسيا لأي اقتصاد عالمي، ومن أبرز أشكالها نجد الطاقة الكهربائية والتي تتميز بوفرة استخدامها، وسهولة توليدها، وتعد من بين عوامل التنمية التي تسهم بشكل كبير في الرقي والازدهار في العصر الحديث، فالكهرباء أصبحت ضرورة ملحة في حياة المجتمع اليومية أو في الاقتصاد، و لا يمكن الاستغناء عنها والدليل الطلب المتزايد عليها سواء من قبل الأفراد أو المؤسسات، فالكهرباء تحظى باهتمام كبير في الاقتصاديات العالمية لما لها من دور كبير في تحسين المستوى المعيشي للسكان وكذا التطور الاقتصادي والصناعي فلا يمكن تصور وجود تطور بدون كهرباء.

تسعى الجزائر مثل العديد من الدول الأخرى، إلى تعزيز قطاع الطاقة الكهربائية من خلال الاستثمار المكثف في هذا المجال الحيوي، فعملت على فتح أبواب الاستثمار أمام الشركات المحلية والأجنبية لتطوير مشاريع كبيرة، لضمان استمرارية الخدمات ودعم النمو الاقتصادي، مما استدعى إنشاء مؤسسات وطنية عامة متخصصة في إنتاج وتطوير الطاقة الكهربائية مثل سوناطراك وسونلغاز بغية تحقيق هذه الأهداف.

فبالإضافة إلى كون الدولة تعمل منذ الاستقلال على توسيع شبكات الإنتاج والتوزيع الكهربائي تسعى كذلك جاهدة إلى إيصال الكهرباء والغاز إلى أغلبية مناطق الوطن وذلك عبر المؤسسة الوحيدة التي تنشط في هذا المجال – مؤسسة سونلغاز – والتي حلت محل الشركة الفرنسية كهرباء وغاز الجزائر التي كانت تنشط خلال فترة الاستعمار الفرنسي، فتتولى مسؤولية تلبية الحاجيات الوطنية من الكهرباء والغاز على الأمد البعيد، وتتحصل في المقابل على أرباح كغيرها من المؤسسات، كما أنها تهدف إلى ترشيد استعمال الطاقة الكهربائية والغاز والاقتصاد فيهما والتحذير من المخاطر الناجمة عنهما من خلال الإعلانات والومضات الإشهارية وغيرها من الوسائل.....

تُعد الطرق التنبؤية من أهم الدراسات الاقتصادية التي تقوم بها المؤسسات سعيا منها لتحقيق أهدافها وبناء استراتيجيتها، حيث تعتمد على القيم التاريخية لتقدير القيم المستقبلية،

بهدف اتخاذ القرارات السليمة والتقليل من حجم الضرر الذي يمكن للمؤسسة أن تتعرض له مستقبلا، ومن خلال بحثنا هذا سنحاول القيام بدراسة تطبيقية تتمثل في التنبؤ باستهلاك الكهرباء باستعمال نموذجين أحدهما قياسي باستعمال منهجية بوكس جينكينز Box-Jenkins والآخر رياضي متمثل في طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network ، وذلك بالاعتماد على سلسلتين زمنيتين للاستهلاك الشهري متحصل عليهما من مؤسسة توزيع الغاز والكهرباء للوسط –مديرية التوزيع بالمدية–.

الإشكالية:

استنادًا إلى ما تم ذكره سابقًا يبرز لدينا الإشكال التالي:

ما مدى أهمية أساليب التنبؤ المستخدمة في تقديم نتائج فعالة تساعد في تمكين المؤسسة من وضع استراتيجيات ناجحة للمستقبل؟

بناء على الإشكالية السابقة تبرز مجموعة من الإشكاليات الفرعية:

- ماهي المقاييس والأسس التي على إثرها يمكن تطبيق طريقتي بوكس جينكينز –Box Jenkins والشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network؟
- ما مدى قدرة طريقة بوكس جينكينز في إنشاء نموذج تنبؤ ملائم؟
- ما مدى كفاءة الشبكات العصبية الاصطناعية في تحقيق مستوى عالي من دقة التنبؤ؟

الفرضيات:

- يمكننا تطبيق طريقتي بوكس جينكينز Box-Jenkins والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ وفقا للمعطيات المتوفرة.
- تسمح منهجية بوكس جينكينز بتحقيق مستوى عال من دقة التنبؤ.
- الاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية يساهم في تحقيق دقة التنبؤ.

أهمية الدراسة

تتضح أهمية الدراسة من خلال طريقة تناولنا للموضوع والتي تشمل تقييم مدى كفاءة المنهجيتين المطبقتين في التنبؤ باستهلاك الكهرباء وقياس مدى أهمية استخدامهما، كما تنبع أهمية الدراسة أيضا من الاهتمام الكبير بموضوع الطاقة بشكل عام والكهرباء بشكل خاص باعتبارها محرك أساسي لأي نشاط اقتصادي.

الهدف من البحث:

قمنا بإنجاز هذا البحث بغية تحقيق جملة من الأهداف يمكن تلخيصها:

- تقريب وتوضيح المفاهيم الخاصة بمنهجيتي بوكس جينكينز Box–Jenkins، والشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network.
- أن تكون هناك قيمة مضافة على مستوى مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية من خلال تقديم منهجيتي تنبؤ يمكن الاعتماد عليهما في المستقبل.
- لفت انتباه المسؤولين في مديرية التوزيع بالمدية إلى ضرورة التركيز على مختلف الدراسات التطبيقية وأخذها بعين الاعتبار وتشجيع القائمين عليها لضمان استفادة كاملة من هاته الدراسات.

أسباب اختيار الموضوع:

- العمل على التحكم في تقنية التنبؤ سواء من خلال منهجية بوكس جينكينز Box-Jenkins أو الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network.
- امتلاك مؤسسة سونلغاز لقاعدة بيانات كبيرة بما أنها تنشط في مجال الكهرباء قبل الاستقلال إلى اليوم.
- الاهتمام المتزايد باستهلاك الكهرباء وكذا أدورها الحيوي في النهوض بالاقتصاد الوطني.

- معرفة شركة سونلغاز عن قرب والاحتكاك بإطاراتها أثناء التربص باعتبارها الشركة الوحيدة التي تنشط في مجال الكهرباء والغاز بالجزائر، واحتلالها المرتبة الثانية من بين الشركات الوطنية بعد سوناطراك من حيث الأهمية.
- امتلاك شركة سونلغاز لنظام تسيير يضاهي كبريات الشركات في العالم، والتعرف على أي أساس تعتمد عليه في بناء استراتجيتها المستقبلية.

كل هذا يجعل من التنبؤ باستهلاك الكهرباء موضوعا جديرا بالدراسة.

مجال الدراسة

المكاني: باعتبار أن مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية مكان إجراء التربص التطبيقي ومصدر للبيانات المتاحة، تعتبر ولاية المدية الإطار المكاني لهذه الدراسة.

الزماني: يتحدد الإطار الزماني للدراسة حسب البيانات المتاحة خلال الفترة من 2014/01/01 إلى غاية 2022/12/31 بالنسبة لاستهلاك الكهرباء الضغط المتوسط ومن 2007/01/01 إلى غاية 2022/12/31 بالنسبة لاستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض.

المنهج المتبع

للإلمام بالموضوع ومعالجة إشكاليته واختبار مدى صحة الفرضيات التي يقوم عليها، اعتمدنا على المنهجين الوصفي والتحليلي من خلال وصف بيانات السلسلة الزمنية وتحليل مختلف النتائج المتوصل إليها وذلك بتطبيق المنهجيتين المدروستين في الجانب النظري على البيانات المتحصل عليها من مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية، أي وصف وتحليل نتائج تطبيق منهجيتي بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية على السلسلتين الزمنيتين للاستهلاك الشهري للكهرباء للضغطين المتوسط والمنخفض على التوالي.

دراسات سابقة

توجد العديد من الأبحاث والدراسات التي تطرقت الى موضوع التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام منهجية بوكس جينكينز أو الشبكات العصبية الاصطناعية أو كلاهما نذكر على سبيل المثال:

1. دراسة الطالبة فاطيمة بوادو والتي جاءت تحت عنوان "**التنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية باستخدام نماذج السلاسل الزمنية وتقنيه الشبكات العصبية الاصطناعية. دراسة حالة مؤسسة سونلغاز – الشلف –**" وهي عبارة عن دراسة مقدمه لنيل شهادة الدكتوراه الطور الثالث ل م د في العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير بجامعة ابن خلدون – تيارت – تتناول هذه الدراسة تطبيق مجموعة من أساليب التنبؤ متمثلة في منهجيه بوكس جينكينز في جميع مراحلها والشبكات العصبية الاصطناعية (شبكه بير ستبون) لمعرفه مدى كفاءتها ودقة نتائجها، على قاعدة بيانات حقيقيه للمبيعات الشهرية لاستهلاك الكهرباء خلال الفترة 2006/1/1 الى غاية 2012/12/31 ومن ثم المفاضلة بين هذه الطرائق وتم التوصل الى ان منهجيه بوكس جينكينز اكثر كفاءه مقارنه بالشبكات العصبية.

2. دراسة كل من رهاد عماد صاليوا وطافر رمضان مطر والتي جاءت تحت عنوان: "**مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس جينكينز مع التطبيق**" وهي عباره عن مقال منشور في المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد 28 لسنة 2019، وتم في هذا المقال مقارنة دقة التنبؤ بين منهجية بوكس جينكينز وبعض الشبكات العصبية الاصطناعية وذلك بالتطبيق على بيانات مقدرة بـ 324 مشاهدة للمعدلات الحرارية الشهرية القصوى لمدينه الموصل لسنوات 2009/1983 ، وقد خلصت النتائج الى أن الشبكات العصبية ذات التغذية المتكررة أفضل من منهجيه بوكس جينكينز.

3. دراسة **الطالبة عتروس سهيلة** والتي جاءت تحت عنوان "**استخدام منهجيتي بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية بمؤسسة سونلغاز –حالة ولاية بسكرة–**" وهي رسالة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في علوم التسيير

تخصص الأساليب الكمية في التسيير. تهتم هاته الدراسة بدراسة استهلاك الطاقة الكهربائية على مستوى ولاية بسكرة والتنبؤ بقيمها المستقبلية من خلال تطبيق المناهج الكمية المتمثلة في بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية والمقارنة بين نتائجها وتم التوصل إلى أن منهجية بوكس جينكينز أكثر دقة في عملية التنبؤ.

هيكل الدراسة

وحتى يستوفي الموضوع حقه عمدنا إلى تقسيم بحدثنا هذا إلى فصلين فصل نظري وآخر تطبيقي وكل فصل مقسم إلى مباحث ومطالب وفق الخطة التالية:

- الفصل الأول: سنتطرق فيه إلى الدراسة النظرية للسلاسل الزمنية ونعرج من خلالها على منهجية بوكس جينكينز Box-Jenkins ، وكذلك إلى الجانب النظري للشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network.
- أما الفصل الثاني سنحاول تطبيق الطريقتين المتبعتين في عملية التنبؤ على استهلاك الكهرباء الضغطين المتوسط والمنخفض الخاص بمديرية التوزيع بالمدية.

الصعوبات

هناك مجموعة من الصعوبات التي واجهتها في إنجاز هاته المذكرة من أبرزها صعوبة التوفيق بين إنجاز المهام المتعلقة بالوظيفة وإنجاز المذكرة كما وجدت صعوبة في استخدام منصة غول كولاب باعتباري استخدمها لأول مرة كما عانيت من قلة الكتب والمراجع المتخصصة في مجال الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية في مكتبة الجامعة وهذا في حدود اطلاعي.



الفصل الأول:

الإطار النظري للدراسة



تمهيد:

تلعب دراسة السلاسل الزمنية دورًا هامًا في عملية التخطيط، فهي تساعد في تقييم تطور ونمو بعض المتغيرات عبر الزمن. يتمثل الهدف الأساسي من دراسة السلاسل الزمنية في التنبؤ بالمستقبل بناءً على البيانات التاريخية المشاهدة بعد تحليل سلوكها في الماضي. وبالتالي، فإن هدفنا الرئيسي هو استخدام هذه التنبؤات لأغراض بيداغوجية لمعرفة القيم المستقبلية لمتغير داخلي.

وعليه سنقوم في هذا الفصل بالتطرق إلى:

المبحث الأول: عموميات حول السلاسل الزمنية.

المبحث الثاني: التنبؤ وفق منهجية بوكس جينكينز Box-Jenkins.

المبحث الثالث: التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية.

المبحث الأول: عموميات حول السلاسل الزمنية

المطلب الأول: مفهوم السلسلة الزمنية وأشكالها:

1. مفهوم السلسلة الزمنية[1]:

السلسلة الزمنية هي مجموعة المشاهدات التي تتولد تباعا عبر الزمن، وتتميز بترتيب بياناتها وفقا للزمن، وأن المشاهدات المتتالية عادة ما تكون مترابطة و تعتمد على بعضها البعض أي أنها ليست مستقلة، وسيستغل عدم الاستقلال في التوصل إلى تنبؤات موثوق بها كما يستخدم الدليل السفلي tللإشارة إلى الترتيب الزمني للمشاهدة، لذا فإن X_t تمثل المشاهدة رقم t، كما أن X_{t-1} تمثل المشاهدة السابقة لها، بينما تمثل المشاهدة X_{t+1} المشاهدة التالية لها حيث:

X : المتغير ، t : الزمن

2. أشكال نماذج السلاسل الزمنية:

أ. **الشكل التجميعي:** يظهر العرض البياني للسلسلة الزمنية تشابها عبر فترات زمنية مختلفة. حيث تمثل في هذه الحالة قيم الظاهرة المدروسة مجموع قيم مركبات السلسلة الزمنية، ويمكن التعبير عن هذا الشكل رياضيا بالعلاقة التالية[2]:

$$X_t = T_t + C_t + S_t + U_t$$

حيث:

X_t : تمثل قيمة الظاهرة المدروسة في الفترة t.

T_t : تمثل قيمة مركبة الاتجاه العام الفترة t.

C_t : تمثل قيمة المركبة الدورية في الفترة t.

S_t : تمثل قيمة المركبة الفصلية في الفترة t.

---

[1] عبد العزيز شرابي " طرق إحصائية للتوقع الاقتصادي"، ديوان المطبوعات الجامعية، الساحة المركزية، بن عكنون 2005، ص 20-21.

[2] جاك لوكايون، كريستيان لابروس، " الإحصاء الوصفي"، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر، 1988، ص: 278.

U_t : تمثل قيمة المركبة العشوائية في الفترة t.

ب. **الشكل المضاعف (الجدائي):** يظهر العرض البياني للسلسلة الزمنية متزايد في شكل تزايد متوالية هندسية، حيث تمثل في هذه الحالة قيم الظاهرة المدروسة جداء مركبات السلسلة الزمنية، ويمكن التعبير عن هذا الشكل رياضيا بالعلاقة التالية:

$$X_t = T_t \times C_t \times S_t \times U_t$$

وللحصول على الشكل التجميعي انطلاقا من الشكل الجدائي نقوم بإدخال اللوغاريتم على المعادلة:

$$X_t = T_t \times C_t \times S_t \times U_t$$

فتصبح:

$$\text{Log } X_t = \log T_t + \log C_t + \log S_t + \log U_t$$

ج. **الشكل المختلط**[1]: هو مزيج بين الشكلين التجميعي والجدائي، ويمكن التعبير عنه رياضيا بالعلاقة:

$$X_t = S_t \times T_t + S_t \times C_t + S_t \times U_t$$

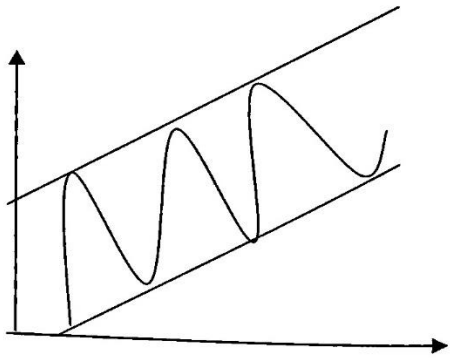
3. تحديد شكل السلسلة الزمنية:

- ✓ **الأسلوب البياني:** يمكن تحديد شكل السلسلة الزمنية من خلال الرسم البياني لها فالشكل التجميعي تنحصر ذبذباتها بين خطين متوازيين ، بينما تكون ذبذبات السلسلة الجدائية غير ثابتة الشدة (تباين متزايد) وبالتالي فإنها تقع بين خطين منفرجين كما يظهر في الشكلين التاليين[2]:

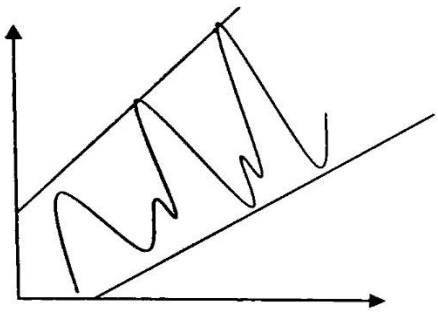
[1] Regis Bourbonnis, Michel Tirraza, « Analyse des séries temporelle en économie », 1998, P : 18

[2] مولود حشمان " نماذج وتقنيات التنبؤ قصير المدى"، الجزائر ديوان المطبوعات الجامعية 1998، ص 36.

الشكل رقم (1.1): يمثل الحالة التجميعية



الشكل رقم(2.1): يمثل الحالة الجدائية



✓ **الأسلوب الإنحداري (الإحصائي):** وهو مبني على أساس تقدير المعادلة:

$\sigma_i = \alpha + b\,\bar{X}_i$

m: يمثل عدد السنوات $i = 1,2\ldots.m$

أين $\bar{X}_1 = \frac{1}{p}\sum_{j=1}^{p} X_{ij}$ $j= 1,2\ldots\ldots p$

$$\sqrt{\frac{1}{p}\sum_{j=1}^{p}(X_{ij}-\bar{X}_\iota)^2}$$

يمكن تقدير المعلمة المهمة بالمربعات الصغرى في العلاقة أعلاه كما يلي[1]:

$$\hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^{m}\delta_i\,\bar{X}_i - m\bar{\delta}\bar{\bar{X}}}{\sum_{i=1}^{m}\overline{X_i^2} - m\overline{\overline{X^2}}}$$

مع العلم أن: $\bar{\bar{X}} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\bar{X}_\iota$ ، $\bar{\delta} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\delta_i$

وعليه فإنه:

- إذا كانت : $0.05 \le \hat{b} \le 0.10$ فإن السلسلة الزمنية مختلطة.
- إذا كانت: $\hat{b} < 0.05$ فإن السلسلة الزمنية تجميعية.
- إذا كانت: $\hat{b} > 0.10$ فإن السلسلة الزمنية جدائية.

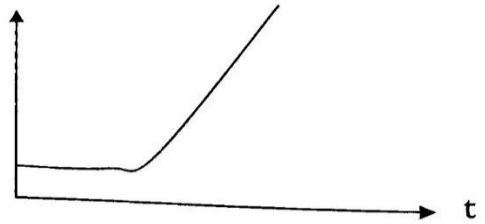
[1] مولود حشمان، نفس المرجع السابق، ص 37.

المطلب الثاني: المركبات الأساسية للسلسلة الزمنية

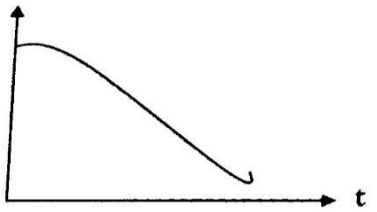
تشير إلى العناصر التي تتكون منها السلسلة الزمنية، وتستخدم في تحديد سلوكها في الماضي والمستقبل. يمكن تقسيم هذه المركبات إلى العناصر التالية:

1. **مركبة الاتجاه العام (The trend)[1] :** تشير إلى التغير بميل موجب أو سالب لمتغير اقتصادي عبر الزمن، وبالتالي فهي تعكس الاتجاه العام للظاهرة المدروسة، ويرمز له لاتينياً بالحرفT ويمكن أن يأخذ الشكلين:

الشكل رقم(3.1): يمثل حالة الميل الموجب

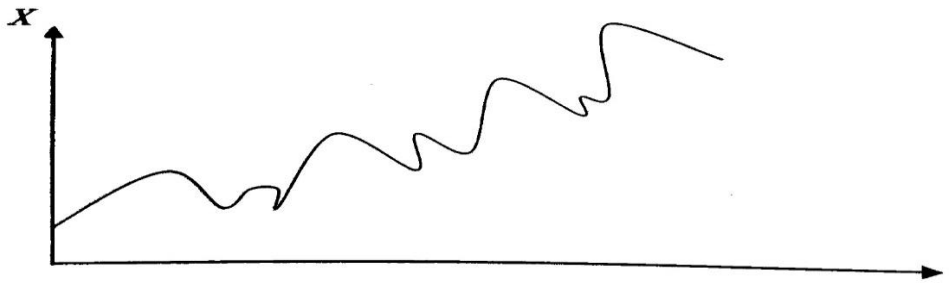


الشكل رقم(4.1): يمثل حالة الميل السالب



2. **المركبة الفصلية (الموسمية)(Seasonality)** : هي عبارة عن تأثيرات خارجية تطرأ على السلسلة الزمنية بطريقة منتظمة. يمكن تسميتها بالمركبة الدورية، ويرمز لها ب .S :تعتبر الفصلية من أبسط المركبات في مجموعتها من حيث التعامل وتحديد فترات وقوعها. كما أن عملية التوقع في هذه الحالات ترتكز على حجم المؤشر الفصلي وليس على فترة الحدوث. إن للمركبة الفصلية دورية كأن تمثل الشهور في المعطيات الشهرية أو الموسم في البيانات الفصلية والتي نرمز لها ضمن هذا الباب بالحرف اللاتيني S، أنظر الشكل:

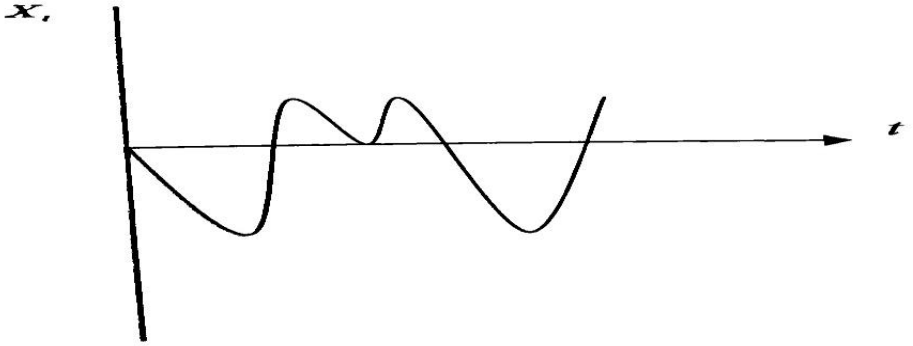
الشكل رقم(5.1): منحنى يبين المركبة الفصلية



[1] د.سمير مصطفى الشعراوي، " مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية"، مركز النشر العالمي، جامعة الملك عبد العزيز، جدة، 2005، ص 42-48.

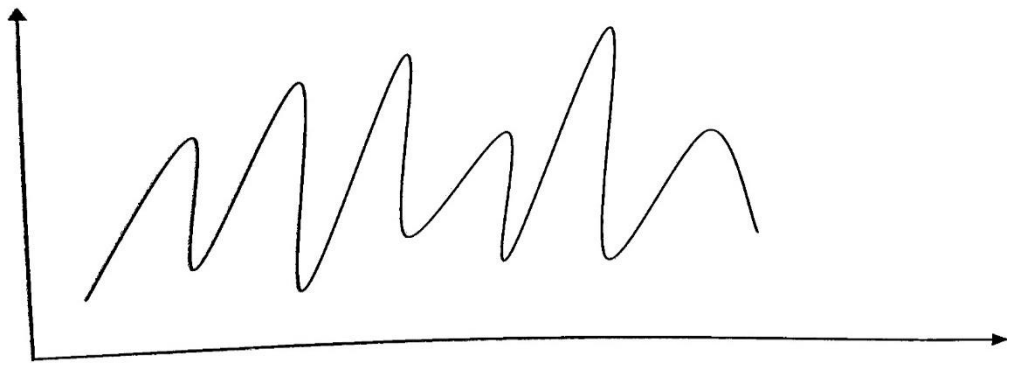
3. **مركبة الدورات الاقتصادية(cycles Business)** : تنعكس هذه المركبة في السلاسل الزمنية الطويلة الأجل، والتي تبرز أثر انتقال الأحوال الاقتصادية مثلا، من الكساد إلى الانتعاش فالرواج ثم الركود وهكذا، كما تمثل تأثير عوامل خارجية على السلسلة الزمنية بشكل منتظم، وهذه الظاهرة تختلف عن الدورية في أنها تحدث في مجال أكبر من سنة، في حركة دورية تظهر في السلاسل الزمنية الطويلة، يرمز لهذه المركبة بالرمز C، والشكل التالي يوضح ذلك[1]:

الشكل رقم (6.1): منحنى يبين المركبة الدورية



4. **المركبة العشوائية:** تعبر هذه المركبة عن التغيرات التي يصعب ضبطها والتحكم فيها، وهي ناتجة عن عوامل غير منتظمة ولا علاقة لها بعنصر الزمن، مثل: خلل في وسائل الإنتاج يؤدي إلى اضطراب في الإنتاج .... إلخ، وفي هذه الحالة تكون المركبة العشوائية ناتجة عن عوامل غير هامة ومستقلة، ويرمز لها بالرمز R، والشكل التالي يوضح المركبة العشوائية:

الشكل رقم (7.1): منحنى يبين المركبة العشوائية



[1] حامد الشمرتي، مؤيد الفضل، "الأساليب الإحصائية في اتخاذ القرار"، دار مجدلاوي للنشر والتوزيع، الأردن، 2005، ص:179.

المطلب الثالث: الكشف عن مركبات السلسة الزمنية

بإمكاننا التعرف على مركبات السلسلة الزمنية بيانيا أو إحصائيا.

1. الكشف عن مركبة الاتجاه العام

بيانيا: يتم الكشف عنها من خلال ملاحظة تغير ميل المنحنى البياني للسلسلة الزمنية سواء كان بالزيادة أو النقصان، ولكن تبقى نتائج الاختبار البياني غير كافية لذلك نلجأ للاختبارات الإحصائية.

إحصائيا: سنتطرق إلى الاختبارات الأكثر استعمالا

- **اختبار الجذور الأحادية:** يعمل اختبار ديكي فولر على البحث عن استقرارية السلسلة أو عدمها وذلك بمعرفة مركبة الاتجاه العام للسلسلة، فهو يعد من أهم الاختبارات حيث يسمح اختبار ديكي فولر من تحديد النوع الأول حسب قيمة p الأصغر الممثلة لمعاملات AIC، ويعتمد هذا الاختبار على ثلاث نماذج:

النموذج الأول: نموذج انحداري من الدرجة الأولى $X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varepsilon_t$

النموذج الثاني: نموذج انحداري ذو ثابت $X_t = \varphi_1 X_{t-1} + C + \varepsilon_t$

النموذج الثالث: نموذج انحداري ذو نزعة $X_t = \varphi_1 X_{t-1} + b_t + C + \varepsilon_t$

حيث: C: ثابت و b_t: مركبة الاتجاه العام.

وفرضية هذا الاختبار هي:

$$\begin{cases} H_0: \varphi = 1 \\ H_1: |\varphi| < 1 \end{cases}$$

إذا كانت الفرضية H_0 محققة في إحدى النماذج السابقة فإن السياق غير مستقر، لذلك نستعمل اختبارات القيمة$(\varphi_1 - 1)$ بدلا من φ_1 ، وفي المعادلات نستعمل ΔX_t بدلا من X_t أي $(X_t - X_{t-1})$ فتصبح النماذج كالتالي:

النموذج الأول:

$$X_t = \varphi_1 X_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$X_t - X_{t-1} = \varphi_1 X_{t-1} - X_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$\Delta X_t = (\varphi_1 - 1) X_{t-1} + \varepsilon_t$$

النموذج الثاني:

$$\Delta X_t = (\varphi_1 - 1) X_{t-1} + C + \varepsilon_t$$

النموذج الثالث:

$$\Delta X_t = (\varphi_1 - 1) X_{t-1} + C + b_t + \varepsilon_t$$

فتصبح الفرضية: $H_0: \varphi - 1 = 0$

حساب $\widehat{\varphi_1}$ القيمة التقديرية لـ φ_1 وذلك باستعمال طريقة المربعات الصغرى للنموذج (1) و (2) و (3)، الحساب بإحدى الطريقتين:

$$t_c = \frac{\widehat{\varphi_1} - 1}{\sigma \widehat{\varphi_1}} \quad \text{أو} \quad t_c = n(\widehat{\varphi_1} - 1)$$

ثم نقارن t_c و t_t فإذا كانت: $t_t < t_c$ نقبل الفرضية H_0، يوجد جذر أحادي والسياق غير مستقر، والعكس صحيح.

في حالة اختبار ديكي فولر المطور تتغير النماذج السابقة وتصبح:

النموذج الرابع:

$$\Delta X_t = (\varphi_1 - 1) X_{t-1} - \sum_{j=2}^{p} \varphi_j \Delta X_{t-j+1} + \varepsilon_t$$

النموذج الخامس:

$$\Delta X_t = (\varphi_1 - 1) X_{t-1} - \sum_{j=2}^{p} \varphi_j \Delta X_{t-j+1} + C + \varepsilon_t$$

النموذج السادس:

$$\Delta X_t = (\varphi_1 - 1) X_{t-1} - \sum_{j=2}^{p} \varphi_j \Delta X_{t-j+1} + C + b_t + \varepsilon_t$$

يتعدى اختبار ديكي فولر الكشف عن مركبة الاتجاه العام إلى تحديد الطريقة المناسبة لجعل السلسلة المدروسة أكثر استقرار وذلك من خلال معرفة نوع النموذج المدروس ما إذا كان من نوع DS أو TS.[1]

-**السياق من نوع DS:** ويأخذ الشكل $X_t = X_{t-1} + C + \varepsilon_t$ ويبرز عدم استقرارية عشوائية، ويمكن كتابتها كما يلي:

$$(1-B)^d X_t = C + \varepsilon_t$$

بحيث: C: ثابت حقيقي B: معامل التأخر d: درجة الفروقات

وفي الغالب تستعمل الفروقات من الدرجة الأولى في هذا السياق أي (d=1) ونكتب:

$$(1-B)X_t = C + \varepsilon_t \Leftrightarrow X_t + C + \varepsilon_t$$

ويأخذ هذا السياق شكلين:

1. إذا كان C=0 يسمى هذا السياق DS بدون ثابت ويكتب: $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$
2. إذا كان C≠0 يسمى هذا السياق DS بوجود ثابت ويكتب: $X_t = X_{t-1} + C + \varepsilon_t$

-**السياق من نوع TS:** يأخذ الشكل $X_t = f_t + \varepsilon_t$ ويبرز عدم استقرارية تحديدية، حيث:

f_t : دالة كثير حدود للزمن (خطية أو غير خطية).

ε_t : صدمات عشوائية.

وأكثر هذا السياق انتشارا يأخذ شكل كثير حدود من الدرجة الأولى ويكتب من الشكل:

$$X_t = \alpha_0 + \alpha_1 t + \varepsilon_t$$

وهذا السياق غير مستقر لأن المتوسط $E(x_t)$ متعلق بالزمن، لكن يمكن جعله مستقر بتقدير المعالم α_0، α_1 بطريقة المربعات الصغرى.

كلا النموذجين الذين سبق ذكرهما "TS و DS " غير مستقرين.

[1] Regis Bourbonnais, "**Econométrie**",6^{eme} édition, paris : 2005, P 229.230.

- **اختبار الفروقات:** يعتبر هذا الاختبار من الاختبارات الحرة والذي ينص مبدأه على اختبار الفرضية:

$$\begin{cases} H_0: \text{عدم وجود اتجاه عام} \\ H_1: \text{وجود اتجاه عام} \end{cases}$$

ويكشف من خلال حساب الفروقات $\Delta X_t = X_t - X_{t-1}$ عن وجود مركبة الاتجاه العام للسلسلة الزمنية، حيث: X_t تمثل قيمة السلسلة الزمنية وفقا للزمن t.

وبعدها نقوم بحساب عدد الفروقات الموجبة (S)، ويخضع لتوزيع طبيعي ذو أمل رياضي E(S) وتباين V(S) عندما يكون حجم العينة N أكبر من 12 ومنه:

$$S \rightsquigarrow (E(S), V(S)) \quad \text{حيث:}$$

$$E(S) = \frac{n-1}{2}$$

$$V(S) = \frac{n+1}{2}$$

ثم نقوم بحساب Z كما يلي: $Z = \frac{S - E(S)}{\sqrt{V(S)}}$

ونقارن قيمة بالقيمة المجدولة عند مستوى المعنوية α=5%.

- إذا كانت $|Z| > 1.96$ نرفض H_0 ونقول أن السلسلة تحتوي على مركبة الاتجاه العام.
- إذا كانت $|Z| < 1.96$ نقبل H_0 ونقول أن السلسلة عشوائية[1].

2. الكشف عن المركبة الفصلية

بيانيا: وذلك بالاعتماد على التمثيل البياني للسلسلة الزمنية، ففي حالة وجود قمم أو انخفاضات في نفس الفترات بشكل منتظم يمكننا اكتشاف وجود المركبة الفصلية.

إحصائيا: سنتطرق إلى الاختبار الأكثر استعمالا.

- **اختبار تحليل التباين:** يرتكز هذا الاختبار على نقطتين أساسيتين هما:

[1] H.kufman,"les chroniques de la prévision à court terme", paris ; 1975, P :120

- أن تكون X_t أي المعطيات حسب وذلك دورية: n=12 أو n=4.
- إقصاء مركبة الاتجاه العام قبل الشروع في الكشف.

وينص مبدأ اختبار الفرضية على:

$$\begin{cases} H_0: \text{عدم وجود المركبة الفصلية تأثير الشهر والسنة} \\ H_1: \text{وجود تأثير الشهر والسنة} \end{cases}$$

X_t لـ ملاحظة أو مشاهدة وكل لها علاقة بالشهر والسنة ونضع: $X_t = X_{ij}$ حيث:

مؤشر السنة $i=1\ldots\ldots\ldots n$ ، مؤشر الشهر $j=1\ldots\ldots\ldots m$

ومنه العدد الإجمالي للملاحظات $n\ X\ m$ حيث[1]:

$\bar{X}$: المتوسط العام للزمن على $n.m$ملاحظة $\bar{X} = \frac{1}{n.m}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} X_{ij}$

$\overline{X_J}$: المتوسط الحسابي لكل شهر $\bar{X}_J = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_{ij}$

$\overline{X_\iota}$: المتوسط الحسابي لكل سنة $X_i = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{m} X_{ij}$

V_t: التباين الإجمالي لـ X_t $V_t = \frac{1}{n.m}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(X_{ij} - \bar{X})^2$

جدول رقم (1.1): الشكل العام للتباين ودرجة الحرية والمتوسطات الحسابية

التباين	درجة الحرية	المتوسطات الحسابية
$V_M = S_M/(m-1)$	*m-1*	$S_M = n\sum_{j}^{m}\left(\bar{X}_J - \bar{X}\right)^2$
$V_A = S_A/(n-1)$	*n-1*	$S_A = m\sum_{i}^{n}(\bar{X}_\iota - \bar{X})^2$
$V_R = S_R/(m-1)(n-1)$	*(m-1)(n-1)*	$S_R = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}\left(X_{ij} - \bar{X}_\iota - \bar{X}_J - \bar{X}\right)^2$

[1] Regis Bourbonnis, Michel Tirraza, « Analyse des séries temporelle en économie applications à économie et à la gestion », paris ; 2004, P : 13

$S_T = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(X_{ij} - \bar{X})^2$	*n.m-1*	$V_T = S_T/(n.m-1)$

Source : Régis bourbonnais et Michel terraza" **Analyse des séries temporelles applications à économie et à la gestion"**, (paris : Dunod,2004) P.13

نقوم بحساب القيمة F_c ونقارنها مع F_{tab} للكشف عن وجود المركبة الفصلية حيث:

$$F_{tab} = F^a[(m-1),(n-1)(m-1)] \quad ، \quad F_c = \frac{V_M}{V_R}$$

إذا كانت:

- $F_c > F_{tab}$ نرفض الفرضية H_0 وهذا يعبر عن وجود المركبة الفصلية.
- $F_c < F_{tab}$ نرفض الفرضية H_1 وهذا يعبر عن عدم وجود المركبة الفصلية.

المبحث الثاني: التنبؤ وفق منهجية بوكس جينكينز Box-Jenkins

المطلب الأول: فكرة عامة حول منهجية بوكس جينكينز

طريقة بوكس جينكينز طريقة جد هامة، وهي تعتبر من أهم الإنجازات في ميدان نمذجة السلاسل الزمنية التي حققها الباحثان Box-Jenkins (1976)، ووضعت خصيصا لمعالجة السلاسل الزمنية المعقدة، وتميزت عن سائر الطرق الأخرى في كونها أنها تدخل إلى جانب التغيرات الموسمية، التغيرات العشوائية عند حساب التنبؤ، ويمكن اعتبارها طريقة جد غنية ودقيقة من الناحية المنهجية، واعتمد الباحثان في ذلك على نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة والنماذج المختلطة، وتتمثل عناصر هذه الطريقة فيما يلي:

1. **النموذج العشوائي المستقر[1]:** هو عبارة عن متتالية لمتغيرات عشوائية X_t مؤشرة بالزمن بحيث نتقيد فقط بحالة الزمن المنفصل ..t=…..-j….-1,0,1,…j يكون النموذج X_t مستقر عندما تكون بنية احتمالية مستقرة عبر الزمن كذا من أجل نموذج مستقر X_t جميع X_t لها نفس المتوسطات

[1] والتر – فاندل، "السلاسل الزمنية ونماذج بوكس جينكينز"، ترجمة: د.عبد المرضي حامد عزام، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية، 1992، ص82.

μ $(E(X_t) = \mu)$ ولها نفس التباين $(V(X_t) = \sigma^2)$ والارتباطات الذاتية مستقلة عن الفترة الزمنية لأجل كل تغيير لـ k.

2. **دالة الارتباط الذاتي:** من أجل الارتباطات بين المتغير X_t وقيمه السابقة $X_{t-2}, X_{t-1}, \ldots\ldots, X_t$ نعرف الارتباطات الذاتية والتي تعرف بالعلاقة التالية:

$$\forall (t,h) \epsilon Z^2 \quad p(h) = \frac{cov(X_t, X_{t+h})}{\sqrt{V(X_t)}.\sqrt{V(X_{t+h})}} = D \quad , \quad -1 \leq p(h) \leq 1$$

P(h): تسمى دالة الارتباط الذاتي للنموذج ومنحناها يسمى: corrélogramme

ويمكن تقدير معاملات الدالة FAC للنموذج المستقر X_t لـ h مشاهدة كما يلي:

$$\hat{p}(h) = \frac{\sum_{t=1}^{h}(X_t - \bar{X})(X_{t-h} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^{h}(X_t - \bar{X})^2} \qquad \forall h \geq 0$$

حيث أن:

$$\bar{X} = \frac{1}{h}\sum_{t=1}^{h} X_t$$

3. **دالة الارتباط الذاتي الجزئية[1]:** هذه الدالة تمكن من حساب معاملات الارتباط الذاتي الجزئية بين المشاهدات وفي فترات مختلفة، كما تسمح على الخصوص بتشكيل نماذج الانحدار الذاتي وتعرف رياضيا كما يلي:

$$Z(h) = \frac{cov[(X_t - X_t^*).(X_{t-h} - X_{t-h}^*)]}{v(X_t - X_t^*)}$$

حيث أن: $$v(X_t - X_t^*) = v(X_{t-h} - X_{t-h}^*)$$

X_t^* و X_{t-h}^* يمثلان انحدار كل من X_t^* و X_{t-h}^* على الترتيب، والتمثيل البياني لـ FACP للمشاهدات $X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-h+1}$ يسمى Partiel corrélogramme على الترتيب.

المطلب الثاني: النماذج الخطية للسلسلة الزمنية

[1] والتر – فاندل، "السلاسل الزمنية ونماذج بوكس جينكينز"، مرجع سابق. ص:136.

- **نماذج الانحدار الذاتي من الدرجة (p)**[1]: يطلق على كل نموذج مستقر نموذج الانحدار من الدرجة (p) ويكتب AR(p)، ويمكن صياغتها كالآتي:

$$\text{AR(p)}: X_t = \emptyset_1 X_{t-1} + \emptyset_2 X_{t-2} + \cdots\ldots\ldots + \emptyset_p X_{t-p} + \varepsilon_t$$

حيث: $\emptyset_i$: معاملات حقيقية و $i=1,2,\ldots\ldots,p$

ε_t : صدمات عشوائية.

- **نماذج المتوسطات المتحركة من الدرجة q**: تكون المشاهدات X_tفي هذه النماذج معرفة بواسطة حد الاضطراب الأبيض ε_t حتى الدرجة q، ويمكن صياغة النموذج على النحو التالي:

$$\text{MA(q)}: X_t = \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots\ldots\ldots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

حيث تتضمن منهجية بوكس جينكينز البحث عن الاضطراب الأبيض ε_t عن طريق البحث عن المعامل θ والذي يسمح بالمرور من ε_t إلى X_t.

- **نماذج مختلطة من الدرجة p,q**: وهي نماذج تتشكل من قسمين، قسم الانحدار الذاتي AR(p)، وقسم المتوسطات المتحركة MA(q)، ويمكن كتابتها على النحو التالي:

$$\text{ARMA(p,q)}: X_t = \emptyset_1 X_{t-1} + \cdots\ldots\ldots + \emptyset_p X_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \ldots\ldots\ldots - \theta_q \varepsilon_{t-q}$$

يكون النموذج ARMA(p,q) مستقرا إذا كان AR(p) مستقر.

- **نماذج مختلطة مركبة من الدرجة p ,d,q**:[2] تسمى نماذج الانحدار المتوسط المتحرك المعدل ويرمز لها بالرمز ARIMA(p,d,q)، وهو من النماذج المتجانسة غير المستقرة أو المختلطة المركبة من الدرجة (d)، ويكتب كما يلي:

$$\emptyset_p(d)(1-d)X_t = \emptyset(d)\varepsilon_t$$

[1] مولود حشمان، مرجع سابق، ص 130

[2] Régis bourbonnais et Michel terraza" Analyse des " op.cit., P.13

- حيث d: درجة التفاضل، ومنه تكون السلسلة ΔX_t مستقرة.
- **النماذج المختلطة للمركبات الفصلية من الدرجة p,d,q**: هذا النموذج يسمح بتعديل درجة الفروقات المرتبطة بالسلسلة الزمنية ذات المركبة الفصلية، ويرمز لها بالرمز SARIMA(p,d,q) وتعطى بالعلاقة التالية:

$$\Delta^d \emptyset_p(B) \nabla_s^d \emptyset(B^s) X_t = \theta_q(B) \theta_q(B^s) \varepsilon_t$$

حيث: ε_t تمثل صدمات عشوائية، $(1-B)^d = \Delta^d$ ، $(1- B^s) = \Delta_s$

S: تمثل الفترة الفصلية حسب طبيعة المعطيات، وتساوي 4 في حالة المعطيات الفصلية و12 في حالة المعطيات الشهرية.

المطلب الثالث: مراحل منهجية بوكس جينكينز

تعتبر طريقة بوكس جينكينز منهجية نظامية من أجل معرفة أو تشخيص أو تقدير واختيار النماذج وفي الأخير القيام بعملية التنبؤ، **كما** توضح منهجية بوكس جينكينز في تحليل السلسلة الزمنية الإجابة الإحصائية المشكلة المتعلقة باختيار القسم الواسع للنماذج ARIMA النموذج الأحسن والأمثل للسلسلة الزمنية المدروسة.

1. **مرحلة التعرف على النموذج[1]**: تعتبر أول مرحلة من مراحل التحليل الحديث للسلاسل الزمنية، يتم في هذه المرحلة اختيار رتب النموذج الثلاث الموافق لدراسة السلسلة، وتحديد واستخراج المعالم p ,d ,q وهي تكمن في المعادلة التالية:

$$(\mathbf{1} - \emptyset_1 \boldsymbol{B} - \ldots\ldots\ldots \emptyset_p \boldsymbol{B^p}) \boldsymbol{X_t} = (\mathbf{1} - \boldsymbol{\theta_1 B} - \ldots\ldots\ldots \boldsymbol{\theta_q B^q}) \boldsymbol{\varepsilon_t}$$

من أجل تحديد هذا نقوم باستعمال دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الجزئية، تحت فرضية أن X_t عبارة عن تحقيق لنموذج مستقر وذلك بعد إجراء عدة تحويلات متخصصة.

[1] د. سمير مصطفى الشعراوي، " مقدمة في التحليل ...." مرجع سابق ذكره، ص: 262.

تحديد واستخراج p وq يرتكز على شكل دوال الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة المحلولة ومنه:

- إذا كان corrélogramme الجزئي لديه p فقط والعبارات الأولى مختلفة عن الصفر وأن عبارات corrélogrammeالبسيط تتناقص ببطء فهنا نتكلم عن نموذج الانحدار الذاتي AR(p).
- إذا كانت دوال الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية لا تبدو متناقصة، فهنا نتكلم عن نموذج من الشكل ARMA، أين المعالم تابعة للشكل الخاص لـ corrélogramme.

2. **مرحلة تقدير المعالم:** تختلف طريقة التقدير باختلاف النموذج، حيث يتم استخدام طريقة المربعات الصغرى وذلك بتصغير الفرق بين المستويات الفعلية X_t والمقدرة $\widehat{X_{t-p}}$ ، كما يمكن استخدام طرق تقدير أخرى أكثر فعالية في تقدير نماذج ARMA(p,q) وMA(q) حيث تعتمد على اختيار المعلمات $\theta_1,\ldots\ldots\theta_p$ و $\alpha_1,\ldots\ldots\alpha_q$ والتي تعظم دالة معينة تسمى بدالة الإمكان الأكبر.
3. **مرحلة الاختيار:** تطبق مجموعة من الاختبارات على النموذج الهدف منها التحقق من مدى توافق النموذج المختار في المراحل السابقة مع المعطيات المتوفرة ومدى صحته وهي ثلاثة أشكال:

- **دراسة معالم النموذج:** من خلال استخدام اختبار ستودنت ليتم الإبقاء فقط على المعلمات التي تختلف جوهريا عن الصفر.
- **مقارنة النموذج:** باستعمال كل من المعيارين Akaike وSchwartz اللذان يسمحان بقياس قيمة النموذج، كما يساعدان في اختيار النموذج الذي يتميز بأصغر انحراف للبواقي.
- **اختبار البواقي:** يجب التأكد من أن بواقي عملية التقدير ε_t مستقلة فيمت بينها أي تحاكي تشويشا أبيضا، وهذا معناه أنه قد تم نمذجة جميع المركبات الجوهرية للسلسلة الزمنية.

4. **مرحلة التنبؤ:** هي آخر مرحلة بعد الحصول على النموذج النهائي، من خلال المراحل السابقة نمر إليها و تتمثل في التنبؤ.

المبحث الثالث: التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية

المطلب الأول: مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية ومميزاتها

1. مفهوم الشبكات العصبية الاصطناعية[1]:

عبارة عن تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة الأساليب التي يعتمدها الدماغ البشري في أداء مهام معينة، يتم ذلك من خلال معالجة كميات هائلة من المعلومات بشكل محاكاة العقل البشري، باستخدام وحدات معالجة بسيطة تُعرف بالعصبونات أو العقد، تتميز هذه الوحدات بخصائص عصبية، حيث تقوم بتخزين المعرفة والمعلومات التجريبية، مما يجعلها متاحة للمستخدم من خلال ضبط الأوزان، وذلك عن طريق الاستفادة من التطور الكبير في تقنيات الحاسوب وعلم الأعصاب لفهم آليات عمل العقل البشري.

2.مميزات الشبكات العصبية الاصطناعية:

- اعتمادها على أساس رياضي.
- معالجة البينات بسرعة أداء عالية، تمكنها من حل المشاكل المعقدة بشكل سريع وفعال، رغم كثرة الفرضيات وتغير المعلومات.
- التعرف على العلاقات غير الخطية بين المتغيرات وأخذها بعين الاعتبار عند تقديم النتائج.
- تتمتع بالقدرة على التعلم والتدريب، مما يسمح بتعليمها وتدريبها لتتمكن من التذكر والتكيف، وتقديم حلول للمشكلات المشابهة حتى في حالة نقص أو تشوش للمدخلات.

[1] مروان عبد الحميد عاشور، "استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية المحسنة ونماذج بوكس جينكينز في تحليل السلاسل الزمنية" أطروحة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في الإحصاء التطبيقي، كلية الدراسات العليا، جامعة السودان للعلوم والتكنلوجيا، السودان 2014، ص24.

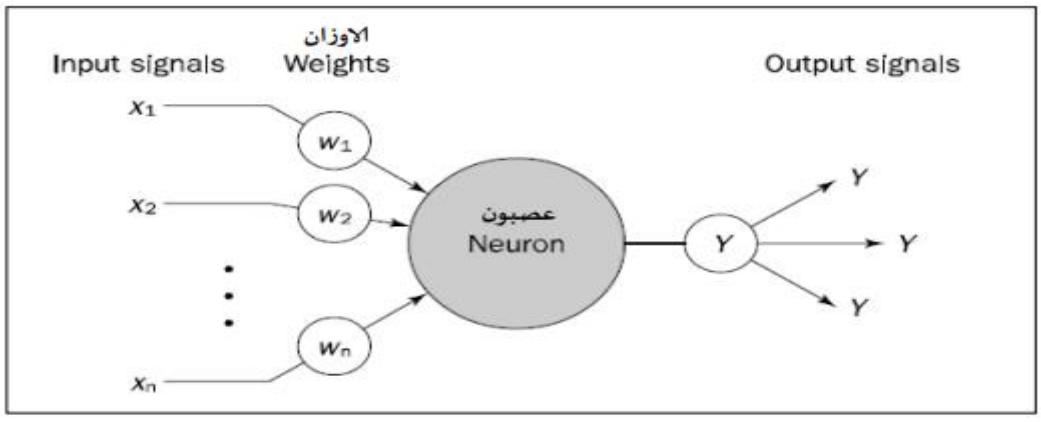
- تتمتع بالقدرة على حل المشكلات المعقدة دون الحاجة إلى توفير خوارزمية محددة للحل، وهو ما يميزها عن البرامج التقليدية التي تعتمد عليها بشكل كامل على الخوارزميات لإيجاد الحلول.
- تقدم حلولاً يصعب الحصول عليها باستخدام الطرق المنطقية أو التحليلية أو التقليدية التي تعتمد عليها النظم الخبيرة والبرامج التقليدية.

المطلب الثاني: مكونات الشبكات العصبية وأنواعها

1. مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية[1]:

العصبونات العصبية تتكون من مجموعة من وحدات المعالجة، يسمى أحدها عصبون، فكما أن للإنسان وحدات إدخال توصله بالعالم الخارجي ممثلة في حواسه الخمس، أيضا تحتاج العصبونات إلى وحدات إدخال ووحدات معالجة لضبط الاوزان من خلال مجموعة من العمليات الحسابية ومن ثم إخراج نتائج لتمريرها للعقد الأخرى، تحتوي الشبكة على طبقة واحدة فقط من وحدات الإدخال، ولكنها قد تحتوي على أكثر من طبقة من طبقات المعالجة، والشكل الموالي يوضح نموذجا لا خطيا وبسيطا للعصبون الاصطناعي:

الشكل رقم (8.1): نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية



Source : Michael Negnevitsky, op-cité, p168.

[1] محمد الشرفاوي، "الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية"، الكتاب الأول ضمن سلسلة علوم وتكنلوجيا حسابات المستقبل، مطابع المكتب المصري الحديث، سنة النشر غير مذكورة.

نلاحظ من الشكل السابق أن الخلية العصبية تتكون من:

- **المدخلات (input)**[1]: تتمثل وظيفة طبقة المدخلات في تزويد الشبكة بالبيانات وتغذيتها من خلال فجوات، حيث يمكن أن تكون هذه المدخلات على شكل بيانات خام أو مخرجات معالجة أخرى في طبقة المدخلات، لا تُجرى أي عمليات حسابية أو معالجة، بل تقتصر مهمتها على نقل البيانات عبر الوصلات إلى الطبقة الخفية أو إلى طبقة المخرجات في حال عدم وجود طبقة خفية، ويمكن تمثيل هذه العملية رياضيا باعتبار أن مخارج العصبونات السابقة للخلية العصبية الحالية هي:X1,X2,.....Xn، وبافتراض أن الأوزان من الشكل W1,W2,....Wn، وبذلك يكون الجزء المنقول لمدخل كل فرع هو WX.

- **جسم الخلية**: يقوم جسم الخلية بمجموعة من العمليات وهي كالآتي:

أ-عملية جمع للمداخل الموزونة: أول عملية تقوم بها وحدة المعالجة هي حساب مجموع المدخلات الموزونة القادمة على الوحدة، وذلك من خلال دالة الجمع لتأخذ الشكل:

$$S_i = W_1X_1 + W_2X_2 + \ldots . W_nX_n = \sum_{i=1}^{n} W_iX_i$$

حيث:

S_i : ناتج عملية الجمع لكل وحدة i.

ب-عملية المقارنة بين هذا المجموع والقيمة الحدية لدالة شكل عتبة، والمعروفة بدالة (Heaviside)، فإذا كان المجموع أكبر من أو يساوي الدالة فإن الخرج سوف يكون واحد ، أما إذا كان المجموع أقل من قيمة الدالة العتبية فإن ناتج الخرج يصبح صفر.

[1] د. عبد الرحيم عوض عبد الخالق يسوني، "تحليل زمن البقاء باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ونموذجي انحدار كوكس والانحدار اللوجيستيكي -دراسة تطبيقية-، كلية التجارة طنطا، المجلة العلمية للتجارة والتمويل، العدد الرابع، ديسمبر 2022، ص 865-866.

-**المخرجات (Output)[1]:** هي عبارة عن وحدات تتضمن وحدة معالجة أو أكثرُ ستخدم لإنتاج الناتج النهائي للشبكة، بعد إجراء المعالجة اللازمة تستقبل إشارات من الطبقة الخفية أو مباشرة من طبقة المدخلات، وتقوم بإرسال الإشارات النهائية كمخرجات، أو تعيد هذه المخرجات إلى الشبكة إذا لم تُجرَ المعالجة المطلوبة. عادةً ما تحتوي الشبكة على طبقة مخرجات واحدة، ويمكن كتابة الخرج y *على الشكل التالي:*

$$y = f(\sum_{i=1}^{n} W_i X_i)$$

يكون الخرج للنموذج الرياضي 1 أو 0، ويتم تمريره للعصبون (العقدة) التالي.

2. أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية

يمكن تقسيم الشبكة العصبية الاصطناعية من حيث ترتيب العقد في طبقات الترابط ضمن الطبقات أو فيما بينها إلى:

أ. شبكات عصبية وحيدة المستوى أو الطبقة (*Networks Singlelayer*):[2]

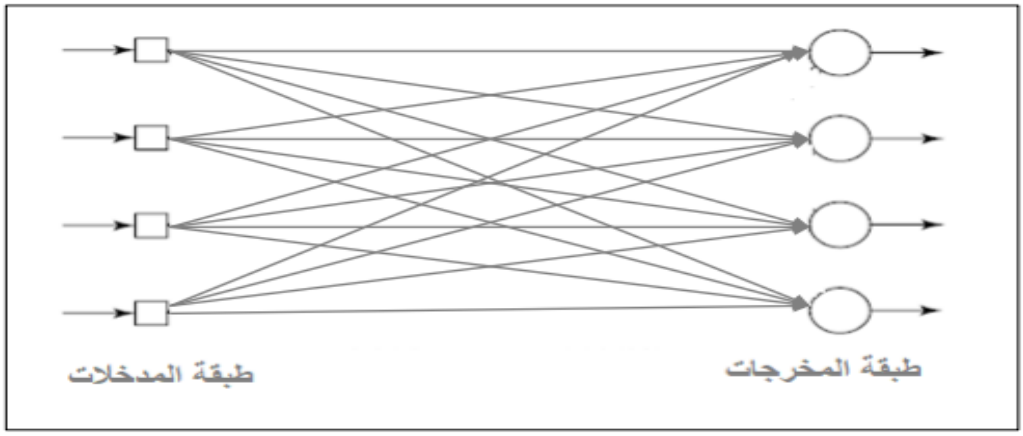
تتألف هــاته الشبكات من طبقتين فقط، فترتبط طبقة الإدخال للشبكــة مع مخرجاتها مباشرة، ويعد هذا النوع من أبسط أنواع الشبكات، وبما أن طبقة الإدخال عادة لا تقوم بأي حسابات لا يتم حسابها لهذا سميت بوحيدة الطبقة، ومن أهم أمثلة هاته الشبكات نجد شبكة المدرك و هوبفيلد، ويمكن توضيح هذا النوع من خلال الشكل التالي:

[1] د. عبد الرحيم عوض عبد الخالق يسوني، "تحليل زمن البقاء ..."، مرجع سابق، ص 865-866.

[2] Moreno, J. J.M., Pol, A. P., Gracia, P. M. (2011). " Artificiel Neural Networks Applied to Forecasting time séries", Universidad de las Islas Baleares & Universidad Politecnica de Cataluna, Vol.23-. 2, P 322-329.

.

الشكل رقم (9.1): شبكة عصبية وحيدة الطبقة

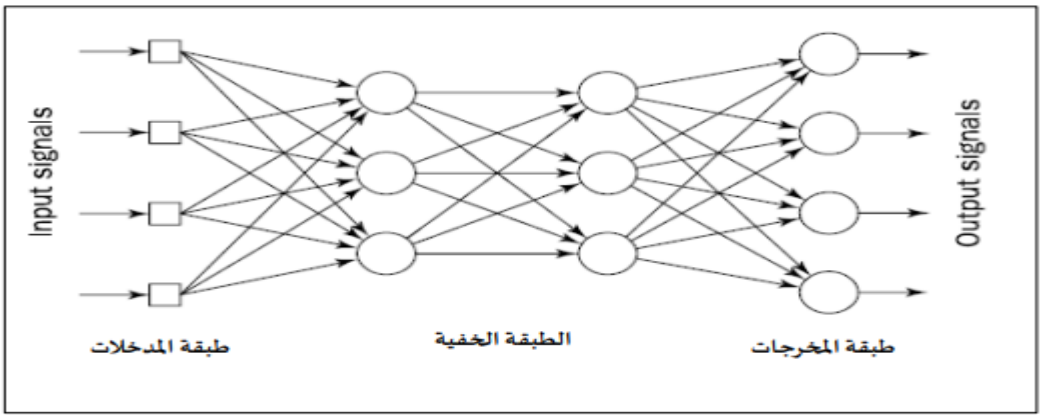


Source : Michael Negnevitsky, op-cité, p167.

ب. شبكات عصبية متعددة المستويات الطبقات (*Multi Layer Networks*)[1]:

يختلف هذا النوع من الشبكات عن الشبكات وحيدة الطبقة في كونه يملك طبقة مدخلات وطبقة مخرجات وبينهما طبقة خفية واحدة او أكثر تعمل على زيادة قدرة الشبكة على معالجة البيانات ومن ميزتها ايجاد الحل الامثل لأية مشكلة معقدة ومن الأمثلة عليها نجد شبكة التغذية الأمامية ffnn، كما أن من سلبياتها أو عيوبها بطؤها في عملية المعالجة، وتعتبر من أكثر الشبكات من ناحية الاستخدام، ويمكن توضيح هذا النوع من خلال الشكل:

الشكل رقم (10.1): شبكة عصبونية ذات طبقتين.



Source : Source : Michael Negnevitsky, op-cité, p175.

[1] Moreno, J. J.M., Pol, A. P., Gracia, P. M. (2011). " Artificiel Neural Networks Applied to Forecasting time séries", Universidad de las Islas Baleares & Universidad Politecnica de Cataluna, Vol.23-. 2, P 322-329.

المطلب الثالث: خطوات التنبؤ وفق الشبكات العصبية الاصطناعية ANN

يمر التنبؤ بالاعتماد على الشبكة العصبية الاصطناعية عبر عديد المراحل يمكن إيجازها في:

1. **إعداد البيانات:** يتم في هذه الخطوة اختيار المشاهدات اللازمة للتدريب والاختبار التي تمثل المشكلة المراد التنبؤ بقيمها بشكل جيد، كما يتم اجراء بعض العمليات على البيانات أو المشاهدات لإيجاد العلاقة بين المتغيرات وتخديد الاتجاه العام وغيرها...

2. **تقسيم البيانات:** حيث يتم في هاته المرحلة تقسيم البيانات المتوفرة إلى مجموعات:
   - مجموعة التدريب (*Training Set*): لتدريب النموذج.
   - مجموعة التحقيق (Validation Set): لضبط المعلمات.
   - مجموعة الاختبار (*Testing Set*): لتقييم أداء النموذج.

3. **تصميم نموذج الشبكة العصبية:**

   القيام بتصميم نموذج الشبكة العصبية من خلال:
   - اختيار بنية الشبكة أي تحديد عدد العقد العصبية (العصبونات) للإدخال الذي يساوي عدد المتغيرات المستقلة وتحديد عدد الطبقات ونوعها مثل الطبقات المخفية وطبقات الإخراج وعدد الوحدات في كل منها.

4. **تحديد دالة التحويل:**[1] هي معروفة بدالة التحفير الخارجية كما تعتبر الصيغة الرياضية التي تسمح بتحديد الإخراج فهي تمنع الإخراج من الوصول على قيمة عالية جدا ومن دوال التحويل نجد دالة Sigmoid التي يتم استخدامها عادة.

5. **اختيار معيار التقييم:** يسمى أيضا بمعيار التعلم، حيث يعتبر مجموع مربعات الأخطاء (MSE) هو المعيار الأكثر استخداما في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ.

[1] د. عبد الرحيم عوض عبد الخالق يسوني، "تحليل زمن البقاء ..."، مرجع سابق، ص 866.

6. **تدريب الشبكة:** وتضم هذه الخطوة عملية تعليم النموذج لإيجاد الأوزان بين العقد العصبية التي تحقق أقل قيمة لمربع الخطأ وذلك من خلال التدريب والتحسين في كل مرة إلى غاية الوصول إلى الأوزان المرغوب فيها.

- الخوارزمية: تحديد خوارزمية لتحديث الأوزان بناءً على تدرج دالة الخسارة، أي يتم الاعتماد على خوارزمية الانتشار الخلفي للخطأ.

7. **التنفيذ:** في هذه الخطوة يتم اختبار الشبكة من خلال تدريبها أو إعادة التدريب، وتعتبر هذه الخطوة جد مهمة للوصول إلى أقل قيمة ممكنة لمربع الخطأ.

خلاصة الفصل الأول:

قمنا بالتطرق في هذا الفصل إلى الشكل النظري للسلاسل الزمنية وذلك بإعطاء مفهوم عام لها وذكر أشكالها ومركباتها وكيفية الكشف عنهما بيانيا وإحصائيا، وبعدها عرجنا على طريقة تنبؤية كمية أثبت جدارتها وفعاليتها من خلال النتائج المقاربة للواقع في مختلف الدراسات وهي طريقة بوكس جينكينز Box–Jenkins فتعرفنا على مختلف النماذج الخطية التي يمكن أن تمثل السلسلة الزمنية ومختلف المراحل التي اتبعها بوكس و جينكينز من اجل الوصـول إلـــى التنبؤات المستقبلية، وفي الأخير قمنا بتقديم شكل نظري للتنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية ANN وهي إحدى الطرق الحديثة التي تعتمد على الذكاء الاصطناعي فقمنا بالتطرق بصفة عامة إلى هاته الطريقة وخطوات التنبؤ المتبعة فيها.

وسيتم التطرق في الفصل الثاني إلى الجانب التطبيقي من هذا البحث.



الفصل الثاني:

الدراسة التطبيقية للتنبؤ باستهلاك الكهرباء



تمهيـــــد

بعد التطرق في الفصل الأول للإطار النظري للسلاسل الزمنية ومنهجيتي بوكس جينكينز Box-Jenkins والشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network ، سنحاول في هذا الفصل تطبيق المنهجيتين السالفتي الذكر على بيانات استهلاك الكهرباء لمديرية التوزيع بالمدية.

هذا الفصل يتضمن:

المبحث الأول: تطبيق منهجية بوكس جينكينز للتنبؤ باستهلاك الكهرباء الضغط المتوسط MT.

المبحث الثاني: تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ باستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض BT.

تم استخدام برامج إحصائية مساعدة متمثلة في برنامج Excel والبرنامج الإحصائي R لتطبيق منهجية بوكس جينكينز، ومنصة غوغل كولاب Google Colab للتنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية.

المبحث الأول: تطبيق منهجية بوكس جينكينز على استهلاك الكهرباء الضغط المتوسط MT

السلسلة MT تضم 108 مشاهدة من جانفي 2014 إلى غاية ديسمبر 2022 وهي عبارة عن بيانات شهرية كما هو موضح في الجدول التالي[1]:

جدول رقم (1.2): الاستهلاك الشهري للكهرباء الضغط المتوسط (MT).

	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
جانفي	13. 354	16. 724	18. 462.	19. 627	18. 443	20. 045	19. 120	18. 489	19. 400
فيفري	12. 193	15. 168	17. 209	17. 386	17. 760	18. 500	17. 551	16. 353	16. 297
مارس	12. 876	15. 530	17. 387	16. 983	17. 905	19. 698	18. 139	17. 663	19. 241
أفريل	11. 340	14. 234	16. 014	16. 707	17. 002	17. 578	15. 196	15. 392	14. 101
ماي	10. 863	13. 443	15. 969	15. 657	17. 164	18. 214	16. 438	16. 364	16. 075
جوان	10. 083	14. 041	15. 420	15. 771	15. 790	18. 041	15. 621	17. 762	18. 355
جويلية	15. 036	15. 450	16. 581	17. 005	18. 119	19. 268	16. 770	16. 486	18. 761
أوت	13. 702	16. 552	16. 824	16. 738	17. 335	18. 699	17. 976	17. 411	19. 499
سبتمبر	12. 830	17. 051	16. 193	15. 462	16. 852	17. 953	17. 905	17. 479	17. 300
أكتوبر	13. 032	16. 342	16. 943	16. 457	17. 104	16. 573	17. 501	15. 627	17. 235
نوفمبر	13. 796	17. 200	18. 303	18. 499	18. 545	19. 149	17. 974	17. 679	17. 148
ديسمبر	16. 061	18. 484	19. 163	20. 304	20. 059	21. 036	18. 219	18. 861	19. 068

المصدر: مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية، الوحدة: جيغا وات GW.

[1] بيانات متحصل عليها منوثائق داخلية لمديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية، ديسمبر2023.

المطلب الأول: التحليل الأولي للسلسلة MT

للحصول على نظرة شاملة، سيتم عرض مجموعة من المؤشرات الإحصائية الأساسية التي تعكس طبيعة البيانات وهي موضحة في الجدول التالي:

جدول رقم (2.2): مؤشرات إحصائية للبيانات

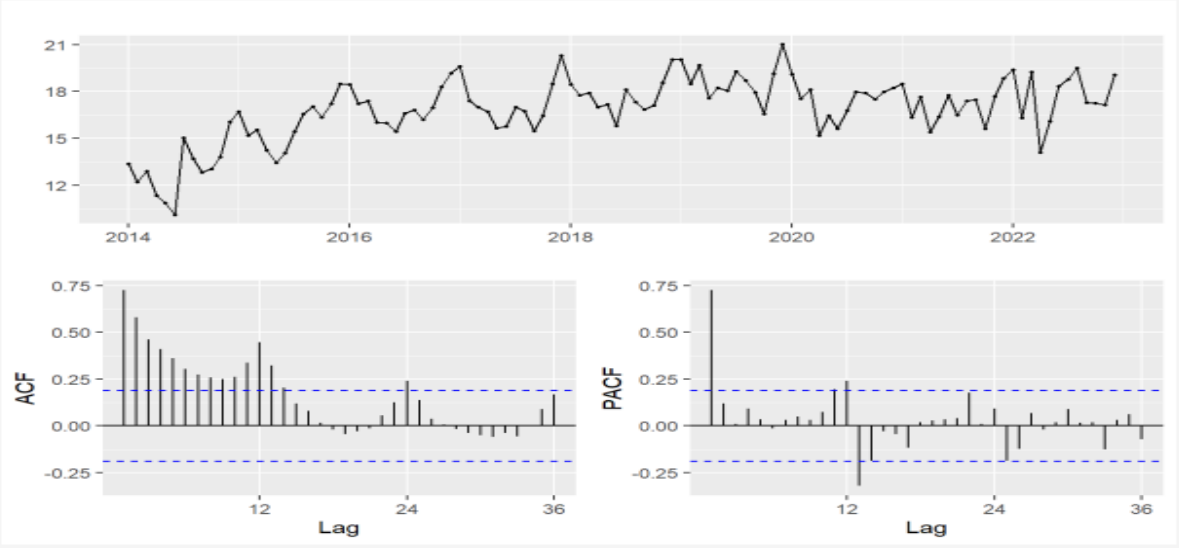
الإحصاءات	حجم العينة	أقل قيمة	أكبر قيمة	الوسط الحسابي	الوسيط	الالتواء	التفرطح
القيمة	108	10.08	21.04	16.85	17.13	-0.906	1.159

المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة ببرنامج إكسل

1. تهيئة البيانات

قبل الشروع في تطبيق المراحل الخاصة بمنهجية بوكس جينكينز الموسمية، يجب أولا إجراء التحويلات الضرورية لجعل السلسلة مستقرة وذلك عن طريق تسكينها في الوسط والتباين، ولمعرفة خصائص السلسلة الزمنية الأولية نقوم بإنشاء الرسم البياني الخاص بها:

الشكل رقم (1.2): الرسم البياني للسلسلة MT



المصدر: من إنجاز الطالب بالاعتماد على البرنامج الإحصائي R

يلاحظ من خلال التمثيل البياني للسلسلة MT أنه يظهر لدينا اتجاه عام متزايد مع الزمن وكذلك هناك تغيرات منتظمة وبنفس الوتيرة كل سنة، هذه التغيرات تشير إلى وجود مركبة الاتجاه العام والمركبة الموسمية، وهذا يعني عدم استقراريتها، وللتأكد من ذلك إحصائيا نقوم باختبار تحليل التباين.

جدول رقم (3.2): نتائج اختبار تحليل التباين للسلسلة MT

Source des variations	Somme des carrés	Degré de liberté	Moyenne des carrés	F	Probabilité	Valeur critique pour F
Lignes	231,319545	8	28,9149431	40,2702971	5,7257E-25	2,05637261
Colonnes	103,191498	10	10,3191498	14,3716427	3,3384E-14	1,95122032
Erreur	57,4417278	80	0,7180216			
Total	391,95277	98				

المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة ببرنامج excel.

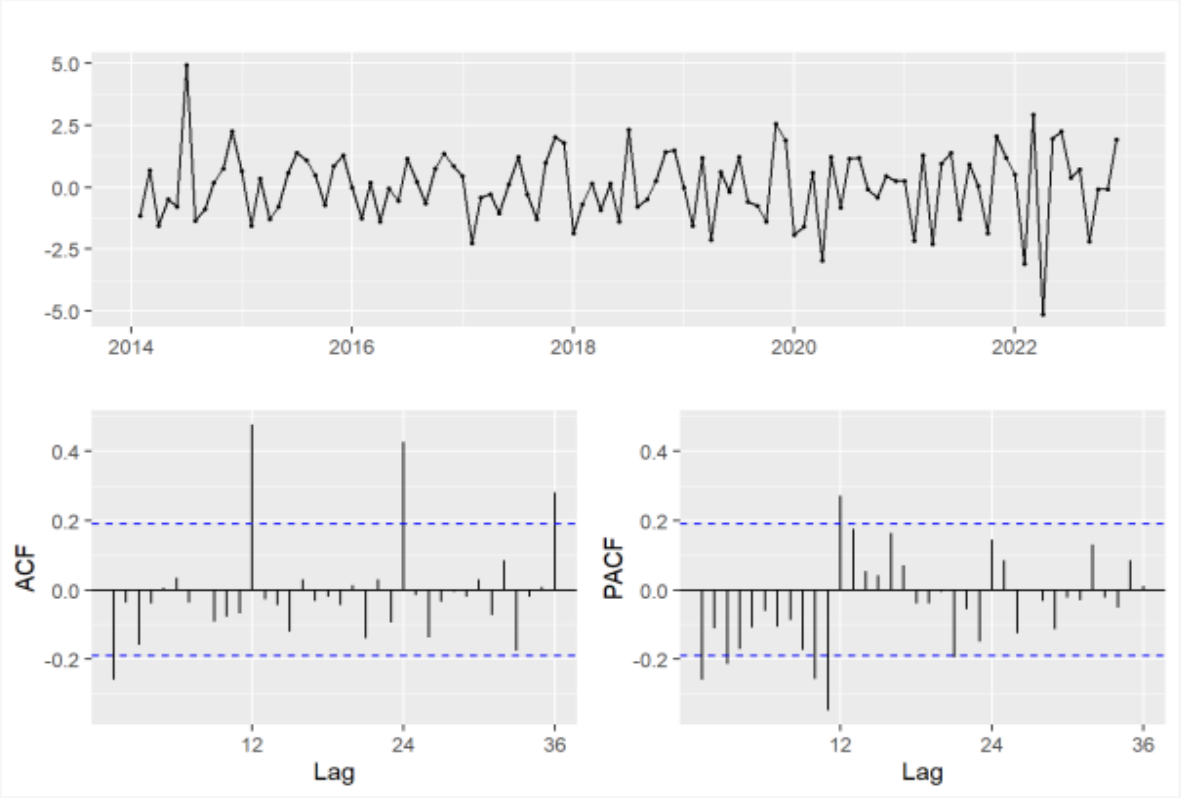
توجد المركبة الفصلية $F_{cal} = 40.27 > F_{v_{1=11}, v_{2=88}} = 2.05$

توجد مركبة الاتجاه العام $F_{cal} = 14.37 > F_{v_{1=8}, v_{2=88}} = 1.95$

2. نزع مركبات السلسلة الزمنية

لجعل السلسلة مستقرة نقوم باستخدام الفروق العادية والفروق الموسمية لبيانات السلسلة والشكل التالي يوضح:

شكل رقم(2.2):السلسلة MT بعد استخدام الفروقات الأولى العادية والموسمية



المصدر: من إنجاز الطالب بالاعتماد على البرنامج الإحصائي R

يتضح من خلال الشكل أعلاه للسلسلة MT بعد أخذ الفروق الأول العادية والموسمية أن السلسلة استقرت، وللتأكد من صحة الاستقرارية إحصائيا قمنا بإجراء اختبار ديكي فولر المطور ADF وكانت النتائج كالتالي:

جدول رقم (4.2): نتائج اختبار ديكي فولر المطور ADF

Teste	t-stat	p-value
ADF	-3.5624	0.03984

المصدر: من إنجاز الطالب بالاعتماد على البرنامج الإحصائي R

من خلال نتائج اختبار ديكي فولر المطور يتضح أن قيمة p-value لنتيجة اختبار

%5 > ADF ومنه نتأكد من أن السلسلة الزمنية بعد أخذ الفروق الأولى العادية والموسمية قد استقرت.

المطلب الثاني: بناء نموذج SARIMA باستخدام منهجية بوكس جينكينز الموسمية

الآن سنقوم بتطبيق مراحل منهجية Box and Jenkins الموسمية للتنبؤ باستهلاك الكهرباء الضغط المتوسط لمديرية توزيع الكهرباء والغاز:

1. مرحلتي التعرف والتقدير:

من أجل التعرف على النماذج نقوم باستعمال دالة الارتباط الذاتي (ACF)، ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسة المستقرة، والتي من خلالهما نقوم بتحديد رتبة كل من الانحدار الذاتي AR، ورتبة المتوسطات المتحركة MA، وكذلك تحديد رتبة الانحدار الموسمي SAR، ورتبة المتوسطات المتحركة الموسمية SMA، والمعروفة بالرموز (p)، (q)، (P)، (Q) على التوالي، ولتوفيق أفضل نموذج للسلسلة، قمنا بترشيح جميع النماذج الممكنة

SARIMA(p,d,q)(P,D,Q) [12] وكانت نتائج تقدير النماذج كالتالي:

جدول رقم (5.2): مقارنة بين نماذج SARIMA المرشحة

ARIMA(2,1,2)(1,1,1)[12]	: Inf
ARIMA(0,1,0)(0,1,0)[12]	: 306.1864
ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]	: 275.7639
ARIMA(0,1,1)(0,1,1)[12]	: 269.3035
ARIMA(0,1,1)(0,1,0)[12]	: 281.914
ARIMA(0,1,1)(1,1,1)[12]	: 270.9884
ARIMA(0,1,1)(0,1,2)[12]	: 271.2023
ARIMA(0,1,1)(1,1,0)[12]	: 269.0597
ARIMA(0,1,1)(2,1,0)[12]	: 271.1339
ARIMA(0,1,1)(2,1,1)[12]	: 272.705
ARIMA(0,1,0)(1,1,0)[12]	: 289.9424
ARIMA(1,1,1)(1,1,0)[12]	: 270.6608
ARIMA(0,1,2)(1,1,0)[12]	: 270.751
ARIMA(1,1,2)(1,1,0)[12]	: 272.8337

المصدر: من إنجاز الطالب بالاعتماد على البرنامج الإحصائي R

نلاحظ من الجدول (5.2) أن النموذج الأفضل من بين النماذج المرشحة هو النموذج $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ وذلك حسب منهجية Auto ARIMA المستخدمة في عملة التقدير، وكانت المعايير الإحصائية للنموذج الأفضل كما هو موضح في الجدول التالي:

جدول رقم (6.2): المعايير الإحصائية للنموذج الأفضل

النموذج	AIC	AICc	BIC
$SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$	268.8	269.06	276.46

المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة ببرمجية R

وبذلك يمكن استخدام النموذج $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ في التنبؤ، كما أن تقديرات معالم هذا النموذج مبينة في الجدول:

جدول رقم (7.2): تقديرات معالم النموذج $SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}$ المقترح

المعلمة	Estimate	SE	t.value	p.value
Ma1	−0.5738	0.0941	−6.0996	1.064e−09
Sar1	−0.4347	0.1039	−4.1816	2.895e−05

المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة ببرمجية R

يتبين من الجدول السابق أن قيمة p.value المقابلة لتقدير المعالم أقل من 5%، مما يدل على معنوية معالم النموذج المقترح.

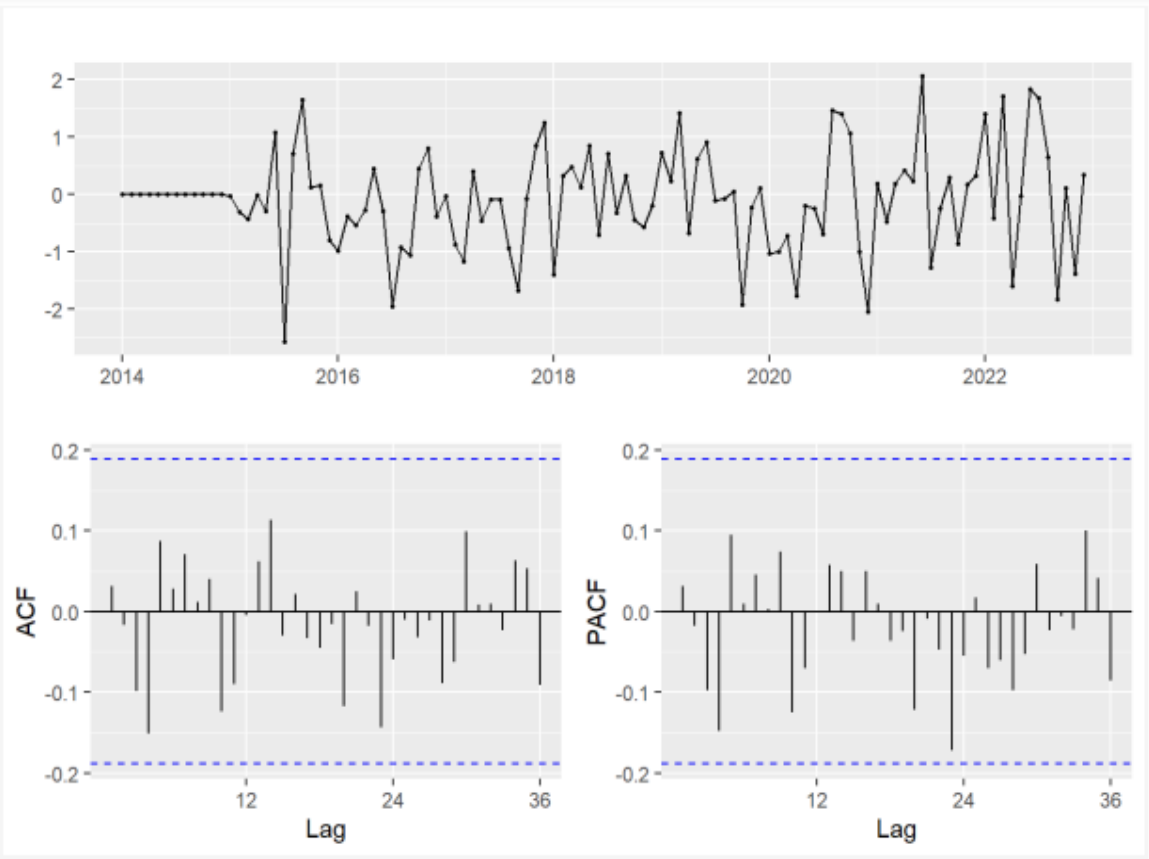
2. مرحلة التشخيص:

في هاته المرحلة يتم إجراء مجموعة من الاختبارات على النموذج قيد الدراسة لتقييم أدائه، فهي تعد من أبرز مراحل التحليل حيث يتم فيها ملاءمة النموذج بغرض تحسينه أو تطويره أو الإبقاء عليه.

➢ **تحليل البواقي:**

لمعرفة مدى صلاحية النموذج $\mathbf{SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}}$ المستخدم للتنبؤ نقوم بإجراء مرحلة مهمة تتمثل في تحليل البواقي.

الشكل رقم (3.2): نتائج تحليل البواقي للنموذج $\mathbf{SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}}$



المصدر: من إنجاز الطالب بالاعتماد على البرنامج الإحصائي R

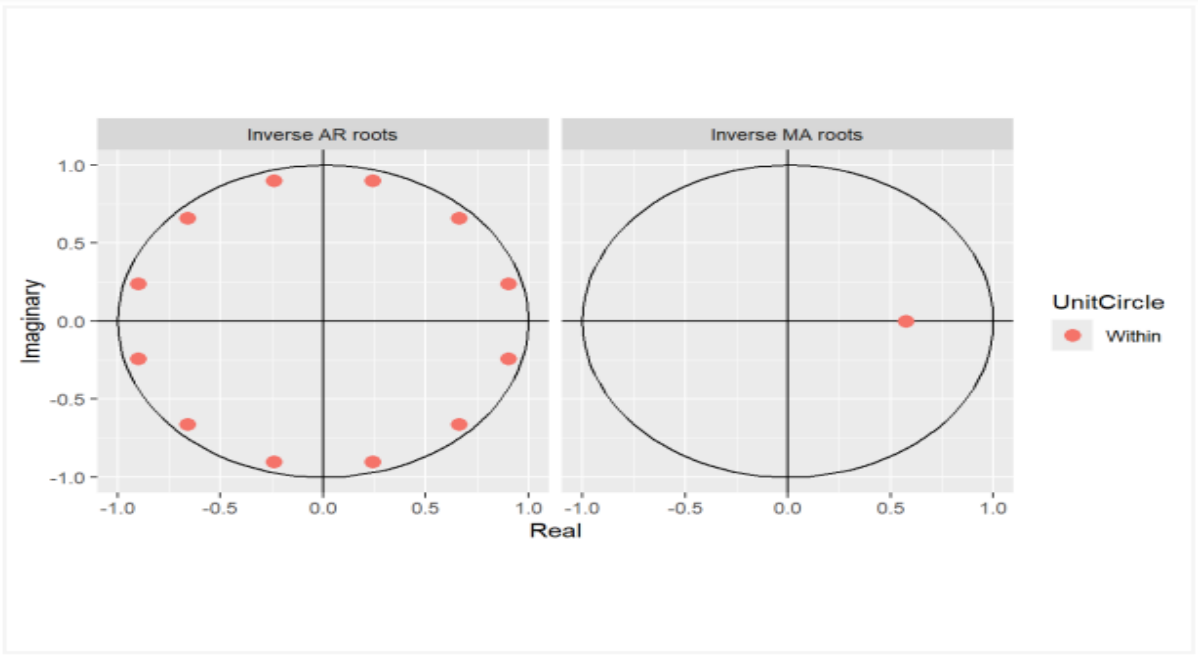
نلاحظ من خلال الشكل (3.2) أن جميع القمم عند كل فجوة زمنية تقع داخل مجال الثقة، مما يدل على أن البواقي مستقلة أي أن معاملات الارتباط الذاتي للبواقي لا تختلف معنويا عن الصفر، كما أن الجزء الأول من شكل رسم البواقي للنموذج يبين أن البيانات تتأرجح بطريقة ثابتة حول الصفر.

➢ **اختبار الدائرة الوحدية**

يستخدم اختبار الدائرة الوحدية لتحديد مدى ملاءمة معاملات AR و MA المختارة للنموذج، إذا كانت جميع الجذور داخل الدائرة الوحدية، فإن ذلك يشير إلى أن النموذج مستقر وأن المعاملات المختارة مناسبة لوصف البيانات الزمنية، أما إذا كانت أي جذور خارج الدائرة الوحدية، فإن ذلك يشير إلى أن النموذج قد يحتاج إلى تعديل، مثل اختيار ترتيبات مختلفة ل AR أو MA، لتحقيق الاستقرار.

ويظهر من خلال الشكل أسفله رقم (4.2) أن جميع الجذور داخل الدائرة الوحدية وهو ما يبين أن النموذج مستقر وأن المعاملات المختارة مناسبة لوصف البيانات الزمنية. أنظر الشكل.

الشكل رقم (4.2): نتائج اختبار الدائرة الوحدية



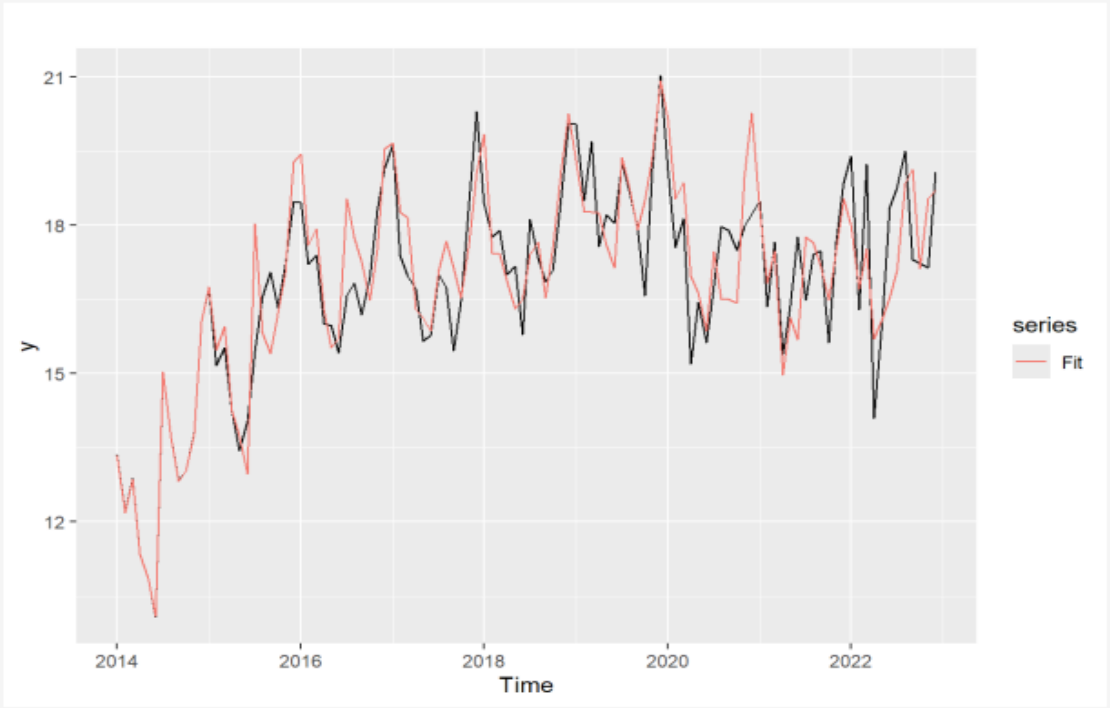
المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة ببرمجية R

من خلال النتائج السابقة يمكننا القول أن النموذج $\mathbf{SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}}$ يمكن استخدامه في التنبؤ بما أن نتائج اجتاز مرحلة الفحص والتشخيص كانت جيدة.

المطلب الثالث: التمثيل البياني للسلسلتين الأصلية والمقدرة

بتمثيل كمية الاستهلاك الشهري الفعلي للطاقة الكهربائية والكمية المتنبأ بها بيانيا فإننا نحصل على الشكل الموالي:

الشكل رقم (5.2): المقارنة بين القيم الفعلية والمتنبأ بها



المصدر: من إنجاز الطالب بالاعتماد على البرنامج الإحصائي R

من خلال الشكل أعلاه يتضح ان منحنى القيم المتنبأ بها يحاكي منحنى القيم الأصلية بنسبة كبيرة خلال فترة الدراسة وهذا راجع لشبه تطابق للمنحنيين، وبالتالي فإن نموذج $\mathbf{SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}}$ يعتبر جيد للتنبؤ بالقيم المستقبلية للاستهلاك الشهري للطاقة الكهربائية ذات الضغط المتوسط لولاية المدية.

المبحث الثاني: تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية على استهلاك الكهرباء الضغط المنخفض BT

لكي تكون الشبكة العصبية قادرة على التعلم أكثر وتزداد كفاءتها، قمنا باختيار سلسلة بيانات شهرية مكونة من 192 مشاهدة لاستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض متحصل عليها من مديرية توزيع الكهرباء بالمدية، وهي موضحة في الجدول أدناه[2].

جدول رقم (8.2): الاستهلاك الشهري للكهرباء الضغط المنخفض BT.

	جانفي	فيفري	مارس	أفريل	ماي	جوان	جويلية	أوت	سبتمبر	أكتوبر	نوفمبر	ديسمبر
2007	24.95	21.47	19.45	23.25	19.05	18.53	22.98	21	18.89	25.1	22.1	20.51
2008	25.78	22.69	21.24	25.3	21.33	19.25	24.96	22.85	21.37	28.12	24.79	22.27
2009	29	24.79	22.19	26.57	22.09	20.64	27.77	26.71	25.68	30.71	26.33	23.14
2010	29.36	25.68	23.49	29.86	24.22	22.28	29.68	27.95	27.35	33.09	28.11	24.65
2011	33.09	27.77	25.48	32.58	26.44	24.32	33.01	30.15	30.85	36.86	31.71	26
2012	34.78	30.38	28.35	35.84	28.9	26.79	37.46	38.27	35.25	44.01	33.9	28.29
2013	37.95	33.26	29.79	39.42	31.63	27.36	38.3	39.71	35.46	46.84	35.2	30.26
2014	40.84	35.51	31.46	42.02	35.15	30.29	42.74	41.96	37.56	52.29	40.1	32.65
2015	45.92	38.77	34.28	45.15	37.22	31.62	50.25	48.75	43.72	55.35	41.94	35.08
2016	46.37	39.89	37.07	47.93	38.36	35.61	53.65	45.65	40.26	55.35	42.2	33.98
2017	49.84	41.93	34.33	46.93	39.39	35.96	62.69	60.2	44.85	56.73	40.69	35.7
2018	52.76	44.43	35.87	48.45	40.22	34.2	53.41	51	43.06	59.44	44.46	36.98
2019	53.19	44.68	36.9	48.22	41.29	37.49	61.76	60.36	47.9	62.58	44.38	37.44
2020	52.7	42.97	34.86	48.03	46.06	34.71	51.46	49.57	48.48	64.84	51.75	40.38
2021	45.3	42.35	38.56	47.32	44.39	41.95	63.08	60.62	52.27	66.53	49.76	41.95
2022	46.56	40.65	40.86	48.14	40.42	47.12	69.53	66.45	62.59	62.14	50.61	48.05

المصدر: مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية، الوحدة: جيغاوات.

[2] بيانات متحصل عليها من وثائق داخلية متعلقة بمديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية.

وللقيام بدراستنا هذه اعتمدنا على منصة جوجل كولاب Google Colab وهي منصة أطلقتها غوغل Googleلمساعدة الطلاب والباحثين الساعين إلى تعلم تقنيات التعلم الآلي والتعلم العميق التي تعتمد على برمجيات معينة مثل المكتبات المتطورة في لغة البرمجة بايثون، وبناء المشاريع باستخدامها، وبالتالي فإنهم يحتاجون بيئةً برمجيةً متطورة ومواصفات متقدمة ليتمكن النظام من تحمّل عبء الذاكرة الكبيرة ومعالجة البيانات الضخمة، والتي يصعب عليهم تأمينها في أجهزتهم.

كما قمنا باستخدام مجموعة من الحزم المكتبية لبرمجة Python والتي توفر مجموعة من الأدوات المكتبية للعلوم والبحث العلمي تساعدنا في إجراء دراستنا التطبيقية.

المطلب الأول: الحزم المكتبية لبرمجة بايثون Python

توجد العديد من الحزم المكتبية في بايثون التي تُستخدم لأغراض مختلفة، من أهمها نذكر ما يلي:

❖ **Numpy:** هي مكتبة أساسية للحوسبة العلمية، توفر دعما للمصفوفات والعمليات الرياضية، كما تعتبر متخصصة تماما في تحليل البيانات.

نقوم باستدعاء المكتبة من خلال الأمر: import numpy as np.

❖ **Pandas:** وهي مكتبة متخصصة معالجة البيانات الفعلية في نظام Python وتحليلها، وتستخدم كذلك لمعالجة البيانات الهيكلية، وله دعم قوي للسلاسل الزمنية.

نقوم باستدعاء المكتبة من خلال الأمر: import pandas as pd.

❖**Matplotlib: وهي مكتبة لرسم البيانات، تستخدم لإنشاء مختلف الرسومات** وجميع أنواع تمثيلات الرسم البياني، والمخططات.

نقوم باستدعاء المكتبة من خلال الأمر: import matplotlib.pyplot as plt

❖ **Keras :** هي مكتبة مفتوحة المصدر تستخدم لبناء وتدريب نماذج التعلم العميق، حيث توفر طرقا مناسبة لتحديد وتدريب أي نوع تقريبا من النماذج، وتم تصميمها لتكون سهلة ومرنة في استخدامها للمبتدئين والمحترفين على حد سواء، تستخدم مكتبة Keras في بحثنا لتنفيذ LSTM للتنبؤ بالسلاسل الزمنية.

المطلب الثاني: التمثيل البياني لبيانات السلسلة BT

ويتم ذلك عبر عدة مراحل نوجزها فيما يلي:

1. إدخال البيانات لمنصة غوغل كولاب

قمنا بإدراج البيانات الخاصة باستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض من خلال إعطاء جملة الأوامر

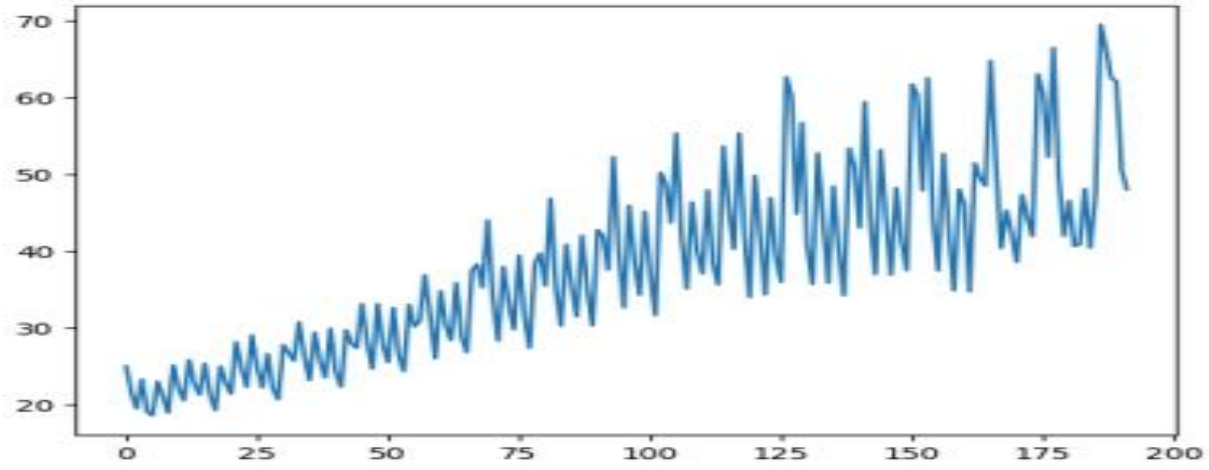
- ربط منصة غوغل كولاب Google Colab مع سحابة التخزين الشخصي في غوغل Google Drive.
- استدعاء الحزم المكتبية لبرمجة Python والتي سبق ذكرها.
- جلب البيانات من سحابة التخزين الشخصي لغوغل وإدراجها لمنصة غوغل كولاب.

كل المراحل السابقة تتم بناء على أوامر.

2. التمثيل البياني للبيانات

نقوم برسم المنحنى البياني الذي يوضح تطور استهلاك الكهرباء الضغط المنخفض خلال الفترة الممتدة من جانفي 2007 إلى غاية ديسمبر 2022.

الشكل رقم(6.2): التمثيل البياني لاستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض BT



المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة منصة Google Colab

يتضح لنا من خلال الشكل البياني لاستهلاك الكهرباء الضغط المنخفض أن هناك منحى تصاعدي على طول الفترة كما أن هناك تغيرات منتظمة تبين تأثير عامل الفصلية.

تم تحديد 128 مشاهدة كمجموعة تدريب و64 مشاهدة كمجموعة اختبار كجزء من تقسيم البيانات ليمثل مجموعهما عدد المشاهدات الكلية بـ 192 مشاهدة، ويعتبر جذر متوسط الأخطاء RMSE هو المعيار الرئيسي لتقييم النموذج.

المطلب الثالث: بناء النموذج للشبكة العصبية الاصطناعية

1.تدريب وتعليم النموذج:

تم اعتماد تقنية الذاكرة الطويلة قصيرة المدى LSTM في عملية التنبؤ بالقيم المستقبلية لمتوسط الاستهلاك الشهري لاستهلاك الكهرباء باعتبارها إحدى الشبكات العصبية المتكررة باستخدام مكتبة Keras في Python وكانت نتائج تدريب وتعليم النموذج كما يلي " أنظر الشكل ":

الشكل رقم(7.2): نتائج تدريب النموذج.

```
Epoch 1/21
126/126 - 3s - loss: 0.0641 - 3s/epoch - 24ms/step
Epoch 2/21
126/126 - 0s - loss: 0.0322 - 338ms/epoch - 3ms/step
Epoch 3/21
126/126 - 0s - loss: 0.0251 - 330ms/epoch - 3ms/step
Epoch 4/21
126/126 - 0s - loss: 0.0237 - 394ms/epoch - 3ms/step
Epoch 5/21
126/126 - 0s - loss: 0.0230 - 480ms/epoch - 4ms/step
Epoch 6/21
126/126 - 0s - loss: 0.0224 - 240ms/epoch - 2ms/step
Epoch 7/21
126/126 - 0s - loss: 0.0220 - 227ms/epoch - 2ms/step
Epoch 8/21
126/126 - 0s - loss: 0.0216 - 226ms/epoch - 2ms/step
Epoch 9/21
126/126 - 0s - loss: 0.0211 - 223ms/epoch - 2ms/step
Epoch 10/21
126/126 - 0s - loss: 0.0209 - 230ms/epoch - 2ms/step
Epoch 11/21
126/126 - 0s - loss: 0.0204 - 216ms/epoch - 2ms/step
Epoch 12/21
126/126 - 0s - loss: 0.0203 - 212ms/epoch - 2ms/step
Epoch 13/21
126/126 - 0s - loss: 0.0201 - 211ms/epoch - 2ms/step
Epoch 14/21
126/126 - 0s - loss: 0.0198 - 213ms/epoch - 2ms/step
Epoch 15/21
126/126 - 0s - loss: 0.0197 - 233ms/epoch - 2ms/step
Epoch 16/21
126/126 - 0s - loss: 0.0197 - 215ms/epoch - 2ms/step
Epoch 17/21
126/126 - 0s - loss: 0.0195 - 219ms/epoch - 2ms/step
Epoch 18/21
126/126 - 0s - loss: 0.0195 - 215ms/epoch - 2ms/step
Epoch 19/21
126/126 - 0s - loss: 0.0193 - 222ms/epoch - 2ms/step
Epoch 20/21
126/126 - 0s - loss: 0.0193 - 209ms/epoch - 2ms/step
Epoch 21/21
126/126 - 0s - loss: 0.0193 - 215ms/epoch - 2ms/step
<keras.src.callbacks.History at 0x7fb08b3b9990>
```

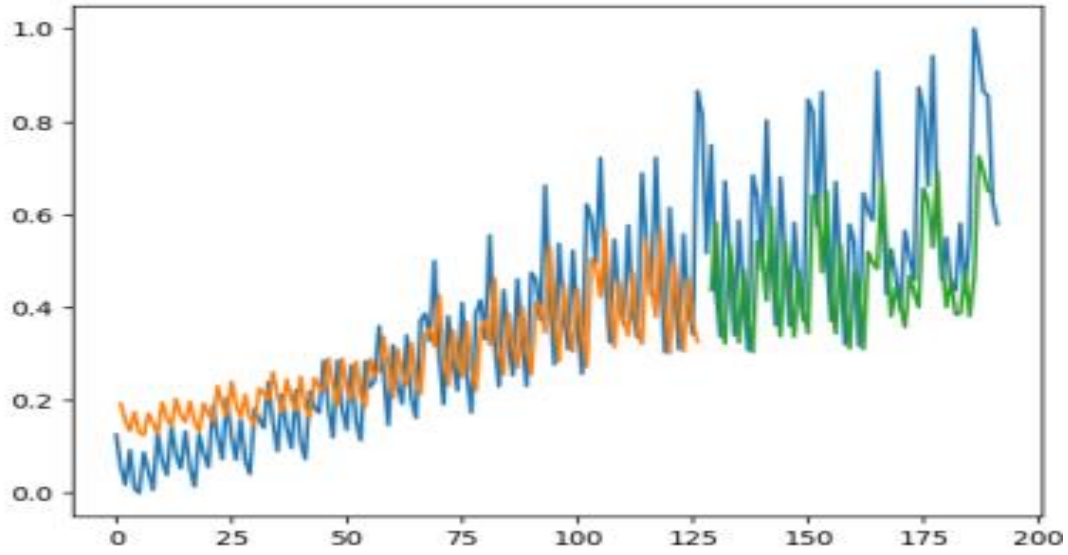
المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة بمنصة Google Colab

من خلال الشكل أعلاه يتضح لنا أن نتائج التدريب توضح أن قيمة الخسارة تراجعت باستمرار بالنسبة لمجموعة التدريب انطلاقا من 0.0641 في الدفعة الأولى بوقت قدره 24 ميلي ثانية وصولا إلى 0.0193 في الدفعة 21 بوقت قدره 2 ميلي ثانية، وهذا بعد قيامنا بمعالجة دفعات أو عينات قدرها 121 عينة بحجم دورات قدرها 21 دورة واعتماد حجم التدريب 01 .

2.مرحلة اختبار أداء النموذج:

من أجل معرفة أداء النموذج نقوم بإنشاء منحنى مقارنة للقيم الفعلية والقيم التي قدمها النموذج، وكانت النتائج كالآتي:

الشكل رقم(8.2): عرض أداء النموذج LSTM



المصدر: من إنجاز الطالب بالاستعانة بمنصة Google Colab

نلاحظ من خلال الشكل أعلاه أن أداء النموذج كان جيدا بما أن القيم الفعلية والقيمة التي قدمها نموذج LSTM متقاربة، كما أن اختبار جذر متوسط المربعات للخطأ على مجموعة الاختبار هي: RMSE=0.14 مما يمكن اعتباره نموذج جيد للتنبؤ.

خلاصة الفصل

قمنا في هذا الفصل بإجراء الدراسة التطبيقية والتي تتمثل في التنبؤ بالاستهلاك او المبيعات المستقبلية للكهرباء الضغطين المنخفض والمتوسط.

فبالنسبة للضغط المتوسط قمنا باستخدام منهجيه بوكس جينكينز كطريقه للوصول الى البيانات المستقبلية وذلك بالاعتماد على سلسله مكونة من108 مشاهدة.

اما الضغط المنخفض فاستخدمنا طريقه اخرى هي طريقه الشبكات العصبية الاصطناعية وذلك بالاعتماد على سلسلة مكونة من 192 مشاهدة.



الخاتمــة العـــامة

خاتمة عامة:

يعتبر تحقيق تأمين احتياجات المجتمع سواء أفراد أو مؤسسات من الطاقة الكهربائية من التحديات الكبيرة التي تسعى الدولة الجزائرية إلى تحقيقها عبر المؤسسة الوحيدة التي تنشط في المجال، وهي مؤسسة سونلغازSonelgaz ولتحقيق مختلف هذه الأهداف يجب على المؤسسة وضع استراتيجيات وتقنيات تسيير فعالة بهدف اتخاذ القرارات المناسبة، ومن بين هاته الاستراتيجيات نجد التنبؤ، وذلك بالاعتماد على الطرق التنبئية الكمية، تقليدية كانت أو حديثة، والتي من بينها نجد طريقتي بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية وهما الطريقتين اللتين أثبتتا نجاعتهما وفعاليتهما من خلال النتائج المحققة.

عمدنا في هذا البحث الى تطبيق هاتين الطريقتين على بيانات مؤسسة توزيع الكهرباء والغاز بالمدية وذلك بغرض بناء نموذجين تنبئيين مختلفين أحدهما قياسي والآخر رياضي وكانت النتائج المحققة جيدة باعتبار أن محاكاة سلسلة القيم للنموذجين كانتا شبه مطابقتين للسلسلتين الأصليتين باعتبار أن الخطأ أقل ما يمكن وهو ما عبرت عنه نتائج مختلف الاختبارات.

فقمنا من خلال الجزء التطبيقي للبحث بتطبيق منهجية بوكس جينكينز على السلسلة الزمنية ذات التوتر المتوسط وهذا خلال الفترة جانفي 2014 – ديسمبر 2022 بالاستعانة بالبرنامج الإحصائي R، وتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية على السلسلة الزمنية ذات الضغط المتوسط خلال الفترة من جانفي 2007 – ديسمبر 2022 بالاستعانة ببرنامج Python، وفيما يلي عرض لأهم النتائج النظرية والتطبيقية المتحصل عليها.

نتائج الدراسة

يمكن تلخيص أبرز النتائج التي تم التوصل إليها بالنقاط التالية:

- **النتائج النظرية**

1. نظرا لاستهلاك الطاقة الكهربائية المتزايد يتعين على مؤسسة سونلغاز مواكبة هذا الأمر بالاعتماد على استراتيجيات حديثة للوصول إلى تلبية الاحتياجات المتعددة للزبائن، وتفادي الوقوع في المشاكل والانقطاعات المختلفة، ومن بين هاته الاستراتيجيات نجد التنبؤ الذي أصبح أداة في يد المؤسسات لتحقيق أحسن النتائج بأخف الأضرار.

2. تعتبر طريقة بوكس جينكينز من أهم الإنجازات في نمذجة السلاسل الزمنية، ووضعت خصيصا لمعالجة السلاسل الزمنية المعقدة، ولا يحب أن يقل عدد المشاهدات عن 50 مشاهدة.

3. تعتمد طريقة بوكس جينكينز على منهجية نظامية، انطلاقا من المعرفة ثم التشخيص وصولا إلى التقدير واختيار النماذج، وأخيرا القيام بعملية التنبؤ.

4. التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية هي إحدى الطرق الحديثة التي تعتمد على الذكاء الاصطناعي، وكلما كانت السلسلة الزمنية كبيرة، أعطت دقة كبيرة في التنبؤ.

5. كما أن التنبؤ بالشبكات العصبية الاصطناعية يتم وفق عديد المراجل التي يجب اتباعها بالتسلسل.

- **النتائج التطبيقية**

1. مؤسسة سونلغاز هي مؤسسة عمومية ذات طابع اقتصادي، تنشط في مجال الكهرباء والغاز، وهي المؤسسة الوحيدة التي تنشط في هذا المجال، وتعتبر من بين المؤسسات المهمة التي تعتمد عليها الدولة في تحقيق مختلف الأهداف الاقتصادية والاجتماعية.
2. مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية هي مديرية جهوية، تسعى إلى ضمان توزيع الطاقة الكهربائية والغاز، وتلبية حاجيات الزبائن على مستوى المنطقة، كما تعمل

على ضمان التسيير الإداري وتطوير الشبكات الكهربائية وصيانتها لمواجهة الطلب المتزايد على هاتين المادين الحيويتين.

3. تشير السلسلة الزمنية الشهرية لاستهلاك الكهرباء للضغطين المنخفض والمتوسط إلى وجود ميل موجب أو اتجاه عام ونمط متكرر موسمي خلال فترة الدراسة، مما يدل على عدم استقراريتها.
4. يعتبر النموذج $\mathbf{SARIMA(0,1,1)(1,1,0)_{12}}$ النموذج الأمثل للتنبؤ بكمية الكهرباء المستهلكة ذات الضغط المتوسط وهذا بعد تطبيق منهجية بوكس جينكينز الموسمية، كما أن سلوك السلسلة المتنبأ بها يتبع نفس سلوك السلسلة الأصلية.
5. أعطت عملية تطبيق الشبكات العصبية على سلسلة استهلاك الكهرباء الضغط المنخفض نتائج مميزة وكان أداء النموذج جيدا بما أن سلوك سلسلة القيم التي قدمها نموذج LSTM تكاد تتطابق مع سلوك السلسلة الأصلية.

التوصيات والاقتراحات

1. ضرورة الاهتمام والتركيز على الطرق التنبؤية على كل مستوى تنظيمي والاعتماد على نتائجها في توجيه الخطط والبرامج المستقبلية داخل المؤسسة.
2. ضرورة بناء المؤسسة لقاعدة بيانات صحيحة ودقيقة للاعتماد عليها كمرجع من أجل نتائج تنبؤ دقيقة وصحيحة.
3. يتعين على مسؤولي مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية إعطاء أهمية كبرى لمنهجيتي بوكس جينكينز والشبكات العصبية الاصطناعية والاستغناء عن الطرق التقليدية، وذلك لجودة النتائج المحققة المتعلقة بالتنبؤ وما من شأنه أن يمكنهم من وضع استراتيجيات محكمة للمستقبل.

4. ضرورة تواجد إطارات متخصصة على كل المستويات في المؤسسة، وتمكينها من إجراء الدورات التكوينية للبقاء على اطلاع بالأساليب الحديثة المستخدمة في المجال.
5. البقاء على اطلاع على أحدث التطورات فيما يتعلق بمجالات التسيير والتحليل والتنبؤ.

آفاق البحث

ظهرت لدينا مجموعة من المواضيع المتعلقة بالبحث الذي تطرقنا إليه، وذلك من خلال دراستنا، ونذكر على سبيل المثال:

1. نمذجة مبيعات الكهرباء باستخدام الشبكات العصبية في البيئات الصناعية.
2. تقييم تأثير التوجه نحو الطاقات المتجددة على دقة التنبؤ باستهلاك الكهرباء.
3. تقنيات التعلم العميق ودوره في التنبؤ بالسلاسل الزمنية.



قـائمة المــراجع

المراجع باللغة العربية:

- مولود حشمان " نماذج وتقنيات التنبؤ قصير المدى"، الجزائر ديوان المطبوعات الجامعية 1998.
- جاك لوكايون، كريستيان لابروس، " الإحصاء الوصفي"، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر،1988.
- حامد الشمرتي، مؤيد الفضل، "الأساليب الإحصائية في اتخاذ القرار"، دار مجدلاوي للنشر والتوزيع، الأردن، 2005،
- د.سمير مصطفى الشعراوي، " مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية"، مركز النشر العالمي، جامعة الملك عبد العزيز، جدة، 2005.
- عبد العزيز شرابي " طرق إحصائية للتوقع الاقتصادي"، ديوان المطبوعات الجامعية، الساحة المركزية، بن عكنون 2005.
- محمد الشرفاوي، "الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية"، الكتاب الأول ضمن سلسلة علوم وتكنلوجيا حسابات المستقبل، مطابع المكتب المصري الحديث، سنة النشر غير مذكورة.
- والتر – فاندل، "السلاسل الزمنية ونماذج بوكس جينكينز"، ترجمة: د.عبد المرضي حامد عزام، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية، 1992.
- د. عبد الرحيم عوض عبد الخالق يسوني، "تحليل زمن البقاء باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ونموذجي انحدار كوكس والانحدار اللوجيستيكي –دراسة تطبيقية–، كلية التجارة طنطا، المجلة العلمية للتجارة والتمويل، العدد الرابع، ديسمبر 2022.
- مروان عبد الحميد عاشور، "استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية المحسنة ونماذج بوكس جينكينز في تحليل السلاسل الزمنية" أطروحة مقدمة لنيل شهادة الدكتوراه في

الإحصاء التطبيقي، كلية الدراسات العليا، جامعة السودان للعلوم والتكنلوجيا، السودان 2014.

- المراجع باللغة الأجنبية:

- H.kufman,"les chroniques de la prévision à court terme", paris ; 1975.
- Regis Bourbonnais, "**Econométrie**",6^{eme} édition, paris : 2005.
- Regis Bourbonnis, Michel Tirraza, « Analyse des séries temporelle en économie », 1998.
- Regis Bourbonnis, Michel Tirraza, « Analyse des séries temporelle en économie applications à économie et à la gestion », paris ; 2004.
- Moreno, J. J.M., Pol, A. P., Gracia, P. M. (2011). " Artificiel Neural Networks Applied to Forecasting time séries", Universidad de las Islas Baleares & Universidad Politecnica de Cataluna, Vol.23-. 2.

❖ مواقع إلكترونية

1. الموقع الرسمي لمؤسسة سونلغاز www.sonelgaz.dz

❖ وثائـــــــق

1. وثائق داخلية متحصل عليها من مديرية توزيع الكهرباء والغاز بالمدية.

2. وثائق داخلية خاصة بشركة توزيع الغاز والكهرباء للوسط SDC.