

دراسة مقارنة بين طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس جانكينس للتنبؤ بمبيعات الكهرباء:

دراسة تطبيقية في شركة "سونلغاز"

قادري رياض

أستاذ محاضر، المركز الجامعي مغنية ، الجزائر

E-mail: Kadri.riadh@yahoo.fr

مكيديش محمد

أستاذ محاضر، المركز الجامعي مغنية ، الجزائر

E-mail: mkidiche@yahoo.fr

المخلص

في هذه الورقة البحثية قمنا بدراسة تطبيقية تتمثل في التنبؤ بالمبيعات المستقبلية لشركة سونلغاز المتمثلة في الكهرباء المنخفض التوتر الموجه للعائلات وكان ذلك من خلال جمع وتدوين المبيعات السابقة لسونلغاز ما بين سنة 2010-2015 ثم توظيفها في تجسيد نموذجين أحدهما قياسي متمثلا في منهجية "بوكس جينكنس" والآخر رياضي متمثلا في طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية وبعدها قمنا بالمفاضلة بينهما على أساس الاختبارات الإحصائية لمعنوية النموذج وعلى أساس قاعدة "Teil" وتوصلنا إلى أن منهجية "بوكس جينكنس" هي التي تقدم النموذج الأفضل والأدق للوصول إلى تقديرات قريبة للواقع فيما يخص مبيعات الكهرباء منخفض التوتر الخاصة بشركة "سونلغاز" .

الكلمات المفتاحية: منهجية "بوكس جينكنس"، طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية، التنبؤ بمبيعات "سونلغاز".

Abstract:

In this work, we have made a case study which is to forecasting sales of Sonelgaz Company of low electricity tension directed to the families through collecting and recording the previous sales of Sonelgaz between the years 2010-2015 and then using

them employed in the embodiment of two models, one econometric represented in Box–Jenkins method and the other mathematical represented in Artificial Neural Networks Method and then we have differentiated between them on the basis of statistical tests for the targeted model and on Theil Law and concluded that Box–Jenkins method presents the best and the most accurate model to get to close estimates to reality in terms of electricity sales of low tension belonging to "Sonelgaz" company.

Key words Box–Jenkins method, Artificial Neural Networks Method, prediction of "Sonelgaz" sales

1- مقدمة :

تعتمد معظم القرارات الإدارية بشكل مباشر أو غير مباشر على التنبؤ بالطلب المستقبلي، إذ أن أي قرار يتم إتخاذه يجب إعداد تنبؤات لبنائه و تشكيله وتوقع آثاره ، وحيث أن القرار يتعلق دائما بأمر مستقبلي، إذن فمادته الأساسية العوامل والظروف و البيئة المحيطة به في المستقبل ، و إن تحديد معالم تلك الظروف و العوامل، يحتاج إلى إمعان النظر في المستقبل و كشف غموضه و الاجتهاد في تلمس كل جوانبه وهذا لن يتأتى إلا من خلال إعداد تنبؤات يراعى فيها الدقة بالدرجة المناسبة لأهمية القرار الذي تقوم على أساسه. فالتنبؤ يعتبر العنصر الرئيسي في إعداد الخطط الإنتاجية، سواء كانت طوية متوسطة أو قصيرة المدى ، لذلك فإن نجاح الخطط الإنتاجية داخل المؤسسات يعتمد بدرجة كبيرة على دقة هذه الأرقام المتحصل عليها من طرف نماذج التنبؤ بالطلب، وعليه فإنه يجب الإعتماد على الأساليب العلمية المتطورة في التنبؤ.

وبغية الوصول إلى هذا الهدف لابد من أن تعكس أرقام الطلب المتنبأ بها الأرقام الحقيقية للطلب ، ولن يتأتى ذلك إلا من خلال إختيار الطرق الإحصائية الملائمة في هذا المجال، و من بينها الطرق المعلمية أو نماذج الإقتصاد القياسي ممثلة في السلاسل الزمنية العشوائية أو مايعرف بنماذج Box–Jenkins والتي لاقت روجا كبيرا من طرف الباحثين القياسيين المهتمين بمشكلة التنبؤ غير أنه يعاب عليها ارتكازها على فرضيات قد لا تحقق في كثير من الأحيان الأمر الذي أدّى بباحثين آخرين تطوير أساليب قياسية أخرى لا معلمية تعتمد على طرق المحاكات ومن أشهرها طرق الشبكات العصبية Neural Network

والتي بدورها قدمت نتائج ممتازة في التنبؤ يقيم الظواهر الاقتصادية وأيضاً التنبؤ بالمبيعات والطلب داخل المؤسسات.

تكمّن مشكلة هذا البحث في محاولة المفاضلة بين أهم أساليب في الطرق الكمية للتنبؤ بمبيعات المؤسسات الجزائرية وهما منهجية BOX-JENKINS وطريقة الشبكات العصبية NEURAL NETWORK للتنبؤ بمبيعات الكهرباء المنخفض التوتر لشركة "SONELGAZ"

II- التنبؤ وفق منهجية Box-Jenkins : إن من أهم الإنجازات في ميدان نمذجة السلاسل الزمنية ماحقّقه الباحثان (Box-Jenkins (1976 إذا تمكنا من وضع منهجية لمعالجة السلاسل الزمنية العشوائية ، و تميزت هذه الطريقة على سائر الطرق الأخرى في كونها أنها تدخل إلى جانب التغيرات الاتجاهية و التغيرات الموسمية، التغيرات العشوائية عند حساب التنبؤ إذ إعتدنا في ذلك على نماذج الانحدار الذاتي AR(p) ونماذج المتوسطات المتحركة MA(q) والنماذج المختلطة ARMA (p, q).

1. نماذج الانحدار الذاتي AR(p) (Modèles Autorégressifs): تقوم فكرة الانحدار الذاتي على صياغة العلاقة بين مستويات السلسلة الزمنية مؤخرة بـ p خطوة زمنية، أي y_{t-p} ، ويمكن صياغتها كالآتي:

$$AR(p): y_t = \theta_1 y_{t-1} + \theta_2 y_{t-2} + \dots + \theta_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

حيث: $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ معلمات مقدرة يمكن أن تكون موجبة أو سالبة.

ε_t عبارة عن الخطأ العشوائي، ويسمى بحد الإضطراب الأبيض (processus de Bruit Blanc).

2. نماذج المتوسطات المتحركة MA(q) (Moving Average): في هذه النماذج تكون المشاهدات y_t معرفة بواسطة حد الإضطراب الأبيض ε_t حتى الدرجة q ، حيث تتضمن منهجية بوكس-جانكينس البحث عن سلسلة الإضطراب الأبيض ε_t ، عن طريق البحث عن المعامل α والذي يسمح بالمرور من ε_t إلى y_t وبالتالي يمكن صياغة هذه النماذج كالآتي:

$$MA(q): y_t = \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \alpha_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \alpha_q \varepsilon_{t-q}$$

3. **النماذج المختلطة $ARMA(p, q)$** : تتشكل نماذج $ARMA(p, q)$ من قسمين، قسم الإنحدار الذاتي $AR(p)$ بدرجة p ، وقسم المتوسطات المتحركة $MA(q)$ بدرجة q ، وهذا لأنه في بعض الأحيان تكون هناك سلاسل زمنية تحتوي على خصائص النموذجين ويمكن كتابتها كالآتي:

$$ARMA(p, q): y_t = \theta_1 y_{t-1} + \dots + \theta_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \alpha_q \varepsilon_{t-q}$$

4. **إختبار ADF لمشكلة الإستقرارية (problème de Stationnarité)**: السلسلة الزمنية المستقرة هي السلسلة التي يكون وسطها الحسابي وتباينها ثابتان عبر الزمن، وتعتبر الإستقرارية أحد شروط تطبيق منهجية بوكس-جانكينس، لهذا يجب تحويل السلاسل الزمنية الغير مستقرة إلى سلاسل مستقرة، ومن بين لإختبارات الإستقرارية المشهورة إختبار Dickey-Fuller Augmented أو إختبار ADF، والذي يبين فيما إذا كانت السلسلة الزمنية مستقرة، وأيضا ماهي أفضل طريقة لجعلها مستقرة، عن طريق إختبار فرضية وجود جذر الوحدة إنطلاقا من تقدير 3 نماذج إنحدار ذاتية وهذا بالإستعانة بالبرنامج EvIEWS.

5. **مراحل التنبؤ باستخدام منهجية Box-Jenkins**: إن إستخدام منهجية بوكس-جانكينس لتحليل السلاسل الزمنية وإستخدامها في التنبؤ يستدعي المرور بمراحل وهي:

- **مرحلة التعرف (Identification)**: تعتبر مرحلة التعرف أهم وأصعب مرحلة في تحليل بوكس-جانكينس، إذ يتم على إثرها تحديد نوع النموذج الذي يجب إستخدامه ضمن نماذج $ARIMA(q, d, p)$ وأيضا تحديد الدرجات p, d, q ، وهي درجات الإنحدار الذاتي، عدد الفروق المطبقة لإرجاع السلسلة مستقرة، ودرجات المتوسطات المتحركة على الترتيب ويتم ذلك بإستخدام ما يسمى بدالة الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية.
- **مرحلة تقدير النموذج**: تختلف طريقة التقدير وهذا حسب نوع النموذج، ضمن نماذج $ARIMA(p, d, q)$ ، حيث يتم إستخدام طريقة المربعات الصغرى، وذلك بتصغير الفرق بين المستويات الفعلية y_t والمقدرة $\hat{y}_{t-p}$ ، كما يمكن إستخدام طرق تقدير أخرى أكثر فعالية في تقدير نماذج $ARMA(p, q)$ و $MA(q)$ حيث تعتمد على إختيار المعلمات $\theta_1, \dots, \theta_p$ و $\alpha_1, \dots, \alpha_q$ والتي تعظم دالة معينة تسمى بدالة الإمكان الأكبر.

- **مرحلة إختبار جودة النموذج (Tests de validation):** تعتبر مرحلة إختبار جودة النموذج أحد أهم المراحل في تحليل بوكس-جانكينس للسلاسل الزمنية، إذ ترتبط ارتباطاً مباشراً بمرحلة التعرف وتكون كالآتي:
 - **إختبار مغنوية المعلومات المقدرة:** ويتم ذلك عن طريق إستخدام إختبار استودنت ليتم الإبقاء فقط على المعلومات التي تختلف جوهرياً عن الصفر.
 - **إختبار الإضطراب الأبيض (Tests de bruit blanc):** يجب التأكد من أن بواقي عملية التقدير ε_t تحاكي تشويشاً أبيضاً (الأخطاء مستقلة فيما بينها)، وهذا معناه أنه قد تمت نمذجة جميع المركبات الجوهرية للسلسلة الزمنية.في الأخير وبعد التحقق من صلاحية النموذج المقدر يتم إستخدامه في التنبؤ .

II- التنبؤ وفق طريقة الشبكات العصبية Neural network : تعد الشبكات العصبية الاصطناعية أحد حقول الذكاء الاصطناعي الذي شكل تطورات ملحوظة في طريقة التفكير الإنساني. إن فكرة الشبكات العصبية تتمحور حول محاكاة المخ باستخدام الحاسب الآلي، ولعل الفضل في تطور هذا الحقل يعود بدرجة كبيرة إلى الدراسات العديدة التي تمت في حقل المعالجة العصبية والذي يدرس النشاط العصبي في مخ الإنسان. هذه الدراسات تعمل على محاولة محاكاة العقل البشري في طريقة حله للمسائل التي تواجهه وذلك من خلال إتباع عملية التعليم الذاتية التي تحدث في العقل والتي يتم فيها الاستفادة من الخبرات التي مرت عليه في السابق في سبيل الوصول إلى نتائج أفضل في المستقبل .

1. مكونات الشبكة العصبية: تتكون الشبكات العصبية الاصطناعية تتكون من مجموعة من العصبونات (العقد) المتصلة معا في شكل طبقات (Layers)، كل واحدة من هذه العقد (وتسمى أيضا بعناصر المعالجة) PE تعمل بشكل مشابه للخلية العصبية الطبيعية، حيث تستقبل مجموعة من القيم من العقد المجاورة لها، بعدها يتم تطبيق دوال رياضية لحساب هذه القيم و تقييمها (معالجتها) ثم إخراج الناتج وتمثيله للعقد الأخرى يبين الشكل (...). النموذج الرياضي لخلية عصبية و الذي يتكون من:

- **المدخل (Input):** نفرض أن قيم مخارج العصبونات السابقة للعصبون (الخلية العصبية) الحالية هي القيم $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ حيث تقوم المشابك بنقل نسبة من هذه القيم إلى الليف العصبي للمدخل من خلال فجوات بحيث تختلف هذه النسب من فجوة إلى أخرى اعتمادا على طبيعة كل

فجوة .و بتمثيل ذلك رياضيا بفرض أنها أوزان (Weights) والتي تأخذ الشكل $(w_1, \dots, w_n)$ وبذلك يكون الجزء المنقول إلى المدخل في كل فرع هو (WX) .

- **جسم الخلية:** (عنصر المعالجة) (Processing Element) يقوم جسم الخلية بعمل الآتي:
- عملية جمع المداخل الموزونة (weighted sum) لنأخذ الشكل:

$$Total\ input = w_1x_1 + w_2x_2 + w_3x_3 + \dots \sum_{i=1}^{i=n} w_ix_i$$

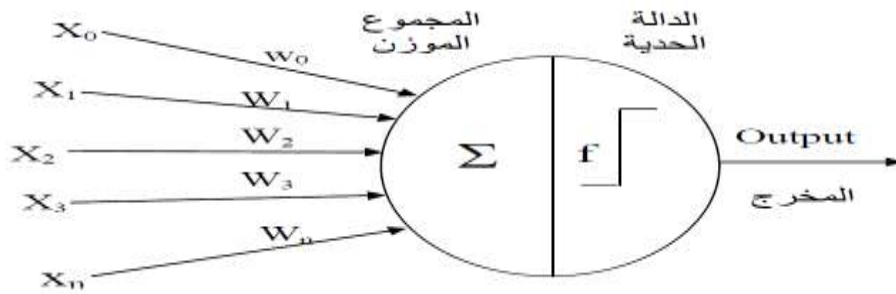
- مقارنة هذا المجموع بقيمة حدية لدالة في شكل عتبة (Step function) والمعروفة بدالة (Heaviside)، فإذا كان مجموع المداخل الموزونة أكبر من تساوي الدالة العتبية فإن الخرج سوف يكون يساوي الواحد (1) و إذا كان المجموع أقل من قيمة الدالة العتبية فإن ناتج الخرج يصبح يساوي صفر (0).

- **المخرج (Output):** يكون الخرج للنموذج الرياضي إما الواحد أو الصفر ويمكن أن يستخدم كأحد فروع الإدخال لنيرون آخر و يمكن كتابة قيمة الخرج (y) رياضيا كما يلي :

$$y = F\left(\sum_{i=1}^n w_ix_i\right)$$

كما يمكن توضيح العلاقة التي توضح آلية عمل الشبكة العصبية وفق الشكل الآتي :

الشكل (1): نموذج رياضي لخلية عصبية.



المصدر: محمد الشرقاوي، 1996.

2. خطوات التنبؤ وفق طريقة الشبكات العصبية: : يعد التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

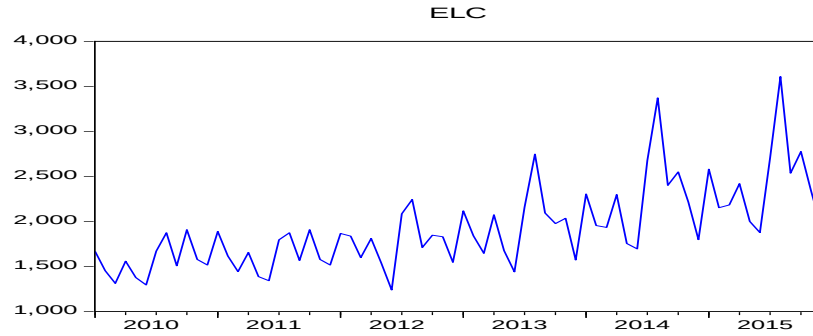
من الأساليب الحديثة التي لاقت اهتماما واسعا في مجالات متعددة منها التنبؤ بأسعار الأسهم، أسعار العملات... وغيرها. استخدمت بشكل واسع لكونها لا تحتاج إلى شروط صارمة ودقيقة لغرض التنبؤ ، كما أنه يمكن تفسير سلوك البيانات غير الخطية، ويمكن تلخيص عمل شبكة الانتشار العكسي للخطأ في التنبؤ بالخطوات التالية (Sinha)

- **الخطوة الأولى :** إختيار المتغيرات (Variable Selection) حيث يجب إختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة جيدا.
- **الخطوة الثانية :** معالجة البيانات (Data Processing) إجراء بعض العمليات على البيانات المستخدمة مثل: تحديد الاتجاه العام، إيجاد توزيع البيانات.
- **الخطوة الثالثة :** تقسيم البيانات إلى مجاميع (Divide Data Into Sets) تقسم البيانات المتوفرة إلى المجاميع التالية:
 - مجموعة التدريب Training Set: مجموعة تعلم وتحديد نموذج البيانات.
 - مجموعة الاختبار Testing Set: و التي يمكن عن طريقها تقرير مهارة الشبكة الافتراضية وإمكانية إستخدامها بصورة عامة.
 - مجموعة الشرعية Valid action Set: و هي مجموعة لإجراء إختبار نهائي لأداء الشبكة.
- **الخطوة الرابعة :** تحديد نموذج الشبكة العصبية Neural Network Paradigms عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب إختيار ما يلي:
 - عدد العصبونات للإدخال والذي يساوي عدد المتغيرات المستقلة.
 - عدد الطبقات الخفية والذي يعتمد على قيمة الخطأ المستخدم في الشبكة.
 - عدد العصبونات الخفية والذي يحدد عن طريق التجربة.
 - عصبون الإخراج والذي عادة يساوي الواحد.
- **الخطوة الخامسة :** معيار التقييم Evaluation Criteria إن المعيار المستخدم في شبكة الانتشار العكسي لتقييم الخطأ عادة هو مجموع مربعات الأخطاء MSE.

- **الخطوة السادسة :** تدريب الشبكة Neural Network Training وتضم هذه الخطوة:
 - تعليم الشبكة: إيجاد مجموعة الأوزان بين العصبونات والتي تحدد أقل قيمة لمربع الخطأ.
 - خوارزمية شبكة الانتشار الخلفي للخطأ: تستخدم خوارزمية التدريب لتقليل الميل.
 - **الخطوة السابعة: Implementation** وهي من أهم الخطوات حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف ومكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات. (أمين بك، 2005).
- IV- دراسة تطبيقية للتنبؤ بمبيعات الكهرباء منخفض التوتر لشركة سونلغاز:** في هذا الجانب سنطبق منهجية "Box-Jenkins" وطريقة الشبكات العصبية للتنبؤ بكمية مبيعات الكهرباء من صنف "ELC" لشركة سونلغاز وهذا لكونها الأكثر رواجاً في هذا المجال والأنسب بالنسبة لطبيعة المنتج والمؤسسة، وسنحاول في الأخير المفاضلة فيما بينهما واقترح الأكثر دقة بالنسبة للمؤسسة وقبل ذلك سوف نستعرض التحليل الوصفي لسلسلة "ELC" المراد تقديرها والتنبؤ بها.
- 1. التحليل البياني الوصفي للسلسلة الزمنية والكشف عن شكل ومركبات سلسلة ELC:** في هذا الجزء سنحاول القيام بتحليل إحصائي وصفي لبيانات سلسلة ELC والتي تتمثل في كميات المبيعات الشهرية من الكهرباء الموجهة لقطاع العائلات المقدرة بـ (GHT) والمحددة بـ 72 مشاهدة ممتدة من جانفي 2010 إلى ديسمبر 2015 حيث تم الحصول عليها من قسم المحاسبة والمالية في مصلحة سونلغاز
- **التحليل البياني الوصفي لسلسلة ELC:** يعبر الشكل (2) عن سلسلة ELC حيث نلاحظ وجود نتوءات أو تذبذبات حادة يعود سببها إلى عدة عوامل كالموسمية والعشوائية، والتي تعود حسب مسيرو الوحدة إلى اختلاف الكميات المستهلكة بين فصول السنة بسبب العوامل المناخية الإقتصادية. كما يلاحظ أيضاً وجود اتجاه عام متزايد مع مرور الزمن ويعود هذا لزيادة النمو الديمغرافي والانتشار الواسع لاستخدام الوسائل والأدوات الإلكترونية الحديثة مما يزيد من استهلاك الكهرباء على نطاق واسع، ونلاحظ أيضاً أنه لا يمكن حصر المنحنى بين خطين متوازيين وهذا مؤشر على أن مركبات السلسلة الزمنية ذات عناصر جدائية مما يدفعنا لاستخدام الأدوات الإحصائية للكشف عنها. كما يتضح من خلال الشكل (3) أن السلسلة تمتاز بمتوسط قدره 1855,80 وقيمة دنيا قدرها 1237,80 سجلت في جوان 2012 وقيمة قصوى قدرها 3609,90 في أوت 2015 وتشتت قيم هذه السلسلة عند متوسطها بانحراف معياري قدره 462.95 وهو ما

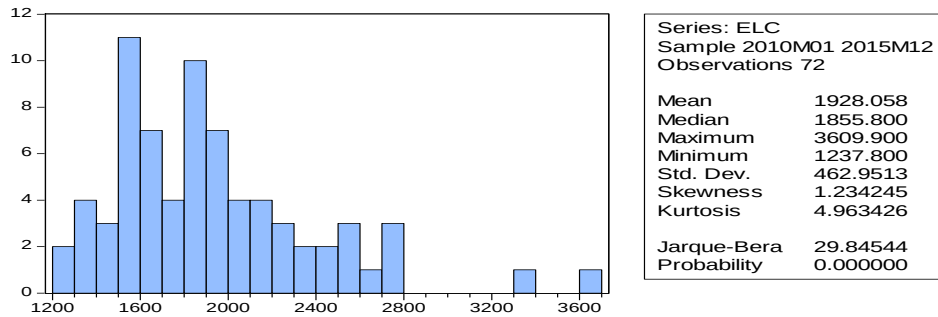
يعطينا فكرة حول درجة عدم تجانس مستويات السلسلة كما يلاحظ من الشكل (3) أن احتمالية "Jarque Berra" تساوي 0 وهي لا تختلف جوهريا عن الصفر أي أصغر من 5% وعليه فإننا نقبل الفرضية العدمية التي تنص ان السلسلة الزمنية لا تتبع التوزيع الطبيعي .

الشكل (2): المنحنى البياني لتطور مبيعات الكهرباء "ELC"



المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج EViews.08

الشكل (3): نتائج البيانات الوصفية ونتائج تحليل اختبار Jarque Berra لسلسلة ELC



المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج EViews.08

- اختبار الكشف عن شكل السلسلة الزمنية : من أجل إختبار فيما إذا كانت المركبات الجوهرية في سلسلة ELC تتبع الشكل الجدائي أم التجمعي سنستخدم إختبار "Buys Bollot" وهذا عم طريق

تقدير علاقة انحدار خطية بين الانحراف المعياري EC للمفردات الشهرية ووسطها الحسابي M حيث كانت النتائج كما يوضحها الجدول (1) كما يلي:

الجدول (1): نموذج الانحدار للانحراف المعياري للسلسلة ELC

Dependent Variable: EC Method: Least Squares Date: 08/29/18 Time: 10:48 Sample: 1 12 Included observations: 12				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
M	0.429206	0.066335	6.470311	0.0001
C	-472.2692	129.4226	-3.649047	0.0045
R-squared	0.807191	Mean dependent var	355.2652	
Adjusted R-squared	0.787911	S.D. dependent var	149.0268	
S.E. of regression	68.63157	Akaike info criterion	11.44639	
Sum squared resid	47102.93	Schwarz criterion	11.52721	
Log likelihood	-66.67836	Hannan-Quinn criter.	11.41647	
F-statistic	41.86493	Durbin-Watson stat	1.717475	
Prob(F-statistic)	0.000072			

المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج EViews.08

من خلال الجدول رقم (1) نلاحظ أن احتمالية معلمة الوسط الحسابي 0,0001 وهي أصغر من 5%، أي أن المتوسط الحسابي يفسر معنويا الانحراف المعياري وبالتالي إن قيم الظاهرة المدروسة في هذه الحالة عبارة عن ضرب لقيم مركبات السلسلة الزمنية "الشكل الجدائي".

- **إختبار الكشف عن مركبة الاتجاه العام:** باستعمال طريقة المربعات الصغرى نقوم بالكشف عن مركبة الاتجاه العام وهذا عن طريق تقدير العلاقة التي تربط مبيعات ELC بالزمن t وهذا باستخدام برنامج Eviews 08 حيث كانت العلاقة المقدرة كمايلي :

$$ELC = 14,56t + 1374,8$$

$$(19,81) \quad (44,51)$$

$$(0,00) \quad (0,00)$$

$$R^2 = 84,86\%$$

نلاحظ ان معامل الاتجاه العام اقل من 5% اي له دلالة إحصائية كما أن معامل التحديد $R^2 = 84,86\%$ اي ان الزمن يفسر 84.6% من تغير مبيعات الكهرباء في الجزائر وهذا يعني وجود مركبة الإتجاه العام في سلسلة ELC وعليه من اجل نزع الاتجاه العام لابد من حساب سلسلة البواقي.

- **إختبار الكشف عن المركبة الموسمية :** للكشف عن التغيرات الموسمية سوف نستخدم إختبار فيشر لتحليل التباين حيث يتم تحديد قيمة F_{CAL} كالآتي:

$$F_{CAL} = \frac{U^* - U^{**}/11}{U^{**}/60} = \frac{1390.95}{35.34} = 39.34$$

U^* : مجموع مربعات الفروق باعتبار أن السلسلة تحتوي على إتجاه عام فقط.

U^{**} : مربعات الفروق بإعتبار أن السلسلة تحتوي على إتجاه عام وتغيرات موسمية.

أما فيما يخص قيمة F_{tab} فيتم تحديدها عن طريق مستوى معنوية $\alpha\%$ ودرجات حرية $v_1 = 11$ و $v_2 = 47$ كما يمكن حساب إحصائيتها من خلال برنامج Eviews والتي تقترب من 5% فهذا يعني أن السلسلة الزمنية تحتوي على التغيرات الموسمية عند مستوي معنوية 5% .

- **نزع مركبة الإتجاه العام والموسمية :** سنستخدم معادلة الإتجاه العام التي تم تقديرها سابقا من أجل نزع مركبة الإتجاه العام وأيضا سنستخدم طريقة المتوسطات المتحركة من أجل نزع المركبة الموسمية وهذا وفق النموذج الجدائي وباستعمال البرنامج 8 Eviews كانت النتائج كما يلي:

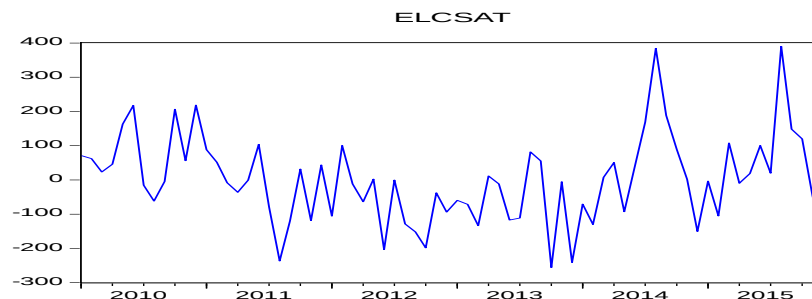
الجدول (02) المعاملات الموسمية للسلسلة ELC

الأشهر	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
المعاملات الموسمية	1.141	0.999	0.909	1.052	0.8541	0.7696	1.1418	1.3098	1.0033	1.1043	0.9904	0.8563

المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج EViews.08

والشكل رقم (04) يبين المنحنى البياني للسلسلة الخالية من الموسمية (ELCSAT).

الشكل (04): المنحنى البياني للسلسلة الخالية من الموسمية



المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج EViews.08

2. التنبؤ وفق منهجية Box-Jenkins: بعد حذف المركبتين إتجاه عام وموسمية سنال نموذج السلسلة الزمنية وفق منهجية Box-Jenkins :

- دراسة إستقرارية السلسلة الزمنية : سوف نستخدم إختبار ADF للكشف عن إستقرارية السلسلة الزمنية، وذلك بمساعدة البرنامج Eviews، وهذا بعد تحديد درجة التأخر p والتي تقوم بتدنية معيار أكايك، وبإستخدام البرنامج وجد أن $p=1$ والجدول أدناه يوضح نتائج إختبار ADF. حيث كانت النتائج كما يوضحها الجدول أدناه:

الجدول (03): نتائج اختبار ADF بالنسبة للسلسلة المعدلة

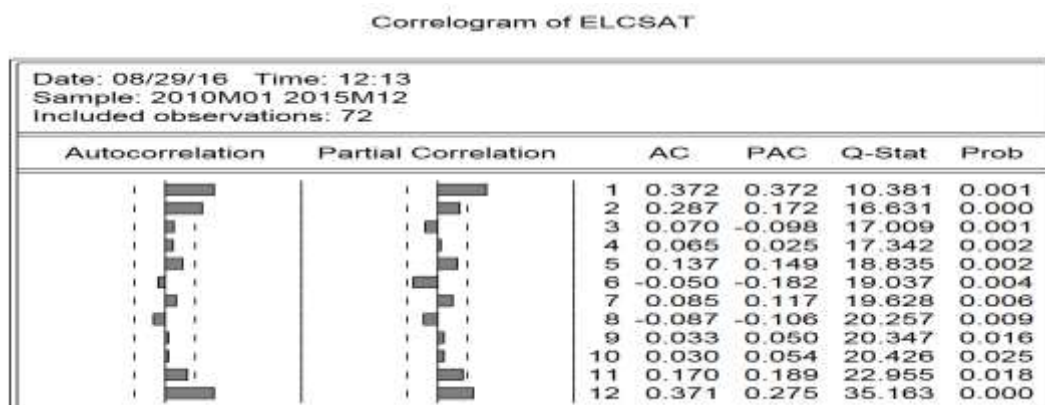
النتيجة	المقارنة	τ_{tab}			τ_{cal}	النماذج
		$\alpha = 0.01$	$\alpha = 0.05$	$\alpha = 0.1$		
مستقرة	$\tau_{cal} < \tau_{tab}$	-4.09	-3.47	-3.16	-3.70	النموذج [1]
مستقرة	$\tau_{cal} < \tau_{tab}$	-3.52	-2.90	-2.58	-3.74	النموذج [2]
مستقرة	$\tau_{cal} < \tau_{tab}$	-2.59	-1.94	-1.61	-3.77	النموذج [3]

المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج EViews.08

من خلال الجدول نلاحظ أن كل الإحصائية المحسوبة لـ ADF أصغر من القيم الحرجة عند مستوى معنوية (1%، 5%، 10%) وهذا بالنسبة للنماذج الثلاث وعليه السلسلة ELCSAT تعتبر سلسلة مستقرة قابلة للاستعمال في التنبؤ طبقاً لمنهجية "Box Jenkins".

- تحديد الدرجات p, q للنموذج $ARIMA(p,1,q)$: بعد الحصول على السلسلة المستقرة ELCSAT نستطيع تحديد المعالم (p,q) من خلال دالة الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة ELCSAT وهذا بمشاهدة الأعمدة الخارجة من مجال الثقة حسب التأخر المرافق كما يبين الشكل التالي:

الشكل رقم (05): بيان الارتباط الذاتي البسيط والجزئي لسلسلة البواقي



المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج Eviews.08

من خلال الشكل (05) نلاحظ أنه بالنسبة للانحدار الذاتي AR للتأخرات الأكثر أهمية هي $(P=2)$ وبالنسبة للمتوسط المتحرك التأخر الأكثر أهمية هو $(Q=1)$ وعليه معرفة السيرورات التالية: $AR(1)$ ، $MA(1)$ ، $ARMA(1,1)$ ، $ARMA(2,0)$ ، $ARMA(2,1)$.

نقوم بتقدير النماذج المشخصة وذلك بالاستعانة ببرنامج Eviews للمفاضلة بين النماذج وكمرحلة أولية نقوم باختبار معنوية معالم النماذج الناتجة حيث نجد أن $AR(1)$ ، $MA(1)$ مقبولتان إحصائيا لأن إحصائية $T_{cal}(0,001)$ ، $(0,0242)$ على التوالي أصغر من 0,05 ومنه نرفض فرضية العدم التي تدل على عدم معنوية المعالم وبالتالي معالم النموذج المقطرة معنوية على عكس إحصائية T_{cal} للنماذج $ARMA(1,1)$ ، $ARMA(2,0)$ ، $ARMA(2,1)$ الغير مقبولين إحصائيا.

بعد أن تم الاحتفاظ بالنموذجين $AR(1)$ ، $MA(1)$ واختيار النموذج الأفضل في دراستنا نعتمد على هذه المعايير التالية الذكر للنماذج المقبولة من الناحية الإحصائية والنتائج موضحة في الجدول التالي:

الجدول رقم (04) : المفاضلة بين النماذج المقترحة

$\sum e_i^2$	R^2	SC	AIC	Prob	الاختبارات النماذج
1004347	0,14	12,45	12,24	0,00A<0,05	AR(1)
1061829	0,09	12,49	12,46	0,0242<0,05	MA(1)

المصدر: من إعداد الباحثين

بتطبيق هذه المعايير على النماذج المقدره نختار النموذج AR(1).

- تقدير واختبار جودة النموذج: سنقوم بتقدير النموذج النموذج ARIMA(1,1,0) وذلك باستعمال طريقة المربعات الصغرى و هذا بالاستعانة بالبرنامج Eviews 8 كما يوضح الجدول (05) نتائج عملية التقدير

الجدول رقم (05): تقدير النموذج ARIMA (1,1,0)

Dependent Variable: ELCSAT Method: Least Squares Date: 08/29/16 Time: 12:31 Sample (adjusted): 2010M02 2015M12 Included observations: 71 after adjustments Convergence achieved after 2 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.382750	0.112005	3.417257	0.0011
R-squared	0.142920	Mean dependent var		-1.004342
Adjusted R-squared	0.142920	S.D. dependent var		129.3845
S.E. of regression	119.7824	Akaike info criterion		12.42321
Sum squared resid	1004347	Schwarz criterion		12.45508
Log likelihood	-440.0241	Hannan-Quinn criter.		12.43589
Durbin-Watson stat	2.108516			
Inverted AR Roots	.38			

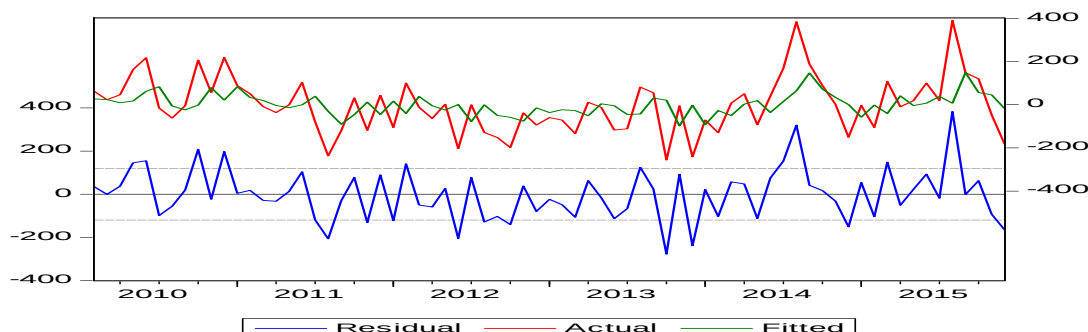
المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج Eviews.08

وبالتالي يمكن كتابة النموذج المتحصل عليه كما يلي:

$$ELCSAT_t = 0,38ELCSAT_{t-1} + (\varepsilon_t)$$

كما يمكن المقارنة بين سلسلة البيانات الفعلية والمقدرة والبواقي بيانيا إنطلاقا من الشكل (06) كما يلي:

الشكل (06): المنحنى البياني لسلسلة البيانات الفعلية والمقدرة والبقايا



المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج Eviews.08

نلاحظ من خلال الشكل شبه الحركة المتشابهة لمنحنى السلسلة الأصلية (Actual) ومنحنى السلسلة المقدرة Filled وهذا ما يعطينا فكرة عن قوة النموذج المستعمل .

كما يوضح الشكل (07) بيان الارتباط الذاتي البسيط والجزئي لبقايا عملية التقدير حيث نلاحظ أن جميع معاملاتها موجودة داخل مجال الثقة وهذا يعني أنه قد تمت نمذجة جميع الخصائص الجوهرية للسلسلة الزمنية ELCSAT كما أن جميع إحصائية Ljung Box أكبر من 5% وهذا ما يؤكد أن سلسلة البقايا تحاكي تشويشاً أبيضاً وبالتالي فإن النموذج مقبول إحصائياً ويمكن استخدامه في التنبؤ.

الشكل (07): بيان الارتباط الذاتي البسيط والجزئي لبقايا عملية التقدير

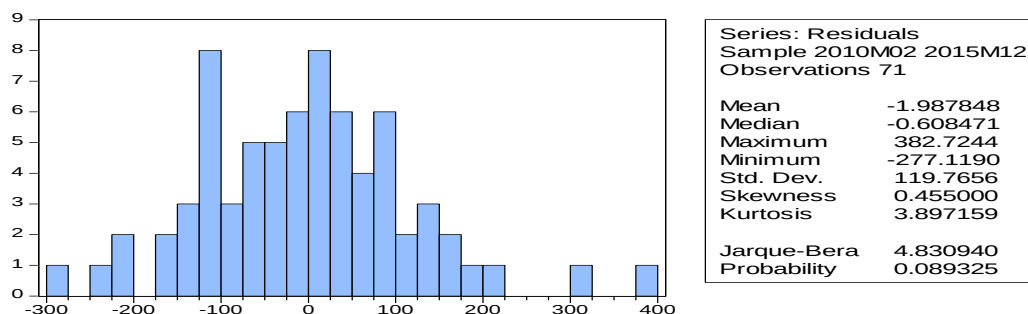
Correlogram of Residuals

Date: 08/29/16 Time: 12:38 Sample: 2010M02 2015M12 Included observations: 71 Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term(s)						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1 -0.068	-0.068	0.3468		
		2 0.193	0.190	3.1570	0.076	
		3 -0.071	-0.049	3.6387	0.170	
		4 -0.016	-0.061	3.5584	0.313	
		5 0.138	0.166	5.0614	0.281	
		6 -0.160	-0.146	7.0963	0.214	
		7 0.172	0.108	9.4859	0.148	
		8 -0.174	-0.097	11.972	0.101	
		9 0.066	-0.018	12.236	0.141	
		10 -0.061	-0.015	12.550	0.164	
		11 0.040	0.062	12.686	0.242	
		12 0.338	0.329	22.717	0.019	

المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج Eviews.08

أما الشكل (08) فيوضح إختبار Jarque-Bera حيث نلاحظ ان احصائية JB تساوي 0,08 اي انه يمكن القول بان سلسلة البواقي تحاكي تشويشا ايضا عند مستوى معنوية 9% أي أن البواقي وتتبع التوزيع الطبيعي عند مستوى معنوية 9%.

الشكل رقم (08): المدرج التكراري لسلسلة البواقي



المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج Eviews.08

أما الشكل (09) فيوضح اختبار ARCH لعدم تباث التباين حيث يتضح ان احصاءة $F_{sta} = 0.25$ وهي اكبر من 5% وهذا ما يجعلنا نقبل الفرضية العدمية القائلة بان المعلمات α_i تختلف جوهريا عن الصفر اي ان تباين الاخطاء ثابت عبر الزمن وبالتالي فان السلسلة البواقي ELCSAT ليست من النوع ARCH وتباينها ثابت عبر الزمن .

الشكل رقم (09): نتائج إختبار ARCH لعدم تباث التباين

Heteroskedasticity Test: ARCH				
F-statistic	1.328919	Prob. F(1,69)	0.2530	
Obs*R-squared	1.341600	Prob. Chi-Square(1)	0.2468	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 08/29/16 Time: 12:44				
Sample: 2010M02 2015M12				
Included observations: 71				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	16037.35	3293.586	4.869267	0.0000
RESID^2(-1)	-0.137431	0.119216	-1.152788	0.2530
R-squared	0.018596	Mean dependent var	14145.73	
Adjusted R-squared	0.004677	S.D. dependent var	24119.19	
S.E. of regression	24062.72	Akaike info criterion	23.04248	
Sum squared resid	4.00E+10	Schwarz criterion	23.10622	
Log likelihood	-816.0080	Hannan-Quinn criter.	23.06783	
F-statistic	1.328919	Durbin-Watson stat	2.000728	
Prob(F-statistic)	0.252976			

المصدر: من إعداد الباحثين بالاستعانة ببرنامج Eviews.08

- **حساب التنبؤ باستخدام منهجية Box-Jenkins :** بعدما إتضح أن النموذج مقبول إحصائيا ، فإنه يمكن إستخدامه في التنبؤ ، وهذا للسنة القادمة ، وهذا بعد الأخذ بعين الإعتبار النموذج المقدر أدناه :

$$ELCSAT_t = 0,38ELCSAT_{t-1} + (\varepsilon t)$$

وأیضا إدخال أثر التغيرات الموسمية والإتجاه العام الذين سبقا نزعهما سابقا والجدول (10) يوضح نتائج عملية التنبؤ :

الجدول رقم (06) : التقدير لمبيعات 2016

التنبؤ	المعاملات الموسمية	AR(1)	الاتجاه العام
2704,5762 7	1,141871	- 69,8289338	2438,3769 3
2402,4996 1	0,990224	- 26,7270232	2452,9453 4
2234,3124 9	0,909261	- 10,2297677	2467,5137 5
2608,6223 7	1,052642	- 3,91544342	2482,0821 6
2131,2115 7	0,854141	-1,4986359	2496,6505 7
1932,3357 9	0,769657	- 0,57360287	2511,2189 8
2883,8145 9	1,141848	- 0,21954649	2525,7873 9
3327,4689	1,309887	-	2540,3558

	0,08403141		7
2554,9242	-	1,00331	2563,3487
1	0,03216302		4
2569,4926	-0,0123104	1,104336	2837,5696
2			1
2584,0610	-0,0047118	0,990428	2559,3217
3			3
2598,6294	-	0,856352	2225,3399
4	0,00180344		7

المصدر: من إعداد الباحثين باستخدام البرنامج 08. Eviews

3. التنبؤ وفق طريقة الشبكات العصبية: سنحاول في هذا الجزء تطبيق نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بمبيعات الكهرباء ELC باستخدام البرنامج 8 Statistica وهذا باستخدام نفس البيانات السابقة والتي عددها 72 مشاهدة حيث خصص 58 مشاهدة بنسبة 80 % كمجموعة تدريب و 14 مشاهدة بنسبة 20 % كمجموعة اختبار، ل يتم استخدامها في بناء النموذج ومقارنتها بالتنبؤات لفترة الاختبار ، حيث كانت النتائج كما يوضحها الجدول (07) كما يلي :

الجدول (07): نماذج الشبكة العصبية بالنسبة لمبيعات الكهرباء ELC

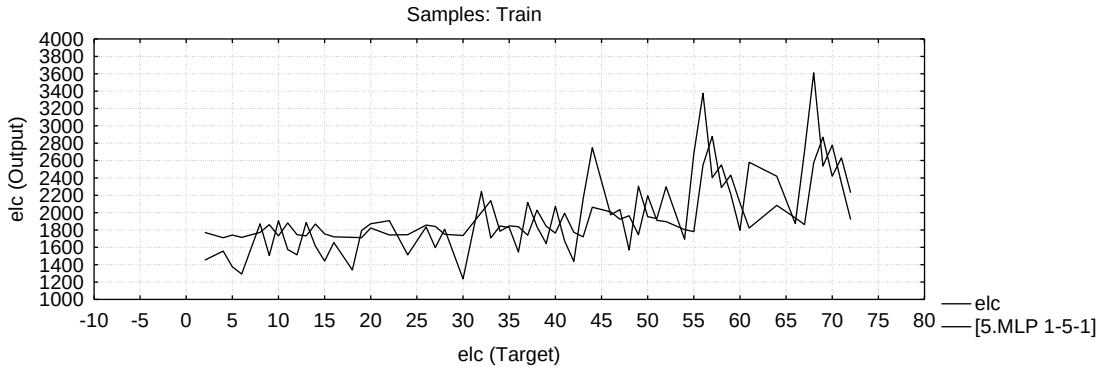
Summary of active networks (Spreadsheet1

Summary of active networks (Spreadsheet1.sta)									
Index	Net. name	Training perf.	Test perf.	Training error	Test error	Training algorithm	Error function	Hidden activation	Output activation
1	MLP 1-7-1	0,59956	0,55295	0,01354	0,00832	BFGS 7	SOS	Logistic	Exponential
2	MLP 1-5-1	0,60099	0,52469	0,01344	0,00956	BFGS 17	SOS	Tan	Tan
3	MLP 1-7-1	0,60222	0,53766	0,01348	0,00879	BFGS 7	SOS	Logistic	Logistic
4	MLP 1-6-1	0,58947	0,53779	0,01551	0,00555	BFGS 3	SOS	Tan	Logistic
5	MLP 1-5-1	0,61487	0,61533	0,01308	0,00888	BFGS 13	SOS	Tan	Identity

STATISTICA المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج 8

من خلال الجدول (07) تم التوصل إلى خمسة نماذج على أن يتم اختيار النموذج الخامس $MLP(1-5-1)$ والذي يحقق أقل خطأ في سلسلة التدريب وسلسلة الاختبار، وبالتالي فإن عدد الوحدات المخفية تساوي 5 وعدد وحدات الإدخال تساوي 1 وعدد المخرجات تساوي 1. ومن خلال الجدول رقم (07) يتبين أن دالة التنشيط Tanh للطبقة المخفية ودالة التنشيط Identity لطبقة الإخراج . كما يبين الجدول رقم (07) بأن كفاءة النموذج خلال فترة التدريب كانت 0.614874 بينما خلال فترة الاختبار كانت 0.615335 مما يدل على جودة النموذج وإمكانية استخدامه للتنبؤ . إضافة إلى وجود قيمة الخطأ أثناء فترة التدريب و التي تساوي 0.013084 و أثناء فترة الاختبار 0.008888. والشكل البياني رقم (10) يوضح جودة النموذج بشكل أكبر .

الشكل رقم (10): تمثيل بياني لبيانات التدريب و الاختبار الناتجة مع البيانات الفعلية لمبيعات الكهرباء ELC



المصدر : من اعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج Statistica 8

من الشكل أعلاه يتبين أن القيم التنبؤية (المخرجات) تحاكي القيم الأصلية بنسبة 90 % وهذا أمر جيد الأمر الذي يجعلنا نعتمد الشبكة الناتجة للتنبؤ بمبيعات الكهرباء ELC . أما الجدول (08) يوضح القيم المتنبؤ بها خلال السنة القادمة باستخدام النموذج المتحصل عليه من خلال طريقة الشبكات العصبية:

الجدول رقم (08): نتائج التنبؤ لـ 10 أشهر الأولى لسنة 2016 لمبيعات الكهرباء ELC

Case name	Time series projection for elc (Spreadsheet1.sta) All samples	
	elc Target	elc(Output) 5. MLP 1-5-1
72	1919,400	2229,312
2		2125,288
3		2035,438
4		1965,667
5		1917,280
6		1886,887
7		1869,149
8		1859,283
9		1853,949
10		1851,112
11		1849,616

المصدر: من اعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج Statistica8

4. المفاضلة بين النموذجين المقترحين للتنبؤ بمبيعات الكهرباء: سنستخدم بعض المعايير الإحصائية من أجل المفاضلة بين الطريقتين منهجية BJ و طريقة تحليل الشبكات العصبية ANN من بينها قاعدة Theil ومجموع مربعات الأخطاء وهذا عن طريق المقارنة مع القيم الفعلية للمتغير المتنبؤ به حيث قمنا ب جلب المبيعات الحقيقية لـ 10 أشهر الأوائل لسنة 2016 من مبيعات الكهرباء ELC التي قدمت لدينا من طرف المصلحة التجارية لمؤسسة Sonelgaz. ومن خلالها وحسب التنبؤات المتحصل عليها سابقا قمنا بإعداد الجدول التالي .

الجدول رقم (09) : جدول مقارنة نتائج التنبؤ بالمبيعات

السنة 2016	X_t	P (B J)	P (ANN)	$e_t^2(BJ)$	$e_t^2(ANN)$
جانفي	2838.66	2704,57627	2229.312	17978.44	371304.98
فيفري	2366.76	2402,49961	2125.288	1277.31	58308.72
مارس	2369.88	2234,31249	2023.438	18379.22	120022.05

482737.31	2687.13	1965.667	2608,62237	2660.46	أفريل
79039.69	4517.18	1917.280	2131,21157	2198.42	ماي
31078.16	17116.48	1886.857	1932,33579	2063.16	جوان
1229373.13	8856.69	1869.149	2883,81459	2977.92	جويلية
4458884.12	413990.62	1859.283	3327,46897	3970.89	أوت
877090.31	51592.57	1853.949	2563,34874	2790.48	سبتمبر
1451697.258	46995.25	1849.616	2837,56961	3054.48	أكتوبر
915953 5.72	585191.06	SEE			

المصدر: من اعداد الباحثين

حيث:

- ◆ X_t : القيم الحقيقية لمبيعات سنة 2016
- ◆ $P(B, J)$: قيم التنبؤ بطريقة Box, Jenkins
- ◆ $P(ANN)$: تقديرات طريقة الشبكات العصبية
- ◆ $e_t^2(BJ)$: مربع الأخطاء بالنسبة لطريقة Box, Jenkins
- ◆ $e_t^2(ANN)$: مربع الأخطاء بالنسبة لطريقة الشبكات العصبية
- ◆ SEE: مجموع مربع الخطأ

من خلال الجدول نلاحظ أن مربع الخطأ بالنسبة لطريقة BJ أقل من مربع خطأ طريقة الشبكات العصبية ومنه نستنتج أن طريقة BJ هي الأفضل والأدق وللتأكد أكثر من جودة النموذج نستعمل الإحصائية "U" Theil والتي تعطى بالعلاقة التالية:

$$RMSE = \sqrt{\frac{SSE}{L}}$$

$$Theil's U = \frac{RMSE}{\sqrt{\frac{\sum_{i=t+1}^{t+L} (x_t - \hat{X})^2}{L}}}$$

حيث:

- ♦ L: عدد فترات التنبؤ
- ♦ RMSE: جذر متوسط مربع الأخطاء

فنجد:

$$U_{(ZN)} = \frac{957.05}{521.12} = 1,83$$

$$U_{(BJ)} = \frac{241.90}{521.12} = 0,46$$

من خلال النتائج نستنتج أن قيم التنبؤ بطريقة **Box, Jenkins** هي الأحسن لأن الإحصائية: $U_{(BJ)} < 1$ أما بالنسبة لقيم التنبؤ بطريقة الشبكات العصبية نجد: $U_{(ANN)} > 1$ فهي غير مقبولة إحصائياً.

خاتمة:

بعد التنبؤ الحجر الأساس في الكثير من العمليات الادارية ومن أبرز الوظائف وأكثرها حاجة للتنبؤ نجد إدارة المبيعات كونه نقطة إنطلاق جل الأنشطة البيعية حيث نجد مجموعة من الأساليب الكيفية والكمية للتنبؤ إلا أن الأساليب الكيفية عموماً هي عبارة عن تخمينات أو تقديرات شخصية بعيدة نوعاً ما عن الدقة في حين أن الأساليب الكمية تعتمد على الجانب الرقمي الكمي الهادف إلى أكثر دقة حيث يمكن تقسيمها إلى نماذج قياسية ونماذج رياضية إلا أنه يجدر الإشارة إلى أنه تطبيق هذه النماذج المختلفة يكون في ظل توفر شروط معينة لبيانات المؤسسة والظاهرة المدروسة فليس هناك أسلوب أمثل ومناسب لجميع الحالات

ولهذا لا بد من المفاضلة بين مختلف أساليب التنبؤ من خلال إختيار الأسلوب الذي يحقق أقل قيمة لمقاييس دقة التنبؤ بمعنى أنه يقدم القيم التنبؤية الأقرب للواقع.

وهذا ما حاولنا تجسيده في الجانب التطبيقي حيث قمنا بتسليط الضوء على التنبؤ بالمبيعات على مستوى شركة سونلغاز و وقع الاختيار على هذه الشركة من منطلق طبيعة وخصائص منتوجها المتمثل في الطاقة الكهربائية التي تعتبر منتج إستراتيجي وحيوي وغير قابل للتخزين حيث أن إنتاج كميات أكبر من الطاقة المطلوبة للإستهلاك يجعل بعض مولدات الطاقة تعمل بدون فائدة و إن نقصت الطاقة المولدة ستسبب أضرار كبيرة للشبكة الكهربائية وللمستهلك والمواطن بصفة عامة كونها منتج واسع الإستهلاك.

وقد قمنا في هذا السياق بتطبيق للتنبؤ بالمبيعات المستقبلية من الكهرباء المنخفض التواتر الموجه للعائلات لشركة SONEGAS حيث كان النموذج الأول قياسي وفق منهجية " BOX JENKINS" باستخدام نامج "EViews.08" والثاني رياضي طبقا لطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية "ANN" باستخدام برنامج "STATISTICA.08" وبعد التوصل تنبؤات المستقبلية لسنة 2016 قمنا بالمفاضلة بين النموذجيين من خلال تطبيق قاعدة "THEIL" على اساس القيم الحقيقية لسنة 2016 كما قمنا ايضا بمجموعة من الاختبارات التنبؤية الخاصة بدقة التنبؤ حيث توصلنا إلى أن النموذج الأنسب والأدق فيما يخص مبيعات الكهرباء الموجه لقطاع العائلات لشركة سونلغاز هو النموذج القياسي المنجز وفق منهجية "BOX JENKINS".

من منطلق هذه الدراسة ارتأينا الى تقديم بعض التوصيات جاءت على الشكل التالي:

- ✓ ضرورة تواجد التنبؤ بالمبيعات على مستوى كل المؤسسات باختلاف طبيعة نشاطها كون أن مخرجات نظام التنبؤ تعتبر من أهم مدخلات بقية أنشطة المؤسسة .
- ✓ ضرورة الاعتماد على الطرق الكمية للتنبؤ بالمبيعات نظرا لإستنادها على المنهج العلمي و إستخدامها لوسائل الافناع الرياضية والأدوات الإحصائية عكس الطرق النوعية المعتمدة على الحدس والخبرة .
- ✓ المؤسسات الجزائرية مطالبة اليوم بمعالجة التحولات المفروضة عليها بالتفكير في تغييرات شاملة في عملياتها التسويقية والإدارية وذلك بانتهاج الطرق والأساليب العلمية والكمية لتحقيق نتائج أكثر

دقة وموضوعية بالنسبة لمختلف البحوث على غرار التنبؤ بالمبيعات كونه يمكن المؤسسة معرفة حجم النفقات والمدخلات المستقبلية لتجنب أي نكسة قد تخفيها التغيرات المستقبلية للسوق.

✓ حاولنا في هذا البحث تقديم نموذج تنبئي لمبيعات الكهرباء منخفض التوثر لشركة "SONELGAZ" سهل الاستعمال كمساعد لمراقبي الشبكة الكهربائية في مراكز تنسيق توزيع وتوليدها للمساعدة في اتخاذ القرار و قد اظهرت نتائج البحث الدقة العالية لهذا النموذج مقارنة بالطرق المستعملة سابقا وعلى ضوء هذا نوصي مسؤولي شركة « SONELGAZ » باستخدام الطرق الكمية الحديثة في التنبؤ من خلال تكوين الإطارات والمختصين في هذا المجال.

❖ قائمة المراجع:

- (1) شيخي محمد، طرق الاقتصاد السياسي (محاضرات وتطبيقات)، ط1، دار ومكتبة الحامد للنشر والتوزيع، عمان، الأردن، 2012 .
- (2) فروخي جمال ، نظرية الاقتصاد القياسي ، ديوان المطبوعات الجامعية ، الجزائر، 1993.
- (3) محمد علي الشرقاوي، الذكاء الاصطناعي والشبكات العصبية، الكتاب الأول ضمن سلسلة علوم وتكنولوجيا حسابات المستقبل، مطابع المكتب المصري الحديث، سنة النشر غير مذكورة.
- (4) مولود حشمان، نماذج و تقنيات التنبؤ القصير المدى، ديوان المطبوعات الجامعية، الجزائر 1998.

- (1) David Anderson, Dennis Sweeney and Thomas William" Quantitative Methods for Business "South Western college Publishing , Ohio,2001
- (2) Donald Harnett and James Horriel "Data, Statistics and decision models sons, New York, 1998. with Excel " John and
- (3) Gerald Keller and Brian Worrack "Statistics for Management and Economics " Cole publishing

SPYROS Makridakis & MICHÉLE Hibon, *ARMA Models and the Box- (4)*
Forecasting, Vol 16, John Wiley & *Jenkins Methodology*, Journal of
Sons, France, 1997.