

# الشبكات العصبية الاصطناعية ANN<sup>1</sup> كطريقة للتنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لمدينة

تلمسان: دراسة مقارنة

د. جباري لطيفة استاذة محاضرة "ب"

المركز الجامعي عين تيموشنت

dlatefa@yahoo.fr

Artificial Neural Network, a Way to Predict Power Consumption of Tlemcen City: A Comparative Study

Received: July 2017

Accepted: August 2017

Published: September 2017

الملخص: تهدف هذه الدراسة إلى تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية لمدينة تلمسان، و مقارنتها بأشهر طريقة إحصائية استخدمت في هذا المجال و المعروفة بمنهجية Box and Jenkins مقارنة النتائج خلصت هذه الدراسة إلى الأهمية البالغة لاستخدام ANN مقارنة بالطريقة الإحصائية نظرا للنتائج و القريبة من الواقع. أما عن البرمجيات فقد استخدمنا برنامج eviews<sup>2</sup> بالنسبة للنمذجة الإحصائية، و WEKA<sup>3</sup> الجزء المتعلق بالشبكات العصبية الاصطناعية.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، الطاقة الكهربائية، منهجية Box and Jenkins، الشبكات العصبية الاصطناعية.

رموز JEL: D<sub>24</sub>, C<sub>32</sub>, C<sub>44</sub>, C<sub>45</sub>, C<sub>53</sub>, C<sub>63</sub>, C<sub>88</sub>

**Abstract:** The aim of this study is to apply artificial neural network(a model of artificial intelligence) to predict the consumption of electric power for the city of Tlemcen, and compare it with the most famous statistical method used in this field known as the Box and Jenkins methodology. This study concluded that it is very important to use ANN compared to the statistical method because of its realistic results. As for software, we used the eviews program for statistical modeling and WEKA in artificial neural networks section .

**Key words:** forecasting, electric power, the Box and Jenkins methodology, artificial neural network

**(JEL) Classification :** C<sub>32</sub>, C<sub>44</sub>, C<sub>45</sub>, C<sub>53</sub>, C<sub>63</sub>, C<sub>88</sub>, D<sub>24</sub>

<sup>1</sup> Artificial neural network

<sup>2</sup> EVIEWS : offers academic researchers, corporations, government agencies, and students access to powerful statistical, forecasting, and modeling tools through an innovative, easy-to-use object-oriented interface.

<sup>3</sup> WEKA : Data Mining Software in Java

المقدمة:

تعتبر الطاقة الكهربائية واحدة من أهم الموارد التي تتوقف عليها عدة نشاطات اقتصادية و اجتماعية متعددة ، و نظرا لهذه الأهمية يسهر القائمون على تسييرها على إيجاد أفضل الطرق للتنبؤ بالاحتياجات و الطلب على هذا المورد الرئيسي و بهدف تفادي الانقطاعات المتكررة خاصة في ساعات الذروة . إن التحدي الأكبر الذي يواجهه المسيرون هو كون الطاقة الكهربائية غير قابلة للتخزين مما يستدعي إنتاج كميات كافية في الوقت المناسب بطريقة مثلى .

البحث في هذا المجال واسع حيث تقوم الدول بالقيام بالتنبؤ بالطلب النهائي لهذا المورد بالاعتماد على استهلاك السنوات السابقة ، من اجل تقديم أحسن خدمة للمستخدم النهائي . يقوم هذا العمل على محاولة لنمذجة الطلب الكلي للطاقة الكهربائية لولاية تلمسان اعتمادا على البيانات المقدمة من طرف SONELGAZ تلمسان من خلال طريقتين الأولى إحصائية باستخدام منهجية Box and Jenkins الطريقة الثانية تعتمد على فرع من فروع الذكاء الاصطناعي و هي الشبكات العصبية الاصطناعية ، و محاولة للمقارنة فيما بينهما لاختيار أنجعها والتي تقدم اقرب النتائج للواقع لتفادي الانقطاعات المتكررة و خدمة أفضل للزبون .

إشكالية البحث

في خضم كل ما جاء سالفا وفي هذا الإطار نطرح إشكالية البحث التالية: ما هي أحسن طريقة للتنبؤ

الكهرباء في مدينة تلمسان ؟ هل يمكن اعتبار نموذج ANN أحسن طريقة للتنبؤ بالاستهلاك الكهرباء ؟

أهمية البحث

يمثل الذكاء الاصطناعي أهمية كبيرة لمعظم المجالات العملية والتطبيقية اليوم , فهو يستخدم في العديد من تنظيم الإنتاج و مراقبة الجودة ، تصميم المنتجات الجديدة و التنبؤ بسلوك المتغيرات الاقتصادية المؤثرة على البيئة الاقتصادية للمؤسسة ، حفظ البيانات و المعلومات و استرجاعها عند الحاجة لاتخاذ القرارات ، بالنسبة للشبكات العصبونية الاصطناعية ANN فتتميز بالقدرة على التنبؤ بسلوك عدد كبير من المتغيرات الاقتصادية في آن واحد مما يستدعي استخدامها في عدة اقتصادية كتحليل مخاطر منح القروض في البنوك من خلال دراسة عدة ملفات و عدة معايير للانتقاء في غضون ثواني بالإضافة إلى إمكانية تغيير المعايير و الحصول على نتائج حينية ، كما تم استخدامها في عملية استرجاع بيانات مفقودة و غيرها أمثلة لاستخدامات الذكاء الاصطناعي مما يكسب هذه الدراسة أهمية كبيرة و مجالا خصبا للبحث و التعمق فيه .

I. تقديم الشركة الوطنية للكهرباء و الغاز SONELGAZ spa :

أسست المؤسسة كهرباء و غاز الجزائر EGA سنة 1947 و التي كانت تستحوذ على كل السوق في الجزائر من

ناحية الإنتاج و نقل و توزيع الطاقة الكهربائية على مستوى التراب الوطني كله. في جوان 2002 أصبحت

L EPIC SONELGAZ إلى مؤسسة ذات أسهم SONELGAZ spa و التي تمارس من خلال مختلف المؤسسات

و المكلفة بعملية إنتاج و نقل و توزيع الكهرباء و الغاز .

تتكون الشركة الوطنية للكهرباء و الغاز: SONELGAZ من فروع النشاط التالية:

- ✓ نشاط الإنتاج: إن طبيعة إنتاج الطاقة المتمثلة في كونها غير قابلة للتخزين تفرض على الشركة الإشراف على كل مراحل الإنتاج حتى تسليم المنتج النهائي للمستهلك. تتميز هذه المرحلة بعملية تحويل الطاقة المائية أو الحرارية إلى طاقة ميكانيكية ثم إلى طاقة كهربائية هذه الإمكانيات هي مصممة للاستجابة إلى الطلب المتزايد على الطاقة
- ✓ ربط الشبكات L<sup>2</sup>interconnexion - وهي تابعة للخطوط عالية التوتر 220 kv<sup>4</sup> و التي تعمل على نقل الطاقة القريبة من مراكز الكبرى و ضمان وجود وصلات بين المراكز بحد ذاتها و هي موصولة مع المغرب و تونس مما بالتبادلات التجارية لتغطية العجز أو الاحتياجات .
1. نشاط النقل:

- أ. نقل الكهرباء: يتم نقل الكهرباء عن طريق شبكة أسلاك الكهربائية ذات التوتر العالي 60KV و التي تسمح بتغطية الطلب المتعلق بالزبائن الصناعيين و مراكز التوزيع أين يتم توزيع الطاقة الكهربائية للمستهلكين العاديين
- ب. نقل الغاز: يتم بالضغط العالي عبر قنوات بحيث يتم توصيل الغاز إلى المستهلكين الصناعيين و العاديين و لقد حققت الشركة تقدما كبيرا في تغطية الطلب.
2. نشاط التوزيع و البيع: يتم توزيع الطاقة الكهربائية عن طريق أسلاك المتوسطة التوتر و المنخفضة التوتر و التي تغطي الطلب عبر الوطن. كما يتم توزيع الغاز عبر ثلاث أنواع الضغط العالي للزبائن الصناعيين، الضغط المتوسط للمؤسسات الصناعية ذات أهمية اقل، والضغط المنخفض لتغطية طلب العائلات و المؤسسات الحرفية.
- II. التنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان:

أولا يجب تحديد مدى التنبؤ بالطاقة الكهربائية الذي نهدف لدراسته و الذي يحقق أهداف المرجوة من التنبؤ

بحيث نفرق بين :

- التنبؤ بالمدى الطويل: يشمل التنبؤ من سنة إلى عشر سنوات بحيث تستخدم نتائجه عادة في التخطيط الاستراتيجي للشركة للاحتياجات المستقبلية و الاستجابة للطلب المتزايد على هذا المورد من خلال بناء مراكز لإنتاج الطاقة ، و كذا إنشاء قنوات لتوزيع الطاقة و غيرها.
- التنبؤ بالمدى المتوسط: تشمل الفترة الممتدة بين شهر لسنة واحدة و يعتمد عليه في عملية تخطيط المعدات اللازمة بالإضافة إلى إنشاء شبكات النقل و إبرام العقود و الصفقات مع المتعاملين الاقتصاديين.
- التنبؤ في المدى القصير تشمل هذا النوع من التنبؤ في المدى القصير و التنبؤ في المدى القصير جدا ، ففي حالة التنبؤ بالطاقة الكهربائية في المدى القصير تكون في 30 دقيقة بحيث تهدف هذه العملية بتغطية التوزيع بطريقة اقتصادية و ، و نقوم بالتنبؤ من خلال استخدام البيانات الحقيقية للـ 24 ساعة سابقة. أما التنبؤ بالمدى القصير فيكون بالساعة أو أسبوعيا من خلاله تقوم الشركة تنشئ مخطط الاستغلال لكل مركز إنتاج بالإضافة إلى مخطط الصيانة و كذا

<sup>4</sup> Kilo volt

استراتيجيات تسيير التكاليف بهدف تدنيها ، و المعلومات التي تساعد في هذه الحالة هي استهلاك الماضي بالإضافة درجات الحرارة للسنوات السابقة لكل فصل .  
بالنسبة لدراستنا سنقوم بدراسة التنبؤ بالطاقة الكهربائي المدى القصير نظرا للأهمية التي تكتسبها هذه المعلومات في عملية تسيير الطاقة الكهربائية من خلال التخطيط ، التحويل من مركز لأخر في حالات العجز و الفائض dispatching بهدف تدنية تكاليف الاستغلال.

### 1. العوامل المؤثرة على التنبؤ بالطاقة الكهربائية :

إن التنبؤ بالطاقة الكهربائية تتأثر بعدة عوامل يجب التعرف عليها و أخذها بعين الاعتبار و المتمثلة في:

- ✓ العوامل الاقتصادية و يمكن حصرها في خصائص النشاط الاقتصادي لكل قطاع و استهلاكاته من الطاقة الكهربائي ماهية النشاط الصناعي الممتن.
  - ✓ عامل الزمن : و يتمثل في العوامل الموسمية و الأسبوعية و أيام العطل و كذا ساعات اليوم الواحد النهار و الليل كل هذه العوامل تؤثر على استهلاك الطاقة الكهربائية و بالتالي كميات إنتاجها.
  - ✓ العوامل الجوية : بالضبط درجات الحرارة فلها تأثير مباشر على استهلاك الطاقة الكهربائية من خلال التدفئة في الشتاء و التكييف في الصيف بالإضافة إلي كمية الضوء في أيام الشتاء و مواقيت الغروب في كل منطقة كلها عوامل مؤثرة على الطاقة الكهربائية .
  - ✓ المتغيرات العشوائية : و تتمثل في تلك المتغيرات التي لا يمكن التنبؤ بتأثيرها كمثل يمكننا ذكر برنامج تلفزيوني ذو نسبة مشاهدة واسعة يؤثر على الطاقة الكهربائية.
- بالنسبة للتنبؤ بالطاقة الكهربائية فهناك العديد من الطرق المعتمدة على السلاسل الزمنية و تسمى بنماذج الانحلال الارتباط و التي تعتمد على شكل البيانات و علاقتها مختلف المتغيرات التي تؤثر عليها بحيث يكون متغير تابع لعدة متغيرات عليه . بالإضافة إلى هذه الطرق نجد منهجية Box and Jenkins 1970 و التي لاقت رواجاً كبيراً في عملية التنبؤ بصفة و التنبؤ بالطاقة الكهربائية بصفة خاصة<sup>5</sup> و التي سوف نستخدمها في عملية التنبؤ بالطاقة الكهربائية لمدينة تلمسان استناداً إلى البيانات المقدمة من طرف مصالحها المالية و التجارية و التقنية و الممتدة من 01 جانفي 2012 إلى 31 جويليا 2015.
- اصطلاحاً يمكننا القول إنتاج أو مبيعات الطاقة الكهربائية أو استهلاك الطاقة الكهربائية لان في هذه الحالة لا يمكن تخزينها و بالتالي يمكننا التعبير عنها بواحد من المصطلحات السابقة .

### 2. التنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان باستخدام منهجية box and Jenkins

قبل القيام بعملية التنبؤ لابد من تحديد البيانات التي سوف نستخدمها في ذلك و التي تحصلنا عليها بالتقريب من المصالح المالية و التجارية ل sonelgaz spa لمدينة تلمسان

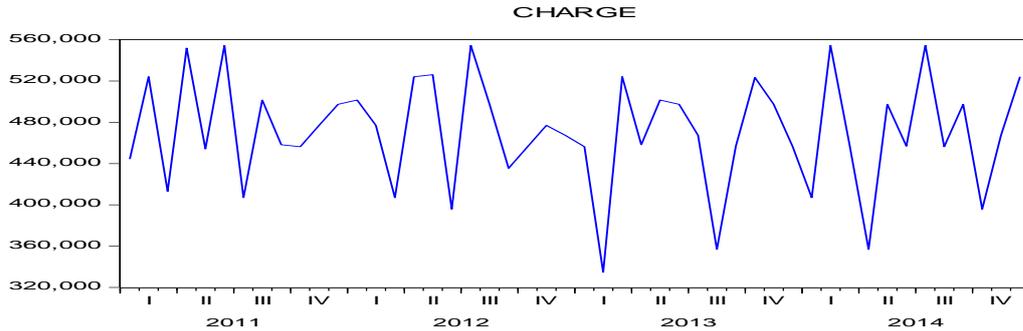
<sup>5</sup> (Di Caprio et. al, 1985 ; Rajukar et Newill, 1985 ; Ho et. al.1990 ;Murray, 1996 ; Infield et Hill, 1998 ; Charytoniuk et. al.,1999).

2011/01/01 الي 2014/12/31	الفترة المعتمدة في التنبؤ
شهرية	الفار الزمني بين كل بيان
48	عدد البيانات او المشاهدات

الجدول (1) البيانات المستخدمة في عملية التنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان

بالاعتماد على برنامج EVIEWS سوف نقوم بتمثيل البيانات المتعلقة بإنتاج الطاقة الكهربائية لولاية تلمسان على شكل رسم

بياني فيما يلي:

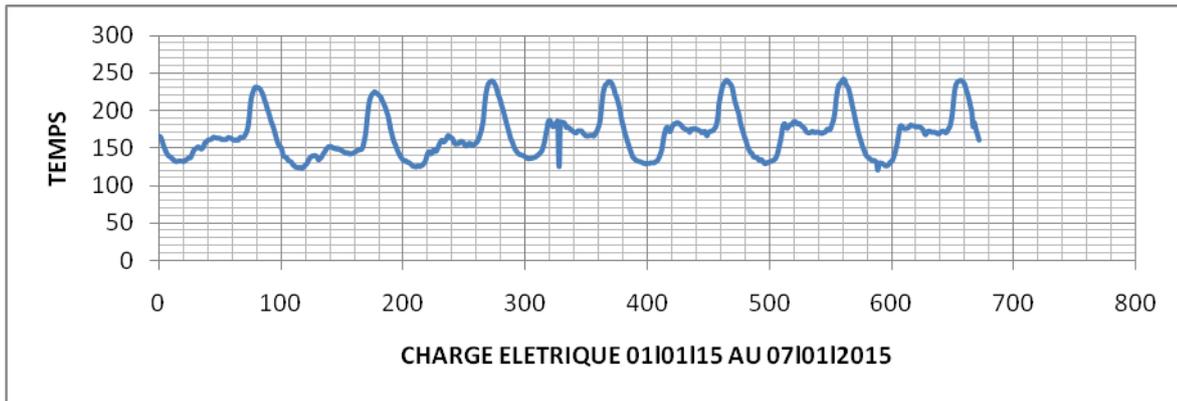


الشكل (1): إنتاج الطاقة الكهربائية لولاية تلمسان من 2011 إلى 2014 من إعداد الباحثة باستخدام EVIEWS 7

كما نلاحظ تأثيرات الدورية من خلال أيام العمل و أيام العطل الأسبوعية بالإضافة إلى التغيرات في اليوم الواحد من

ساعة إلى أخرى ذلك إضافة إلى التغيرات الفصلية التي تتبع الفصول:

الرسم البياني لأسبوع الممتد من 2015/01/01 إلى 2015/01/07 كل 15 دقيقة



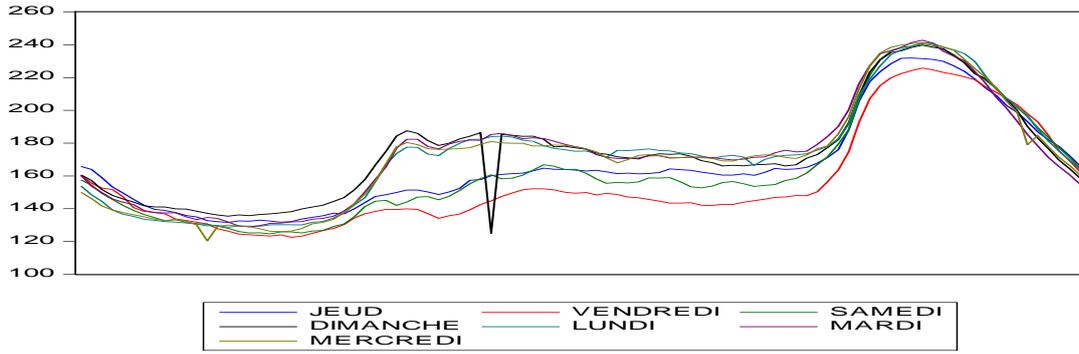
الشكل (2) تغيرات استهلاك الطاقة الكهربائية للأسبوع الأول لشهر جانفي 2015

نلاحظ وجود تذبذبات في استهلاك الطاقة الكهربائية بحيث تمثل هذه القمم الطاقة القصوى المستهلكة حسب

فهي ممتدة بين الساعة السابعة مساء و الثامنة و النصف مساء لكل يوم بحيث بالرجوع إلى العادات العائلية الجزائرية خاصة

فصل الشتاء تمثل هذه الفترة وقت تناول العشاء و متابعة الإخبار و انتظار القيام بصلاة العشاء و الخلود إلى النوم بعد ذلك إي

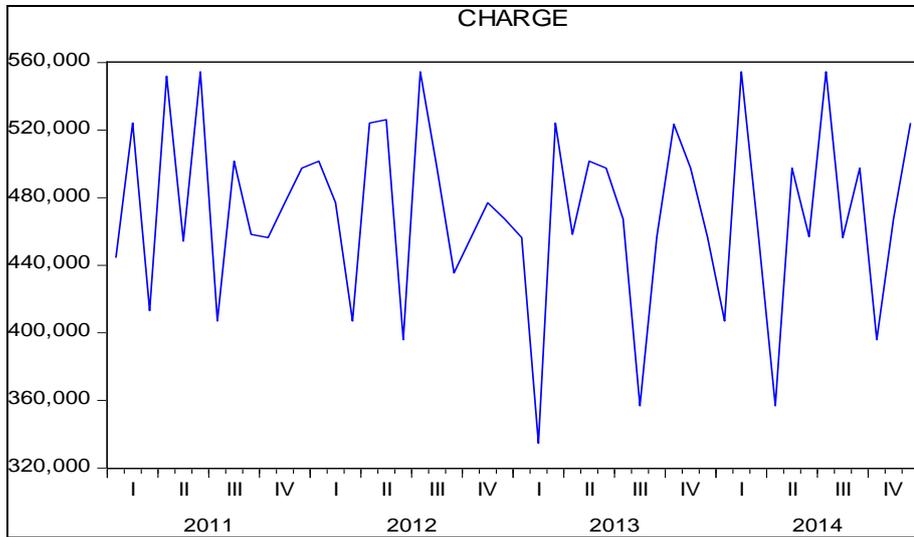
حدود التاسعة مساء خاصة للعائلات التي تستيقظ باكرا للذهاب للعمل و الدراسة.



الشكل (3) تغيرات استهلاك الطاقة الكهربائية للأسبوع الأول لشهر جانفي 2015 حسب أيام الأسبوع من إعداد الباحثة

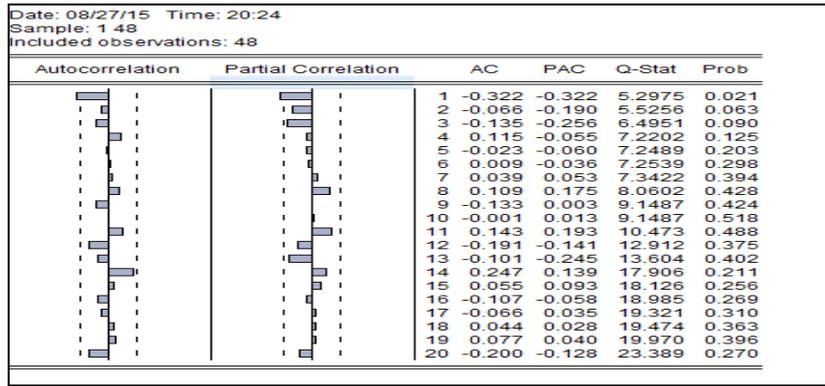
باستخدام EViews 7

تمثل هذه الأشكال السابقة تدعم الفرضيات السابقة و المتعلقة بالعوامل المؤثرة على استهلاك الطاقة



الشكل (4) الطاقة الكهربائية المنتجة بين 2011 2014 من إعداد الباحثة باستخدام EViews

من خلال الرسم البياني نلاحظ وجود تذبذبات كبيرة قد تكون راجعة إلى التغيرات الموسمية أو العشوائية و كما من شروط استخدام هذه المنهجية وجود سلسلة زمنية مستقرة و بالتالي في المقام الأول يجب علينا تحليلها من خلال تنقيتها المتغيرات الموسمية و العشوائية من اجل معرفة اذا ما كانت ذات شكل جدائي أو تجميعي . نقوم برسم بيان الارتباط الذاتي و الجزئي للتعرف على نوع النموذج



الجدول(2): منحني الارتباط الذاتي للسلسلة الأصلية إعداد الباحثة باستخدام EViews

من خلال بيان الارتباط الذاتي السابق نلاحظ أنهض معاملات الارتباط الذاتي تقع خارج حدود الثقة و هذا يعني

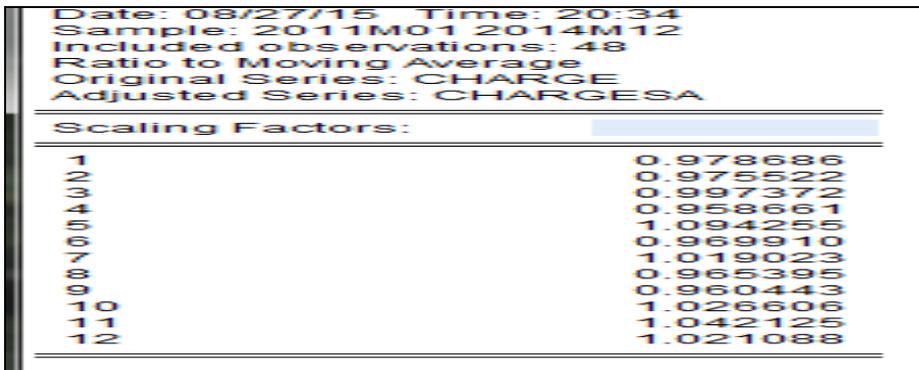
وجود تأثيرات موسمية، مما يؤدي بنا قبل القيام بالتنبؤ إلي نزع الموسمية ثم نقوم بدراسة الاستقرار لهذه السلسلة الزمنية

تطبيق أسلوب Box Jenkins التي تتطلب وجود سلسله زمنية مستقرة

1 -نزع التغيرات الموسمية لسلسلة charge باستخدام برنامج 7 Eviews نقوم بنزع التغيرات الموسمية باستخدام

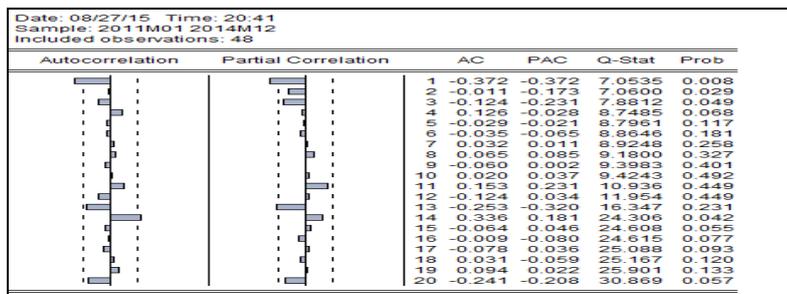
المتوسطات المتحركة، التي سوف نعيدها في الأخير عند القيام بالتنبؤ، نرسم إلي السلسلة الخالية من التغيرات الموسمية

charge CVS و المعاملات الموسمية الشهرية بCS.



الجدول(3) المعاملات الموسمية للسلسلة الزمنية chargeCVS إعداد الباحثة باستخدام EViews

نقوم برسم البياني لدالة الارتباط الذاتي البسيطة و الجزئية لسلسلة charge CVS كما هو موضح في الشكل التالي:



الجدول(4) منحني الارتباط الذاتي للسلسلة charge CVS المعدلة من إعداد الباحثة باستخدام EViews

مشكلة الإستقرارية:

نقوم بإجراء اختبار Phillips perron (1988) و هذا بالاستعانة ببرنامج Eviews7 حيث يحدد رقم التأخر ب ، و يتم هذا الاختبار من خلال ،تقدير النماذج الثلاثة لDickey-Fuller و ذلك كما يلي:

❖ النموذج الأول: يتمثل هذا النموذج كالتالي:

$$[1] ch \arg ecvs2014_t = \phi_1 ch \arg ecvs2014_{t-1} + \varepsilon_t$$

كما هو موضح في الجدول:

Null Hypothesis: CHARGESA has a unit root				
Exogenous: None				
Bandwidth: 19 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel				
	Adj. t-Stat	Prob.*		
Phillips-Perron test statistic	-0.029523	0.6677		
Test critical values:				
1% level	-2.611503			
5% level	-1.947575			
10% level	-1.612408			
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Residual variance (no correction)		7.93E+09		
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		1.40E+09		
Phillips-Perron Test Equation				
Dependent Variable: D(CHARGESA)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/15 Time: 07:59				
Sample (adjusted): 2011M02 2014M12				
Included observations: 47 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CHARGESA(-1)	-0.015034	0.027736	-0.543067	0.5882
R-squared	0.006191	Mean dependent var		1261.288
Adjusted R-squared	0.005191	S.D. dependent var		90296.54
S.E. of regression	99015.50	Akaike info criterion		26.67430
Sum squared resid	3.73E+11	Schwarz criterion		26.71339
Log likelihood	602.2499	Hannan-Quinn criter.		26.68024
Durbin-Watson stat	3.186792			

الجدول (5) اختبار Phillips-Perron للنموذج الأول لسلسلة charge cvs2014 من إعداد الباحثة باستخدام EViews

من خلال الجدول السابق نلاحظ أن  $PP_{cal} > PP_{tabl}$  و بالتالي نرفض الفرضية العدمية للجذور الوحيدة و نقول أن سلسلة charge 2014 مستقرة.

❖ النموذج الثاني:

$$[2] ch \arg ecvs2014_t = \phi_1 ch \arg ecvs2014_{t-1} + B + \varepsilon_t$$

Null Hypothesis: CHARGESA has a unit root				
Exogenous: Constant				
Bandwidth: 12 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel				
	Adj. t-Stat	Prob.*		
Phillips-Perron test statistic	-10.62973	0.0000		
Test critical values:				
1% level	-3.577723			
5% level	-2.925169			
10% level	-2.600658			
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Residual variance (no correction)		2.57E+09		
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		1.69E+09		
Phillips-Perron Test Equation				
Dependent Variable: D(CHARGESA)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/15 Time: 07:41				
Sample (adjusted): 2011M02 2014M12				
Included observations: 47 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CHARGESA(-1)	-1.360333	0.139936	-9.721130	0.0000
C	641045.8	66246.96	9.676606	0.0000
R-squared	0.677420	Mean dependent var		1261.288
Adjusted R-squared	0.670252	S.D. dependent var		90296.54
S.E. of regression	51851.62	Akaike info criterion		24.59178
Sum squared resid	1.21E+11	Schwarz criterion		24.67051
Log likelihood	-575.9069	Hannan-Quinn criter.		24.62141
F-statistic	94.50037	Durbin-Watson stat		2.080232
Prob(F-statistic)	0.000000			

الجدول (6) اختبار Phillips-Perron للنموذج الثاني لسلسلة charge 2014 من إعداد الباحثة باستخدام EViews

من الجدول السابق نلاحظ أن  $PP_{cal} > PP_{tabl}$  و بالتالي نرفض الفرضية العدمية للجذور الوحيدة و نقول أن سلسلة مستقرة.

❖ النموذج الثالث:  $[3]ch \arg ecvs2014_t = \phi_1 ch \arg ecvs2014_{t-1} + Bt + C + \varepsilon_t$

Null Hypothesis: CHARGESA has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Bandwidth: 2 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel				
	Adj. t-Stat	Prob.*		
Phillips-Perron test statistic	-16.20583	0.0000		
Test critical values:				
1% level	-4.165753			
5% level	-3.508503			
10% level	-3.184230			
*MacGinnon (1996) one-sided p-values.				
Residual variance (iic correction)		2.49E+03		
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		5.06E+03		
Phillips-Perron Test Equation				
Dependent Variable: D(CHARGESA)				
Method: Least Squares				
Date: 08/28/15 Time: 07:47				
Sample (adjusted): 2011M02 2014M12				
Included observations: 47 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
CHARGESA(-1)	-1.004316	0.140465	-9.055222	0.0000
C	668936.2	69615.40	9.609025	0.0000
@TREND(2011M01)	-692.1271	559.6064	-1.236634	0.2220
R-squared	0.688255	Mean dependent var		1261.288
Adjusted R-squared	0.674036	S.D. dependent var		90236.54
S.E. of regression	51649.36	Akaike info criterion		24.60017
Sum squared resid	1.17E+11	Schwarz criterion		24.71326
Log likelihood	575.1040	Hannan-Quinn criter.		24.84461
F-statistic	48.57055	Durbin-Watson stat		2.115322
Prob(F statistic)	0.000020			

الجدول (7) اختبار Philips-Perron للنموذج الثالث chargecvs 2014 من إعداد الباحثة باستخدام

EVIEWS 7

نلاحظ أن  $PP_{cal} > PP_{tab1}$  وبالتالي نرفض الفرضية العدمية للجذور الوحيدة و نقول أن سلسلة مستقرة. من خلال

الاختبارات الإحصائية السابقة نقول أن السلسلة الزمنية هي مستقرة، نمر مباشرة إلى التعرف على النموذج .

3. التعرف على النموذج: نقوم برسم بيان الارتباط الذاتي البسيط و الجزئي لسلسلة charge cvs و ذلك للتعرف

على نوع النموذج و ذلك كما يلي:

Date: 08/28/15 Time: 08:03						
Sample: 2011M01 2014M12						
Included observations: 47						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.609	-0.609	18.567	0.000
		2	0.141	-0.366	19.581	0.000
		3	-0.115	-0.404	20.271	0.000
		4	0.142	-0.258	21.352	0.000
		5	-0.063	-0.177	21.570	0.001
		6	-0.003	-0.170	21.571	0.001
		7	-0.031	-0.223	21.625	0.003
		8	0.137	0.004	22.740	0.004
		9	-0.151	-0.019	24.125	0.004
		10	-0.000	-0.185	24.125	0.007
		11	0.201	0.191	26.699	0.005
		12	-0.171	0.240	28.622	0.004
		13	-0.114	-0.188	29.500	0.006
		14	0.171	-0.193	31.544	0.005
		15	0.062	0.063	31.820	0.007
		16	-0.112	-0.010	32.746	0.008
		17	-0.006	0.015	32.750	0.012
		18	0.021	0.110	32.786	0.018
		19	0.082	0.144	33.343	0.022
		20	-0.173	-0.030	35.892	0.016

الجدول (8) رسم بيان الارتباط الذاتي لسلسلة charge cvs من إعداد الباحثة باستخدام EVIEWS

من خلال بيان الارتباط الذاتي السابق نلاحظ أن كل معامل الأول للارتباط الذاتي لا يقع داخل حدود الثقة، كما إن قيمته

جوهريا عن 0 بالإضافة إلى أن معاملات الارتباط الجزئي الحد الأول و الثاني و الثالث تختلف على

و بالتالي نقوم بتقدير نموذج : ARIMA من خلال تقدير النموذج AR(1), MA(1), MA(2), MA(3) و ARIMA(1,1,1) ARIMA(1,1,2) ARIMA(1,1,3) ونختار النموذج الذي يدي معياري Akaike و Schwarz. و يكون النموذج كآتي : ARIMA (1,1,3)

$$D(\text{chargeCVS})_t = \phi_1 D(\text{charge})_{t-1} - \alpha_1 \varepsilon_{t-1} - \alpha_2 \varepsilon_{t-2} - \alpha_3 \varepsilon_{t-3}$$

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	13.05557	0.007946	1642.955	0.0000
AR(1)	-0.818062	0.121708	-6.721502	0.0000
MA(1)	0.549097	0.194132	2.828470	0.0071
MA(2)	-0.472737	0.163691	-2.887984	0.0061
MA(3)	-0.150301	0.159638	-0.941511	0.3518
R-squared	0.300919	Mean dependent var	13.05700	
Adjusted R-squared	0.234340	S.D. dependent var	0.119235	
S.E. of regression	0.104333	Akaike info criterion	-1.582171	
Sum squared resid	0.457185	Schwarz criterion	-1.385347	
Log likelihood	42.18102	Hannan-Quinn criter.	-1.508105	
F-statistic	4.519725	Durbin-Watson stat	2.053570	
Prob(F-statistic)	0.003977			
Inverted AR Roots	-.82			
Inverted MA Roots	.62	-.27	-.89	

الجدول (9) تقدير نموذج ARIMA(1,1,3) من إعداد الباحثة باستخدام EViews

$$D(\text{chargeCVS})_t = 13,05 - 0.81D(\text{charge})_{t-1} - 0.54\varepsilon_{t-1} + 0.47\varepsilon_{t-2} + 0.15\varepsilon_{t-3}$$

4. اختبار جودة النموذج: من خلال نفس الجدول السابق نقوم باختبار جودة النموذج من خلال مرحلتين:

❖ أولاً اختبار معنوية المعاملات:

فبالنسبة لنموذج AR(1) (t student = 8.06 > 1.96) و بالتالي فهي تختلف جوهرياً عن 0 وكذلك الحال لنموذج AR(2) (t student = 2.90 > 1.96) بالإضافة إلى نموذج MA(1) (t student = 28.88 > 1.96) بالإضافة إلى معياري Akaike و Schwarz يكونان في أدنى قيمهما

❖ ثانياً اختبار البواقي: من خلال هذا الاختبار نتعرف فيما إذا كانت البواقي تتبع سيرورة خطأ أبيض bruit blanc و من خلال الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي البسيط لبواقي نموذج ARIMA(1.1.3). ثم اختبار للكشف لمعرفة ما كانت هذه البواقي تتبع التوزيع الطبيعي. و ذلك من خلال رسم المدرج التكراري للبواقي و استخدام اختبار Jaque-Bera.

Date: 08/28/15 Time: 09:10  
Sample: 2011M02 2014M12  
Included observations: 47  
Q-statistic probabilities adjusted for 4 ARMA term(s)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.028	-0.028	0.0386	
		2	-0.045	-0.046	0.1416	
		3	0.022	0.020	0.1670	
		4	0.070	0.070	0.4332	
		5	0.057	0.064	0.6135	0.433
		6	0.059	0.069	0.8090	0.667
		7	0.027	0.034	0.8496	0.838
		8	0.182	0.186	2.8091	0.590
		9	-0.035	-0.030	2.8855	0.718
		10	0.038	0.043	2.9743	0.812
		11	0.114	0.100	3.8019	0.802
		12	-0.245	-0.281	7.7398	0.459
		13	-0.122	-0.170	8.7471	0.461
		14	0.289	0.262	14.561	0.149
		15	0.093	0.090	15.177	0.175
		16	-0.017	-0.023	15.199	0.231
		17	-0.100	-0.053	15.965	0.251
		18	-0.040	-0.068	16.090	0.308
		19	-0.086	-0.189	16.701	0.337
		20	-0.173	-0.153	19.267	0.255

❖ الجدول (10) بيان الارتباط الذاتي للبواقي من إعداد الباحثة باستخدام EViews

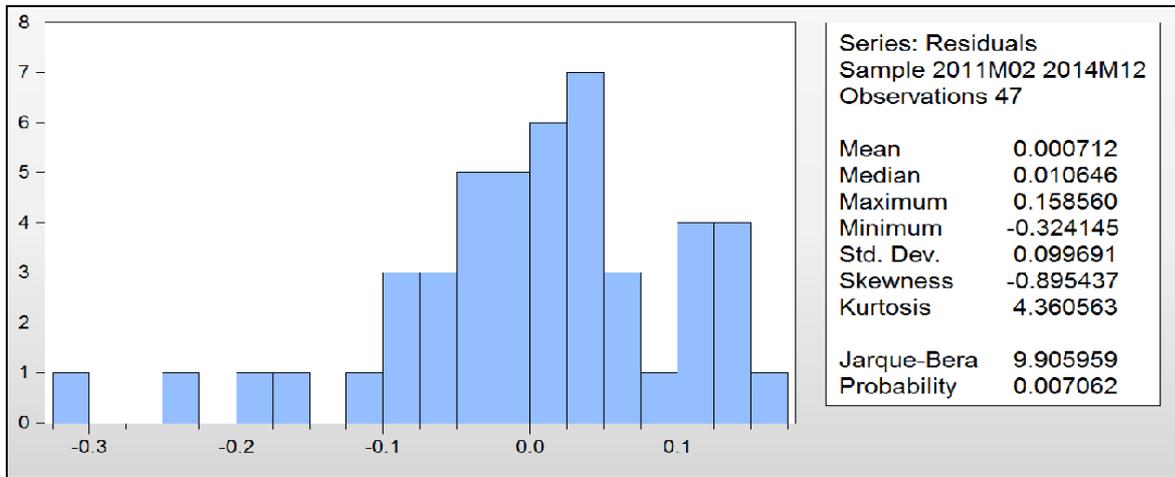
❖ من خلال الجدول السابق نلاحظ أن جميع الحدود تقع في مجال الثقة، مما يدل على عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي ،

بالإضافة إلى أن كل الاحتمالات لإحصائية Ljung -Box أكبر من 5% مما يؤدي بنا إلى قبول فرضية أن البواقي

سيرورة خطأ ابيض Bruit blanc.

❖ نمر مباشرة إلى اختبار لمعرفة ما إذا كانت هذه البواقي تتبع التوزيع الطبيعي. و ذلك من خلال رسم المدرج التكراري

للبواقي و استخدام اختبار Jaque-Bera. و هو كالآتي:



الشكل(5): المدرج التكراري للبواقي لسلسلة DCHARGE من إعداد الباحثة باستخدام EViews

من خلال المدرج التكراري السابق نلاحظ أن الخطأ يتبع خطأ أبيضاً، بالإضافة إلى أنه من خلال البيان السابق

تناظرا واضحا بالنسبة ل0 نتيجة اختبار Jaque- Bera نجد أن:

$Jaque\ Bera = 9,90 < \chi^2_{0.05}(2) = 5.99$  و بالتالي فالخطأ الأبيض يتبع توزيعاً طبيعياً ، مما يثبت قبول

النموذج المتنبأ به من الناحية الإحصائية.

5. التنبؤ بالطاقة المنتجة للسنة 2015 :

من خلال النموذج السابق و بالاعتماد على النتائج السابقة تكون التنبؤات للسنة 2015 كما يلي :

التنبؤ بالطاقة المنتجة للسنة 2015

الاشهر	التنبؤ 2015
جانفي	444437.9734
فيفري	524185,0404
مارس	413183,2931
افريل	551926,7339
ماي	454277.8767
جوان	554547,4003
جويليا	406995,5444
اوت	501563,3456
سبتمبر	458274,1288
أكتوبر	457405,2272
نوفمبر	477052.9359
ديسمبر	497465.4964

الجدول (11) التنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان للسنة 2015 من إعداد الباحثة اعتمادا على النتائج المتحصل عليها

التعليق على النتائج

من خلال النتائج المتحصل عليها باستخدام طريقة **box and Jenkins** نقول بأنها مقبولة إحصائيا و لكنها وبعيدة نوعا ما عن الواقع لأنها تعطينا التنبؤات الشهرية، و في الواقع تعطى الأهمية الكبرى لعملية التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية بالساعة ، بحيث يكون لدينا 24 ساعة x 30 يوم x 12 شهر للسنة الواحدة اي 8640 بيان للسنة الواحدة اي 34560 بيان للأربع سنوات ، مما يجعل تطبيق هذه الطريقة صعب محفوف بالأخطاء التي تتراكم من عملية حسابية لأخرى ، بالإضافة عدم وجود إمكانية إضافة سلاسل تمثل متغيرات أخرى للنموذج . و هنا يظهر جليا أهمية تطبيق أساليب الذكاء الاصطناعي من خلال التسهيلات التي قدمها لمتخذي القرار في المؤسسة كطريقة للتنبؤ بالاستهلاك الكهربائي و ذلك من خلال طريقة ANN الشبكات العصبية الاصطناعية و التي تمكننا من التقليل من الخطأ في التنبؤات

## II. التنبؤ بالطاقة الكهربائية باستخدام الخلايا العصبية الاصطناعية ANN :

في هذه المرحلة سنقوم بهندسة البيانات و نمذجتها لنقوم باستعمالها بالتنبؤ بالطاقة الكهربائية لولاية تلمسان كم تنظيم وترتيب البيانات بحيث تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية في هذه الحالة كالعلة السوداء التي تحتوي على معاملات التي من خلالها نحاول إيجاد علاقة بين المدخلات بأخذ عينة من البيانات في مرحلة التعليم . بهذا الصدد سوف نقوم نستخدم هندسة شبكة المتعددة الطبقات preceptron multi couches بحيث يعتبر فعالة في حالة تقريب مجموعة دول fonction d approximation و بالتالي نقوم باختبار المدخلات من خلال الارتباط الموجود بين البيانات . سوف نستخدم في هذه الحالة دالة التشغيل المستخدمة لتشغيل الطبقة الخفية على شكل دالة سينية function sigmoide و تكون الدالة المخرجات دالة خطية ، أما الطريقة المستخدمة لتعليم الشبكة هي طريقة تصحيح RPE Retro propagation de l'erreur بحيث نقوم بحساب انتشار الخطأ للشبكة ابتداء من طبقة المخرجات وصولاً طبقة المدخلات ، اللغوريتم المستخدم لتحسين الأوزان هو الغوريتم levenberg Marquardt بحيث يعمل بمبدأ تدرية دالة تكاليف معينة ، والتي على أساسها نقبل أو نرفض الأوزان ، و نستمر بالعملية إلى أن تستقر الشبكة و تتكون الدالة من اوزان و السقف biais حيث تتغير المعاملات حسب الدالة التالية

$$[H_{K-1} + h_{K-1} I]^{-1} = \theta_{k-1} \theta_k \Delta / K - 1$$

حيث  $I$  هي المصفوفة الوحيدة

نظرا للخصائص التي تتميز بها الطاقة الكهربائية و العوامل المؤثرة فيها سوف نقوم باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ANN المتعددة الطبقات MLP و الهندسة الشبكة سوف تتكون من مخرج واحد ، وكمدخلات استهلاك للطاقة و بالنسبة للطبقات الخفية فنستخدم عدة هندسات و نختار منها من خلال مقارنة الانحرافات بين كل واحدة منها و اختيار التي تعطينا ادنى معدل للأخطاء و ذلك باستخدام WEKA حسب المراحل التالي: أولا نقوم بتحويل البيانات من ملف Excel الي ARFF اللغة التي يقبلها هذا البرنامج ثم إدخالها كما هو موضح:

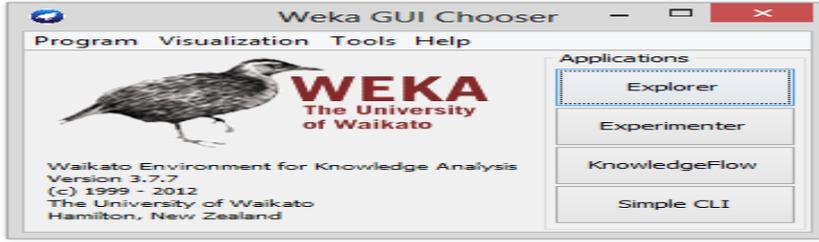
```

realdata.arff - Bloc-notes
Fichier Edition Format Affichage ?
@relation consoinst2015
@attribute jour date "dd/mm/yyyy"
@attribute time {
01:00,02:00,03:00,04:00,,05:00,06:00,07:00,08:00,09:00,10:00,11:00,12:00,13:00,14:00,15:00,16:00,17:00,18:
1:00,22:00,23:00,00:00}
@attribute charge Real
@data
01/01/2015 , 01:00 , 734,46 ,
01/01/2015 , 02:00 , 714,51 ,
01/01/2015 , 03:00 , 710,77 ,
01/01/2015 , 04:00 , 708,07 ,
01/01/2015 , 05:00 , 720,51 ,

```

الشكل(6) (ملف ARFF للبيانات (المدخلات) المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام البيانات المقدمة من

طرف SONELGAZ



الشكل (7): واجهة البرنامج WEKA

يتم النقر على EXPLORER ثم إدخال البيانات التي تم جمعها بطريقة معينة ليتمكن البرنامج من قراءتها من اللغة التي يعامل بها البرنامج من خلال تحديد الصفات لكل متغير ATTRIBUTE من خلال تحديد ما إذا كانت رقمية أو اسمية في هذه الحالة أدخلنا العلاقة المراد دراستها ، التاريخ ، الزمن ، الطاقة الكهربائية كمتغيرات اسمية، و البيانات التي تمثل الاستهلاكات كبيانات رقمية مسبوقة برمز @. كما هو موضح في الشكل السابق .

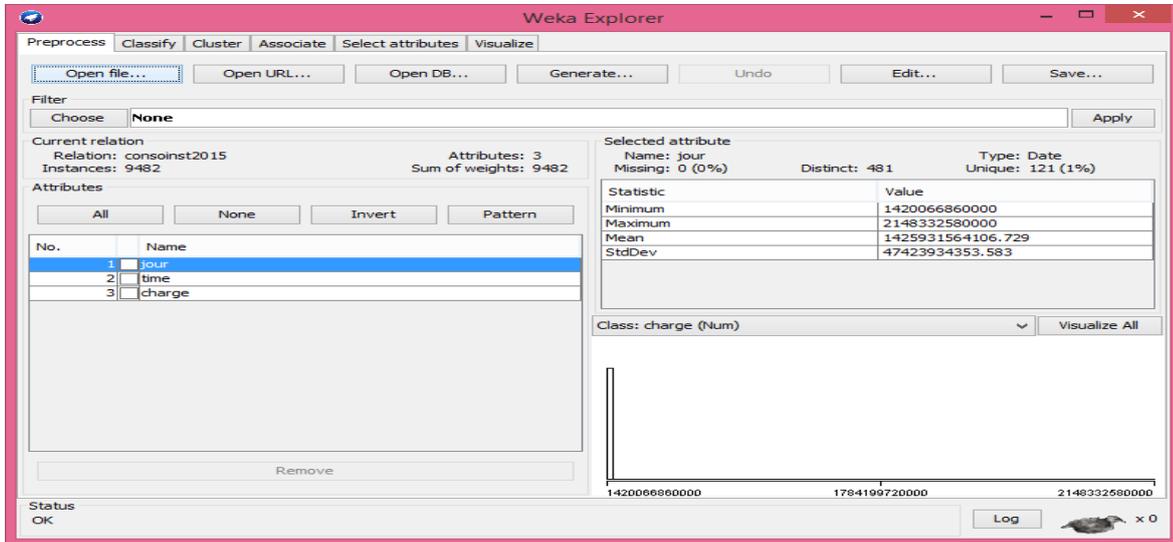
@relation consoinst2015

@ "attribute jour date "dd/mm/yyyy

@ attribute time

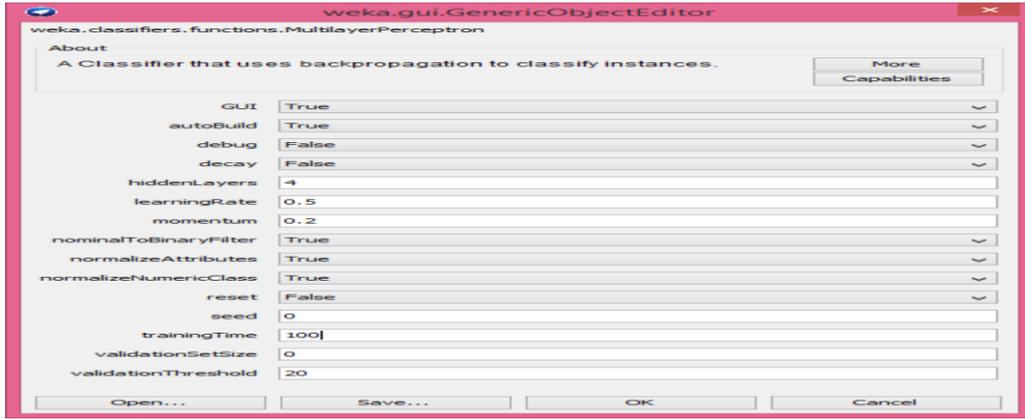
@ attribute charge Real

@ data



من إعداد الباحثة باستخدام برنامج Weka3.7

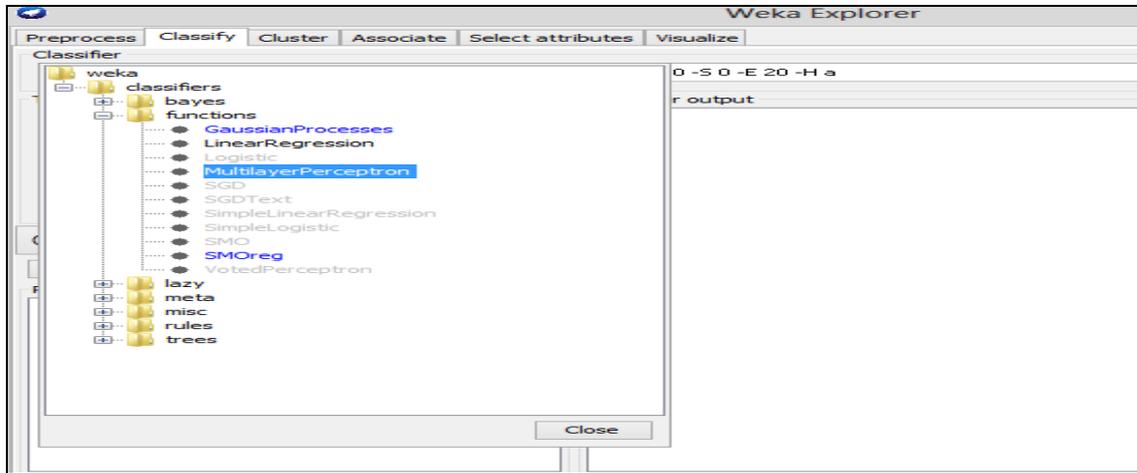
بعد هذه المرحلة نقوم باختيار عدد الطبقات المخفية نسبة البيانات الداخلة في التعلم و في مرحلة الاختبار حيث اخترنا تقسيم البيانات الى 50% في مرحلة التعلم و 50% في مرحلة الاختبار بحيث سوف يتم تقسيم البيانات حينها من البرنامج حسب هذا التقسيم و استخدامها في كل مرحلة من مراحل النمذجة، التعلم و الإختبار. و يتم تعديل هذه النسب و إعادة الهندسة في عدة محاولات ثم اختيار الأفضل و التي تعطى ادني قيمة للأخطاء .



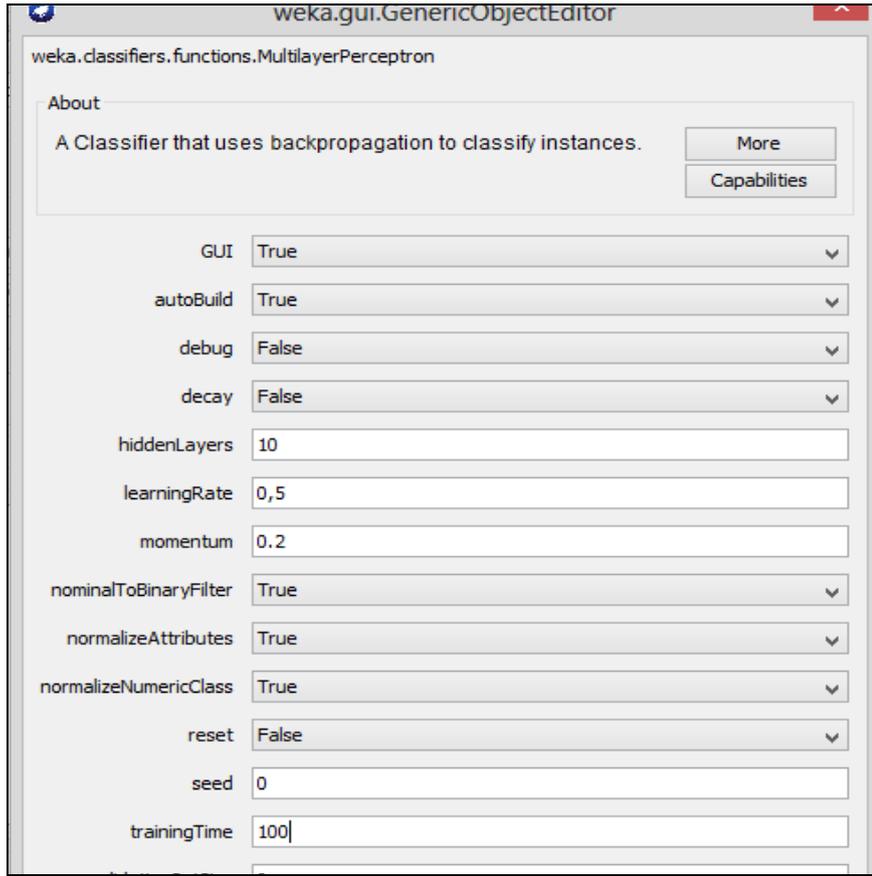
المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام برنامج Weka3.

في هذه المرحلة يتم اختيار نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ذات عدة طبقات خفية، و تغيير عدد هذه

وفقاً للخطأ المتحصل عليه و اختياراً أحسن هندسة

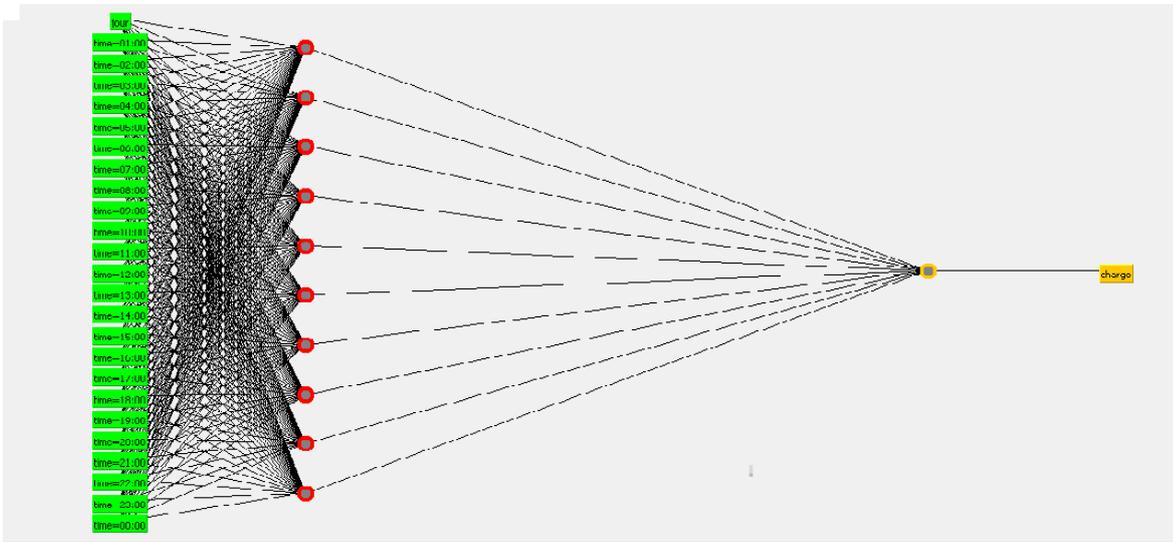


المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام برنامج Weka3. 7



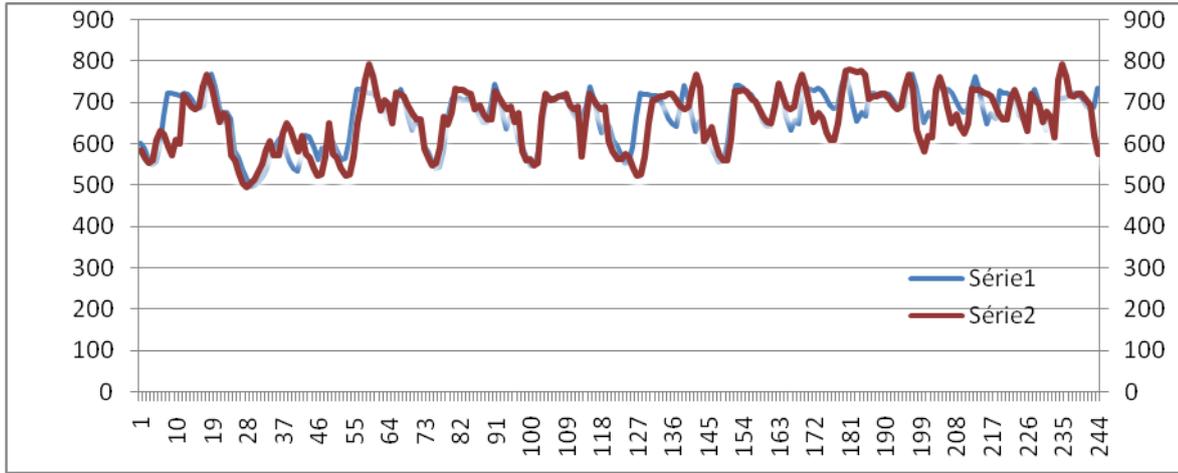
المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام برنامج Weka3.7

من خلال هذه البيانات يقوم البرنامج برسم الشبكة العصبية التي تمثل المشكل المراد دراسته و تعطي نتائج كما يلي :



المصدر: من إعداد الباحثة باستخدام برنامج Weka3.7

النتائج المتحصل عليها كانت كما يلي:

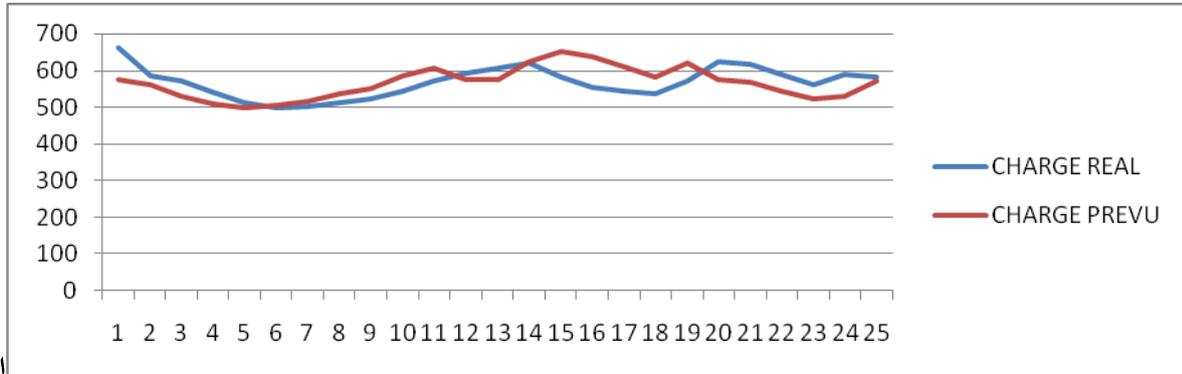


الشكل (8): التنبؤات لشهر جانفي 2016 مقارنة لنتائج الحقيقة لنفس الشهر

التعليق وتحليل النتائج:

من خلال الشكل السابق الذي يمثل الطاقة الكهربائية المنتجة خلال شهر جانفي 2016 و القيم الحقيقية المتحصل

بالتقرب من مصالح الشركة الوطنية للكهرباء و الغاز SONELGAZ ، نلاحظ وجود تذبذبات في المنحنيين مما يعكس اختلاف في الاستهلاك حسب ساعات اليوم المختلفة، و هذا طبيعي هذا من ناحية من ناحية أخرى نلاحظ تقارب القيم المتنبئ مع القيم الحقيقية ، و حتى الاختلافات الموجودة ليست كبيرة مما يؤكد فعالية هذه الطريقة في القيام بالتنبؤ و قلة الانحرافات المتواجدة بين القيم، لهذا الشهر .



الشكل

الشكل (9): التنبؤات ليوم 2016/01/01 24 ساعة مقارنة بالنتائج الحقيقية لنفس اليوم

التعليق :

من خلال الشكل السابق الذي يمثل الطاقة الكهربائية المنتجة ليوم 2016/01/01 بالساعة مقارنة بالنتائج الحقيقية

لنفس اليوم من شهر جانفي 2016 و المتحصل عليها بالتقرب من مصالح الشركة الوطنية للكهرباء و الغاز SONELGAZ نلاحظ وجود تذبذبات في المنحنيين مما يعكس وجود اختلاف في الاستهلاك حسب ساعات اليوم المختلفة، و هذا طبيعي ناحية من ناحية أخرى نلاحظ تقارب القيم المتنبئ بها مع القيم الحقيقية ، و وجود اختلافات راجعة لوجود استهلاكات إضافية

مفاجئة قد تكون راجعة لانخفاض في درجة الحرارة او وجود مؤثرات أخرى لا بد من البحث عن تأثيرها و محاولة إدخالها في النموذج مما يقودنا إلى اقتراح دراسات جديدة في هذا المجال و التي تأخذ بعين الاعتبار هذه العوامل المؤثرة ، و التي لم بالاعتبار في هذا العمل .

الخاتمة:

من خلال النتائج المتحصل عليها في هذا الفصل ،بالاعتماد على الشبكات العصبية الاصطناعية نلاحظ أنها تعطي نتائج واعدة واقرب إلى الحقيقة مما يفتح المجال أمام الباحثين للقيام بأبحاث أكثر في هذا المجال من خلال إمكانية إضافة متغيرات متعلقة بدرجات الحرارة، الرطوبة، المستوى المعيشي للسكان ،الحالة الاجتماعية و المستوى الثقافي، الدخل ، عدد غرف عدد المكيفات مثلا، و غيرها للقيام بالتنبؤات بصفة دقيقة حيث شبكات العصبية الاصطناعية تسمح بدراسة عدة متغيرات أفي واحد المهم في هذه المراحل هو ترتيب البيانات و تحضيرها و من ثمة القيام بالتنبؤات .فبالنسبة لمجال التنبؤ بالطاقة الكهربائية المهم الاعتماد على هذه الطرق الحديثة و تفعيل الشراكة بين الباحثين وأصحاب القرار للتمكن من تسيير الأمل لهذا المورد الحيوي والمهم.

التوصيات:

حاولنا تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالطاقة الكهربائي لولاية تلمسان و لا يزال العمل في هذا السياق يحتاج إلى التعمق النتائج ، بالإضافة إلى تطوير و تحسين النتائج من خلال تطوير الجوانب التالية و ذلك في الأعمال المستقبلية شاء الله :

✓ البيانات المستخدمة في هذا البحث متعلقة فقط بالكميات المستهلكة من الطاقة الكهربائية فقط، بالرغم من أن استهلاك الكهرباء يتأثر بعوامل أخرى مثل خصائص المناخ مع درجة الحرارة ، تغير أيام الأسبوع من أيام العمل و نهايات الأسبوع و العطل و الأعياد و التي من المهم إدراجها في النموذج لمعرفة تأثيراتها .

✓ اقتراح استخدام أنواع أخرى من الشبكات العصبية أكثر ديناميكية و مرونة او ما يعرف ب **les réseaux récurrents** و كذلك مرشحات كلمان .

✓ من خلال عملنا في هذا الميدان اكتشفنا انه حكر على الأساتذة و الباحثين ذو مرجعية علمية تقنية كتقنيين و مهندسين الكهربائيين أو مهندسين في الإعلام الآلي و قلة البحوث الاقتصادية في هذا المجال على الرغم من أهمية هذا المورد الحيوي لذا مستقبلا أن تتحد هذه الجهود و تعمل معا في سبيل تسيير أنجع لهذا المورد

المراجع:

- 1) A .Bensabr .B .Blouse . «Pratique des chroniques de la prévision a court terme ». Trillon. Masson. Paris Milan .Barcelone. Mexico1989.

- 2) **ANDERSON, O. D.** "Time Series Analysis and Forecasting: The Box-Jenkins Approach", Butterworths, London (1976),.
- 3) **Angeline, P.J.** 1996. Evolving Fractal Movies. Proc. 1<sup>st</sup>An. Conf. on Genetic Programming, MIT Press, Cambridge
- 4) **Bernard rapacchi** « Analyse des séries chronologique », centre de calcul de Grenoble, 1993
- 5) **C.W.J.GRANGER et PAUL NEWBOLD** "Forecasting economic times series" 2<sup>o</sup> Ed. Academic press, INC California 1986
- 6) **charpenter A** « séries temporelles, théorie et application » université de Paris Dauphine, vol 2,2003,
- 7) **DEREK PATRIDGE** ed MASSON Apports de l'intelligence artificielle au génie logiciel. 1990
- 8) **G.Chevillon** « pratique des séries temporelles », université d'oxford ; Londres ;2004
- 9) **G.S.Maddala** « introduction to econometrics » Macmilian publishing company .New York 1992
- 10) **Mockler Roberty**, information system for management Ohio bell and Howell ,1974
- 11) **R.Bourbonnais M Terezza** « analyse des séries temporelles en économie » édition presse universitaire de France , 1998
- 12) **WEKA Manual** for Version 3-6-10 Remco R. Bouckaert Eibe Frank Mark Hall Richard Kirkby Peter Reutemann Alex Seewald David Scuse July 31, 2013