

التهجين بين شبكة دالة الاساس الشعاعية RBFN ونماذج ARIMA في

التنبؤ باستهلاك الكهرباء في الجزائر للفترة 2019-1980

HYBRID BETWEEN RADIAL BASIS FUNCTION NETWORK AND ARIMA MODELS FOR FORECASTING ELECTRICITY CONSUMPTION IN ALGERIA FOR 1980-2019

أ.د. عبد القادر ساهد^{*1} ط.د. حسن قهوي²

1- المركز الجامعي مغنية (الجزائر)، sahed14@yahoo.fr

2-المركز الجامعي مغنية(الجزائر)، hacenkahwi@gmail.com

تاريخ الاستلام: 2020/06/13 تاريخ القبول: 2021/06/24

الملخص:

يهدف هذا البحث إلى استخدام نماذج التهجين التي تجمع بين نماذج ARIMA في تقدير التغيرات الخطية ونماذج شبكة دالة الاساس الشعاعية في تقدير التغيرات غير الخطية، وذلك من أجل التقدير والتنبؤ ومقارنتها مع نماذج ARIMA، وللمفاضلة بين النماذج المستخدمة تم استخدام مقياس متوسط مربعات الاخطاء MSE ومقياس جدر متوسط مربعات الاخطاء RMSE، حيث تم استخدام بيانات السلسلة الزمنية لاستهلاك الكهرباء في الجزائر للفترة من (1980-2019)، ومن بين أهم النتائج التي تم التوصل إليها، أن نماذج التهجين كانت أكثر دقة وملائمة من نماذج ARIMA في التنبؤ باستهلاك الكهرباء في الجزائر.

الكلمات المفتاحية: التهجين، نماذج شبكة دالة الاساس الشعاعية، نماذج ARIMA، استهلاك الكهرباء في الجزائر.

Abstract:

This research aims to use hybrid models that combine ARIMA models in the estimation of linear variations and radial base function network models for the estimation of non-linear variations, In order to estimate it, to predict it and to compare it with ARIMA models, In order to compare the models used, MSE and RMSE were applied. The time series data of electricity consumption in Algeria were used for the period (1980-2019), and it was found that hybrid models are better than ARIMA models for forecasting electricity consumption in Algeria.

* المؤلف المرسل: أ.د. عبد القادر ساهد

Keywords: Hybrid, Radial Basis Function Network Models, ARIMA Models, Electricity Consumption In Algeria.

مقدمة:

تعتبر الطاقة عصب الحياة العصرية لأنها تمثل عنصر حيوي لتنمية كل بلد من المنظور الاجتماعي والاقتصادي والبيئي، كما لها تأثير على المنتجات الصناعية والزراعية، وكذلك مستوى الصحة والسكان والتعليم ونوعية حياة الإنسان على وجه الخصوص (Barak & Sadegh 2016: PP 92-104). وبالتالي يعد استهلاك الطاقة مؤشرا اقتصاديا هاما الذي يمثل التنمية الاقتصادية لمدينة أو بلد ما (Lee & Tong 2011: PP 147-152). وباعتبار الجزائر أحد البلدان التي تحتوي على مصادر طاقوية كبيرة، عملت الدولة على تطوير هذا المجال لأنه المصدر الأول لجلب العملة الصعبة، حيث يمثل كل من البترول والغاز الطبيعي من أكبر العناصر المساهمة في التنمية الاقتصادية والاجتماعية. شهدت الجزائر تطورا كبيرا في مجال إنتاج الطاقة الكهربائية واستهلاكها، مما ينتج عنه توفير الاحتياجات المتزايدة للطلب عليها من طرف الفرد والمؤسسات. كل هذا دفع بالدولة في دعم هذا القطاع من خلال خطط التنمية الاقتصادية بهدف النهوض بهذا العنصر الذي أصبح مهم وزاد الطلب عليه نتيجة تزايد عدد السكان الجزائر، فضلا على السياسة التي قامت بها الدولة من خلال المشاريع السكنية بالإضافة إلى التطورات في مختلف قطاعات الدولة.

ومن خلال كل هذا وجب على أصحاب القرار وضع خطط لتلبية هذا الطلب المتزايد على استهلاك الطاقة الكهربائية. إذ يعد التنبؤ باستهلاك الكهرباء إحدى الطرق التي تساعد أصحاب القرار للاتخاذ التدابير اللازمة لتلبية هذه المتطلبات، ولهذا يعد تحليل السلسلة الزمنية اتجاه مهما في التنبؤ باستهلاك الكهرباء.

لقد تم تطوير العديد من التقنيات للتنبؤ بسلوك سلسلة زمنية معينة في المستقبل وتعتبر نماذج ARIMA من بين الأساليب أكثر شيوعا في التنبؤ في العقود الثلاثة الماضية

في تحليل السلسلة الزمنية، حيث أكد العديد من الباحثين أن استخدامها في التنبؤ يعطي نتائج جيدة وأكثر دقة (Chavez & Coalla 1999: PP 183-198).

وعلى رغم ذلك إلا أنها تواجه بعد الصعوبات عند تطبيقها على البيانات بها نمط غير الخطية، لأجل ذلك تعتبر الشبكات العصبية الاصطناعية أحد النماذج التي لها دور فعال في التقاط مثل الأنماط (غير الخطية)، حيث أكدت العديد من الدراسات تفوقها على نماذج ARIMA من حيث الدقة والأداء (Wang & leu 1996: PP 2160-2165).

وفي سنة 2003 قدم الباحث Zhang دراسة تقوم باحتواء السمة الاساسية التي تنبع عن نماذج ARIMA والميزة التي تنتج عن نماذج ANN في نموذج هجين، حيث تعد النماذج الهجينة حلا لتحسين أداء شبكات ANN ونماذج ARIMA، حيث أكدت العديد من الدراسات أن الجمع بين النماذج ذات الصلة كبديل في مجال التنبؤ. (Babai et al 2013 PP : 463-471)، هذا ما يقودنا إلى طرح اشكالية، كيف يمكن ادراج نماذج التحجين بين شبكة دالة الاساس الشعاعية ونماذج ARIMA في التنبؤ باستهلاك الكهرباء في الجزائر.

8- الدراسات السابقة:

دراسة لـ (Xuemei, et al 2010 PP : 527-531) بعنوان : استخدام نماذج GA – SVR في التنبؤ بحمولة التبريد، حيث كان الهدف من هذه الدراسة هو معرفة جدوى SVR في بناء تنبؤات حمولة التبريد عن طريق مقارنتها بالشبكات العصبية ذات الانتشار الخلفي (BPNN) ونموذج ARIMA. ولإنشاء نموذج SVR فعال بدقة تنبؤية كبيرة، قاموا باعتماد على GAs في تحديد القيمة الحقيقية لتعيين المعلمات المثلى لـ SVR تلقائيا، حيث بينت النتائج أن الهجين GA – SVR أعطى أكثر دقة في التنبؤ مقارنة مع BPNN وARIMA.

دراسة لـ (Wang & Meng 2012 PP: 1184-1190) بعنوان: استخدام نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ونموذج ARIMA للتنبؤ باستهلاك الطاقة، حيث هدفت هذه

الدراسة إلى التنبؤ بكمية استهلاك الطاقة في مقاطعة Hebei بالصين باستخدام نموذج ARIMA-ANN الهجين للفترة الزمنية الممتدة من 1980 إلى 2008، وبينت النتائج أدق مقارنة مع نموذج ARIMA والشبكات العصبية الاصطناعية وذلك بناء على المعايير الإحصائية RMSE, MAD, MAPE.

دراسة لـ (Gholamian& Kia 2012 PP: 546-543) بعنوان: استخدام الشبكات العصبية MLP و RBF لتحسين التنبؤ بسلسلة زمنية لسعر الصرف مع ARIMA، حيث هدفت هذه الورقة إلى اقتراح نموذج هجين جديد وذلك باستخدام الشبكات العصبية لكل من متعدد الطبقات (MLP Preceptroms) والشبكة العصبية لوظيفة الأساس الشعاعي (RBF) لتقليل خطأ طريقة (ARIMA) وهذا للفترة الزمنية الممتدة من 1 أبريل 2001 إلى 31 جويلية (3440 بيانات سعر الصرف اليومي)، حيث بينت النتائج أن النموذج المختلط هو الأنسب مقارنة مع نتائج ARIMA وشبكة MLP وشبكة RBP كل على حدى.

دراسة لـ (He& Si,M 2013 PP :1-12) بعنوان : تطبيق نموذج ARIMA-RBF في التنبؤ بحجم حركة السكك الحديدية الحضرية، حيث هدفت هذه الورقة إلى الجمع بين نموذج ARIMA ونموذج الشبكة العصبية RBF لصياغة نموذج ARIMA-RBF من خلال تحليل الخصائص الزمنية لتدفق الركاب العابر للسكك حديد بكين الحضرية وهذا خلال الفترة الزمنية من 21 فبراير 2011 إلى 27 مايو 2012، حيث بنيت النتائج أن النموذج الهجين المقترح ARIMA-RBF طريقة فعالة لتحسين أداء التنبؤ.

دراسة لـ (Wongsathan& Jaroenwiriayapap 2016 PP: 37-54) بعنوان: نموذج هجين لشبكة العصبية RBF و ARIMA للتنبؤ بكميات السياحة: دراسة حالة لمقاطعة Chiangmai، حيث هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بكميات السياح الوافدين على مقاطعة Chiangmai وهذا من خلال استخدام نموذج مختلط ARIMA - RBFNN و ARIMA للتنبؤ

ومقارنة النتائج، حيث تبين من خلال النتائج أن نموذج ARIMA – RBFNN المختلط أعطى أداء أفضل مقارنة مع نموذج ARIMA بالاعتماد على معيار SSE.

9- الطرق والأدوات:

2-1- نماذج ARIMA:

تعتبر نماذج ARIMA واحدة من الطرق الشهيرة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية التي ظهرت سنة 1976 على يد العالمان Box-Jenkins، حيث تقوم هذه الطريقة بتحليل السلسلة الزمنية المستقرة والغير الموسمية. حيث تستخدم هذه النماذج في التحليل والتنبؤ بالسلاسل الزمنية، تأخذ منهجية عدد من المراحل وهي: التعريف، التقدير، الفحص، التنبؤ (رهاد& ظافر 2019: ص ص 37-54).

ويأخذ نموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة (النموذج المختلط) ARMA الصيغة العامة لنموذج الانحدار الذاتي والأوساط المتحركة $ARMA(p, q)$ حيث إن (p, q) هما معاملات النموذج كالاتي (Nochai, R., & Nochai, T.2006):

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \phi_q \varepsilon_{t-q} \dots \dots 1$$

حيث يمكن اعتبار نماذج $AR(p)$ و $MA(q)$ حالات خاصة من النموذج ARMA عندما يكون P مساويا للصفر فنحصل على نموذج $MA(q)$ وعند التعويض عن q مساويا صفر سنحصل على نموذج $AR(p)$.

وتتم مرحلة التعرف على النموذج عن طريق استخدام الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي (ACF) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF)، حيث يمكن تلخيص هذه العمليات في الجدول التالي:

جدول رقم 1: التعرف على النماذج ARIMA

النموذج	دالة الارتباط الذاتي	دالة الارتباط الذاتي الجزئي
AR (p)	تناقص تدريجيا	ينعدم بعد P من التأخرات
MA (q)	ينعدم بعد q من التأخرات	تناقص تدريجيا
ARMA (p,q)	تناقص تدريجيا	تناقص تدريجيا

المصدر: من إعداد الباحثين

أما فيما يخص مرحلة تقدير النموذج فيتم باحدى طرائق التقدير الكفؤة منها طريقة الامكان المضبوط (Exact Maximum Likelihood Method)، وطريقة المربعات الصغرى (Least Square Method)، وطريقة العزوم (Method Moment) (سعد احمد 2018: ص ص 590-612).

وفي مرحلة فحص مدى ملائمة النموذج، يجب اختبار سلسلة البواقي، فإذا كانت معاملات دالة الارتباط الذاتي للبواقي تقع داخل حدي مجال الثقة بمستوى ثقة معين فهذا يعني بأن بواقي النموذج عشوائية، وبالتالي النموذج ملائم، وهناك طريقة أخرى يمكن استعمالها وهي اختبار Ljung – Box Qstatistic وتحسب قيمة العملية Q كما يلي (AL-Sharoot & Saheb 2014 PP : 9-26):

$$Q_M = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{r_k^2(e)}{n - k} \sim \chi_m^2 - r \dots \dots 2$$

حيث:

$r_k^2(e)$: هو معامل الارتباط، الذاتي للخطأ عند تأخر k.

n: عدد الأخطاء.

m: عدد الفترات الزمنية التي يتضمنها الاختبار.

فإذا كانت قيمة p-value المرافقة إلى قيمة المعلمة Q صغيرة أي ($p\text{-value} < \alpha$) فإن النموذج غير مناسب، ولهذا يجب القيام بالعملية من جديد حتى يصل إلى نموذج ملائم.

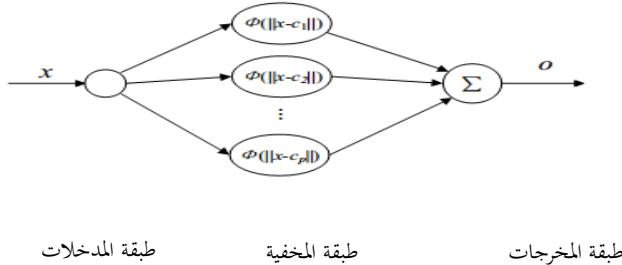
وفي الأخير يمكن استخدام المعلمات المقدرة للنموذج الذي تم اختياره للتنبؤ للفترة
 أو للفترات القادمة (إيفان علاء ناظم 2009: ص ص 201-215).

2-2- شبكة دالة الأساس الشعاعي RBFN:

تعتبر شبكة دالة الأساس الشعاعي والتي يرمز لها باختصار (RBFN) شبكة عصبية ذات تغذية أمامية، تتكون من ثلاثة طبقات، طبقة الإدخال، الطبقة المخفية، طبقة الإخراج.

تتكون طبقة الإدخال من العقد التي يقوم بربط الشبكة ببيئتها (المصدر)، تقوم الطبقة المخفية بتحويل بيانات طبقة الإدخال إلى الطبقة المخفية باستخدام دالة غير خطية، طبقة الإخراج خطية وتعمل كوحدة تجميع (Yao, Y. et al 2006:PP 528-538)، والشكل البياني رقم (1) يبين الهيكل الأساسي للطبقات الثلاثة لـ RBFN.

شكل رقم 1: معمارية شبكة دالة الاساس الشعاعي



المصدر: (XIANG et all 2005 pp: 18-21)

وبين هذا الشكل الهيكل للشبكة RBF أحادية الإخراج، حيث يمكن الحصول على إخراج الشبكة بموجب العلاقة التاية:

$$o = f(x) = \sum_{i=1}^p w_i \phi_i(\|x - c_p\|) \dots \dots 3$$

حيث $f(x)$ هي الإخراج النهائي

ϕ_i تدل على دالة الأساس الشعاعي للعقدة الخفية i

W_i تشير إلى الوزن الخفي إلى المخرجات المقابلة للعقدة الخفية i وتعد k العدد الإجمالي للعقد المخفية.

دالة الأساس الشعاعي هي دالة متعددة الأبعاد تصف المسافة بين متجه إدخال معين و متجه مركز مسبقا. هناك عدة أنواع لدالة الأساس الشعاعي، تعتبر دالة Gaussian أكثر الدوال استخداما كدالة أساس شعاعي وتكتب كالاتي (251-241 PP : Feng 2006):

$$h(x, c_i, \sigma_i) = \exp \left[- \left(\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2} \right) \right] \dots \dots \dots 4$$

حيث $\|x - c_i\|^2$ هي المسافة الاقليدية بين متجه الإدخال x و c_i المركزي.
 σ_i : يشير لعرض دالة الاساس الشعاعي Gaussian للعنصر i .

2-3- التجهين بين RBFN وARIMA:

لقد تطرقنا في هذه الدراسة إلى النموذج الهجين الذي يقوم على دمج نموذج خطي مع نموذج غير خطي للسلسلة.

من خلال الجمع بين نموذج RBFN و ARIMA يمكن تصميم هياكل الارتباط التلقائي المعقدة في البيانات بشكل أكثر دقة، بالإضافة إلى ذلك سبب الأنماط غير المستقرة أو المتغيرة المحتملة في البيانات، ولهذا فإن استخدام الطريقة الهجينة يمكن أن يقلل من عدم اليقين في النموذج الذي يحدث عادة في الاستدلال الإحصائي والتنبؤ بالسلسلة الزمنية (Zheng & Zhong 2011: PP 1471-1475).

قد يكون من المنطقي اعتبار سلسلة زمنية مكونة من مركب غير خطي وهيكل ارتباط تلقائي خطي.

ومن خلال هذا يمكن تمثيل النموذج الهجين Y_t على النحو التالي:

$$Y_t = L_t + N_t \dots \dots \dots 5$$

N_t : تمثل المركبة الخطية في السلسلة الزمنية

L_t : تمثل المركبة غير الخطية في السلسلة الزمنية

وتتمثل خوارزمية هذه الطريقة فيما يلي:

أولاً: نستخدم نموذج ARIMA لنمذجة المركبة الخطية \hat{L}_t . وعن طريق طرح القيم

الفعالية من القيم المقدرة باستخدام نموذج ARIMA، نحصل على البواقي e_t .

$$e_t = y_t - \hat{L}_t \dots \dots 6$$

\hat{L}_t : القيمة المتوقعة لنموذج ARIMA في الزمن t .

e_t : تمثل البواقي.

ثانياً: نستخدم نموذج RBFN لنمذجة المركبة غير الخطية الموجودة في سلسلة

البواقي.

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-1}, \dots, e_{t-n}) + \varepsilon_t \dots \dots 7$$

حيث f دالة غير خطية تحدها الشبكة العصبية RBFN و ε_t هو الخطأ

العشوائي.

ثالثاً: في هذه المرحلة يتم جمع القيم المتنبأ بها بواسطة ARIMA مع تنبؤات البواقي

التي تم حسابها من قبل نموذج RBFN النهائية للسلسلة الزمنية كما هو موضح في

المعادلة التالية:

$$\hat{Y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t \dots \dots 8$$

وعليه فإن نموذج الهجين يجمع بين القوة التي يستمدتها من نموذج ARIMA

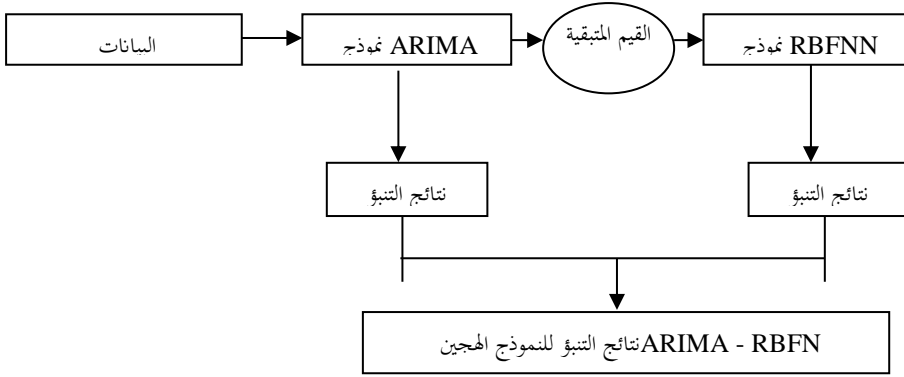
ونموذج RBFN في تحديد الأنماط المختلفة، وبالتالي قد يكون من المفيد نمذجة الأنماط

الخطية وغير الخطية بشكل منفصل عن طريق استخدام نماذج مختلفة ثم دمج

التنبؤات لتحسين الأداء الإجمالي للنمذجة والتنبؤ (Zhang 2003 : PP 159-175).

ويمكن تلخيص هذه الطريقة في المخطط البياني التالي:

شكل رقم 2: طريقة التحجين ARIMA-RBFN



المصدر: من اعداد الباحثين

4-2- معايير الكفاءة على دقة النماذج:

من أجل قياس كفاءة أداء النماذج واختيار الأفضل، هناك عدة معايير إحصائية تستخدم والتي تعتبر من المؤشرات التي توضح مدى ملائمة النموذج المستخدم، وهي كالاتي (Camara, A. et al 2016 PP:242-241):

متوسط مربع الخطأ (MSE):

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^m e^2}{n} \dots \dots \dots 9$$

الجذر التربيعي للمتوسط مربعات الخطأ (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{\sum (y_t - \hat{y}_t)^2}{n}} \dots \dots \dots 10$$

متوسط الخطأ المطلق (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |e_t| \dots \dots 11$$

متوسط الخطأ النسبي المطلق (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100 \dots \dots 12$$

10- النتائج والمناقشة:

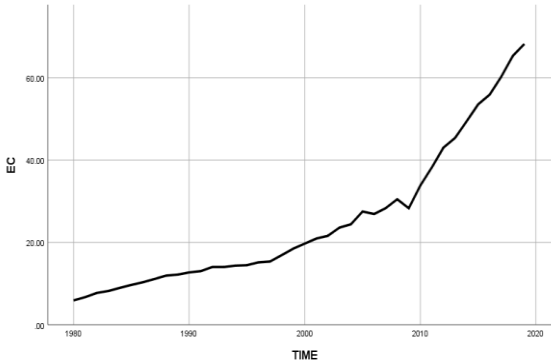
1-3- البيانات:

تتمثل متغيرات هذه الدراسة في متغير واحد وهو استهلاك الكهرباء في الجزائر، من الفترة الممتدة من 1980 إلى 2019. حيث تم الحصول على هذه المعطيات من الموقع التالي:

https://www.theglobaleconomy.com/Algeria/electricity_consumption/

حيث يتضح من الشكل البياني رقم (3) أن استهلاك الكهرباء في الجزائر في ارتفاع مستمرة من سنة إلى أخرى نظرا للتطور التكنولوجي، ضف إلى ذلك الاحتباس الحراري الذي يؤثر على المناخ في الجزائر كارتفاع للحرارة، او البرودة الشديدة، زد على ذلك عدم الترشيد في استهلاك الكهربائي.

شكل رقم 3: استهلاك الكهرباء في الجزائر



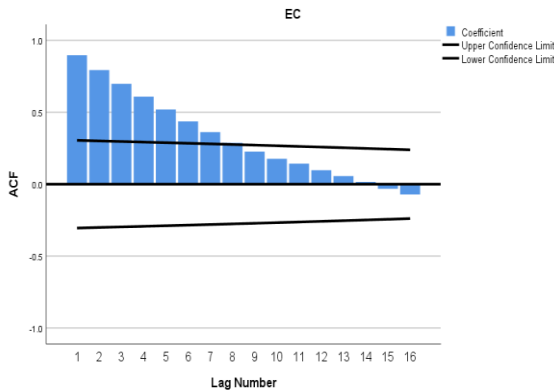
المصدر: من اعداد الباحثين

2-3- استخدام النموذج الهجين ARIMA-RBFN في التنبؤ باستهلاك الكهرباء:

3-2-1- استخدام نموذج ARIMA في التنبؤ باستهلاك الكهرباء: من خلال النظر إلى

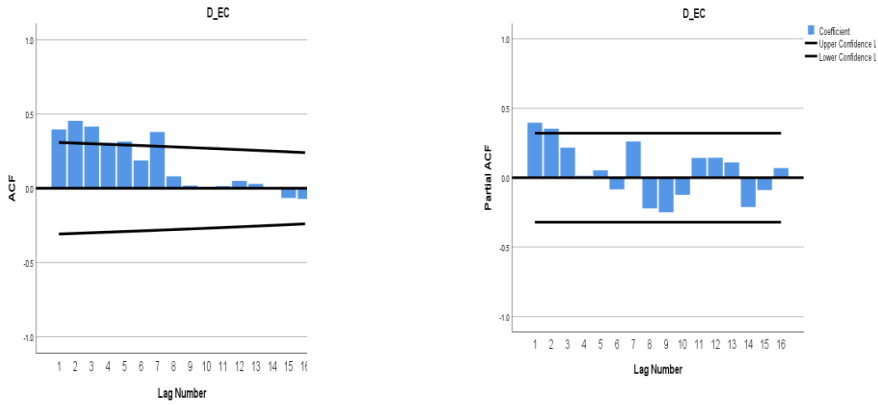
منحنى استهلاك الكهرباء يتبين أن السلسلة تحتوي على اتجاه عام وبالتالي فإن السلسلة غير مستقرة، ولتأكد من ذلك نقوم برسم دالة الارتباط الذاتي لهذه السلسلة، حيث يتضح من الشكل البياني رقم (4) أن معظم التباطآت تختلف عن الصفر، اذن السلسلة غير مسقرة.

شكل رقم 4: دالة الارتباط الذاتي لسلسلة استهلاك الكهرباء



ولتحويل سلسلة استهلاك الكهرباء إلى سلسلة مستقرة نقوم باستخدام طريقة الفروق، بعد ذلك نرسم دالة الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية وهذا من أجل معرفة رتب نموذج ARIMA، ومن خلال الشكل البياني رقم (5) وباعتماد على كل من معايير تذبذبية كمية المعلومات لأكايك وشيوارز يتضح أن النموذج الملائم هو من النوع ARIMA(0,1,3).

شكل رقم 5: رسم دالة الارتباط الذاتي الجزئية والبسيطة لسلسلة الفروق



المصدر: من إعداد الباحثين

وبالنظر إلى الجدول رقم (2) والذي يخص تقدير النموذج $ARIMA(0,1,3)$ ، فنلاحظ أن جميع المعلمات مقبولة احصائيا وأنها تخلف معنويا عن الصفر أي أن قيمة الاحتمالية للمعالم أقل من 5%، وهذا مؤشر جيد على صلاحية النموذج للتنبؤ.

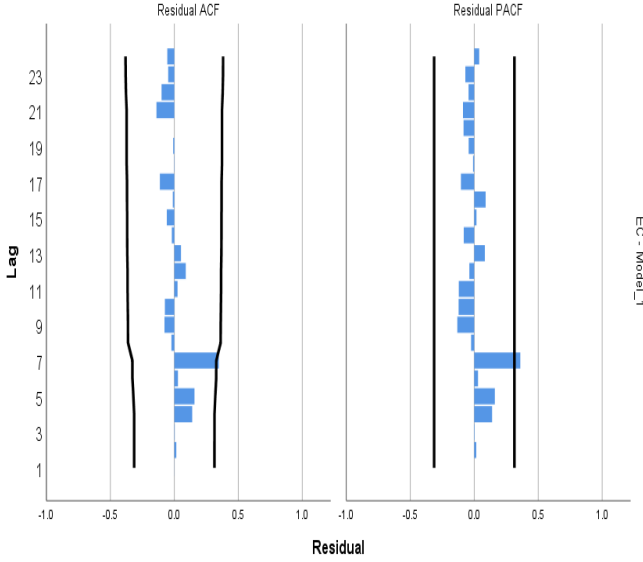
جدول رقم 2: نتائج تقدير النموذج $ARIMA(0,1,3)$

النموذج		التقدير	SE	t	قيمة الاحتمالية
	الثابت	1.621	0.494	3.284	0.002
MA 2	Lag2	-0.464	0.144	-3.228	0.003
MA 3	Lag3	-0.513	0.161	-3.184	0.003

المصدر: من إعداد الباحثين

ولتتحقق من جودة النموذج المقدر، قمنا برسم دالة الارتباط الذاتي البسيطة والجزئية لسلسلة البواقي، فتحصلنا على الشكل رقم (6) إذ نلاحظ أن جميع المعاملات تقع داخل الحدود المفروضة مما يدل على جودة النموذج.

شكل رقم 6: الرسم البياني لدالة الارتباط الذاتي الجزئية والبسيطة لسلسلة البواقي

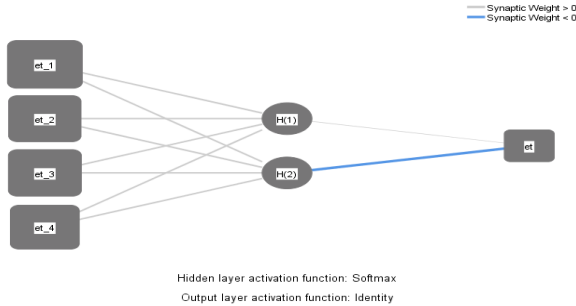


المصدر: من إعداد الباحثين

3-2-2- استخدام شبكة دالة الاساس الشعاعية RBFN:

في الجزء الاول من نموذج التجهين قمنا بتقدير الجزء الخطي في سلسلة استهلاك الكهرباء، إما في هذا الجزء سوف نقوم بتقدير الجزء غير الخطي أي الجزء المتبقي والذي لم يتم تقديره باستخدام طريقة ARIMA.

شكل رقم 7: معمارية شبكة دالة الاساس الشعاعية



المصدر: من إعداد الباحثين

- 1- تقسيم بيانات سلسلة البواقي إلى قسمين، قسم يمثل عينة التدريب (70%) وجزء يمثل عينة الاختبار (30%).
- 2- تحديد عدد العقد في طبقة المدخلات والمتمثلة في (1-et، 2-et، 3-et، 4-et)
(أنظر الشكل البياني رقم 7).
- 3- تحديد عدد العقد في الطبقة الخفية والمتمثلة في (H1، H2)، بحيث يتم تحدد هذه العقد عن طريق تدنية مجموع مربعات الاخطاء لعينة الاختبار والتي تساوي 5.362.
- 4- يتم تحديد الدالة التنشيط في الطبقة الخفية من النوع دالة الاساس الشعاعية القوسية، أما دالة التنشيط في الطبقة المخرجات من نوع الخطي.
- 5- الحصول على القيم المتنبأ بها لسلسلة البواقي.

جدول رقم 3: ملخص طريقة شبكة دالة الاساس الشعاعية

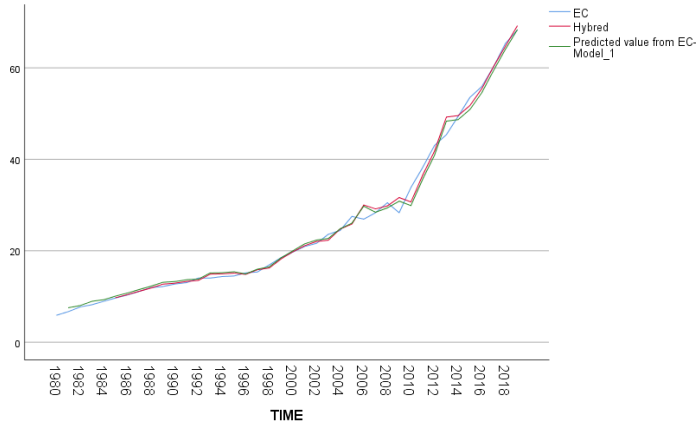
حجم عينة التدريب	70%
حجم عينة الاختبار	30%
دالة التنشيط لطبقة الخفية	دالة الاساس الشعاعية القوسية
دالة التنشيط لطبقة الاخراج	دالة خطية
مجموع مربعات الخطأ لعينة التدريب	10.851
مجموع مربعات الخطأ لعينة الاختبار	5.362

المصدر: من إعداد الباحثين

3-2-3- الجمع النموذج الخطي ARIMA والنموذج غير الخطي RBFN:

في هذه المرحلة يتم الجمع النموذج الخطي $ARIMA(0,1,3)$ والنموذج غير الخطي $RBFN(4,2,1)$ ، ولمعرفة جودة هذا تم المقارنة بين القيم الفعلية لاستهلاك الكهرباء (EC) والقيم المقدرة لاستهلاك الكهرباء $ARIMA$ والنموذج الهجين والمتمثلة في الرسم البياني رقم (8)، إذ نلاحظ تقارب بين القيم الفعلية والنموذج المقدر $ARIMA$ والنموذج الهجين.

شكل رقم 8: المقارنة بين النموذج ARIMA والنموذج الهجين ARIMA-RBFN



المصدر: من اعداد الباحثين

ولمعرفة النموذج الملائم للتنبؤ باستهلاك الكهرباء في الجزائر، قمنا بحساب معيار متوسط مربعات الخطأ (MSE) وجدر متوسط مربعات الخطأ (RMSE) والممثل في الجدول رقم (4).

جدول رقم 4: المقارنة بين النموذج ARIMA والنموذج الهجين ARIMA-RBFN

Time	EC	ARIMA	ARIMA-RBFN
2010	33.84	29.88	30.68
2011	38.24	35.69	36.58
2012	43.06	40.94	41.83
2013	45.39	48.34	49.23
2014	49.41	48.68	49.57
2015	53.56	50.9	51.77
2016	55.93	54.57	55.45
2017	60.27	59.44	60.3
2018	65.34	64.06	64.74
2019	68.23	68.31	69.15
MSE		4.71728	3.36671
RMSE		2.17193002	1.83485967

الوحدة: مليار كيلوات في الساعة

المصدر: من إعداد الباحثين

ومن خلال الجدول رقم (4) نلاحظ أن النموذج الهجين ARIMA-RBFN أفضل من نموذج ARIMA، وهذا لحصوله على أقل قيمة لـ MSE و RMSE، وبالتالي فإن التجهين بين نمذجة الانماط الخطية في سلسلة استهلاك الكهرباء باستخدام نماذج ARIMA ونمذجة الانماط غير الخطية في سلسلة استهلاك الكهرباء باستخدام نماذج شبكة دالة الاساس الشعاعية يكون أكثر أدق وفعالية في التنبؤ باستهلاك الكهرباء في الجزائر.

الخاتمة:

في هذه الدراسة قمنا بمقارنة النماذج الخطية وتمثلية في نموذج ARIMA، والنماذج الهجينة التي تجمع بين نموذج ARIMA والنماذج غير خطية وتمثلية في نموذج شبكة دالة الاساس الشعاعية، في التنبؤ باستهلاك الكهرباء للفترة 1980-2019، حيث بينت الدراسة أفضلية النماذج الهجينة من نموذج ARIMA وفقا لقيمة مقياس متوسط مربعات الخطأ MSE ومقياس جذر متوسط مربعات الخطأ RMSE. وفي الاخير فإن استخدام النماذج الهجينة في التقدير والتنبؤ باستهلاك الكهرباء عوضا من نماذج ARIMA. وبالتالي تحتاج الجزائر للتخطيط لإقامة محطات توليد الكهرباء فضلا عن تنقيدها إلى وقت المحدد يتعين التنبؤ باستهلاك الكهرباء في وقت مبكر حتى يمكن إقامة المحطات ذات الحجم الملائم والتي تزودنا بالكميات اللازمة من الكهرباء.

المراجع والمصادر:

1. عماد صليوا & ظ رمضان مطر، "مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية (بوكس-جنكز) مع التطبيق"، المجلة العراقية للعلوم الاحصائية، 16(28)، 2019، ص 51-76.
2. طالب، "استخدام منهجية بوكس-جينكز لبناء نموذج قياسي للتنبؤ بعدد المواطنين السوريين"، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية-سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية، 40(6)، 2018، ص 16.

التحجين بين شبكة دالة الاساس الشعاعية RBFN ونماذج ARIMA في التنبؤ باستهلاك الكهرباء في الجزائر للفترة 1980-2019
أ.د. عبد القادر ساهد ط.د. حسن قهوي

3. فاضل حسين & ح كامل مثنى، "التنبؤ المناخي بإنتاج محصول الحنطة للفترة من (1986-2010) باستخدام نماذج السلاسل الزمنية الخطية"، مجلة كلية العلوم-جامعة النهريين، 16(3)، 2013، ص 48-61.

4. احمد عبد الرحمن & ح خالد رشيد. "مقارنة بين الطرائق الاحصائية المستعملة للتنبؤ بحجم الناتج المحلي الإجمالي العراقي للقطاعين (العام والخاص) للفترة (2016-2025)", مجلة الاقتصاد و الادارة، 24(107)، 2018، ص ص 590-612.

5. Xiang-Bin Yan, Zhen Wang, Shu-Hua Yu, Yi-Jun Li., Time series forecasting with RBF neural network, Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Guangzhou, 2005, pp. 18-21

6. Sasan Barak, S.Saeedeh Sadegh., Forecasting energy consumption using ensemble ARIMA—ANFIS hybrid algorithm, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 82, 2016, pp. 92-104.

7. Lee, Y. S., Tong, L. L., Forecasting energy consumption using a grey model improved by incorporating genetic programming. Energy conversion and Management, 52(1), 2011, pp. 147-152.

8. Chavez, S. G., Bernat, J. X., Coalla, H. L., Forecasting of energy production and consumption in Asturias, Energy, 24(3), 1999, PP.183-198.

9. Merh, N., Saxena, V. P., & Pardasani, K. R., A comparison between hybrid approaches of ANN and ARIMA for Indian stock trend forecasting. Business Intelligence Journal, 3(2), 2010, pp.23-43.

10. Leu, J Wang, J. H., Y., Stock market trend prediction using ARIMA-based neural networks. In Proceedings of International Conference on Neural Networks, 1996, Vol. 4, pp. 2160-2165.

11. Adebisi, A. A., Adewumi, A. O., Ayo, C. K., Comparison of ARIMA and artificial neural networks models for stock price prediction. Journal of Applied Mathematics, 2014.

12. Cadenas, E., & Rivera, W., Wind speed forecasting in three different regions of Mexico, using a hybrid ARIMA—ANN model. Renewable Energy, 2010, 35(12), pp.2732-2738.

13. Babai, M. Z., Ali, M. M., Boylan, J. E., Syntetos, A. A., Forecasting and inventory performance in a two-stage supply chain with ARIMA (0, 1, 1) demand: Theory and empirical analysis. International Journal of Production Economics, 2013, 143(2), pp. 463-471.463.

14. Xuemei, L., Lixing, D., Yan, L., Gang, X., & Jibin, L., Hybrid genetic algorithm and support vector regression in cooling load prediction. In 2010 Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2010, pp. 527-531.
15. Wang, X., & Meng, M., A Hybrid Neural Network and ARIMA Model for Energy Consumption Forecasting. 2012, JCP, 7(5), pp. 1184-1190.
16. Kia, A. N., Fathian, M., Gholamian, M. R., Using MLP and RBF neural networks to improve the prediction of exchange rate time series with ARIMA. International Journal of Information and Electronics Engineering, 2012, 2(4), pp. 543-546.
17. He, J., Si, B., The application of ARIMA-RBF model in urban rail traffic volume forecast. In Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering. Atlantis Press, 2013.
18. Wongsathan, R., Jaroenwiriayap, W., A hybrid ARIMA and RBF neural network model for tourist quantity forecasting: a case study for Chiangmai province. Asia-Pacific Journal of Science and Technology, 2016, 21(1), pp. 37-54.
19. AL-Sharoot, M. H., Saheb, D. A., Forecasting of electricity power consumption in AL-Qadisiyah province by using time series models & Artificial neural networks models. Journal of Al-Qadisiyah for computer science and mathematics, 2014, 6(1), pp.9-26.
20. Yao, Y., Lian, Z., Hou, Z., & Liu, W., An innovative air-conditioning load forecasting model based on RBF neural network and combined residual error correction. International Journal of Refrigeration, 2006, 29(4), pp.528-538.
21. Feng, H. M., Self-generation RBFNs using evolutionary PSO learning. Neurocomputing, 2006, 70(1-3), pp.241-251.
22. Zheng, F., & Zhong, S., Time series forecasting using a hybrid RBF neural network and AR model based on binomial smoothing. World Academy of Science, Engineering and Technology, 2011, 75, pp.1471-1475.
23. Zhang, G. P., Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing, 2003, 50, pp.159-175.
24. Camara, A., Feixing, W., & Xiuqin, L., Energy consumption forecasting using seasonal ARIMA with artificial neural networks models. International Journal of Business and Management, 2016, 11(5), 231.pp. 241-242.

التحجين بين شبكة دالة الاساس الشعاعية RBFN ونماذج ARIMA في التنبؤ باستهلاك الكهرباء في الجزائر للفترة 1980-2019

ط.د. حسن قهوي

أ.د. عبد القادر ساهد

25. ايضان علاء ناظم., Using Artificial Neural Network Models For Forecasting & Comparison. journal of Economics And Administrative Sciences, 2009, 15(56), pp. 201-215.

26. Merh, N., Saxena, V. P., & Pardasani, K. R., A comparison between hybrid approaches of ANN and ARIMA for Indian stock trend forecasting. Business Intelligence Journal, 2010, 3(2), pp.23-43.